

تعیین جهت باد غالب جهت نیروگاه‌های توربین بادی با استفاده از الگوریتم هوشمند درخت خطی محلی

مولود جعفری^{۱*}، علیرضا حاجیان^۲

^۱دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی انرژی های تجدیدپذیر، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران

Molood.jafari.a@gmail.com

^۲دانشیار گروه فیزیک، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران dralirezahajian@gmail.com

چکیده: با توجه به خاصیت تناوبی و نامنظم باد که منجر به عدم توازن در توان تولیدی نیروگاه‌ها می‌گردد، هم اکنون یکی از مهم‌ترین چالش‌های پیش‌رو استفاده حداکثری از این نیرو بخصوص در فصول سرد سال که راندمان استفاده از انرژی خورشیدی کاسته می‌شود و اختلاف دما و جریان همرفتی سبب ایجاد جریان باد می‌گردد، بسیار حائز اهمیت می‌باشد. یکی از راه‌حل‌های استفاده حداکثری از این انرژی پیش‌بینی جهت باد و سرعت باد و قراردادن توربین بادی در مسیر آن است. در تحقیق حاضر با استفاده از نرم افزار متلب و استفاده از دو الگوریتم خطی به پیش‌بینی سرعت و جهت باد با استفاده از الگوریتم درخت مدل خطی محلی که اصطلاحاً آن را لالیموت (*lolimot*) نامیده و ترکیبی از مدل فازی و شبکه عصبی است. همچنین مدل دیگری با نام رگرسیون خطی چندمتغیره یا برای تعیین سرعت و جهت باد غالب استفاده خواهند شد که ابتدا داده‌های تجربی سینوپتیکی هواشناسی منطقه سامان استان چهارمحال و بختیاری در طی بازه ۶ماهه به عنوان ورودی به نرم‌افزار داده می‌شود و پس از آموزش شبکه عصبی به دو الگوریتم مذکور، پیش‌بینی سرعت و جهت باد را به طور ماهیانه و فصلی و میزان خطای هریک را به صورت جدولی جداگانه ارائه خواهد شد.

کلید واژه‌ها: الگوریتم رگرسیون خطی چندمتغیره، الگوریتم مدل درخت خطی محلی (لالیموت)، پیش‌بینی جهت باد، پیش‌بینی سرعت باد، هوش مصنوعی در نرم‌افزار متلب

درآمدزایی بیشتری برای کشور را برخوردار بود. بررسی‌های سازمان انرژی های نو نشان می‌دهد که یک توربین بادی با ظرفیت ۶۶۰ کیلووات توانایی تولید ۲ میلیون و ۳۰۰ هزار کیلووات ساعت انرژی را در سال و همچنین کاهش آلاینده‌ها، سالیانه به میزان یک هزار و ۴۰۰ تن را داراست. [۲]

اپراتورهای شبکه که با چالش‌های بسیاری مواجه هستند که منجر به تغییرپذیری و عدم اطمینان در تولید برق می‌شوند. با این حال، تولید نیروی باد با توجه به این واقعیت که نوسانات در سرعت باد در طبیعت اتفاقی هستند، کم‌تر قابل پیش‌بینی است که این مسئله باعث قطع رابطه بین عرضه و تقاضا می‌شود. بنابراین، به منظور افزایش و بهینه‌سازی تولید انرژی تجدید پذیر، مدل‌های پیش‌بینی تولید نیروی بادی و یا مدل‌های پیش‌بینی تولید برق به تازگی برای حل این مشکل به کار گرفته شده‌اند که منجر به افزایش زیاد در نصب نیروگاه‌های بادی شده‌است. [۳]

تولید برق از باد به شدت در معرض متغیرهای آب و هوایی قرار دارد. مختصات جغرافیایی، سرعت باد و جهت آن، تغییرات

