مدل‌سازی و پیش‌بینی مقاوم سرعت باد با بهره‌گیری از فیلتر کالمن H_∞

آرمین سرکوبی[۱]؛ حجت حاجی‌آبادی[۲]؛ محسن فرشاد[۳]

[۱]دانشجوی کارشناسی ارشد رشته مهندسی برق-کنترل؛ دانشگاه بیرجند؛ arminsarkoobi@birjand.ac.ir

[۲]دکتری رشته مهندسی برق-کنترل؛ استاد مدعو؛ دانشگاه بیرجند؛ h_hajiabadi@birjand.ac.ir

[۳]دانشیار گروه مهندسی برق - کنترل؛ دانشگاه بیرجند؛ mfarshad@birjand.ac.ir

* نویسنده مسئول: محسن فرشاد

چکیده

یکی از شیوه‌های تولید انرژی الکتریکی از منابع تجدیدپذیر، استفاده از توربین‌های بادی می‌باشد. به منظور استحصال حداکثر تولید انرژی الکتریکی توسط این توربین‌ها و کاهش بار مکانیکی بر اجزای آن‌ها، دسترسی سیستم کنترل به اطلاعات دقیق سرعت باد مؤثر امری ضروری است. با این وجود، اتکا بر داده‌های بادسنج ناکافی است؛ چراکه اختلالات و تلاطم‌های اضافی تأثیر بسزایی در نتایج دارند. در این مقاله، شهر نهبندان از استان خراسان جنوبی به عنوان نمونه‌ای از مناطق با پتانسیل باد قابل توجه مورد بررسی قرار گرفته است. الگوریتم فیلتر کالمن H_∞ به علت عملکرد مقاوم در برابر عدم قطعیت‌های باد به عنوان روش پیشنهادی جهت تخمین سرعت باد مؤثر، به کار رفته است. به‌منظور بررسی عملکرد روش پیشنهادی، این الگوریتم با دو روش فیلتر کالمن خطی با تکنیک نیوتن-رافسون و فیلتر کالمن توسعه یافته مقایسه شده است. در پایان، با استفاده از نرم افزار MATLAB، عملکرد این الگوریتم‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج شبیه‌سازی، حاکی از برتری عملکرد الگوریتم فیلتر کالمن H_∞ در مقایسه با سایر روش‌ها است.

کلمات کلیدی: انرژی تجدیدپذیر، تخمین سرعت باد، توربین بادی، فیلتر کالمن، فیلتر کالمن توسعه یافته، فیلتر کالمن H_∞.

۱- مقدمه

صنعت انرژی بادی با بهره‌گیری از روش‌های زیست محیطی، راه‌حل‌های پایدار و پیشرفت‌های تکنولوژی، رشد قابل توجهی داشته است[۱]، [۲]. توربین‌های بادی مدرن جهت تولید حداکثر انرژی در کنار کاهش بار بر اجزا طراحی شده‌اند، که این امر ضرورت کالیبراسیون دقیق در سیستم‌های کنترل را بیان می‌کند[۳]. با این حال، چالش اصلی انرژی باد وابستگی آن به شرایط آب و هوایی بوده که منجر به بازدهی غیرقابل پیش‌بینی می‌شود. بنابراین، پیش‌بینی دقیق مقدار انرژی تولیدی به چالشی اساسی تبدیل شده است[۴].

ساختار کنترل به اطلاعات سرعت باد نیاز دارد و روتور توربین بادی، "میدان باد" را پوشش داده که در آن سرعت باد توزیع مکانی دارد؛ اما بادسنج‌های نقطه‌ای قادر به ثبت سرعت باد در یک نقطه بوده و معمولاً تحت تأثیر اختلالات خارجی هستند. بنابراین، بادسنج به تنهایی برای تشخیص دقیق سرعت توربین یا ارزیابی توان خروجی کافی نیست و اثر باد روی پره‌های توربین از طریق سرعت باد مؤثر شبیه‌سازی می‌شود که در مدل توربین بادی، انرژی خروجی مشابه توربین واقعی تولید می‌کند[۵]. در دهه گذشته، تحقیقات بر توسعه سیستم‌های پیش‌بینی سرعت باد مؤثر تمرکز کرده و این سیستم‌ها به دو دسته مدل‌های فیزیکی[۴] و روش‌های آماری[۶] تقسیم می‌شوند. مدل‌های فیزیکی برای پیش‌بینی‌های بلندمدت مناسب بوده، در حالی که روش‌های آماری در پیش‌بینی‌های کوتاه مدت عملکرد خوبی دارند و بهره‌گیری از این روش‌ها امکان پیش‌بینی سرعت و قدرت باد را فراهم می‌کند. مدل‌های فیزیکی جهت پیش‌بینی سرعت باد و انرژی تولیدی، ویژگی‌های جغرافیایی و محلی و همچنین متغیرهای آب و هوایی را مد نظر قرار می‌دهد. در سال‌های اخیر، برای پیش‌بینی آب و هوا، رویکردهای ترکیبی مدل‌های ریاضی با تکنیک‌های آماری پیشرفته ظهور کرده است[۷]. این گروه شامل مدل‌های AR[۱]، میانگین متحرک[۲]، میانگین متحرک AR[۳]، میانگین متحرک AR یکپارچه[۴][۷]، روش باکس جنکینز[۵] و فیلتر کالمن است[۸].

