



AALBORG UNIVERSITY
DENMARK

Aalborg Universitet

A Novel Approach for Wind Speed Forecasting Using Image Processing Techniques and 2D-Digital Filtering

Anvari-Moghaddam, Amjad; Seifi, Alireza

Published in:
Proceedings of the 19th Iranian Conference on Electrical Engineering(ICEE)

Publication date:
2011

[Link to publication from Aalborg University](#)

Citation for published version (APA):

Anvari-Moghaddam, A., & Seifi, A. (2011). A Novel Approach for Wind Speed Forecasting Using Image Processing Techniques and 2D-Digital Filtering. In *Proceedings of the 19th Iranian Conference on Electrical Engineering(ICEE)* (pp. 1-6)

General rights

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal -

Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us at vbn@aub.aau.dk providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.

روشی نوین در پیش بینی میزان سرعت باد با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و فیلترسازی دیجیتال دوبعدی

امجد انوری مقدم^۱، علیرضا سیفی^۲

^۱دانشگاه شیراز، am.anvari@ieee.org

^۲دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه شیراز، seifi@shirazu.ac.ir

چکیده - امروزه انرژی‌های تجدید پذیر نظیر باد و خورشید به عنوان اساسی‌ترین ابزارها جهت تولید انرژی تلقی می‌شوند که بهره‌گیری از آنها اثرات مثبت زیست‌محیطی و اقتصادی را در بر دارد. در این خصوص انرژی باد به سبب در دسترس بودن و سهولت استفاده بیش از سایر انرژی‌های تجدید پذیر مورد توجه است و به عنوان یک فاکتور اثرگذار در بهره‌برداری از شبکه‌های برق با مقیاس کوچک تلقی می‌شود. از طرفی طبیعت نامتناوب و نامنظم سرعت باد در بازه‌های مختلف زمانی، پیش بینی رفتار این منبع انرژی را با مشکل روبرو می‌کند. در این مقاله یک روش نوین برای تخمین میزان سرعت باد در بازه‌های کوتاه مدت ارائه می‌گردد که مبتنی بر اصول پردازش تصویر و کدگذاری خطی با استفاده از فیلترهای دیجیتال دوبعدی پاسخ ضربه محدود (*2D-FIR filters*) می‌باشد. جهت اثبات کارایی مدل تخمین‌گر پیشنهادی از داده‌های تست مربوط به سرعت باد در طی یکسال استفاده می‌گردد و نتایج پیش بینی مربوطه با روشهای مرسوم قیاس می‌گردد. یافته‌ها نشان می‌دهند روش پیشنهادی نه تنها از سادگی بیشتری برخوردار است بلکه عملکردی مناسبتری را نیز داراست، اگرچه کیفیت عملکرد آن وابسته به ابعاد پنجره فیلترینگ و ضرایب فیلتر مربوطه است.

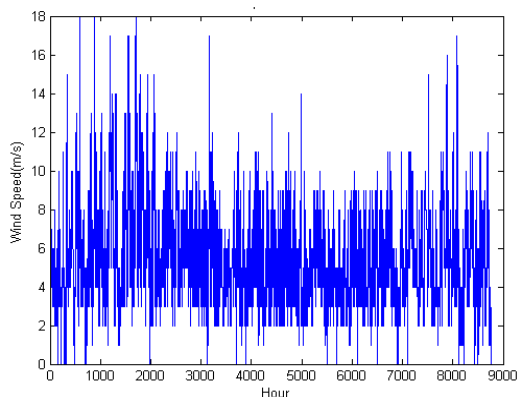
کلید واژه- انرژی‌های تجدید پذیر، پیش بینی سرعت باد، فیلترهای دیجیتال پاسخ ضربه محدود، پردازش تصویر.

