مجله کنترل
ISSN (print) 2008-8345
ISSN (online) 2538-3752
مقاله کاربردی
جلد ۱۵، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۰، صفحه ۶۹-۵۹

رویکردی جدید برای پیش‌بینی توان تولیدی توربین بادی با استفاده از رادار هواشناسی مبتنی بر مدل پنهان مارکوف

نوید چینی‌فروش[۱]، غلامرضا لطیف شبگاهی[۲]، مجید آزادی[۳]

[۱] دانشجوی دکترای مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران n_chiniforoush@sbu.ac.ir

[۲] استادیار، دانشکدهٔ مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران gh_latif@sbu.ac.ir

[۳] دانشیار، پژوهشکده هواشناسی و علوم جو، تهران، ایران azadi68@hotmail.com

دریافت: ۱۳۹۹/۰۶/۰۵ ویرایش : ۱۳۹۹/۱۱/۳۰ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۲/۰۵

چکیده: باد بر بسیاری از فعالیت‌های صنعتی و اجتماعی اثرگذار است و به عنوان یکی از مهمترین منابع انرژی پاک شناخته می‌شود. از آنجا که باد پدیده‌ای بسیار نامنظم است، پیش‌بینی آن از سایر پدیده‌های جوی پیچیده‌تر است. بادهایی که در پدیده‌های محلی ایجاد می‌شوند می‌توانند قوی، ناگهانی و مخرب باشند و در عین حال با روش‌های مرسوم قابل پیش‌بینی نباشند. رادار هواشناسی با تولید برخط داده‌های جوی یک منطقه نسبتا وسیع این قابلیت را دارد که پیش‌بینی‌های مرتبط با باد را بهبود ببخشد. در این مقاله روشی پیشنهاد، پیاده‌سازی و اجرا می‌شود که مبتنی بر مدل پنهان مارکوف امکان پیش‌بینی وقوع تند باد در ۵ ساعت آینده را فراهم می‌کند. روش پیشنهادی با داده‌های واقعی رادار و سرعت باد پیاده‌سازی و راستی‌آزمایی شده است. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که با استفاده از روش پیشنهادی حدود ۶۷ درصد از تندبادها به درستی پیش‌بینی شده است. با تعمیم این روش، سرعت باد و به تبع آن توان تولیدی یک نیروگاه بادی نمونه در ساعت‌های آتی پیش‌بینی شده است.

کلمات کلیدی: باد، پیش‌بینیِ تندباد، رادار هواشناسی، مدل مارکوف پنهان، توربین بادی.

A new approach to wind turbine power generation forecasting, using weather radar data based on Hidden Markov Model

Navid Chiniforoush, Gholamreza Latif Shabgahi, Majid Azadi

Abstract: The wind is one of the most important and affecting phenomena and is known as one of the significant clean resources of energy. Apart from other atmospheric parameters, the wind has complex behavior and intermittent characteristics. Local phenomena can be accompanied by the wind, which is strong, non-predicted, and damaging. Weather radars are capable of detecting and displaying storm-related turbulence as well as precipitation in a relatively wide area. This capability can improve the quality of the wind forecast. In this paper, a method is presented and implemented to forecast the probability of strong wind in the next five hours based on the Hidden Markov Model (HMM). The method is expanded to find out the forecast of wind turbine output power and reliability as well. Achieved results show that about 67% of strong winds are correctly forecasted.

Keywords: Wind, Strong wind forecasting, Weather radar, HMM, Wind turbine.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]

۱- مقدمه

باد به دلیل تأثیر آن در بسیاری از جنبه‌های زندگی انسان یکی از مهمترین پدیده‌های جوی محسوب می‌شود. تصمیم‌گیری‌های مرتبط با بسیاری از موضوعات مانند آلودگی هوای شهری، تولید نیروگاه‌های بادی، حمل و نقل دریایی و هوایی، گردشگری و ورزش ارتباط مستقیمی با باد دارد. از این میان، کنترل توربین‌های بادی و دریافت بیشینه توان ممکن از آنها مورد توجه محققان زیادی قرار گرفته است [۱]، [۲] و [۳]. یکی از مهمترین زمینه‌های تحقیقات در مورد باد، پیش‌بینی سرعت باد و احتمال وقوع باد شدید است. وزش باد شدیدِ غیر منتظره می‌تواند بار زیادی روی توربین ایجاد کرده و باعث خاموش شدن غیرضروری توربین توسط سیستم کنترل برای جلوگیری از افزایش سرعت روتور فراتر از حد آستانه شود. در صورت تشخیص و پیش بینی مناسب وزش‌های باد شدید، کنترلر می‌تواند از سرعت بیش از حد روتور جلوگیری کند [۴].

دسته مهمی از روش‌های پیش‌بینی خیلی کوتاه مدت باد (چند دقیقه تا چند ساعت) از داده‌های تاریخچه‌ای برای ساخت مدل‌های آماری، مدل‌های هوش مصنوعی و یا مدل‌های مبتنی بر احتمال استفاده می‌کنند [۵].

مدل‌های مبتنی بر احتمال مانند انواع مدل‌های مارکوف بجای تعیین یک عدد به عنوان پیش‌بینی سرعت باد، احتمال وقوع مقادیر مختلف را بیان می‌کنند که این روش برای تصمیم‌گیری های مبتنی بر فایده–هزینه مناسب‌تر است. مطالعات متعددی برای پیش‌بینی باد مبتنی بر مدل مارکوفی که از داده‌ی سنجنده‌های نصب شده در محل، استفاده می‌کند، انجام شده است که از آن جمله می‌توان به [۶]، [۷] و [۸] اشاره کرد. در کلیه این روش‌ها، پدیده‌های نادر مانند تندبادها، به لحاظ اثر گذاری کم در مؤلفه‌های گذار حالت‌ها، قابل پیش‌بینی نیستند. روش‌هایی برای جبران این نقص با استفاده از ابزار سنجش از دور ارائه شده است. به عنوان مثال اسکلیپف و همکاران [۹] نشان دادند که پیش‌بینی باد با استفاده از لیدار چگونه می‌تواند به کاهش بارهای حداکثری و خستگی روی برج و پره‌های توربین باد کمک کند.

پوشش گسترده ابزارهای سنجش از دور مانند رادارهای هواشناسی باعث می‌شود تا بتوان منطقه وسیعی را به روشی سریع و مؤثر برای تشخیص پدیده‌های جوی و نتایج مرتبط پایش کرد.

از آنجا که وزش باد شدید معمولاً با باران شدید و خاک اشباع شده –که توسط رادارهای هواشناسی به خوبی قابل شناسایی هستند– همراه است، پیش‌بینی باد با استفاده از داده‌های بلادرنگ رادارها قابل بهبود است و این داده ها می‌توانند ورودی‌های مورد نیاز برای پیش‌بینی تغییرات در سرعت باد، تولید پیش‌بینی‌های پیشرفته توان باد و توسعه استراتژی‌های خاص کنترل را فراهم کنند [۱۰].

این مقاله روشی جدید برای پیش‌بینی تندبادهای ناشی از پدیده‌های محلی (که عموما در بهار و اوایل تابستان شکل می‌گیرند) و تعمیم آن برای پیش‌بینی توان توربین بادی، با استفاده از رادار هواشناسی معرفی می‌کند. روش پیشنهادی از مدل مارکوف پنهان Hidden Markov (HMM) برای پردازش داده‌های راداری استفاده می‌کند تا شرایط جوی را به دو حالت "بالقوه توفانی" (PS) و "غیر توفانی" (NS) طبقه‌بندی کند. سرعت ۲۱ متر در ثانیه به عنوان آستانه تند باد طبق مقیاس باوفورت در نظر گرفته می‌شود. داده‌های واقعی بدست آمده از رادار هواشناسی داپلر تهران و بادسنج نصب شده در فرودگاه بین‌المللی امام خمینی تهران برای پیاده‌سازی و اجرای مدل استفاده شده‌اند. روش پیشنهادی بر اساس داده‌های بهار و اوایل تابستان، زمانی که تندبادها معمولاً توسط پدیده‌های محلی شکل می‌گیرند و بوسیله مدل‌های پیش‌بینی عددی هوا در مقیاس بزرگ قابل پیش‌بینی نیستند، پیاده سازی شده است.