برخی مطالعات، از جمله تحقیق کاستا و همکاران، به بررسی تاریخچه پیش‌بینی کوتاه‌مدت انرژی باد می‌پردازند. این تحقیق رویکردهای ریاضی و فیزیکی را بررسی کرده، اما به دلیل عدم وجود معیارهای استاندارد و عدم سازگاری داده‌ها، مدل‌ها را مقایسه نمی‌کند[۹]. لی و همکارانش بر پیش‌بینی سرعت و قدرت باد تمرکز کرده و ضرورت استفاده از ابزارهای بهتری را تأکید کردند[۱۰]. Tascikaraoglu و همکاران، چالش‌های پیش‌بینی نیروی باد و اهمیت ترکیب روش‌ها برای افزایش دقت و کاهش تأثیر نوسانات باد بر عملیات سیستم را بررسی کردند[۱۱]. ماروگان و همکاران ضمن مرور تاریخچه موضوع، به بررسی کاربرد استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در انرژی باد پرداخته و پتانسیل آن را به عنوان

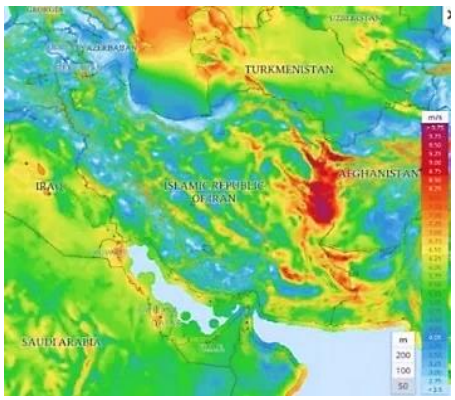
[1]Autoregression (AR)
[2]Moving Average (MA)
[3]Autoregressive Moving-Average (ARMA)
[4]Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)
[5]The Box-Jenkins method

جایگزینی مناسب برای روش‌های سنتی نشان دادند. همچنین پیش‌بینی، بهینه‌سازی طراحی، تشخیص خطا و کنترل بهینه مورد بررسی قرار گرفته است[۱۲].

لیو و همکاران فناوری‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی، ماشین‌های بردار پشتیبان و الگوریتم‌های یادگیری عمیق را برای پیش‌بینی انرژی باد بررسی کرده و یادگیری و بهینه‌سازی را به عنوان ابزارهای مکمل مدل‌های هوشمند مورد توجه قرار داده‌اند[۱۳]. ایشان همچنین جهت افزایش دقت و ثبات پیش‌بینی، به بهینه‌سازی چند هدفه در پیش‌بینی پرداخته و به تئوری‌ها، روش‌ها و طبقه‌بندی تابع هدف در راستای بهبود عملکرد اشاره کردند[۱۴]. یانگ و همکاران به بررسی روش‌های پیش‌بینی باد شامل سرعت، توان و عدم قطعیت همچنین فناوری‌های پیش‌پردازش داده‌ها و پیشرفت‌های اخیر در این حوزه پرداختند[۱۵]. زنده‌بودی و همکاران نیز انتقال از سوخت‌های فسیلی به انرژی خورشیدی و بادی را تحلیل کرده و بر اهمیت پیش‌بینی دقیق این منابع تأکید کرده و مدل‌سازی توسط ماشین بردار پشتیبان را پیشنهاد کردند[۱۶]. وانگ و همکاران، روش‌های یادگیری عمیق را برای پیش‌بینی انرژی‌های تجدیدپذیر به طور گسترده مرور کرده و آن‌ها را به گروه‌های مختلفی مانند روش‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی عمیق دسته‌بندی کردند. همچنین به پیش‌پردازش داده‌ها و تکنیک‌های تصحیح خطا پرداخته‌اند [۱۷]، [۱۸].

در این مقاله ابتدا مدل توربین بادی مورد بررسی قرار گرفته، سپس از سه فیلتر مختلف برای تقریب سیستم‌های غیرخطی استفاده شده است. نخستین فیلتر مورد استفاده، فیلتر کالمن خطی[۶] است[۱۹]، [۲۰]. این فیلتر، پارامترهای خطی مدل انتقال را تخمین زده و به‌طور تکراری معادله گشتاور آیرودینامیکی غیرخطی را با روش نیوتن-رافسون حل می‌کند. این موضوع در[۳]، [۲۱] به تفصیل شرح داده شده است. دومین فیلتر، فیلتر کالمن توسعه‌یافته[۷] است که الگوریتمی قوی برای تخمین سرعت باد مؤثر[۸] به شمار می‌رود. این الگوریتم در هر تکرار، توابع غیرخطی را از طریق بسط تیلور در یک نقطه کاری خطی‌سازی می‌کند[۱۹]. فیلتر پیشنهادی مقاله برای تخمین، فیلتر کالمن H_∞[۹] است که به منظور کنترل عدم قطعیت‌ها و اختلالات طراحی شده است. این فیلتر مبتنی بر تئوری کنترل H_∞ است و هدف آن کاهش تأثیر اختلالات و عدم قطعیت‌ها بر سیستم می‌باشد[۲۲]. در پایان شبیه‌سازی سه گونه‌ی فیلتر کالمن متفاوت برای تخمین سرعت باد در منطقه نهبندان انجام می‌پذیرد. این شهر در نزدیکی کویر مرکزی ایران واقع شده و دارای آب و هوای گرم و خشک می‌باشد و ارتفاع شهر از سطح دریا ۱۱۹۶ متر و مناطق شمالی آن به ۲۵۰۰ متر می‌رسد. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی شهر نهبندان در استان خراسان جنوبی (جنوب استان) و شکل ۲ سرعت باد در ارتفاع ۵۰ متری را نشان می‌دهد. با توجه به اطلاعات شکل ۲، نهبندان به دلیل دارا بودن پتانسیل بادخیزی مناسب، جهت بررسی در این مقاله انتخاب شده است[۲۳].