۱- مقدمه

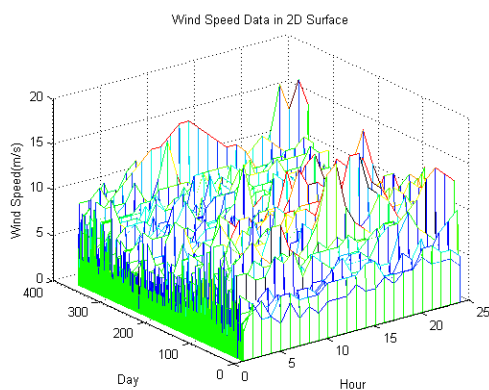
بعنوان مثال در مرجع [۲] عملکرد یک شبکه قدرت در حضور مزارع بادی بررسی می‌شود و از یک مدل شبکه عصبی برای پیش بینی مقدار میانگین سرعت باد در بازه‌های ۱۰ دقیقه‌ای و ساعت به ساعت آینده استفاده می‌گردد. در مرجع [۳] یک قیاس جامع از روشهای پیش بینی باد با استفاده از سری‌های زمانی بر روی داده‌های مربوط به سرعت باد انجام شده است. در مرجع [۴] از یک روش همزمان فازی-عصبی برای پیش بینی رفتار باد استفاده می‌شود و نشان می‌دهد بهره‌گیری توأم این دو تکنیک منجر به یک مدل هوشمند می‌گردد که نه تنها قادرست از قواعد منطقی کمتری در روند کار بهره‌گیرد بلکه به دقت بیشتری در خروجی مدل دست یابد. در مرجع [۵] نیز مقایسه‌ای کلی بین روشهای مرسوم آماری و روشهای جدید در پیش بینی انرژی باد عنوان شده است. طبق نتایج بدست آمده از این مرجع مدل‌های NWP (Numerical Weather Prediction) برای پیش بینی در بلند مدت و در مقیاسهای بزرگ مناسب می‌باشند. در مرجع [۶] از روشهای دیگری نظیر مدلسازی Fractional-ARIMA یا F-ARIMA برای پیش بینی باد در بازه زمانی ۲۴ ساعت و ۴۸

با پدیدار شدن فرایند تجدید ساختار در سالهای اخیر دیدگاه غالب به سمتی بوده است تا در حد امکان بتوان واحدهای تولیدی بزرگ و مرکزی را با واحدهای کوچکتر و پراکنده (DG) جایگزین نمود تا نه تنها بازدهی انرژی تولیدی بالا برود بلکه اثرات مخرب زیست محیطی نیز کاهش یابد. از طرفی انرژی‌هایی نظیر باد و یا خورشید از جمله انرژی‌های تجدید پذیری می‌باشند که در اکثر مناطق پتانسیل تولید توان در مقیاس‌های پایین و یا متوسط را دارا می‌باشند و براحتی قابل تبدیل به انواع دیگر انرژی می‌باشند، اما مشکل اصلی نهفته در چنین انرژی‌هایی طبیعت تصادفی و یا متناوب آنهاست طوری‌که رفتار آنها در بازه‌های کوتاه مدت نیز گاهی غیر قابل پیش بینی است. تاکنون مدل‌های مختلفی برای پیش بینی این گونه انرژیها ارائه شده است که اکثر آنها مبتنی بر روشهای فیزیکی و یا آماری مرسوم، روشهای ترکیبی و یا سایر مدل‌های تلفیقی می‌باشند [۹-۱].

روز می باشد. شکل ۱ نمودار زمانی سرعت باد در یک سال را نشان می دهد و شکل ۲ داده های مشابه را در یک فضای سه بعدی با محوریت ساعت و روز در سطح افق به تصویر می کشد.