ساختار این مقاله بدین شرح است: پس از این مقدمه، داده‌های استفاده شده در ساخت و پیاده‌سازی مدل معرفی شده و پس از آن روش پیشنهادی برای طبقه بندی شرایط جوی تشریح می‌شود. سپس نتیجه اجرای مدل بر اساس داده‌های واقعی ارائه می‌شود و خروجی‌های مدل در برابر مشاهدات واقعی راستی آزمایی می‌گردند. در بخش آخر روش پیشنهادی تعمیم داده شده و بر همین اساس توزیع سرعت باد در دو حالت جویِ تفکیک شده یعنی PS و NS بدست می‌آید و از این نتایج برای تخمین توان تولیدی و قابلیت اطمینان نیروگاه در تأمین توان خواسته شده استفاده می‌شود.

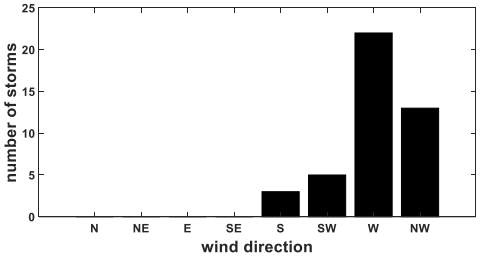
۲- منابع داده

۲- ۱ داده رادار

رادار هواشناسی داپلر تهران در سال ۲۰۰۵ در مکانی با پوشش‌دهی مناسب فرودگاه بین‌المللی امام خمینی تهران نصب شده است. این رادار، یک رادار هواشناسی *Klystron* باند *C* ساخت شرکت *Gematronik GmbH* با توان حداکثر ۲۵۰ کیلووات می‌باشد. داده‌های خام رادار شامل بازتابش راداری (Z)، سرعت شعاعی (V) و پهنای طیفی (W) هر ۱۵ دقیقه برای همه نقاط داخل یک نیم‌کره به مرکزیت رادار و شعاع ۲۵۰ کیلومترتوسط پردازنده سیگنال رادار تولید می‌شوند و با انجام پیش پردازش مورد نیاز، در مختصات قطبی در قالب سه فایل مجزا به نرم‌افزار منتقل می‌شود. هر نقطه که درتصاویر بصورت یک پیکسل دیده می‌شود معرف اطلاعات یک ناحیه (حجم) از جو است که بسته به تنظیمات رادار متغیر است. توان بازگشتی از این حجم جوی به سمت رادار، بازتابش راداری نامیده می‌شود. رادارهای داپلری می‌توانند مؤلفه سرعت اهداف را در دو جهت یکی به سمت رادار و دیگری جهت مخالف آن اندازه‌گیری کنند. به این مؤلفه، سرعت شعاعی گفته می‌شود. پهنای طیفی، توزیع سرعت ذرات در یک واحد حجمی قابل اندازه‌گیری توسط رادار است. هر یک از ذرات در درون این واحد حجمی، سرعت و جهت حرکت مختص خود را دارد که هنگام افزایش تلاطم جو، سرعت‌های این ذرات نسبت به هم تفاوت بیشتری خواهند یافت [۱۱].

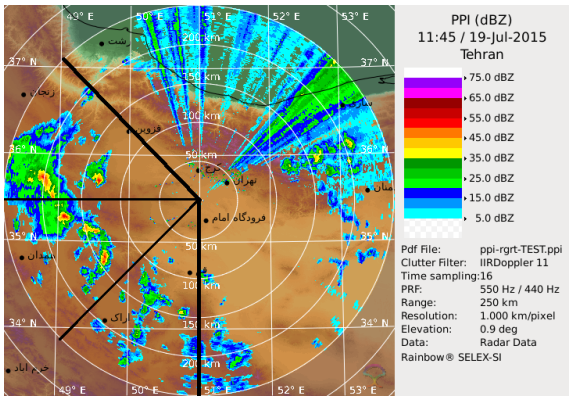
[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]

بررسی داده‌های گذشته در منطقه تهران نشان می‌دهد که توفان‌های همرفتی از شمال غربی، غرب، جنوب غربی و جنوب نزدیک می‌شوند. با توجه به این واقعیت، در پیاده‌سازی مدل پیشنهادی تنها از داده‌های رادار در این چهار جهت استفاده شده است. نمودار هیستوگرام جهتِ وزش باد شدید (بالای ۲۱ متر بر ثانیه) از ماه‌های آوریل تا ژوئیه ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۷، این موضوع را در شکل ۱ نشان می‌دهد.



شکل ۱: نمودار هیستوگرام جهت وزش باد شدید از ماه‌های آوریل تا ژوئیه ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۷

شکل ۲ یک نمونه از محصول رادار را نشان می‌دهد. این یک محصول *PPI-Z* است که برشی از داده‌های کروی بازتابشی رادار با زاویه ارتفاعیِ ثابت می‌باشد.



شکل ۲: نمونه‌ای از محصول رادار و بخش‌های انتخاب شده (شمال غربی تا جنوب)

در شکل ۲، داده‌های رادار در گوشه سمت راستِ بالای شکل تداخل ناشی از رادیوهای غیر مجاز در منطقه داده‌های راداری را تحت تأثیر قرار داده است.این موضوع از آنجا که تمرکز این مقاله، روی محدوده ورودی پدیده‌های حدی است، تأثیری در نتایج نخواهد گذاشت. در شکل ۲ پنج نوار با عرض ۵۰ کیلومتر توسط پنج دایره متحدالمرکز تشکیل شده است. از بین پنج نوار، نوار داخلی انتخاب شده و جمع پارامترهای Z، V و W به صورت جداگانه در محدوده مورد مطالعه (شمال غربی تا جنوب) محاسبه می‌شود، بدین ترتیب سه سری زمانی مطابق رابطه (۱) بدست می‌آید.

$$z_i = \sum_j Z_{i,j} \quad ,j \in inner\ strip$$
$$v_i = \sum_j V_{i,j} \quad ,j \in inner\ strip \qquad (۱)$$
$$w_i = \sum_j W_{i,j} \quad ,j \in inner\ strip$$

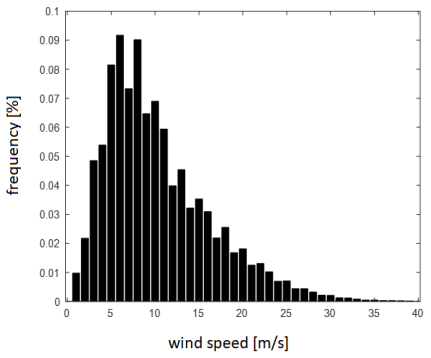
که $Z_{i,j}$، $V_{i,j}$ و $W_{i,j}$ مقادیر متناظر پیکسل j ام در تصویر رادار i ام هستند.