شکل ۱- نقشه خراسان جنوبی[۲۴]



شکل ۲- اطلس انرژی بادی ایران[۲۳]

۲- مدل توربین بادی

در این بخش، مدلی برای کنترل توربین بادی ارائه می‌شود. ابتدا به اجزای آیرودینامیکی و مکانیکی پرداخته شده و سپس یک مدل فضای حالت تعمیم یافته معرفی می‌گردد. در نهایت، توضیحات مفصلی از مدل شبیه‌سازی ارائه خواهد شد[۲۵].

۲-۱ مدل آیرودینامیکی

بر اساس تئوری لوله جریان، توان باد P_w در امتداد لوله‌ای با شعاع R و سرعت میانگین باد مقطعی v تعریف می‌شود. توان باد بر اساس رابطه ۱ استخراج می‌شود[۲۶].

[6] Kalman Filter
[7] Extended Kalman Filter (EKF)
[8] Effective Wind Speed (EWS)
[9] H-infinity Kalman Filter (HKF)

$$p_w = \frac{1}{2}\rho v^2 \pi R^2 v \qquad (۱)$$

بر اساس رابطه ۲، توان روتور P_r که از نیروی باد P_w به دست می‌آید، به میزان انرژی باد جذب شده و بازده آیرودینامیکی یا ضریب توان C_p بستگی دارد.

$$P_r = \frac{1}{2}\rho v^2 \pi R^2 v C_p(\lambda, \beta) \qquad (۲)$$

در این معادله β نشان دهنده زاویه گام، v نشان دهنده سرعت جریان آزاد و λ نشان دهنده نسبت سرعت نوک[10] است و طبق رابطه ۳ تعریف می‌شود

$$\lambda = \frac{\omega_r R}{v} \qquad (۳)$$

که در آن ω_r سرعت زاویه‌ای روتور است. با استفاده از رابطه بین توان و گشتاور روتور $P_r = T_r \omega_r$، معادله گشتاور روتور به‌دست می‌آید[۲۱].

$$T_r = \frac{1}{2}\rho v^2 \pi R^2 R C_Q(\lambda, \beta) \qquad (۴)$$

حال با در نظرگرفتن ضریب گشتاور به صورت $C_Q(\lambda, \beta) = \frac{C_p(\lambda,\beta)}{\lambda}$، نیروی رانش F_t با ضریب رانش $C_T(\lambda, \beta)$ به صورت زیر تعریف می‌شود [۲۷].

$$F_t = \frac{1}{2}\rho v^2 \pi R^2 C_T(\lambda, \beta) \qquad (۵)$$

که ضرایب C_Q و C_T را می‌توان از داده‌های جدول‌بندی شده یا محاسبات تحلیلی به‌دست آورد. در [۲۱]، تحلیل مقایسه‌ای از نقشه آیرودینامیکی توربین بادی NREL 5MW به صورت جدولی و تحلیلی به‌طور همزمان ارائه شده است.

۲-۲ مدل مکانیکی

مدل پایه‌ای برای توربین بادی مکانیکی با چهار درجه آزادی[11] به صورت معادله دیفرانسیل ماتریسی مطابق رابطه ۶ بیان می‌شود[۲۱]

$$M\ddot{q} + D\dot{q} + Kq = f(z) \;\; \text{with } f(z) = f_r(z) + f_g \qquad (۶)$$

که در این رابطه معادلات حرکتی به ماتریسی با مختصات تعمیم یافته $q = [y_t \; y_b \; \theta_r \; \theta_g]^T$ تبدیل می‌شوند و به تفصیل در [۲۱] ارائه شده است. ماتریس‌های M، D و K به ترتیب ماتریس‌های جرم، میرایی و سختی می‌باشند. همچنین

$$f_r(z) = [F_t(z) \;\; F_t(z) \;\; T_r(z) \;\; 0]^T \qquad (۷)$$

$$f_g = [0 \;\; 0 \;\; 0 \;\; -T_g]^T \qquad (۸)$$

که در آن $f_r(z)$ و f_g به ترتیب تحریک روتور و ژنراتور بوده و شامل نیروی رانش روتور $F_t(v, \omega_r, \beta)$ (طبق معادله ۵) و گشتاور روتور $T_r(v, \omega_r, \beta)$ (طبق معادله ۴) و گشتاور ژنراتور T_g است [۲۸].