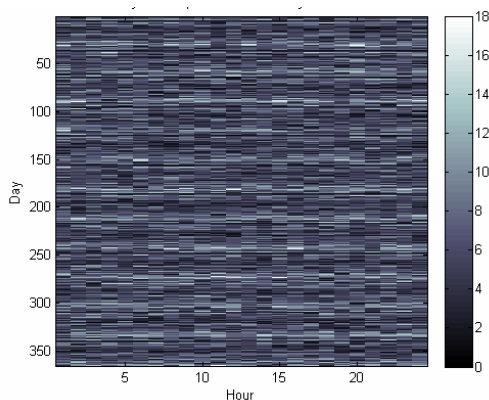


شکل ۱- نمودار زمانی سرعت باد



شکل ۲- نمایش سه بعدی داده های سرعت باد

به منظور تکمیل مدل تصویری دو بعدی، گراف ارائه شده در شکل ۲ باید به یک نمودار تصویری با مقیاس بندی رنگی بر حسب پیکسل های مختلف از رنگ های سفید تا مشکی مطابق با شکل ۳ تبدیل گردد که شدت رنگ هر پیکسل بیانگر میزان سرعت باد در ساعت مشخصی از روز می باشد.



شکل ۳- مدل تصویری با مقیاس بندی خاکستری مربوط به داده های سرعت باد در طی یک سال

این گونه روش دستیابی ترتیبی شاخص دار نه تنها بستر

ساعت آینده استفاده شده است. در این تحقیق روشی نوین در تخمین میزان سرعت باد در بازه های کوتاه مدت ساعت به ساعت ارائه شده است که مبتنی بر تفسیر داده های سرعت باد در یک تصویر دیجیتال دو بعدی است و این ایده پیشنهادی کاملاً با آنچه که در تحقیقات پیشین آمده است متفاوت می باشد. در روند کار ابتدا تعاریفی از مبانی پردازش تصویر و فیلتر تخمین گر ارائه می شود و سپس به طرح مدل پیش بینی کننده پیشنهادی پرداخته می شود. مقایسه نتایج نشان می دهد که مدل پیشنهادی نه تنها تخمین دقیقتری از میزان سرعت باد ارائه می دهد، بلکه درک بهتری از میزان همبستگی داده های سرعت باد در ساعات مختلف یک روز و یا روزهای مختلف سال فراهم می آورد. از آنجایی که مدل دو بعدی پیشنهادی با داده های حقیقی ثبت شده سرعت باد تغذیه می شود که دربرگیرنده اثرات جوی و آب و هوایی نظیر فشار هوا، پوشش ابر، میزان گرد و غبار، دما و غیره می باشد، اطلاعات معتبری را برای کاربران سیستم فراهم می آورد. همچنین مدل سازی دو بعدی امکان مناسبی برای فهم رفتار تناوبی سرعت باد در طول یک روز و در فصول مختلف ایجاد می کند. داده های سرعت باد در دوره یک ساله و در بازه های ساعت به ساعت از یک پایگاه هواشناسی سینوپتیک خودکار واقع در پنجاه متری سطح دریا و ۱۵ متری سطح سایت مربوطه بدست آمده است. بادسنج مربوطه از نوع سه پره با دقت $\pm 1\%$ در سرعت های بالاتر از ۳ متر بر ثانیه می باشد و برای این نمونه بادسنج سرعت شروع به کار 0.4 متر بر ثانیه و حداکثر سرعت مجاز ۷۵ متر بر ثانیه قید شده است.

۲- طبقه بندی داده های سرعت باد در یک مدل تصویری دو بعدی

همانطور که پیشتر گفته شد دسته بندی داده های سرعت باد در یک قالب دو بعدی به استخراج مدل پیش بینی کننده هوشمند مبنی بر فیلتر سازی دیجیتال کمک می کند. به این منظور ابتدا تمامی داده های ثبت شده از سرعت باد در یک آرایه دو بعدی مطابق با رابطه (۱) مرتب می گردد:

$$V_{wind-speed} = \begin{bmatrix} v_{11} & \cdots & v_{1m} \\ \vdots & v_{ij} & \vdots \\ v_{n1} & \cdots & v_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$m = 1, 2, \dots, 24 \quad ; \quad n = 1, 2, \dots, 365$$

$$v_{i,j} = \text{wind speed at } j^{\text{th}} \text{ hour of } i^{\text{th}} \text{ day}$$

که v_{ij} میزان سرعت باد در i امین روز سال و j امین ساعت

$$E = \sum_n \varepsilon^2(n) = \sum_n (x(n) - \sum_{i=1}^M a_i x(n-i))^2 \quad (5)$$