۱- مقدمه

همواره استفاده از انرژی‌های فسیلی مستلزم هزینه‌های بالایی است، همچنین عوارض مخربی همچون آلودگی محیط زیست و گرم‌شدن زمین را به همراه دارد. با بروز پدیده بحران انرژی در دنیا و افزایش سطح تکنولوژی در زمینه تبدیل انرژی باد به الکتریسیته و کاهش قیمت این انرژی موجب شده تا استفاده از آن مورد توجه بسیاری از پژوهشگران، دانشمندان و فعالان عرصه محیط زیست قرار بگیرد. این انرژی جایگزین بسیار مناسبی برای سوخت‌های فسیلی است، چنان که ایالات متحده آمریکا در تلاش است که تا سال ۲۰۳۰، بیست درصد منابع برق خود را از طریق این انرژی تامین کند. [۱]

در کشور ایران بهره‌گیری از انرژی بادی موجب صرفه جویی در استفاده از فرآورده‌های نفتی می‌گردد. این صرفه جویی علاوه بر آنکه به سلامت محیط‌زیست کمک می‌کند، سبب می‌شود که بتوان صادرات بهتری از نفت و مشتقات آن و در نتیجه از



۲- پیشینه تحقیق

برخی مطالعات بر پیش‌بینی توان باد کوتاه‌مدت با استفاده از رویکردهای مختلف مانند حالت تجربی مبتنی بر مبنای شعاعی و شبکه‌های عصبی (RBFNN) تمرکز دارند این در حالیست که در برخی دیگر مطالعات از LSTM مبتنی بر شبکه عصبی تکراری استفاده کرده‌اند. [۶] جین و همکارانش در تحقیقی دیگر اثرات توربین بادی را در ارزیابی منابع باد در منطقه سرد بررسی کردند. [۷] سمیر ۲ و همکارانش تاثیر تعیین مقادیر نامشخص جریان باد بر پیش‌بینی‌های تولید انرژی باد توسط مجموعه‌ای از شبکه‌های مصنوعی در دسترس، را مورد بررسی قرار دادند. [۸] در مطالعه دیگر از چندین جنبه از کاربرد ANN ها در پیش‌بینی سری‌های زمانی پرداخته می‌شود. ANN بسیار انعطاف‌پذیرتر از مدل‌های خطی هستند که معمولاً اعمال می‌شوند. [۹] محمد عبدالناصر و همکارانش یک شبکه عصبی تکراری حافظه کوتاه‌مدت LSTM - RNN برای پیش‌بینی دقیق توان خروجی سیستم PV استفاده کردند که از بین پنج مدل LSTM برای پیش‌بینی توان، مدل رگرسیون خطی چندگانه^۳ و بهترین خطا را نشان داد. [۱۰] Ningsih و همکاران سرعت باد را با استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی RNNS با حافظه بلند مدت پیش‌بینی کردند. [۱۱] در مقاله‌ای دیگر از خوشه‌بندی فازی (FCM) برای پیش‌بینی سرعت باد استفاده شده است. [۱۲]

۳- مدل فازی عصبی درخت خطی محلی

الگوریتم یادگیری درخت مدل خطی محلی یک روش یادگیری است که برای ایجاد و آموزش مدل‌های عصبی- فازی خطی محلی به کار می‌رود. یک مسئله مدل‌سازی پیچیده به تعدادی زیرمسئله کوچک‌تر و در نتیجه ساده‌تر تقسیم می‌شود از

فصلی، زمان روز و... همگی عواملی موثر در عدم بازدهی یکنواخت برای یک روش پیش‌بینی خاص در پهنه جغرافیایی مختلف هستند. بنابراین، بررسی فصلی بودن و سایر پارامترهای موثر برای تعیین بهترین مدل مناسب برای موقعیت داده‌شده ضروری است. واضح است که نیاز به یک تکنیک پیش‌بینی باد دقیق برای کاهش قابل‌ملاحظه هزینه توسط زمان‌بندی نیروی باد دارای اهمیت می‌باشد. [۴]

امروزه روش‌های پیش‌بینی متعددی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی برای مدل کردن سرعت باد، به عنوان یک پدیده فیزیک کاملاً غیرخطی، مورد استفاده قرار داده‌اند. در این روش پیش‌بینی سرعت باد تا چندین گام بعد انجام می‌پذیرد. [۵]

به علت آنکه الگوی سرعت و جهت باد در طبیعت بسیار نامنظم هستند و مدل‌های آماری نمی‌توانند به تنهایی پیش‌بینی‌های دقیقی را ارائه دهند.