۲-۳ مدل فضای حالت تعمیم یافته

مدل فضای حالت با چهار درجه آزادی، به عنوان پایه‌ای برای طراحی فیلتر کالمن استفاده می‌شود. بسته به مرتبه و متغیرهای قابل اندازه‌گیری، مجموعه‌های متفاوتی از درجات آزادی تعریف می‌شوند. این مدل شامل مشخصات مکانیکی، آیرودینامیکی و خصوصیات دینامیکی سرعت باد است. به طور خاص، یک مدل باد مرتبه اول از [۲۹] به همراه مؤلفه نویز سفید جهت بهبود نتایج در فیلتر کالمن بدون نویز انتخاب شده است. در این مدل، با بهره‌گیری از میانگین سرعت باد v (طبق معادله ۹) داریم

$$\dot{v} = -\frac{1}{\tau_v}(v - \bar{v}) \qquad (۹)$$

که در آن $\bar{v}$ میانگین سرعت باد و τ_v ثابت زمان تأخیر بوده که مقدار آن ۴ ثانیه در نظر گرفته شده است [۳۰]. در کاربردهای واقعی توربین بادی، میانگین سرعت باد با اندازه‌گیری‌های بادسنج در یک دوره زمانی مناسب (به عنوان مثال ۱۰ دقیقه) محاسبه می‌شود [۳۱]. همچنین، با بهره‌گیری از معادله حرکت (معادله ۶) و مدل باد (معادله ۹)، مدل فضای حالت غیرخطی استخراج می‌گردد.

[10] Tip-speed ratio (TSR)
[11] four degrees of freedom (DOF-4)

$$\begin{bmatrix}\dot{q}\\ \ddot{q}\\ \dot{\upsilon}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0_{4\times4} & I_{4\times4} & 0_{4\times1}\\ -M^{-1}K & -M^{-1}D & \frac{1}{v}M^{-1}f_r(z)\\ 0_{1\times4} & 0_{1\times4} & -\frac{1}{\tau_\upsilon}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}q\\ \dot{q}\\ \upsilon\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}0_{4\times1} & 0_{4\times1}\\ M^{-1}e_4 & 0_{4\times1}\\ 0 & \frac{1}{\tau_\upsilon}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}-T_g\\ \bar{v}\end{bmatrix},\quad y=Cx \qquad (۱۰)$$

که بردار $e_4=[0\ 0\ 0\ 1]^T$ و x نشان‌دهنده بردار حالت گسترش یافته است.

$$x=[q^T\ \dot{q}^T\ \nu]^T=[y_T\ y_B\ \theta_r\ \theta_g\ \dot{y}_T\ \dot{y}_B\ \omega_r\ \omega_g\ \nu]^T \qquad (11)$$

در شبیه‌سازی کنترل سرعت توربین بادی، نیازی به مدل‌های دقیق برای اجزای سیستم مانند ژنراتور و مبدل نیست. بنابراین امکان شبیه‌سازی ساده و کارآمد فراهم بوده و زمان و حجم محاسبات کاهش می‌یابد [۳۱].

۳- الگوریتم‌های مبتنی بر فیلتر کالمن

در این بخش، سه الگوریتم متفاوت مبتنی برروش فیلتر کالمن برای تخمین فرآیندهای غیرخطی در توربین‌های بادی معرفی شده است.

۳-۱ فیلتر کالمن خطی

فیلتر کالمن خطی برای یک سیستم زمان گسسته بر اساس مدل فضای حالت خطی طراحی شده است.

$$\begin{aligned}x_{k+1}&=Ax_k+Bu_k+w_k\\ y_k&=Cx_k+v_k\end{aligned} \qquad (۱۲)$$

در این رابطه، متغیر k نشان‌دهنده یک لحظه گسسته در زمان است. که در آن x_k بردار فضای حالت و y_k شامل اندازه‌گیری خروجی‌ها است. ماتریس‌های A، B و C روابط بین متغیرها را تعیین می‌کنند. نویز حالت w_k و نویز اندازه‌گیری v_k دو بردار نامرتبط هستند که متغیرهای تصادفی با میانگین صفر می‌باشند. اغلب، این نویزها به‌صورت گوسی در نظر گرفته می‌شوند.

$$w_k\sim N(0,Q),\ v_k\sim N(0,R) \qquad (۱۳)$$

که در آن Q و R، ماتریس‌های کوواریانس هستند. الگوریتم فیلتر کالمن خطی با مقداردهی حالت‌های اولیه و ماتریس کوواریانس مطابق رابطه ۱۴ شروع می‌شود.

$$\begin{aligned}\hat{x}_0&=E[x_0]=m_0y_k=Cx_k+v_k\\ P_0^-&=E[(x_0-m_0)(x_0-m_0)^T]\end{aligned} \qquad (۱۴)$$

که در آن $\hat{x}_0$، m_0 و P_0^- به ترتیب عبارتند از: حالت اولیه و خطای تخمین و ماتریس کوواریانس اولیه . ماتریس‌های بهره K_k طبق رابطه ۱۵، به‌طور پیوسته به‌روزرسانی می‌شوند .

$$K_k=P_k^-C^T[CP_k^-C^T+R]^{-1} \qquad (۱۵)$$

متغیر حالت تخمین نیز طبق رابطه ۱۶ به‌روزرسانی می‌شود.