با استخراج تمامی مشتقات درجه اول تابع فوق نسبت به ضرایب a_i و مساوی با صفر قرار دادن آنها، M معادله مطابق فرمول زیر بدست می‌آیند:

$$\begin{aligned} & a_1 \sum_n x(n-k)x(n-1) + a_2 \sum_n x(n-k)x(n-2) + \dots \\ & + a_M \sum_n x(n-k)x(n-M) \\ & = \sum_n x(n-k)x(n) \quad ; \quad \text{for } k = 1, 2, 3, \dots, M. \end{aligned} \quad (6)$$

حال چنانچه سیگنال ورودی به بلوکهای متعددی تقسیم شود و طول هر بلوک به اندازه کافی کوچک باشد آنگاه سیگنال موجود در بلوک مربوطه می‌تواند ایستا فرض شود و معادله (6) را می‌توان بصورت معادله ماتریسی (7) بازنویسی کرد:

$$\begin{bmatrix} r(0) & r(1) & r(2) & \dots & r(M-2) & r(M-1) \\ r(1) & r(0) & r(1) & \dots & r(M-3) & r(M-2) \\ r(2) & r(1) & r(0) & \dots & r(M-4) & r(M-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ r(M-1) & r(M-2) & r(M-3) & \dots & r(1) & r(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \vdots \\ a_{M-1} \\ a_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r(1) \\ r(2) \\ r(3) \\ \vdots \\ r(M-1) \\ r(M) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$Ra = r$$

که:

$$r(k) = \sum_{n=0}^{N-1-k} x(n)x(n+k) \quad (8)$$

محاسبات فوق به طورعام به روش خود همبستگی در تعیین ضرایب فیلتر معروف است که در این راستا برای بدست آوردن ضرایب مربوطه باید معکوس ماتریس همبستگی (R^{-1}) محاسبه شود. از آنجاییکه R یک ماتریس متقارن با درایه‌های قطری یکسان می‌باشد، عمل معکوس سازی می‌تواند براحتی از طریق یک روش بازگشتی همچون Levinson-Durbin (L-D) به انجام برسد. نهایتاً ضرایب فیلتر تخمین‌گر را می‌توان مطابق با معادله زیر بدست آورد:

$$a = R^{-1}.r \quad (9)$$

۵- مدل سازی فیلترهای تخمین‌گر یک بعدی و دو بعدی

در این بخش انواع مختلفی از فیلترهای تخمین‌گر مطرح و عملکرد آنها مقایسه می‌شود. پیشتر اشاره شد که دستیابی به یک فرایند پیش‌بینی دقیق و مطمئن در گرو بکارگیری اطلاعات وابسته بهم می‌باشد. بنابراین قبل از ساخت هرگونه فیلتر تخمین-گر جمع‌آوری اطلاعات موثق در ارتباط با همبستگی میان داده-های سرعت باد امری ضروری می‌باشد. جدول ۱ ضرایب همبستگی میان این داده‌ها را در یک پنجره با طول و عرض ۴ پیکسل که به ترتیب معرف ۴ ساعت متوالی در یک روز و ۴ روز

مناسبی برای یک پیش‌بینی دقیق از طریق فیلتر سازی تصویری فراهم می‌کند بلکه هرگونه تغییرات روزانه و یا فصلی شدت سرعت باد را نشان می‌دهد.

۳- مبانی فیلتر سازی دیجیتال تصویری

فیلتر سازی تصویری یک عملکرد بر روی مجموعه‌ای از پیکسلهای مجاور هم می‌باشد که طی آن مقدار پیکسل هدف در محدوده تصویر با اعمال الگوریتم‌های ویژه‌ای بر روی پیکسلهای مجاور آن معین می‌گردد. اساساً دو نوع فیلتر در امر پردازش تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد: فیلترهای دیجیتال با پاسخ ضربه محدود (Finite Impulse Response or FIR) و فیلترهای دیجیتال با پاسخ ضربه نامحدود (IIR). به طور کلی عملکرد زمانی یک فیلتر دیجیتال از طریق معادله تفاضلی زیر بیان می‌گردد:

$$y(t) = \sum_{\tau=0}^{n-1} h_{\tau} x(t-\tau), \quad t \in Z \quad (2)$$

که $x: Z \rightarrow R$ سیگنال ورودی و $y: Z \rightarrow R$ و سیگنال خروجی است. h_i ضرایب فیلتر و n بیانگر درجه فیلتر و یا ابعاد آن می‌باشد.