جهت باد غالب^۱ جهتی است که بیشترین تناوب را داشته باشد. جهت باد غالب بیشترین اهمیت را هنگام جایابی توربین بادی ایفا می‌کند. دانستن جهت باد غالب برای جلوگیری از ایجاد سایه باد ضروری است.

در این تحقیق پیش‌بینی جهت و سرعت باد به صورت ترکیبی از روش آماری و روش هوش مصنوعی انجام گرفت تا علاوه بر پیش‌بینی دقیق‌تر، سبب بهبود عملکرد توربین‌های بادی شود. این داده‌های آماری شامل داده‌های سینوپتیکی آب و هوایی سازمان هواشناسی است که با الگوریتم‌های لالیموت و رگرسیون خطی چندمتغیره هوشمند سازی شده است.

³ MLR

¹ prevailing wind direction

² Sameer



۴- رگرسیون خطی چندمتغیره^۵

بر اساس تحلیل رگرسیونی، یک رابطه خطی بین متغیر پاسخ^۶ با یک یا چند متغیر توصیفی^۷ برقرار می‌شود.

در رگرسیون خطی چندگانه، پارامترهای یک مدل خطی به کمک یه تابع هدف و مقادیرهای متغیرها، برآورد می‌شوند. در رگرسیون خطی، مدل در نظر گرفته شده، یک رابطه خطی برحسب پارامترهای مدل است. به این ترتیب اگر n مشاهده از متغیر مستقل p بعدی X وجود داشته باشد برای برقراری ارتباط خطی با متغیر پاسخ y از مدل رگرسیون خطی زیر استفاده کنیم.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i \quad i=1, \dots, n \quad (5)$$

از آنجایی که متغیر مستقل X دارای p بعد است، مقدار آن را در هر بعد با یک متغیر مستقل یک بعدی جایگزین می‌شود. اندیس i نیز شماره مشاهده را نشان می‌دهد. در انتها نیز جمله خطای مدل رگرسیونی محسوب می‌شود. باید توجه داشت که در مدل رگرسیون خطی، رابطه بین پارامترها خطی است.

۴-۱- توصیف ریاضی مدل رگرسیون خطی چندمتغیره

مدل رگرسیون خطی را می‌توان به صورت یک رابطه برداری نیز نوشت.

$$y_i = x_i^T \beta + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n \quad (6)$$

در این حالت، β یک بردار است که دارای p ستون است. همچنین β نیز برداری است که p سطر دارد. اگر بردارهای β مشخص باشند می‌توان مقدار متغیر پاسخ یعنی را با میزان خطای متوسط ε ، بر اساس هر مشاهده برآورد کرد.

این محاسبات را به صورت ماتریسی و برای همه مشاهدات به صورت یکجا نیز نوشته‌اند. فرض می‌شود که y بردار مشاهدات متغیر پاسخ باشد. به همین ترتیب X نیز ماتریس مربوط به متغیر مستقل p بعدی و β نیز بردار پارامترهای مدل با p سطر باشد. اگر

این رو دقت مدل‌های LLNF^۴ ضرورت به استراتژی تقسیم (نرخ تقسیم) وابسته است.

۳-۱- توصیف ریاضی مدل الگوریتم درخت خطی محلی

رویکرد اصلی در مدل‌های فازی عصبی خطی محلی تقسیم فضای ورودی به زیرمجموعه‌های کوچک‌تر با توابع اعتبار مربوط به هر مجموعه است که با ایجاد مدل‌های خطی کوچک‌تر (به جای کار با مدل غیرخطی اصلی) خروجی‌های مدل را بتوان محاسبه کرد. شکل ۱ ساختار یک مدل عصبی-فازی خطی محلی با M نرون P و ورودی را نشان می‌دهد. خروجی هر مدل خطی محلی به صورت زیر محاسبه خواهد شد.