$$\hat{x}_k^+=\hat{x}_k^-+K_k(y_k-C\hat{x}_k^-) \qquad (۱۶)$$

ماتریس کوواریانس، که به آن ماتریس کوواریانس پسین نیز گفته می‌شود طبق رابطه ۱۷ به‌روزرسانی می‌شود.

$$P_k^+=(I-K_kC)P_k^- \qquad (۱۷)$$

که در آن ماتریس I، ماتریس همانی است. پس از به‌روزرسانی متغیرها، پیش‌بینی برای مرحله زمانی k +1 از مدل فضای حالت (معادله ۱۲) با حذف نویز w_k به‌دست می‌آید.

$$\hat{x}_{k+1}^-=A\hat{x}_k^++Bu_k \qquad (۱۸)$$

مقدار P_{k+1}^- به ماتریس کوواریانس حالت Q وابسته است وطبق رابطه ۱۹ تعیین می‌شود.

$$P_{k+1}^-=AP_k^+A^T+Q \qquad (۱۹)$$

این الگوریتم واریانس خطا را کاهش داده و میانگین آن را صفر می‌کند.

از جهت وابسته بودن K_k به ماتریس‌های کوواریانس Q و R (با درنظرگیری معادلات ۱۵ و ۱۹)، با تغییر مقادیر عناصر ماتریس‌ها، فیلتر می‌تواند به درستی تنظیم شود. برای تخمین سرعت باد مؤثر با استفاده از الگوریتم فیلتر کالمن خطی، ابتدا گشتاور روتور (T_r) به عنوان متغیر حالت چهارم (x_4) در بردار فضای حالت (معادله ۱۲) افزوده شده و طبق رابطه ۲۰ به عنوان متغیر ثابت در نظر گرفته شده است.

$$\dot{T_r} = \dot{x_4} = 0 \qquad (۲۰)$$

این فیلتر قابلیت تخمین دقیق مقدار T_r را داراست. در مرحله بعد، جهت تخمین مقدار سرعت مؤثر باد بایستی پاسخ معادله غیرخطی آیرودینامیکی (معادله۴) با استفاده از روش نیوتن-رافسون محاسبه شود. استفاده از این الگوریتم منجر به یافتن راه‌حلی تکراری شده که در پایان f(v) طبق رابطه ۲۱ به سمت صفر میل خواهد کرد.

$$\mathrm{f}(\mathrm{v}) = \hat{\mathrm{T}}_\mathrm{r} - \frac{1}{2}\rho \mathrm{v}^2 \pi \mathrm{R}^3 \mathrm{c}_\mathrm{Q}(\lambda(\mathrm{v}), \beta) = 0 \rightarrow \hat{\mathrm{v}} \qquad (۲۱)$$

یک راه‌حل تقریبی برای رابطه ۲۱، f(v)≈0 می‌باشد که با استفاده از تکرار های روش نیوتن-رافسون به دست می‌آید.

$$\mathrm{v}_{\mathrm{k}+1} = \mathrm{v}_\mathrm{k} - \frac{\mathrm{f}(\mathrm{v}_\mathrm{k})}{\mathrm{f}'(\mathrm{v}_\mathrm{k})} \qquad (۲۲)$$

در این رابطه، $\mathrm{f}'(\mathrm{v}_\mathrm{k}) = \left.\frac{\partial f(v)}{\partial v}\right|_{v_k}$، مشتق ضریب گشتاور تحلیلی $C_q(\lambda, \beta)$ است که در[۲۱] توضیح داده شده است.

۳-۲ فیلتر کالمن توسعه یافته

در حالت کلی مدل فضای حالت گسسته با روابط ۲۳ تعریف شده است

$$\begin{aligned} \mathrm{x}_{\mathrm{k}+1} &= \mathrm{f}(\mathrm{x}_\mathrm{k}, \mathrm{u}_\mathrm{k}, \mathrm{k}) \\ y_k &= h(x_k, u_k, k) \end{aligned} \qquad (۲۳)$$

که در آن توابع f و h خطی یا غیرخطی می‌باشند. در صورت خطی بودن این توابع، از فیلتر کالمن خطی جهت تخمین متغیرهای فضای حالت استفاده شده و چنانچه توابع غیرخطی باشند، از فیلتر کالمن توسعه یافته برای تخمین متغیرها استفاده می‌شود. الگوریتم فیلتر کالمن توسعه یافته از گسترش توابع غیرخطی به سری تیلور در هر بازه زمانی k استفاده کرده و ماتریس‌های A و C را با استفاده از معادله ۱۲ به ماتریس‌های جدید تبدیل می‌کند.

$$A_e = \left.\frac{\partial \mathrm{f}}{\partial \mathrm{x}^\mathrm{T}}\right|_{\mathrm{x}=\hat{\mathrm{x}}}, C_e = \left.\frac{\partial \mathrm{h}}{\partial \mathrm{x}^\mathrm{T}}\right|_{\mathrm{x}=\hat{\mathrm{x}}} \qquad (۲۴)$$

متغیرهای A_e و C_e در الگوریتم کالمن (معادلات ۱۴ تا ۱۹) برای به‌روزرسانی متغیرها به کار می‌روند، در حالی که معادله ۱۸ غیرخطی بوده و مطابق رابطه ۲۵ به کار می‌رود.

$$x_{k+1}^- = f(\hat{x}_k^+, u_k, k) \qquad (۲۵)$$

در الگوریتم فیلتر کالمن توسعه‌یافته، برای حل معادله غیرخطی (معادله۴) نیازی به روش نیوتن رافسون نیست. در عوض، بردار فضای حالت شامل متغیر چهارمی تحت عنوان سرعت باد مؤثر v است که در رابطه ۲۶ به کار رفته است.

$$\dot{v} = \dot{x_4} = 0 \qquad (۲۶)$$

این متغیر هم‌زمان با سایر متغیرهای حالت در فواصل زمانی گسسته تخمین زده می‌شود.