۴- طراحی فیلترهای دیجیتال تخمین‌گر خطی با پاسخ

ضربه محدود

در پیش‌بینی خطی نمونه‌های هدف (خروجی) می‌توانند از طریق یک فرایند خود بازگشتی به همراه یک ترکیب خطی از نمونه‌های گذشته بدست آیند. فرض می‌شود مطابق معادله (3) مقدار فعلی میزان سرعت باد از طریق m نمونه از مقادیر گذشته آن پیش‌بینی می‌گردد:

$$\begin{aligned} \tilde{x}(n) &= a_1 x(n-1) + a_2 x(n-2) + \dots + a_M x(n-M) \\ &= \sum_{i=1}^M a_i x(n-i) \end{aligned} \quad (3)$$

$\tilde{x}(n)$ میزان پیش‌بینی شده‌ی $x(n)$ و $x(n-i)$ معرف i امین نمونه قبلی و $\{a_i\}$ بیانگر بردار حاوی ضرایب بهینه فیلتر می‌باشد. خطای بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده می‌تواند مطابق معادله (4) بیان گردد:

$$\varepsilon(n) = x(n) - \tilde{x}(n) = x_n - \sum_{i=1}^M a_i x(n-i) \quad (4)$$

به منظور پیدا کردن ضرایب بهینه فیلتر ابتدا باید تابع خطا مطابق فرمول (5) از حیث متوسط مربعات خطاهای جزئی کمینه گردد:

متوالی در یک سال می‌باشند، نشان می‌دهد.

۶- ارزیابی عملکرد مدل‌های پیشنهادی

در این بخش به ارزیابی عملکرد مدل‌های تخمین‌گر در قالب انواع تک‌بعدی، دو بعدی و شبکه عصبی پرداخته می‌شود. دو نوع پیش‌بینی کننده تک‌بعدی (افقی و عمودی) جهت مدل‌سازی روش‌های معمول و سه نوع تخمین‌گر دو بعدی با درجات سه، چهار و پنج به منظور مدل‌سازی ایده پیشنهادی طراحی می‌گردد. همچنین جهت ارزیابی عملکرد تخمین‌گرهای خطی دو بعدی از مدل‌های پیش‌بینی کننده غیرخطی مبتنی بر شبکه عصبی استفاده می‌شود. ساختارهای عصبی ارائه شده مطابق مدل دو بعدی نظیرشان پیاده سازی و خروجی‌ها قیاس می‌گردند. به منظور آموزش بهتر شبکه‌های عصبی داده‌های هواشناسی بطور خطی بین مقادیر ۱- تا ۱+ نرمالیزه شده‌اند و از طریق آزمون و خطا این نتیجه حاصل شده است که استفاده از ۸ نرون در لایه پنهان به همراه الگوریتم آموزشی L-M بهترین عملکرد را نتیجه می‌دهد. برای تست تمامی مدل‌ها از داده‌های مشابهی استفاده می‌شود و عملکرد آنها به کمک شاخص‌های ماکزیمم خطای پیش‌بینی، مجذور متوسط مربعات خطا (RMSE) و حداکثر شباهت مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی ($\rho_{est-act}$) ارزیابی می‌گردد. ضرایب بهینه فیلترهای یاد شده از معادله (۹) محاسبه و در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲- ضرایب بهینه فیلترها

نوع فیلتر	h_1	h_2	h_3	h_4	h_5
تک بعدی نوع افقی	0.8717	0.15923	-0.0503	N/A*	N/A
تک بعدی نوع عمودی	0.37769	0.2099	0.3616	N/A	N/A
دو بعدی درجه ۳	0.82631	0.09140	0.07303	N/A	N/A
دو بعدی درجه ۴	0.83191	0.14916	-0.0641	0.10044	N/A
دو بعدی درجه ۵	0.08103	0.01970	0.04805	0.81171	-0.0386

*N/A: موجود نمی‌باشد.