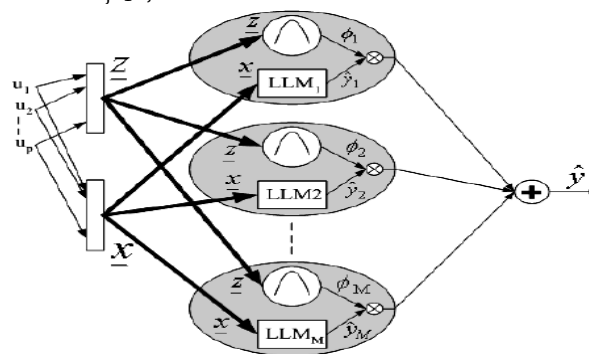
$$\hat{y}_i = w_{i0} + w_{i1}u_1 + w_{i2}u_2 + \dots + w_{ip}u_p \quad (1)$$

و فرمول خروجی نهایی نیز برابر خواهد بود با:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^M \hat{y}_i \varphi_i(u) \quad (2)$$

که در آن پارامتر w_{ij} آمین نرون و آمین ورودی بوده و M تعداد نرون‌ها می‌باشد و $u = [u_1 u_2 \dots u_p]^T$ ورودی مدل است. توابع اعتبار $\varphi_i(u)$ نیز به این صورت محاسبه می‌شوند:

$$\varphi_i(u) = \frac{\mu_i(u)}{\sum_{j=1}^M \mu_j(u)} \quad (3)$$

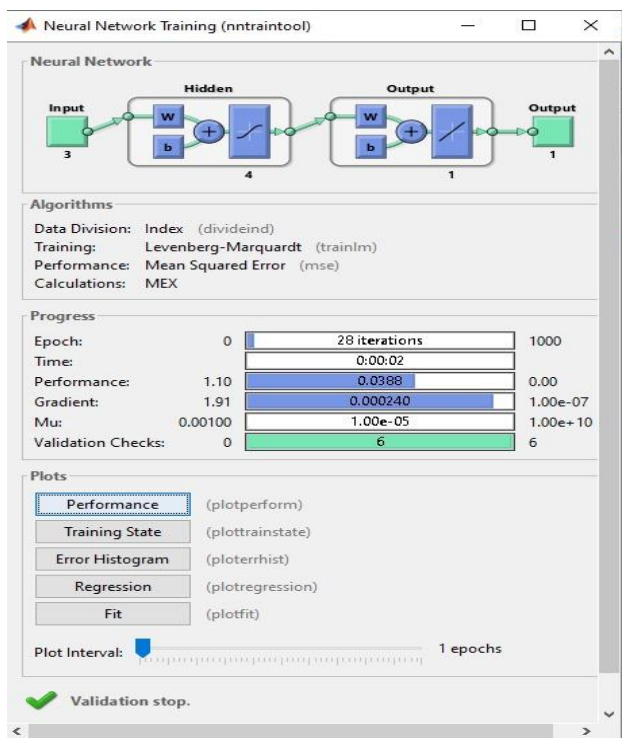


شکل ۱: ساختار یک مدل عصبی-فازی خطی محلی با M نرون برای P ورودی [۱۳]

$$\mu_i(u) = \exp\left(\frac{-0.5(u_1 - c_{i1})^2}{\sigma_{i1}^2}\right) \times \dots \times \exp\left(\frac{-0.5(u_p - c_{ip})^2}{\sigma_{ip}^2}\right) \quad (4)$$

⁶ Response Variable
⁷ Explanatory Variable

⁴ Local Linear Neuro Fuzzy
⁵ Multiple Linear Regression



شکل ۴: مشخصات شبکه الگوریتم رگرسیون خطی چندمتغیره

۶- نتایج شبیه سازی

در این قسمت ابتدا نتایج پیش بینی سرعت و جهت باد با استفاده از الگوریتم درخت خطی محلی همراه با خطاهای آن که بیان خواهد شد و سپس به بررسی الگوریتم رگرسیون خطی محلی خواهیم پرداخت.