به عنوان نمونه برای محاسبه مقدار سری زمانی z_i در شکل ۲ لازم است مقادیر متناظر با پیکسل‌ها را در سه ناحیه که با خط مشکی مشخص شده (از جنوب تا شمال غرب) استخراج گردد. از جمع همه مقادیر متناظر استحراج شده در این تصویر یک عدد حاصل می‌شود که یک عضو از سری زمانی z_i است. همین رویه برای تولید v_i ها و w_i ها بکار برده می‌شود. پیش از استفاده از این سری زمانی‌ها برای طراحی *HMM* لازم است همگی بین دو مقدار بیشینه و کمینه مقیاس شوند و در سطوح کوانتیزه قرار گیرند. در این مقاله مقادیر سری زمانی مطابق رابطه (۲) در ۱۰۰ سطح بین ۱ تا ۱۰۰ کوانتیزه شده‌اند.

$$z_i^{quantized} = \left[100.\frac{z_i}{max(z_i)}\right], \quad i = 1,2,\dots \qquad (۲)$$

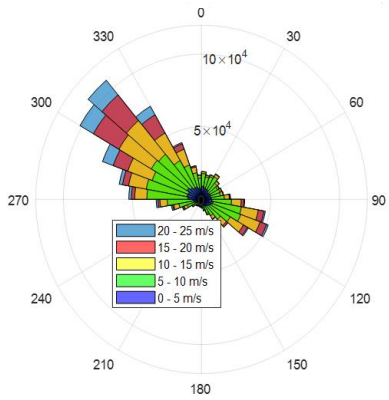
۲- ۲ داده باد

داده مورد استفاده در این مقاله، مقادیر اندازه‌گیری شده سمت و سرعت باد توسط بادسنج مستقر در مجاورت باند ۲۹ فرودگاه امام خمینی تهران (*IKIA*) می‌باشد. جهت و سرعت باد در این سایت با بادسنج فراصوت اندازه‌گیری شده و داده‌ها با گام زمانی ۳۰ ثانیه ذخیره شده‌اند. داده آماری برای چهار سال (۲۰۱۳ تا ۲۰۱۶) جمع‌آوری شده و موجود است. سنجنده‌های فراصوت به لحاظ آستانه اندازه‌گیری بسیار پایین و پایداری و دقت خوب و همچنین قابلیت عملکرد در شرایط آب و هوایی سخت و سرما، داده‌های معتبر و قابل اتکایی را ارائه می‌دهند [۱۲].



(الف)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]



(ب)

شکل ۳: توزیع باد فرودگاه بین‌المللی تهران از ماه‌های آوریل تا جولای ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۶. الف) هیستوگرام سرعت باد، ب) گل‌باد، زاویه‌ها جهتی را نشان می‌دهند که باد از آن می‌وزد.

مشاهده شد که نسبت داده‌های از دست رفته به کلیه داده‌ها در کل دوره جمع‌آوری در مجموعه داده‌های ما کمتر از ۰.۱ درصد است. داده‌های جمع آوری شده بوسیله روش پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته و نتایج به دست آمده برای مطالعه جمع‌آوری می‌شود. تحقیقات قبلی در مورد باد در تهران بر اساس داده‌های اندازه‌گیری شده سرعت باد بلند مدت با بازه ۳ ساعته در ایستگاه هواشناسی مستقر در فرودگاه مهرآباد تهران انجام شده است [۱۳]، در حالی که داده‌های استفاده شده در این تحقیق، داده ذخیره شده خودکار با گام نمونه‌برداری ۳۰ ثانیه است. از آنجا که در مطالعات بعدی داده‌های رادار و بادسنج برای ارزیابی پدیده‌های حدی در ماه‌های آوریل تا جولای مد نظر قرار خواهد گرفت توزیع سرعت و جهت باد در این ماه‌های طی چهار سال متوالی بصورت گل‌باد در شکل ۳ نشان داده شده است. زاویه‌های گل‌باد، دو جهت باد غالب را نشان می‌دهد. غالب بودن جهت شمال غربی با سایر تحلیل داده‌های بادِ تهران مطابقت دارد.

۳- طبقه بندی شرایط جوی

همانطور که گفته شد، رادار هواشناسی به لحاظ پوشش وسیع و برخطِ شرایط جوی حاکم بر منطقه، اثرات ناشی از آشفتگی‌های جوی محلی را بخوبی در داده‌های تولیدی نشان می‌دهد. این اثرات در رفتار سری‌های زمانی تولید شده از رادار هواشناسی قابل رؤیت هستند. مدل مارکوف پنهان به عنوان ابزاری برای یافتن این ناهمگونی‌های رؤیت نشده در سری‌های زمانی رادار به منظور طبقه‌بندی شرایط جوی حاکم استفاده شده است.

هر یک از سری‌های زمانی تولید شده بر اساس رابطه (۱) به عنوان داده‌های دیدبانی در مدل مارکوف پنهان (که ازین به بعد به اختصار *HMM* نامیده می‌شود) برای پیدا کردن حالت‌های پنهان که همان شرایط جوی هستند بکار گرفته می‌شوند. تعداد شرایط جوی تفکیک شده همان تعداد حالت‌های مدل مارکوف پنهان است که لازم است به درستی انتخاب شود. پیاده‌سازی *HMM* با تعداد مختلف حالت پنهان بر روی سری زمانی داده‌های یاد شده نشان داده است که همواره در بین این حالت‌های پنهان (که متناظر با شرایط جوی هستند) یک حالت متناظر با احتمال وقوع تند باد است یعنی بیشترین احتمال وقوع تندباد را دارد و در سایر حالت‌ها احتمال وقوع آن ناچیز است. حالت متناظر با وقوع توفان را *PS* و بقیه حالت‌ها را *NS* می‌نامیم. این حالتِ متناظر با وقوع تندباد بر اساس مقایسه با سری زمانی سرعت باد (که همزمان با سری زمانی داده‌های رادار جمع‌آوری و ذخیره شده) پیدا می‌شود. برای تشریح بیشتر می‌توان گفت که پیاده‌سازی مدل *HMM* بر روی سری زمانی داده رادار، رفتارهای مشابه سری زمانی‌ها را در گروه‌های غیر مشابه دسته‌بندی می‌کند و انتظار می‌رود که یکی (یا بیشتر) از این گروه‌ها با رفتارهای منتج به باد شدید یا توفان مرتبط باشند. نتایج اولیه آزمایش‌ها این فرضیه را تأیید می‌کند. به عبارتی هریک از سری‌های زمانی داده رادار می‌توانند برای طبقه بندی به *PS* و *NS* استفاده شوند. نتایج نشان داده است که در گروه *PS* تعیین شده توسط هر سری زمانی، اعضایی وجود دارند که به تندباد منتهی نمی‌شوند، تندبادها در اعضایی بیشتر مورد انتظار است که توسط همه سری‌های زمانی داده رادار به عنوان *PS* شناسایی شده باشند. به عبارتی هر کدام از سری‌های زمانی طی فرآیند طراحی شده، به تنهایی تعیین می‌کنند که شرایط جوی هر لحظه *PS* یا *NS* است و برای تعیین مجموعه نهایی *PS* ها، اشتراک بین *PS* های تعیین شده توسط هر سه *HMM* مد نظر قرار می‌گیرد.

۳- ۱ روش پیشنهادی

HMM ابزاری قدرتمند برای طبقه‌بندی است. پیاده‌سازی یک *HMM* با n حالت روی یکی از سری‌های زمانی رادار مانند Z، به معنای پیدا کردن احتمالات گذر بین حالت‌های مختلف $c_i,\ i = 1,2,\dots,n$ (گذرها) و احتمال هر مقدار در هر حالت (انتشار) است. با پیاده‌سازی *HMM*، برای هر دنباله دیدبانی $x_{i-m},\dots,x_{i-2},x_{i-1},x_i$ (به کمک روش *Baum-Welch*)، محتمل‌ترین مسیر (محتمل‌ترین دنباله حالت‌ها $c_{x_{i-m}},\dots,c_{x_{i-2}},c_{x_{i-1}},c_{x_i}$) برای مقادیر دیدبانی شده با الگوریتم *Viterbi* قابل محاسبه است [۱۴] و [۸]. با استفاده از این روش، هر دیدبانی x_i به یکی از n حالت منتسب خواهد شد.

در داده‌های بلند مدت رادار دیده می‌شود که وزش باد شدید تقریباً همیشه زمانی رخ می‌دهد که یک حالت خاص c_e از حالت‌های پنهان *HMM*، به نمونه‌های سری زمانی رادار منتسب داده شده باشد. بنابراین می‌توان انتظار داشت که هر دیدبانی که مربوط به حالت c_e باشد، نشانه‌ای برای احتمال بالا برای وقوع باد شدید باشد. این نکته برای طبقه‌بندی هر نمونه دیدبانی به "بالقوه توفانی" (هنگامی که انتظار می‌رود به توفان منتهی شود) یا "غیر توفانی" (هنگامی که انتظار نمی‌رود به توفان منتهی شود) مورد استفاده قرار گرفته است. تعداد حالت‌های *HMM* باید به گونه‌ای

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]

تعیین شود که تعداد نمونه‌های "بالقوه توفانی" کاهش یابد و همزمان حداکثر تعداد توفان‌ها شناسایی شود. به طور خلاصه روش طبقه‌بندی به شرح زیر است:

الف) محاسبه ماتریس احتمال انتقال (TMP) و انتشارها (EM) برای HMM بر روی سری زمانی u(که u فرم کلی سری زمانی رادار است)

ب)یافتن حالت c_e از بین حالت‌های HMM فوق که با شرایط "بالقوه توفانی" مطابقت دارد.