ابتدا مدل‌های تک‌بعدی عمودی و افقی از طریق داده‌های تست تغذیه می‌شوند و خروجی‌های متناظرشان بدست می‌آید. شکل‌های ۵-الف و ۵-ب عملکرد این مدل‌ها را نشان می‌دهد. باید توجه داشت مدل‌های افقی و عمودی به ترتیب از سه نمونه داده مربوط به سرعت باد در ساعت‌های قبل از ساعت مورد پیش‌بینی و روزهای قبل اما ساعت یکسان با ساعت مورد نظر استفاده

جدول ۱- ضرایب همبستگی میان داده‌های سرعت باد

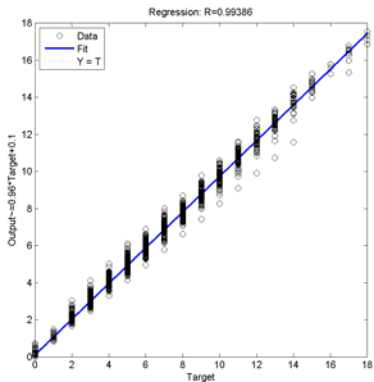
$\rho_{i,j}$	j=0	j=1	j=2	j=3
i=0	1	0.97907	0.96336	0.94528
i=1	0.86766	0.86632	0.86192	0.85527
i=2	0.85136	0.85021	0.84583	0.83933
i=3	0.86527	0.86353	0.85895	0.85212

روش‌های مرسوم در پیش‌بینی سرعت باد غالباً بر استفاده از نمونه‌های گذشته در یک قالب تک بعدی یا پیش‌بینی افقی استوار است. همانطوریکه از سطر اول جدول ۱ پیداست پیکسل‌های افقی که بیانگر سرعت باد در ساعات مختلف روز می‌باشند با یکدیگر به شدت همبسته می‌باشند لذا استفاده از این اطلاعات در فرایند پیش‌بینی نتیجه معتبری را نشان خواهد داد. فیلتر تخمین‌گر تک‌بعدی در فرم عمودی نیز قابل اجرا می‌باشد. در این حالت از اطلاعات سرعت باد از روزهای قبل و ساعات یکسان برای پیش‌بینی میزان سرعت باد حال حاضر استفاده می‌شود. به دلیل همبستگی کمتر این داده‌ها در قیاس با حالت قبل، انتظار می‌رود خروجی پیش‌بینی شده دقت کمتری داشته باشد. اینک ایده پیشنهادی کار را مطابق با شکل ۴ به اجرا می‌گذاریم. با تلفیق دو مدل قبلی و بهره‌گیری از اطلاعات سرعت باد با حداکثر همبستگی در دو بعد، ساختاری بدست می‌آید که از مزایای مدل‌های پیشین برخوردار می‌باشد و دقت پیش‌بینی را به طور چشمگیری بهبود می‌بخشد.

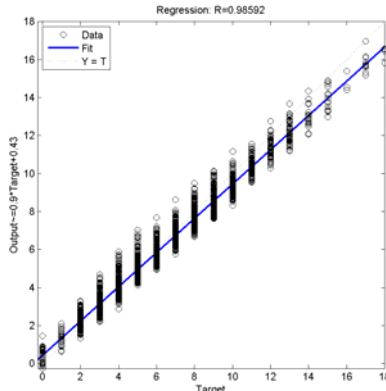
$$\begin{bmatrix} x_{1,1} & \dots & \dots & x_{1,m} \\ \vdots & \dots & \dots & \vdots \\ \vdots & \dots & \dots & \vdots \\ \vdots & \dots & \dots & \vdots \\ x_{n,1} & \dots & \dots & x_{n,m} \end{bmatrix}$$