۶-۱- پیش بینی جهت و سرعت باد با LOLIMOT

الف) پیش بینی جهت باد با استفاده از روش الگوریتم مدل درخت خطی محلی به دو صورت فصلی و ماهانه در شکل (۵) است که خروجی حقیقی و خروجی تخمین زده شده سیستم و خطای بین آن‌ها را در داده‌های آموزش نشان می‌دهد.

بردار خطا را نیز ϵ نامیده‌شود، مدل رگرسیون خطی را می‌توان به زبان ماتریس و بردارها به صورت زیر بازنویسی کرد.

$$y = X\beta + \epsilon \quad (7)$$

ماتریس‌ها و بردارهای به‌کار رفته در رابطه به صورت زیر قابل مشاهده هستند:

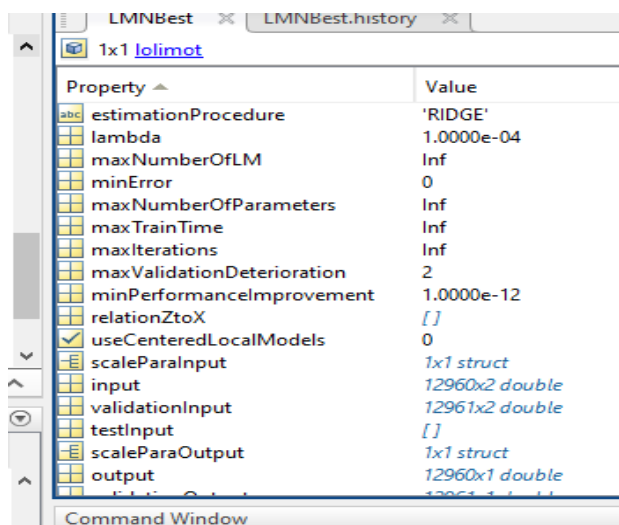
$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}_{n \times 1}, \quad X = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix}_{n \times (p+1)} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix}_{n \times (p+1)}$$

$$\beta = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_p \end{pmatrix}_{(p+1) \times 1}, \quad \epsilon = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{pmatrix}_{n \times 1}$$

شکل ۲: بازنویسی الگوریتم رگرسیون خطی چندمتغیره به شکل ماتریس [۱۴]

۵- مراحل شبیه سازی

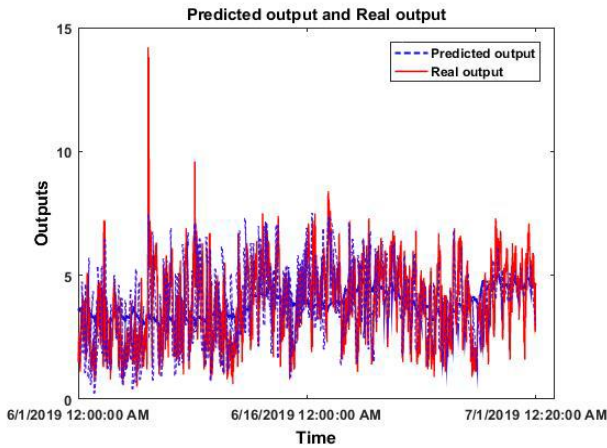
داده‌های سینوپتیکی اخذ شده از سازمان هواشناسی استان چهارمحال و بختیاری، منطقه سامان، با فواصل زمانی روزانه بین ۰ و ۱۰ نرمالایز شده و در هر کدام از الگوریتم‌های لالیموت و رگرسیون خطی چندمتغیره که کدهای آن توسط نرم‌افزار متلب کد نویسی شد، قرار گرفت. پس از انجام مراحل شبیه‌سازی داده‌ها به پیش‌بینی ماهانه و فصلی سرعت و جهت باد می‌پردازد.