این دو مرحله که با استفاده از داده‌های ذخیره شده و بصورت غیر بر خط انجام می‌شود در حکم آموزش مدل است و به عنوان عملگر $H^{ws}(.)$ به صورت رابطه (۳) ارائه می‌شود.

$$H^{ws}(u): (TPM, EM, c_e) \qquad (۳)$$

که ws سری زمانی سرعت باد است که برای یافتن لحظات توفانی و حالت متناظر آن یعنی c_e استفاده شده است. با مشخص شدن TPM، EM و c_e هر دنباله از مشاهدات می‌تواند برای پیدا کردن محتمل‌ترین توالی حالت‌ها ارزیابی شود. حال امکان ارزیابی بر روی داده بر خط، توسط مدل پدید می‌آید. با دریافت دیدبانی x_t (که داده سری زمانی رادار است که هر ۱۵ دقیقه دریافت می‌شود)، توالی $x_{t-10}, .., x_{t-1}, x_t$ ارزیابی می‌شود و c_t حالت متناظر x_t نشان خواهد داد که آیا این یک مشاهده بالقوه توفانی است یایک مشاهده غیر توفانی. بنابراین، مرحله بعدی را می‌توان به طور خلاصه به صورت زیر بیان کرد:

ج) کشف زمان‌های بالقوه توفانی با انجام مراحل زیر روی داده‌های بلادرنگ:

- محاسبه $c_{t-10}, .., c_{t-1}, c_t$ محتمل‌ترین مسیر حالت‌های آخرین دنباله دیدبانی‌ها $X_t = (x_{t-10}, .., x_{t-1}, x_t)$. (تعداد اعضا این رشته از دیدبانی با بررسی‌های مختلف ۱۰ در نظر گرفته شده است که تعیین کننده عمق نگاه به گذشته است)
- علامت گذاری t به عنوان زمان بالقوه توفانی، اگر c_t برابر با c_e باشد.

این روشی است که در یک دیدبانی برخط، هر داده نمونه از سری زمانی u_t می‌تواند به محض ورود به مدل در یکی از دو دسته "بالقوه توفانی" یا "غیر توفانی" طبقه‌بندی شود و به فرم رابطه (۴) قابل بیان است:

$$M^{tpm,em,c_e}(X_t): t_u^*, \qquad t_u^* = 0 \; or \; 1 \qquad (۴)$$

که $t_u^* = 1$ بیانگر این است که t زمان بالقوه توفانی است و 0 بیانگر این است که t زمان غیر توفانی است. کل سه مرحله ذکر شده می‌تواند به صورت یک عملگر مطابق ذیل باشد:

$$HMM_u^{ws}(X_t): t_u^* \qquad (۵)$$

که در آن u فرم کلی پارامترهای راداری است. از سه پارامتر اصلی رادار Z، V و W در قالب سری زمانی که در بخش ۲- معرفی شد می‌توان برای طبقه‌بندی استفاده کرد. اشتراک خروجی روش فوق روی پارامترهای راداری، منجر به یک انتخاب محدود روی نمونه‌های زمانی موجود به عنوان زمان‌های بالقوه توفانی می‌شود.

$$t^*_{Z,V,W} = HMM_Z^{ws}(X_t)\ AND\ HMM_V^{ws}(X_t)\ AND\ HMM_W^{ws}(X_t) = t_Z^* . t_V^* . t_W^* \qquad (۶)$$

برای روشن شدن روش محاسبه پارامترهای HMM و همچنین نحوه پیداکردن محتمل‌ترین مسیر حالت‌ها محاسبات بر اساس یک سری زمانی نمونه در ادامه بیان می‌شود.

۳- ۲ نمونه نحوه محاسبات

داده رادار هر پانزده دقیقه تولید می‌شود و از هر بار تولید داده رادار چند سری زمانی (متناظر با Z و V...) تشکیل می‌شود که در حالت کلی آن را u می‌نامیم و فرض می‌کنیم اعضا هر سری زمانی یکی از دو مقدار H و یا L را می‌توانند داشته باشند. (در عمل تعداد به مراتب بیشتر است که در اینجا برای سادگی دو مقدار در نظر گرفته می‌شود). وقوع هر یک از مقادیر ذکر شده در فوق، به عوامل گوناگون ناشناخته جوی (که به رژیم حاکم بر جو تعبیر می‌شود) بستگی دارد. هر عامل ناشناخته به عنوان یک حالت پنهان مارکوف در نظر گرفته می‌شود. برای سادگی فرض می‌شود که تنها دو حالت پنهان وجود دارد. این دو حالت را PS و NS می‌نامیم.

- طراحی مدل مارکوف و محاسبه احتمالات گذر و انتشارها

طراحی مدل مارکوف یعنی محاسبه مجهولات مساله که عبارتند از: احتمال انتقال بین دو حالت پنهان (گذرها) و احتمال وقوع هر یک از مقادیر H و L در سری زمانی در هر حالت پنهان (انتشارها).

می‌خواهیم با فرض وجود یک سری زمانی از مشاهدات رادار مطابق زیر، مجهولات مساله را بیابیم.

L, L, L, L, L, H, H, L, L, L

این کار با استفاده از روش *Baum-Welch* مطابق زیر انجام می‌شود:

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]

برای شروع ابتدا ماتریس‌های احتمالات گذر و انتشار و احتمال اولیه وقوع هر یک از حالت‌ها را بطور دلخواه حدس می‌زنیم (برای مثال جدول ۱). دقت شود که جمع احتمالات در سطرهای ماتریس گذر حالت و همچنین جمع احتمال انتشارها در هر حالت پنهان باید یک باشد.

جدول ۱: حدس اولیه از مقادیر ماتریس‌های احتمالات گذر و انتشار و احتمال اولیه وقوع هر یک از حالت‌ها

احتمالات گذر

	State 1 (PS)	State 2 (NS)
PS	0.55	0.45
NS	0.32	0.68

انتشارها

	H	L
PS	0.71	0.29
NS	0.26	0.74

احتمالات اولیه

PS	0.3
NS	0.7

توالی‌های زیر در سری زمانی داده شده وجود دارد، که باید احتمال وقوع این توالی‌ها را با توجه به مقادیر انتخاب شده در جدول ۱ بدست آورد.

LL, LL, LL, LL, LH, HH, HL, LL, LL

برای این کار جدول ۲ راتشکیل داده و با استفاده از حدس اولیه انجام شده برای ماتریس احتمالات گذر و ماتریس انتشار، احتمال وقوع هر یک از توالی‌ها را (با فرض هر حالت پنهان ممکن برای مبدا و مقصد) بدست می‌آوریم. به عنوان نمونه احتمال توالی LL با فرض اینکه حالت مبدا PS باشد و حالت مقصد NS (یعنی $PS \rightarrow NS$) مطابق رابطه (۷) بدست می‌آید.

$$P_{PS\rightarrow NS}(LL) = P(PS) * P(L|PS) * P(PS \rightarrow NS) * P(L|NS) \quad (۷)$$

همین روش برای محاسبه LL با فرض سایر حالت‌های مبدأ و مقصد بکار گرفته می‌شود. احتمال توالی‌های LH، HH و HL نیز به همین ترتیب محاسبه می‌شوند.