شکل ۴- قالب کلی در یک پیش‌بینی دو بعدی

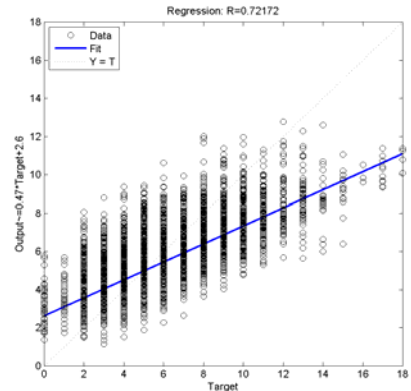
مجدداً از جدول ۱ مشاهده می‌شود که ضرایب همبستگی با افزایش اندیس‌های i و j (ابعاد پنجره) در هر دو جهت روند نزولی را طی می‌کنند و لذا لحاظ کردن مجموعه‌ای از پیکسل‌ها با حداکثر همبستگی که مبین اطلاعات سرعت باد از ساعات و روزهای قبل از زمان پیش‌بینی است، اساس طرح مدل‌های دو بعدی پیشنهادی می‌باشد.



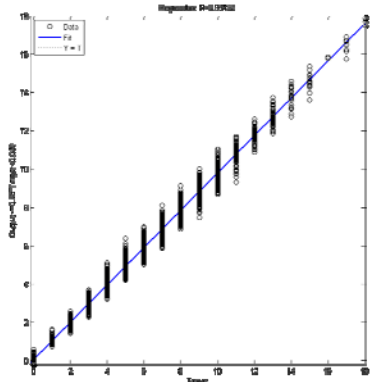
ج) دو بعدی درجه سوم



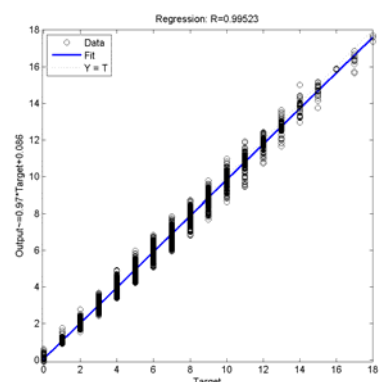
ب) تک بعدی نوع افقی



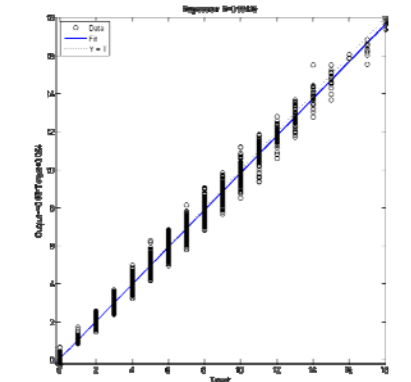
الف) تک بعدی نوع عمودی



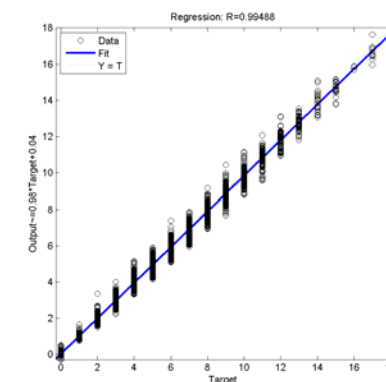
و) عصبی معادل دوبعدی درجه چهارم



ه) دو بعدی درجه پنجم

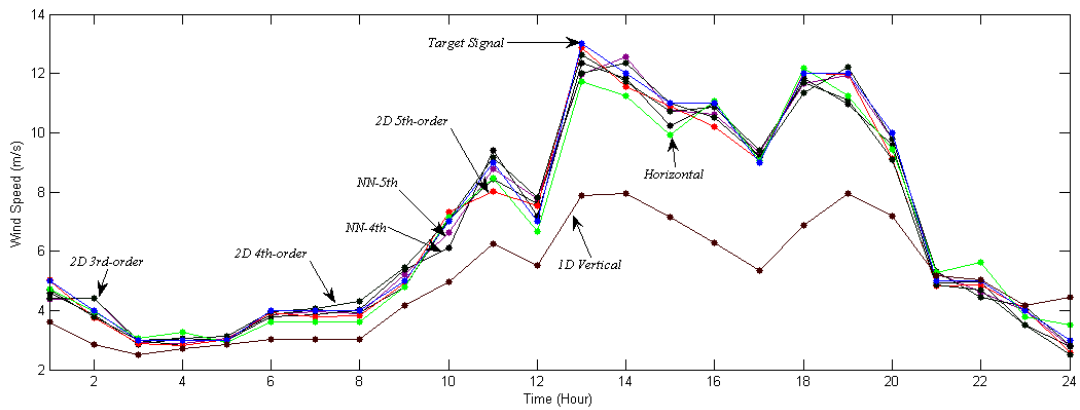


د) دو بعدی درجه چهارم



ز) عصبی معادل دوبعدی درجه پنجم

شکل ۵- عملکرد مدل‌های تخمین‌گر تک‌بعدی و دو بعدی



شکل ۶- مقایسه عملکرد مدل‌های پیش‌بینی کننده تک‌بعدی و دو بعدی

۷- نتیجه‌گیری

از آنجاییکه امروزه انرژی‌های تجدید پذیر از قبیل باد و انرژی خورشیدی در مقیاس وسیع مورد استفاده قرار می‌گیرند و از طرفی پدیده‌هایی با رفتار تصادفی تلقی می‌شوند لذا نیاز است تخمین درستی از میزان انرژی حاصل از این منابع در دست باشد. تاکنون روشهای مختلفی در این راستا مورد استفاده قرار گرفته‌اند و نتایج ارزشمندی نیز بدست آمده است اما نبود دقت کافی در مدل‌های سابق از کاستی‌های آنها به شمار می‌رود و نیاز است تا بدرستی مرتفع گردد. در روند کار نشان داده شد پیاده سازی ابزارهای تخمین گر دو بعدی مبتنی بر اصول پردازش تصویر و بهره‌گیری از