۳-۳ فیلتر کالمن H_∞

فیلتر کالمن H_∞ یک روش تطبیقی است که برای تخمین وضعیت سیستم‌ها در حضور عدم قطعیت و اغتشاشات استفاده می‌شود و برخلاف فیلتر کالمن معمولی، به طور خاص به مقابله با خطرات ناشی از اختلالات بزرگ و غیرقابل پیش‌بینی تمرکز دارد. در این الگوریتم، به‌روزرسانی تخمین متغیر حالت طبق رابطه ۲۷ صورت می‌گیرد

$$\hat{\mathrm{x}}_{\mathrm{k}+1}^- = A_k \hat{\mathrm{x}}_\mathrm{k}^- + A_k K_k (y_k - C_k \hat{\mathrm{x}}_\mathrm{k}^-) \qquad (۲۷)$$

که ماتریس‌های بهره K_k طبق رابطه ۲۸ به طور پیوسته به‌روزرسانی می‌شوند.

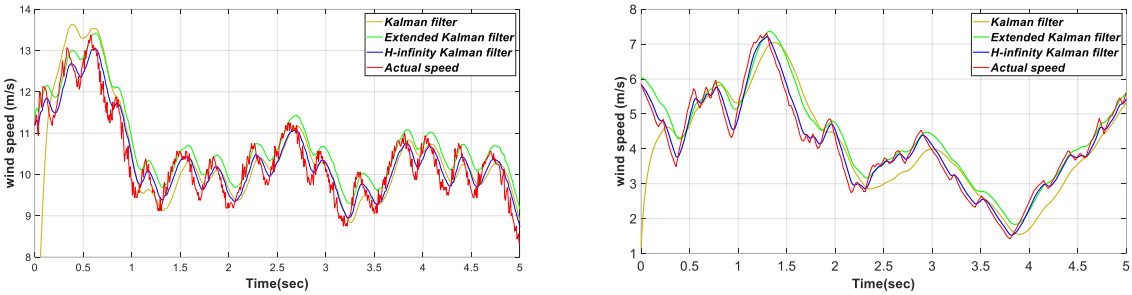
$$\mathrm{K}_\mathrm{k} = \mathrm{P}_\mathrm{k}^- (\mathrm{I} + \mathrm{C}_\mathrm{k}^\mathrm{T} \mathrm{R}_\mathrm{k}^{-1} \mathrm{C}_\mathrm{k} \mathrm{P}_\mathrm{k}^-)^{-1} \mathrm{C}_\mathrm{k}^\mathrm{T} \mathrm{R}_\mathrm{k}^{-1} \qquad (۲۸)$$

در ادامه، ماتریس کوواریانس طبق رابطه ۲۹ به‌روزرسانی می‌شود.

$$P_{k+1}^{-} = A_k P_k^{-} (I + C_k^T R_k^{-1} C_k P_k^{-})^{-1} A_k^T + Q_k \qquad (۲۹)$$

۴- شبیه‌سازی

در این مقاله جهت پیاده‌سازی روش‌های تخمین در نرم‌افزار MATLAB از توربین بادی 5 MW NREL با مشخصات N = 3، ρ = 1.225 kg/m³ و R = 63 m استفاده شده است. مدل پایه شامل یک توربین بادی مکانیکی با چهار درجه آزادی می‌باشد. مدل فضای حالت به‌عنوان مبنا برای طراحی فیلتر کالمن به‌کار گرفته شده است. شبیه‌سازی و مقایسه الگوریتم‌های فیلتر کالمن خطی، فیلتر کالمن توسعه‌یافته و فیلتر کالمن H_∞، به‌منظور تخمین دقیق سرعت باد در بازه زمانی مشخص انجام گردیده است. در شکل ۳ نتایج شبیه‌سازی الگوریتم‌های فیلترهای کالمن خطی، کالمن توسعه‌یافته و کالمن H_∞ با سرعت باد واقعی شهر نهبندان با میانگین‌های ۱۰/۵ و ۴/۵ متر بر ثانیه ارائه شده است. علاوه بر این، نتیجه تحلیلی پیش‌بینی سرعت باد بر اساس میانگین مربعات خطا و ارزیابی عملکرد این سه نوع فیلتر در جدول ۱ ارائه شده است.