جدول ۲: روش محاسبه یک نوبت اصلاح ماتریس احتمالات گذر

دیدبانی	$PS \rightarrow NS$	$PS \rightarrow PS$	$NS \rightarrow NS$	$NS \rightarrow PS$
LL	0.3 * 0.29 * 0.45 * 0.74=0.029	0.0139	0.2607	0.0481
LL	0.3 * 0.29 * 0.45 * 0.74=0.029	0.0139	0.2607	0.0481
LL	0.3 * 0.29 * 0.45 * 0.74=0.029	0.0139	0.2607	0.0481
LL	0.3 * 0.29 * 0.45 * 0.74=0.029	0.0139	0.2607	0.0481
LH	0.3 * 0.29 * 0.45 * 0.26=0.102	0.0340	0.0916	0.1177
HH	0.3 * 0.71 *0.45 * 0.26=0.0249	0.0832	0.0322	0.0414
HL	0.3 * 0.71 *0.45 * 0.74=0.0709	0.034	0.0916	0.0169
LL	0.3 * 0.29 * 0.45 * 0.74=0.029	0.0139	0.2607	0.0481
LL	0.3 * 0.29 * 0.45 * 0.74=0.029	0.0139	0.2607	0.0481
جمع	0.3718	0.2346	1.7796	0.4646

با جمع احتمال توالی‌ها در هر ستون (یک گذر مشخص بین حالت‌های پنهان) می‌توان احتمالات گذر جدید بین حالت‌ها را بدست آورد.

مقادیر حاصل جمع در سطر آخر جدول ۲، مقادیر احتمال جدید گذرها را نشان می‌دهد که البته لازم است با ضرب در عدد مناسب به گونه‌ای مقیاس شود که حاصل جمع هر سطر ماتریس احتمالات گذر یک باشد. به عنوان نمونه احتمال گذر از $PS \rightarrow NS$ برابر ۰.۳۷۱۸ است که پس از مقیاس شدن برابر ۰.۶۱۳۱ خواهد شد. نتایج این محاسبات برای همه اعضای ماتریس احتمالات گذر در جدول ۳ دیده می‌شود.

جدول ۳: نتایج یک نوبت اصلاح ماتریس احتمالات گذر

انتخاب اولیه

	PS	NS
PS	0.55	0.45
NS	0.32	0.68

ماتریس گذر جدید

	PS	NS
PS	0.2346	0.3718
NS	0.4646	1.7796

ماتریس گذر جدید پس از مقیاس شدن

	PS	NS
PS	0.3869	0.6131
NS	0.2070	0.7930

برای تخمین مقادیر جدید انتشارها، جداولی مشابه جدول ۴ تشکیل داده و آن را تکمیل می‌کنیم. به عنوان نمونه این جدول برای محاسبه مقادیر

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]

جدید انتشار H در حالت PS تشکیل شده است . برای این کار تمام توالی-های با مبدأ یا مقصد H (یعنی HH، HL و LH) که H از حالت PS منتج شده باشد را در نظر گرفته و احتمال وقوع آن‌ها را با هم جمع می‌کنیم.

جدول ۴: یک نوبت اصلاح یکی از مقادیر انتشار(انتشار H از حالت PS)

توالی‌های دیده شده از مبدأ یا مقصد H	بالاترین احتمال وقوع این توالی اگر H از حالت PS منتج شده باشد		بالاترین احتمال وقوع این توالی	
LH	0.1177	$NS \rightarrow PS$	0.1177	$NS \rightarrow PS$
HH	0.0832	$PS \rightarrow PS$	0.0832	$PS \rightarrow PS$
HL	0.0709	$PS \rightarrow NS$	0.0916	$NS \rightarrow NS$
جمع	0.2718		0.2925	

بیشترین احتمال وقوع این توالی‌ها را نیز (صرف نظر از حالت مبدأ یا مقصد) محاسبه کرده و با هم جمع می‌کنیم. حاصل تقسیم مجموع بدست آمده اول بر مجموع بدست آمده دوم، مقدار جدید انتشار را تعیین می‌کند. بدین ترتیب مقدار جدید برای احتمال وقوع H در حالت PS (انتشار H در PS) برابر خواهد شد با $\frac{0.2718}{0.2925} = 0.9292$. به همین روش مقدار سایر انتشارها بدست می‌آید که البته باید بگونه‌ای مقیاس شوند که جمع انتشارهای یک حالت برابر یک باشد. نتایج حاصله در جدول ۵ دیده می-شود.

جدول ۵: مقادیر جدید انتشارها

انتخاب اولیه انتشارها

	H	L
PS	0.71	0.29
NS	0.26	0.74

مقادیر جدید انتشارها

	H	L
PS	0.0301	0.8763
NS	0.998	0.7322

مقادیر جدید انتشارها پس از مقیاس شدن

	H	L
PS	0.0332	0.9668
NS	0.5768	0.4232

طی دو فرایند انجام شده در بالا ماتریس احتمالات گذر و مقادیر انتشارها یک بار اصلاح شدند. تکرار این فرایند منجر به همگرایی به مقادیر نهایی می‌شود. در صورت عدم همگرایی، انتخاب مقادیر اولیه باید تجدید شود و یا باید مشاهدات (توالی‌های) بیشتری جمع‌آوری شود.

با تکمیل مراحل فوق، عملا طراحی مدل HMM انجام شده و ماتریس احتمالات گذر و مقادیر انتشارها بدست می‌آیند.

- پیدا کردن محتمل مسیر حالت‌ها

اکنون چنانچه رشته‌ای از دیدبانی‌ها توسط رادار بدست آمده باشند این امکان وجود دارد که با پیدا کردن محتمل‌ترین مسیر گذر حالت‌ها، محتمل‌ترین حالت جوی تخمین زده شود. در HMM طراحی شده در فوق، فرض می‌کنیم توالی دیدبانی $LHHL$ توسط رادار بدست آمده است. در نظر است با بکارگیری الگوریتم ویتربی محتمل‌ترین مسیر حالت‌ها یعنی $c_{x_{i-3}}, c_{x_{i-2}}, c_{x_{i-1}}, c_{x_i}$ که منجر به این توالی شده است محاسبه شود.

بر اساس این روش احتمال اینکه محتمل‌ترین مسیر در چهارمین عضو توالی دیدبانی به مقدار دیدبانی H در حالت PS ختم شود عبارتست از:

$$P_{PS}(L,4) = P(L|PS) \,.\, max\big(\, P_{NS}(L,4-1)\gamma_{NS\rightarrow PS} \,,\, P_{PS}(L,4-1)\gamma_{PS\rightarrow PS}\big) \qquad (۸)$$

که در آن $\gamma_{PS\rightarrow NS}$ احتمال گذر از حالت PS به NS یکی از اعضا ماتریس احتمالات گذر است.

با فرض ماتریس احتمالات گذر برابر $\begin{bmatrix}0.4 & 0.6\\ 0.2 & 0.8\end{bmatrix}$ و انتشارها برابر $[0.3 \quad 0.7]$ برای PS و $[0.6 \quad 0.4]$ برای NS رابطه *Error! Reference source not found.* برابر زیر خواهد شد.

$$P_{PS}(L,4) = 0.7 \,.\, max\big(\, 0.2 \times P_{NS}(L,3) \,,\, 0.8 \times P_{PS}(L,3)\big) \qquad (۹)$$

همانطور که ملاحظه می‌شود رابطه *Error! Reference source not found.* یک رابطه برگشتی است که لازم است پله به پله محاسبه شود تا مقدارآخر بدست آید. با روشی مشابه می‌توان احتمال اینکه محتمل‌ترین مسیر در چهارمین عضو توالی دیدبانی به مقدار دیدبانی H در حالت NS ختم شود را نیز بدست آورد و با مقایسه این دو مقدار، حالت منتسب به چهارمین عضو توالی یعنی c_{x_i} مشخص می‌شود. به همین روش احتمال سومین عضو (H)، دومین عضو (H) و اولین عضو (L) از توالی برای حالت¬های NS و PS بدست می‌آید و احتمال بزرگتر نشان¬دهنده حالت منتسب به هر مقدار دیدبانی یعنی $c_{x_{i-3}}, c_{x_{i-2}}, c_{x_{i-1}}$ است.