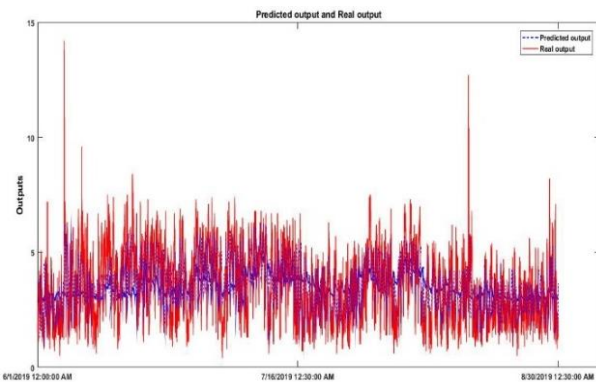
شکل ۳: مشخصات شبکه لالیموت



ب) پیش‌بینی سرعت باد با استفاده از روش الگوریتم مدل درخت خطی محلی به دو صورت فصلی و ماهانه



(الف)

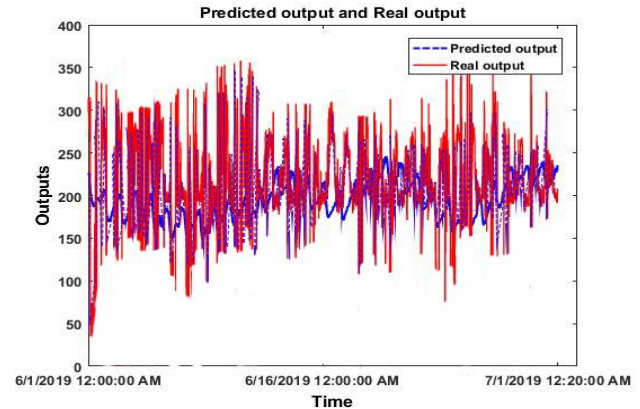


(ب)

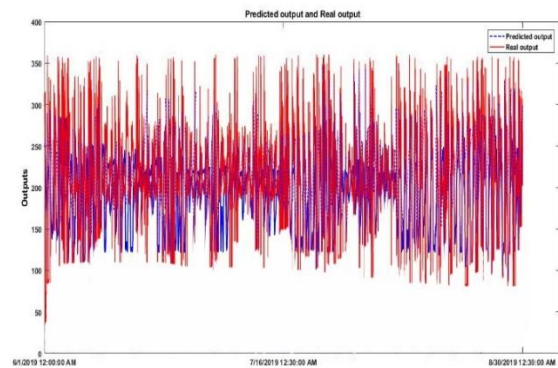
شکل ۶: مقایسه خروجی واقعی و خروجی تخمین زده‌شده سیستم در داده های تست پیش‌بینی سرعت باد با استفاده از الگوریتم لایموت (الف) با افق زمانی ماهانه (ب) با افق زمانی فصلی

جدول ۲: نتایج بدست آمده از خطاها در پیش‌بینی سرعت باد با افق زمانی ماهانه و فصلی

میانگین مربع خطاها	درصدخطا
RMSE_train_lolimot_monthly_speed	11.68%
RMSE_validation_lolimot_monthly_speed	12.23%
RMSE_train_lolimot_seasonal_speed	12.57%
RMSE_validation_lolimot_seasonal_speed	12.76%



(الف)

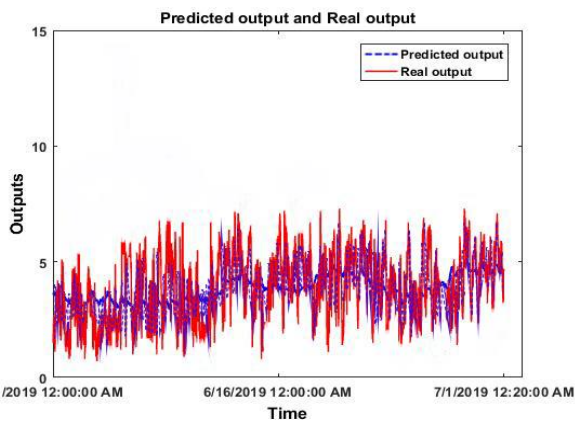


(ب)