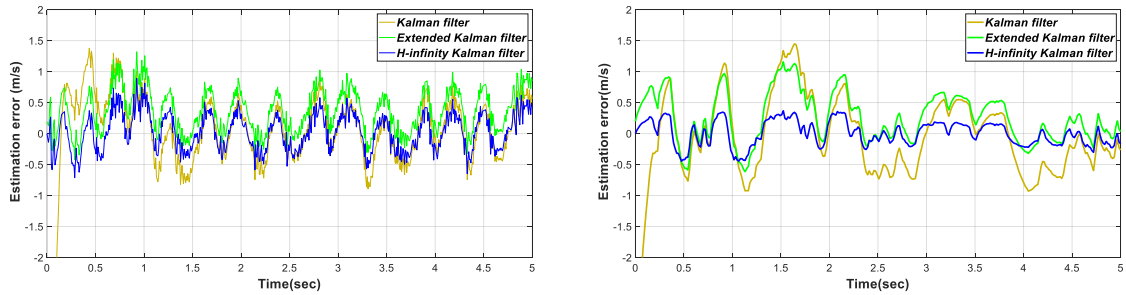
(ب) (الف)

شکل ۳- پیش‌بینی سرعت باد با میانگین الف) ۴/۵ متر بر ثانیه و ب) ۱۰/۵ متر بر ثانیه با استفاده از سه الگوریتم فیلتر کالمن متفاوت

جدول ۱- میانگین مربعات خطای سه روش برای سیگنال باد با سرعت میانگین ۱۰/۵ و ۴/۵ متربرثانیه

میانگین مربعات خطای سه الگوریتم فیلتر کالمن برای سیگنال باد			
الگوریتم	کالمن H_∞	کالمن خطی	کالمن توسعه‌یافته
سیگنال باد با سرعت میانگین ۱۰/۵ متربرثانیه	۰/۰۸۹۳۶۵	۰/۸۰۴۷۲	۰/۲۵۴۶۳
سیگنال باد با سرعت میانگین ۴/۵ متربرثانیه	۰/۰۳۹۱۲۹	۰/۵۳۶۶۱	۰/۲۳۲۰۸

با بررسی شکل ۳ و همچنین میانگین مربعات خطا ارائه شده در جدول ۱ مشخص می‌شود که فیلتر کالمن H_∞، که با رنگ آبی مشخص شده است، در هر دو پروفایل باد با سرعت‌های میانگین باد متفاوت، کمترین خطا را داشته و به دلیل اختلاف ناچیز از نمودار باد اصلی، بهترین پیش‌بینی را در قیاس با دو روش دیگر ارائه کرده است. همچنین در ادامه علاوه بر روش میانگین مربعات خطا، اختلاف پیش‌بینی سه روش با سرعت باد واقعی (خطای تخمین) در دو پروفایل متفاوت با سرعت‌های باد میانگین ۱۰/۵ و ۴/۵ متربرثانیه در شکل ۴ ترسیم شده است.



(ب) (الف)

شکل ۴- خطای تخمین سه الگوریتم در پروفایل‌های باد با سرعت میانگین الف) ۴/۵ متربرثانیه و ب) ۱۰/۵ متربرثانیه

با توجه به شکل ۴ و مقایسه نتایج سه الگوریتم بررسی شده در این مقاله، برتری فیلتر کالمن H_∞ نسبت به سایر فیلترها به‌خوبی مشهود می‌باشد.

۴- نتیجه و جمع بندی

منابع تجدیدپذیر، به‌ویژه انرژی باد، نقشی حیاتی در توسعه پایدار و کاهش وابستگی به سوخت‌های فسیلی ایفا می‌کنند. در این زمینه، توربین‌های بادی به‌عنوان راهکاری کلیدی در صنعت تولید انرژی مطرح شده‌اند. این مقاله به بررسی انرژی جذب‌شده توسط توربین‌های بادی و ارتباط آن با عملکرد آیرودینامیکی روتور و ضریب توان پرداخته و از روش فیلتر کالمن H_∞ به عنوان روش پیشنهادی مقاوم برای تخمین مؤثر سرعت باد کمک گرفته و نتایج پیش‌بینی را با الگوریتم‌های فیلتر کالمن خطی و فیلتر کالمن توسعه‌یافته قیاس کرده است. برای بررسی از دو پروفایل باد واقعی شهر نهبندان واقع در خراسان جنوبی با سرعت‌های میانگین باد متفاوت استفاده شده و نتایج شبیه‌سازی سه الگوریتم مبتنی بر فیلتر کالمن با سرعت واقعی باد قیاس شده است. شبیه‌سازی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB انجام شده و نتایج حاکی از برتری عملکرد و دقت بالاتر در تخمین فیلتر کالمن H_∞ نسبت به سایر فیلترها است.

مراجع

[1] M. Bao, Y. Ding, C. Singh, and C. Shao, “A Multi-State Model for Reliability Assessment of Integrated Gas and Power Systems Utilizing Universal Generating Function Techniques,” *IEEE Trans Smart Grid*, vol. 10, no. 6, 2019.

[2] H. Hajiabadi, M. Farshad, and M. Shamsinejad, “Multi-objective optimization and online control of switched reluctance generator for wind power application,” *International Journal of Industrial Electronics Control and Optimization*, vol. 4, no. 1, 2021.

[3] D. Song, J. Yang, M. Dong, and Y. H. Joo, “Kalman filter-based wind speed estimation for wind turbine control,” *Int J Control Autom Syst*, vol. 15, no. 3, 2017.

[4] C. W. Potter and M. Negnevitsky, “Very short-term wind forecasting for Tasmanian power generation,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 21, no. 2, 2006.