با حل برگشتی محتمل‌ترین مسیر حالت‌ها برابر $PS \rightarrow NS \rightarrow NS \rightarrow PS$ خواهد بود.

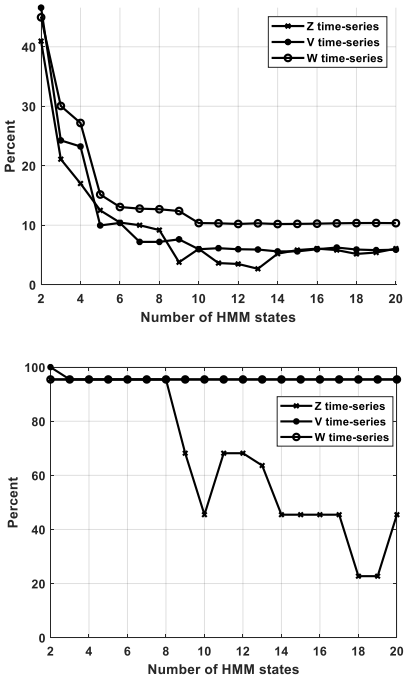
۳- ۲ نتایج پیاده‌سازی

در این بخش روش پیشنهادی با استفاده از سری زمانی داده‌های واقعی باد و رادار که در بخش ۲- توضیح داده شد، پیاده‌سازی و بررسی می‌شود. برای این کار از داده‌های سرعت و جهت باد و داده‌های رادار هواشناسی

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]

باند C، مربوط به ماه‌های آوریل تا جولای سه سال متوالی (۲۰۱۵ تا ۲۰۱۷) استفاده شده است. فایل‌های داده حجمی رادار، با کدگذاری مناسب در قالب یک ماتریس سه بعدی بارگذاری شدند. هر صفحه در این ماتریس سه بعدی حاوی اطلاعاتی درباره مقادیر اندازه‌گیری شده مجموعه نقاط بر روی مخروط است که مربوط به یک زاویه ارتفاعی است. تعداد صفحات ماتریس ۲ بعدی برابر با تعداد زاویه‌های ارتفاعی در داده حجمی رادار است. در این مطالعه، صفحه متناظر با نزدیکترین زاویه ارتفاع به ۱۰ درجه (یعنی زاویه‌ای که در آن تابش رادار دارای زاویه ۱۰ درجه با افق است) برای استخراج V، Z و W انتخاب شده است. هر ۱۵ دقیقه فایل‌های داده خام جدید دریافت و یک نمونه سری زمانی از z_i، v_i و w_i تولید می‌شوند. داده‌های سرعت باد در فواصل زمانی ۳۰ ثانیه و داده‌های رادار در فواصل ۱۵ دقیقه جمع‌آوری شده‌اند. برای همگام‌سازی اطلاعات جمع‌آوری شده، مقدار حداکثر ۳۰ نمونه سرعت باد در هر بازه به عنوان مقدار نماینده آن بازه در نظر گرفته می‌شود. بنابراین هر دو داده رادار و سرعت باد به صورت سری زمانی با گام زمانی ۱۵ دقیقه آماده می‌شوند. از آنجا که در این مطالعه، تمرکز ما روی مقادیر و رویدادهای حدی است، انتخاب حداکثر سرعت باد به جای سایر گزینه‌ها (مانند میانگین)، منطقی است. به دلیل برخی از داده‌های مفقود شده، سری زمانی رادار در دوره ذکر شده کامل نیست، بنابراین هر یک از سری‌های زمانی مورد استفاده z_i، v_i، w_i، و ws_i دارای ۱۴۳۰۰ عنصر هستند.

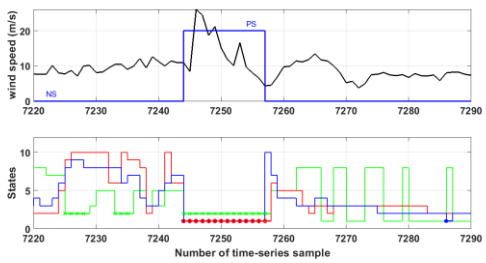
از ۱۴۳۰۰ عضو هر سری زمانی، ۸۰۰۰ عدد از آن‌ها برای پیاده‌سازی مدل و از مابقی عناصر برای صحت‌سنجی مدل استفاده شده است. در پیاده‌سازی مدل، HMM با تعداد حالت‌های پنهان مختلف به منظور یافتن بهترین تعداد حالت مورد بررسی قرار گرفت. شکل ۴-الف اثر افزایش تعداد حالت‌های HMM را روی نسبت تعداد نمونه‌های PS به تعداد کل نمونه‌ها نشان می‌دهد. با افزایش تعداد حالت‌های HMM، تعداد PS کاهش می‌یابد و این به معنای جداسازی بهتر نمونه‌های PS است. یادآوری می‌شود که، از HMM برای تفکیک و تشخیص حالت‌های پنهان در سری زمانی داده رادار استفاده کردیم و از هر سری زمانی یک حالت را به عنوان PS و سایر حالت‌ها را به عنوان NS انتخاب کردیم. با نگاهی به شکل ۴-الف می‌توان گفت که تعداد حالت مناسب برای سری زمانی Z ، ۱۳ و سری‌های زمانی V و W، ۱۰ است. این شکل نشان می‌دهد که افزایش بیشتر حالت‌ها باعث بهبود نتایج نمی‌شود. شکل ۴-ب نسبت تعداد توفان‌هایی که به طور صحیح تشخیص داده شده به تعداد کل توفان‌ها را نشان می‌دهد. با انتخاب تعداد حالت‌های HMM، این مقدار باید تا حد ممکن به عدد ۱ نزدیک نگه داشته شود. این معیار حاکی از کاهش تعداد حالت‌های HMM برای سری زمانی Z به عدد ۸ است، زیرا افزایش تعداد حالاتHMM ، به سرعت نسبت فوق را کاهش می‌دهد.



شکل ۴: یافتن بهترین تعداد حالت‌های HMM برای سری‌های زمانی Z، V و W، الف) نسبت تعداد نمونه‌های PS به تعداد کل نمونه‌ها، ب) نسبت تعداد توفان‌های شناسایی شده به تعداد توفان‌های واقعی.

با مشخص بودن تعداد حالت‌ها برای هر سری زمانی، پیدا کردن TMP و EM های مربوط به HMM در هر سری زمانی و همچنین حالت c_e متناظر با شرایط PS، مطابق با بخش ۱-۳ موارد الف و ب، آسان است.

شکل ۵-ب حالت‌های متناظر با بخشی از سری‌های زمانی را که توسط HMM محتمل‌تر تشخیص داده شده را نشان می‌دهد. حالت‌های متناظر با PS (c_e) در شکل مشخص شده‌اند. حالت‌های متناظر با PS برای سری‌های زمانی V و W، ۱ و برای سری زمانی Z، ۲ است. در شکل ۵-الف مشخص است که حالت PS فقط زمانی شناسایی می‌شود که تمام سه سری زمانی در حالت PS قرار گرفته باشند.



شکل ۵: الف) سرعت باد (سیاه) و طبقه‌بندی نمونه‌های نهایی به حالت‌های PS و NS (آبی)، ب) رمزگشایی حالت c_{x_i} سری زمانی Z، V و W (سبز، قرمز و آبی).

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]

با استفاده از مقادیر محاسبه شده *TPM* و *RM* و در نظر گرفتن حالت *PS* متناظر در هر سری زمانی، طبقه‌بندی می‌تواند بر روی هر نمونه‌ای که بصورت بر خط دریافت شود اجرا گردد.

۶۳۰۰ نمونه سری زمانی که برای راستی آزمایی مدل کنار گذاشته شده بودند، برای سه پارامتر رادار طبق روش پیشنهادی طبقه‌بندی شدند. از این میان، با انجام طبقه‌بندی *HMM* روی سری زمانی z_i، ۲۶۳ نمونه به عنوان بالقوه توفانی انتخاب و بقیه رد شدند، یعنی $t_z^* = HMM_z^{ws}(Z)$ برای ۲۶۳ نمونه از سری زمانی اعتبار سنجی، برابر با ۱ است. این عدد برای v_i برابر ۳۲۱۲ و برای w_i برابر ۴۷۵۲ ، است. هم‌پوشانی بین نمونه‌های انتخاب شده، ۲۰۱ نمونه است. بدین معنی که از ۶۳۰۰ نمونه، ۲۰۱ نمونه به عنوان نمونه‌های بالقوه توفانی انتخاب شدند جدول ۶ این نتایج را نشان می‌دهد.