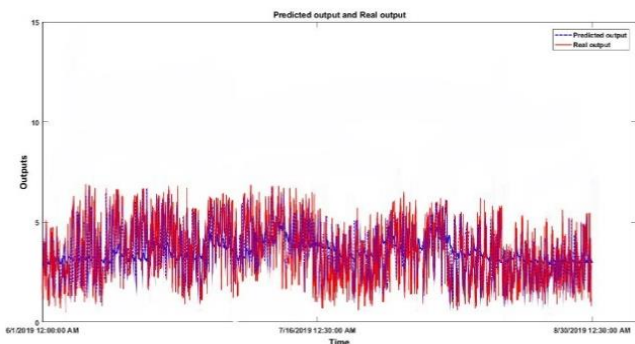
شکل ۵: مقایسه خروجی واقعی و خروجی تخمین زده‌شده سیستم در داده های تست پیش‌بینی جهت باد با استفاده از الگوریتم لایموت (الف) با افق زمانی ماهانه (ب) با افق زمانی فصلی

جدول ۱: نتایج بدست آمده از خطاها در پیش‌بینی جهت باد با افق زمانی ماهانه و فصلی

میانگین مربع خطاها	درصدخطا
RMSE_train_lolimot_monthly_direction	10.14%
RMSE_validation_lolimot_monthly_direction	10.68%
RMSE_train_lolimot_seasonal_direction	11.77%
RMSE_validation_lolimot_seasonal_direction	11.85%



(الف)



(ب)

شکل ۷: مقایسه خروجی واقعی و خروجی تخمین زده شده سیستم در داده های تست پیش بینی سرعت باد با استفاده از الگوریتم رگرسیون خطی چندمتغیره (الف) با افق زمانی ماهانه (ب) با افق زمانی فصلی

جدول ۴: نتایج بدست آمده از خطاها در پیش بینی سرعت باد با افق زمانی ماهانه و فصلی

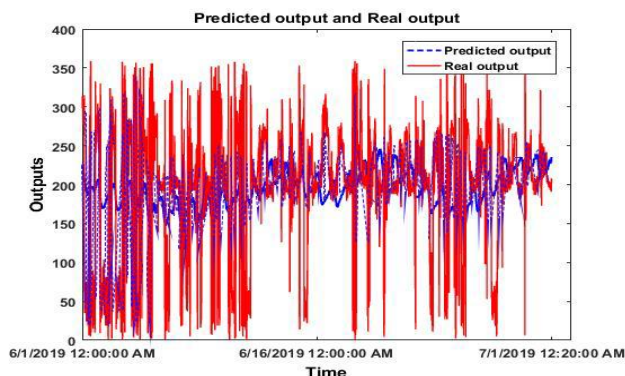
میانگین مربع خطاها	درصدخطا
RMSE Train data MLR_monthly speed	8.29%
RMSE validation MLR_monthly speed	8.42%
RMSE train MLR_seasonal speed	10.25%
RMSE validation MLR_seasonal speed	10.77%

۷- نتیجه گیری

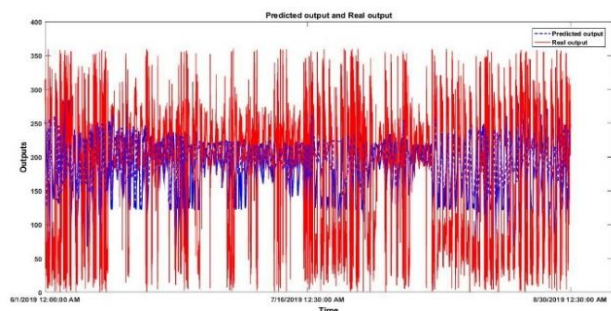
روش الگوریتم مدل درخت خطی محلی یک روش مناسب برای سیستم های غیر خطی می باشد. این روش به علت آنکه محلی انجام

۲-۶- پیش بینی جهت و سرعت باد با MLR⁸

الف) پیش بینی جهت باد با استفاده از روش الگوریتم رگرسیون خطی چندمتغیره به دو صورت فصلی و ماهانه



(الف)



(ب)

شکل ۶: مقایسه خروجی واقعی و خروجی تخمین زده شده سیستم در داده های تست پیش بینی جهت باد با استفاده از الگوریتم رگرسیون خطی چندمتغیره (الف) با افق زمانی ماهانه (ب) با افق زمانی فصلی