[5] I. Munteanu and G. Besançon, “Control-based strategy for effective wind speed estimation in wind turbines,” in *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 2014.

[6] J. Wang, Y. Song, F. Liu, and R. Hou, “Analysis and application of forecasting models in wind power integration: A review of multi-step-ahead wind speed forecasting models,” 2016.

[7] E. Erdem and J. Shi, “ARMA based approaches for forecasting the tuple of wind speed and direction,” *Appl Energy*, vol. 88, no. 4, 2011.

[8] P. Louka *et al.*, “Improvements in wind speed forecasts for wind power prediction purposes using Kalman filtering,” *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, vol. 96, no. 12, 2008.

[9] A. Costa, A. Crespo, J. Navarro, G. Lizcano, H. Madsen, and E. Feitosa, “A review on the young history of the wind power short-term prediction,” 2008.

[10] M. Lei, L. Shiyan, J. Chuanwen, L. Hongling, and Z. Yan, “A review on the forecasting of wind speed and generated power,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 13, no. 4, pp. 915–920, May 2009.

[11] A. Tascikaraoglu and M. Uzunoglu, “A review of combined approaches for prediction of short-term wind speed and power,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 34, pp. 243–254, Jun. 2014, doi: 10.1016/J.RSER.2014.03.033.

[12] A. P. Marugán, F. P. G. Márquez, J. M. P. Perez, and D. Ruiz-Hernández, “A survey of artificial neural network in wind energy systems,” *Appl Energy*, vol. 228, pp. 1822–1836, Oct. 2018.

[13] H. Liu, C. Chen, X. Lv, X. Wu, and M. Liu, “Deterministic wind energy forecasting: A review of intelligent predictors and auxiliary methods,” *Energy Convers Manag*, vol. 195, pp. 328–345, Sep. 2019.

[14] H. Liu, Y. Li, Z. Duan, and C. Chen, “A review on multi-objective optimization framework in wind energy forecasting techniques and applications,” *Energy Convers Manag*, vol. 224, p. 113324, Nov. 2020.

[15] B. Yang *et al.*, “State-of-the-art one-stop handbook on wind forecasting technologies: An overview of classifications, methodologies, and analysis,” *J Clean Prod*, vol. 283, p. 124628, Feb. 2021.

[16] A. Zendehboudi, M. A. Baseer, and R. Saidur, “Application of support vector machine models for forecasting solar and wind energy resources: A review,” *J Clean Prod*, vol. 199, pp. 272–285, Oct. 2018.

[17] H. Wang, Z. Lei, X. Zhang, B. Zhou, and J. Peng, “A review of deep learning for renewable energy forecasting,” 2019.

[18] J. P. Lai, Y. M. Chang, C. H. Chen, and P. F. Pai, “A survey of machine learning models in renewable energy predictions,” 2020.

[19] G. Welch and G. Bishop, “An Introduction to the Kalman Filter,” *In Pract*, vol. 7, no. 1, 2006.

[20] G. A. Terejanu, “Discrete kalman filter tutorial,” *University at Buffalo, Department of Computer Science and*

Engineering, NY, no. 4, 2013.

[21] E. Gauterin, P. Kammerer, M. Kühn, and H. Schulte, "Effective wind speed estimation: Comparison between Kalman Filter and Takagi-Sugeno observer techniques," *ISA Trans*, vol. 62, 2016.

[22] J. Xia, S. Gao, Y. Zhong, J. Zhang, C. Gu, and Y. Liu, "A Novel Fitting H-Infinity Kalman Filter for Nonlinear Uncertain Discrete-Time Systems Based on Fitting Transformation," *IEEE Access*, vol. 8, 2020.

[23] M. Jahangiri *et al*., "Techno-econo-environmental optimal operation of grid-wind-solar electricity generation with hydrogen storage system for domestic scale, case study in Chad," *Int J Hydrogen Energy*, vol. 44, no. 54, 2019.

[24] "Meteorological organization of total states." Accessed: Oct. 14, 2024. [Online]. Available: www.irimo.ir

[25] H. Hajiabadi, M. Farshad, and M. A. Shamsinejad, "Maximum power extraction for switched reluctance generator wind turbine using optimal firing angles control," in *2019 Iranian Conf. on Renewable Energy and Distributed Generation, ICREDG 2019*.

[26] V. Vukadinović, L. Martinović, Ž. Zečević, and B. Krstajić, "Comparative analysis of Kalman-type filters for effective wind speed estimation," in *2021 25th International Conference on Information Technology, IT 2021*, 2021.

[27] R. Gasch and J. Twele, *Wind power plants: Fundamentals, design, construction and operation, second edition*. 2012.

[28] S. Georg, H. Schulte, and H. Aschemann, "Control-oriented modelling of wind turbines using a Takagi-Sugeno model structure," in *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 2012.

[29] T. Ekelund, "Speed control of wind turbines in the stall region," in *Proceedings of the IEEE Conference on Control Applications*, 1994.

[30] S. Georg, M. Müller, and H. Schulte, "Wind turbine model and observer in Takagi-Sugeno model structure," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2014.

[31] S. Georg and H. Schulte, "Actuator fault diagnosis and fault-tolerant control of wind turbines using a Takagi-Sugeno sliding mode observer," in *Conference on Control and Fault-Tolerant Systems, SysTol*, 2013.