جدول ۶: نتایج طبقه‌بندی بر اساس هر یک از پارامترهای رادار

تعداد کل نمونه‌ها	انتخاب شده با طبقه‌بندی بر اساس:			
	z_i	v_i	w_i	هم‌پوشانی
۶۳۰۰	۲۶۳	۳۲۱۲	۴۷۵۲	۲۰۱

لازم به ذکر است که وقتی هوا آرام است، پیش‌بینی وزش باد شدید بسیار مهم و حیاتی است در حالی که وقتی هوای فعلی توفانی است، این پیش‌بینی چندان اهمیتی ندارد. به طور معمول می‌توان انتظار داشت که به محض بروز اولین وزش شدید باد، این پدیده در چند نمونه بعدی وجود داشته باشد. این گروه از نمونه‌هایی که در هنگام رخداد نزدیک به هم هستند، گروه مربوط به یک توفان در نظر گرفته می‌شود. به همین دلیل، اگر یک نمونه به عنوان بالقوه توفانی طبقه‌بندی شود، نمونه‌های توفانی بالقوه بعدی، با تأخیر کمتر از ۵ ساعت (۲۰ نمونه)، به عنوان گروه جدید شناخته نخواهد شد. در نمونه‌های صحت‌سنجی، ۶ گروه جداگانه باد شدید وجود دارد که ۴ گروه به خوبی توسط این روش طبقه‌بندی، شناسایی شده‌اند. در ادبیات مربوط به طبقه بندی، *Precision* و *Recall* دو اصطلاح شناخته شده هستند که مطابق زیر تعریف می‌شوند.

$$Precision = \frac{number\ of\ truly\ detected\ targets}{number\ of\ all\ detected\ targets}$$

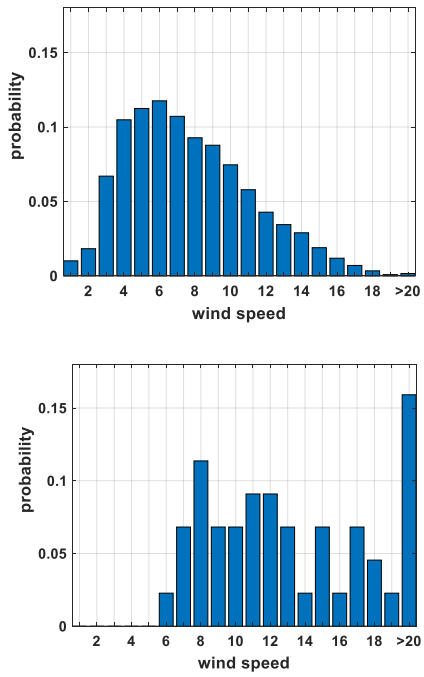
$$Recall = \frac{number\ of\ truly\ detected\ targets}{number\ of\ actuall\ targets}$$

یعنی *Precision* نسبت تعداد موارد درست کشف شده به تعداد کل موارد کشف شده و *Recall* نسبت تعداد موارد درست کشف شده به کل اتفاقات واقعی است. اعداد نزدیک به یک در هر دو حالت مطلوب‌تر هستند.

از آنجایی که با استفاده از روش طبقه‌بندی پیشنهادی، در مجموع ۲۳ گروه طوفان بالقوه شناسایی شدند، صحت‌سنجی، *Precision* ۰/۱۷ و *Recall* ۰/۶۷ را نشان می‌دهد.

٤- تخمین توان تولیدی نیروگاه بادی

با تعمیم روش برای تعداد بیشتری آستانه برای سرعت باد (هر یک متر بر ثانیه یک مقدار آستانه) نمودار توزیع احتمال سرعت باد برای هر یک از حالات *PS* و *NS* مطابق شکل ۶ خواهد شد. شکل ۶-الف نشان می‌دهد در لحظاتی که به عنوان *NS* شناسایی شده‌اند چه توزیعی برای سرعت باد مورد انتظار است، در حالیکه شکل ۶-ب توزیع احتمال وقوع سرعت باد را برای لحظاتی که *PS* تشخیص داده شده نشان می‌دهد.



(الف)

(ب)

شکل ۶: پراکندگی احتمال وقوع سرعت باد، الف) برای حالت NS ، ب) برای حالت PS

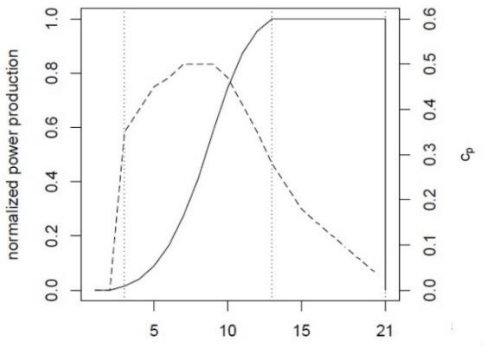
رابطه بین باد و توان تولیدی یک توربین بصورت رابطه (۱۰) تعریف می‌شود.

$$P = \frac{1}{2} A\, c_p\, V^3 \qquad (۱۰)$$

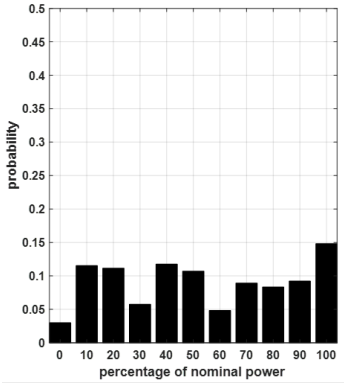
که در آن، P توان تولیدی، A سطح روتور، c_p ضریب توان و V سرعت باد است. بهترین حالت تنها ۶۰ درصد از انرژی باد می‌تواند به برق تبدیل شود $c_p = 0.6$ هرچند در عمل این مقدار کمتر است [۱۵]. هر

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]

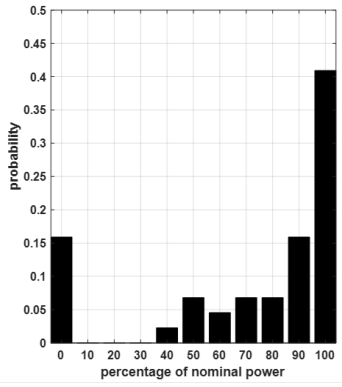
توربین، منحنی توان متعلق به خود را دارد که توسط سازنده آن ارائه می‌شود. شکل ۷ نمونه‌ای از منحنی توان یک توربین بادی (خطِ پُر) است. در این شکل سه خط‌چین عمودی وجود دارد که آستانه حرکت، مقدار نامی و حد بالایی سرعت باد را نشان می‌دهد. منحنی خط چین مقادیر c_p را به ازای سرعت‌های مختلف باد نشان می‌دهد.