جدول ۳: نتایج بدست آمده از خطاها در پیش بینی جهت باد با افق زمانی ماهانه و فصلی

میانگین مربع خطاها	درصدخطا
RMSE train MLR_monthly direction	13.66%
RMSE validation MLR_monthly direction	13.98%
RMSE train MLR_seasonal direction	15.37%
RMSE validation MLR_seasonal direction	15.65%

ب) پیش بینی سرعت باد با استفاده از روش الگوریتم رگرسیون خطی چندمتغیره به دو صورت فصلی و ماهانه

⁸ Multiple Linear Regression



می‌شود و برای همه داده‌ها یک مدل واحد را طراحی نمی‌کند،
نسب به سایر الگوریتم‌های خطی دارای دقت بالاتری است
خطاهای مربوط آموزش شبکه عصبی آن در پیش‌بینی در مقایسه
با سایر الگوریتم‌ها کمتر می‌باشد.

مراجع

- [1] "wind vision for Canada ", recommendations for Achieving Canadas Wind Energy Potential ,By th Canadian Wind Energy Association(CanWEA), June 2001.
- [۲] م. ثقفی، انرژی‌های قابل تجدید، مرکز انتشارات دانشگاه تهران، ۱۳۹۳.
- [3] Mariam Ibrahim , Ahmad Alsheikh, Qays Al-Hindawi, Sameer Al-Dahidi, and Hisham ElMoaqet, Short-Time Wind Speed Forecast Using Artificial Learning-Based Algorithms, Hindawi Computational Intelligence and Neuroscience, Volume 2020, Article ID 8439719, 15
- [4] Yunus Parvej Faniband1,* and S. M. Shaahid2, Forecasting Wind Speed using Artificial Neural Networks – A Case Study of a Potential Location of Saudi Arabia, E3S Web of Conferences 173, 01004 2020.
- [5] T. Burton, D. Sharpe, N. Jenkins, E. Bossanyi, Wind energy handbook, Chichester: John Wiley and Sons, 2001.
- [6] U. Cali and V. Sharma, "Short-term wind power forecasting using long-short term memory based recurrent neural network model and variables election," Int. J. Smart Grid Clean Energy, vol. 8, no. 2, pp. 103–110, 2019.
- [7] J. Y. Jin, R. Ghani, and M. S. Virk, "Wind turbine wake effects on wind resource assessments—A case study." International Journal of Smart Grid and Clean Energy, vol. 9, no. 1, January 2020.
- [8] S. Al-Dahidi, P. Baraldi, E. Zio, and M. Lorenzo, "Quantification of uncertainty of wind energy predictions," in Proc. 3rd Int. Conf. Syst. Rel. Saf., 2018, pp. 1–5, 2018.
- [9] G. Petneházi, "Recurrent neural networks for time series forecasting," arXiv Prepr. arXiv:1901.00069, 2019.
- [10] Mohamed Abdel-Nasser and Karar Mahmoud, "Accurate Photovoltaic Power Forecasting Models using Deep LSTM-RNN", Neural Computing and Applications, Vol. 31, No. 7, pp. 2727-2740, 2019.
- [11] F. R. Ningsih, E. C. Djamel, and A. Najmurrakhman, "Wind speed forecasting using recurrent neural networks and long short term memory," in Proceedings of the 2019 6th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA), pp. 137–141, Bandung, Indonesia, July–August 2019.
- [12] C. Gonggui, J. Chen, Z. Zhang, and Z. Sun, "Short-term wind speed forecasting based on fuzzy C-means clustering and improved MEA-BP," IAENG International Journal of Computer Science, vol. 46, no. 4, pp. 27–35, 2019.
- [۱۳] خلیل شریفی، محمدرضا احمدزاده، بهینه‌سازی ساختار الگوریتم درخت مدل خطی محلی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی حدی، فصلنامه پژوهش در فناوری برق، سال دوم، شماره ۵، بهار ۱۳۹۰
- [14] faradars.org