شکل ۷: نمونه‌ای از منحنی توان یک توربین بادی



(الف)



(ب)

شکل ۸: پیش بینی احتمال توان تولیدی، الف) برای حالت NS ، ب) برای حالت PS

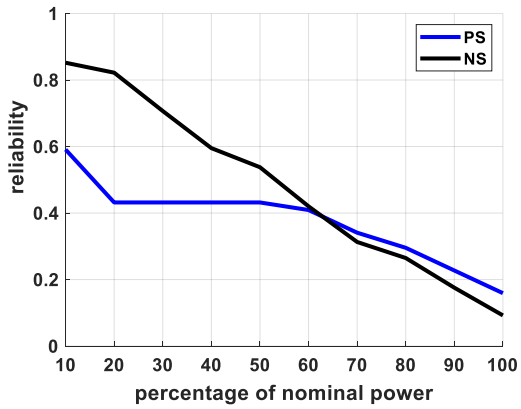
بر اساس توزیع احتمال سرعت باد برای دو حالت PS و NS، این امکان وجود دارد که توزیع احتمال توان تولیدی این مولد نمونه بادی در این دو حالت بدست آید. شکل ۸ پیش‌بینی توان تولیدی در بیست نمونه آینده (افق ۵ ساعته) مولد بادی برای دو حالت NS و PS را نشان می‌دهد. این نمودار بر اساس پیش‌بینی سرعت بادِ انجام شده، مطابق شکل ۶ بدست آمده‌اند. بر اساس میزان توان تولیدی مورد نیاز یک توربین بادی، امکان تخمین میزان قابلیت اطمینان یک نیروگاه بادی در تأمین توان مورد درخواست وجود دارد. در اینجا منظور از قابلیت اطمینان، احتمال توانایی تأمین توان مورد نیاز توسط توربین بادی است که توسط رابطه (۱۱) تعریف می‌شود.

$$R = 1 - \boldsymbol{P}_{fail} = \boldsymbol{P}(P_p \geq P_d) = \int_{P_d}^{\infty} f_{P_p}(p)\, dp \qquad (۱۱)$$

و یا بصورت گسسته

$$= \sum_{p=P_d}^{\infty} f_{P_p}(p) \qquad (۱۲)$$

که در آن P_d توان مورد نیاز، و $f_{P_p}(p)$ معادل pdf پیش‌بینی توان تولیدی است که این تابع توزیع احتمال خود بر اساس تابع توزیع احتمال سرعت باد بدست آمده است. بدین ترتیب با دانستن تابع توزیع احتمال توان تولیدی امکان محاسبه قابلیت اطمینان پدید می‌آید. بر اساس شکل ۸، قابلیت اطمینان تأمین درصدی از توان نامی مولد بادی مطابق شکل ۹ برای دو حالت PS و NS قابل محاسبه است.



شکل ۹: قابلیت اطمینان در تولید درصدی ار توان نامی برای نیروگاه بادی نمونه در دو حالت NS و PS

همانطور که ملاحظه می‌شود، دو منحنی کاملا متمایز برای قابلیت اطمینان تأمین توان درخواستی وجود دارد. ملاحظه می‌شود که در شرایط جوی PS احتمال تأمین صد در صد توان نامی پایین‌تر از حالت NS است. تفکیک دو حالت PS و NS مطابق روش معرفی شده کمک شایانی به مدیریت نیروگاه بادی در تعیین توان قابل تولید می‌کند. این تخمین می‌تواند مبنای مناسبی برای اقدامات ضروری بعدی باشد.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله نشان داده شد که چگونه داده‌های تولیدی رادار هواشناسی می‌توانند برای پیش‌بینی احتمال وقوع باد شدید مورد استفاده قرار گیرند و نشان داده شد که چگونه قابلیت‌های مدل مارکوف پنهان برای این کار بکار گرفته شود. راستی آزمایی مدل ارائه شده با داده‌های واقعی نشان داد که مقدار ۰/۱۷ برای *Precision* و ۰/۶۷ برای *Recall* قابل حصول است. مدل پیشنهادی شرایط جوی را به حالت‌های "بالقوه توفانی" و " غیر توفانی" طبقه‌بندی می‌کند. اگرچه در برخی از اوقات، زمان‌های بالقوه توفانی پیش‌بینی شده، توفان به دنبال نخواهند داشت، اما این طبقه‌بندی می‌تواند اطلاعات مفیدی را به کاربر ارائه دهد، زیرا بر اساس آن می‌توانند تصمیمات مهمی را انخاذ نمایند. به طور معمول این اقدامات می‌توانند تغییر برنامه کاری رادار (به طور مثال عملکرد سریعتر یا تمرکز روی مناطق آسیب پذیرتر)، صدور هشدار اولیه سطح پایین برای ارگان-های مسئول در مدیریت حوادث، مراکز کنترل ترافیک هوایی، نیروگاه-های بادی و اعلام به عموم مردم باشند. نشان داده شد چگونه با تعمیم روش به مقادیر و آستانه‌های دیگر ممکن، می‌توان توزیع سرعت باد بیشینه و توزیع توان قابل تولید توسط یک نیروگاه بادی را پیش‌بینی کرد و بر آن اساس قابلیت اطمینان تولید را برای درصدی مشخص از توان نامی نیروگاه بادی تخمین زد.

مراجع

[۱] ا. زرجو، م. مظفری، ب. امرایی، "کنترل توربین بادی با ژنراتور القایی دوگانه تغذیه (DFIG) جهت استحصال حداکثر توان قابل جذب (MPPT)،" مجله کنترل، جلد ۸، شماره ۴، صفحه ۴۳-۵۳، ۱۳۹۳.

[۲] ع. دقیق، م. ابراهیمی، ح. جوادی، "طراحی و کنترل ژنراتور مغناطیس دائم شار محور بدون هسته جهت استحصال بیشترین توان از توربین بادی سرعت متغیر،" مجله کنترل، جلد ۱۱، شماره ۲، صفحه ۳۱-۴۱، ۱۳۹۶.

[۳] و. شجاع‌الدینی، آ. پارسیان‌نژاد، م. فرزانه، "روشی جدید برای استحصال توان بهینه از توربین های بادی: مدل زمانی-مکانی برای مزرعه بادی با استراتژی نروفازی،"،مجله کنترل، جلد ۶، شماره ۳، صفحه ۵۱-۶۰، ۱۳۹۱.

[4] S. Kanev and T. van Engelen, "Wind turbine extreme gust control," Wind Energy: An International Journal for Progress and Applications in Wind Power Conversion Technology, vol. 13, no. 1, pp. 18-35, 2010.

[5] W.-Y. Chang, "A literature review of wind forecasting methods," Journal of Power and Energy Engineering, vol. 2, no. 4, pp. 161, 2014.

[6] F. Tagliaferri, B.P. Hayes, I.M. Viola, S.Z. Djokić, "Wind modelling with nested Markov chains," Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, vol. 157, pp. 118-124, 2016.

[7] P.-J. Trombe, P. Pinson, and H. Madsen, "Automatic classification of offshore wind regimes with weather radar observations," IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, vol. 7, no. 1, pp. 116-125, 2013.

[۸] ن. چینی فروش، غ. لطیف شبگاهی، م. آزادی، "ارائه الگوریتم جدید برای پیش‌بینی سرعت باد مبتنی بر مدل پنهان مارکوف،" مجله ژئوفیزیک ایران، جلد ۱۳، شماره ۲، صفحه ۸۶-۱۰۶، ۱۳۹۸.

[9] D. Schlipf, D.J. Schlipf, and M. Kühn, "Nonlinear model predictive control of wind turbines using LIDAR," Wind energy, vol. 16, no. 7, pp. 1107-1129, 2013.

[10] P.J. Trombe, et al., "Weather radars–the new eyes for offshore wind farms?," Wind Energy, vol. 17, no. 11, pp. 1767-1787, 2014.

[11] R.J. Doviak, "Doppler radar and weather observations," Courier Corporation, 2006.

[۱۲] ن. چینی فروش، غ. لطیف شبگاهی، "تجهیزات اندازه‌گیری سرعت و جهت باد: روش‌ها، چالش‌ها و روند فنّاوری،" پژوهش های اقلیم شناسی، جلد ۱۳۹۷، شماره ۳۳، صفحه ۴۳-۶۲، ۲۰۱۸.

[13] A. Keyhani, M. Ghasemi-Varnamkhasti, M.T. Khanali, R. Abbaszadeh, "An assessment of wind energy potential as a power generation source in the capital of Iran, Tehran," Energy, vol. 35, no. 1, pp. 188-201, 2010.

[14] G.D. Forney, "The viterbi algorithm," Proceedings of the IEEE, vol 61, no. 3, pp. 268-278, 1973.

[15] M. Dabernig, "Comparison of different numerical weather prediction models as input for statistical wind power forecasts," University of Innsbruck, 2013.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1400.15.4.6.7]
[DOI: 10.52547/joc.15.4.59]