فیلترسازی دیجیتال FIR می‌تواند پاسخ مناسبی در جهت مرتفع سازی امر پیچیده پیش بینی انرژی‌های تجدید پذیر به حساب آید. این فیلترها با استفاده از داده‌های هواشناسی مرتبط به یکدیگر در ساعات گذشته و روزهای قبل نه تنها قادر هستند کیفیت تخمین را بهبود ببخشند بلکه امکان مناسبی برای درک الگوهای رفتاری داده‌های هواشناسی در افقهای زمانی روزانه و فصلی فراهم می‌آورد.

۸- مراجع

- [1] Fadare DA. The application of artificial neural networks to mapping of wind speed profile for energy application in Nigeria. Appl Energy 2010; 87(3): 934-42.
- [2] Kaldellis JK, Kavadias KA, Filios AE. A new computational algorithm for the calculation of maximum wind energy penetration in autonomous electrical generation systems. Appl Energy 2009; 86(7-8):1011-23.
- [3] Sfetsos A. A comparison of various forecasting techniques applied to mean hourly wind speed time series. Renew Energy 2000; 21(1):23-35.
- [4] Costa A, Crespo A, Navarro J, Lizcano G, Madsen H, Feitosa E. A review on the young history of the wind power short-term prediction. Renew Sustain Energy Rev 2008; 12(6):1725-44.
- [5] Lei M, Shiyan L, Chuanwen J, Hongling L, Yan Z. A review on the forecasting of wind speed and generated power. Renew Sustain Energy Rev 2009; 13(4): 915-20.
- [6] Watson SJ, Landberg L, Halliday JA. Application of wind speed forecasting to the integration of wind energy into a large scale power system. IEE Proc Gen Transm Distrib 1994; 141(4):357-62.
- [7] G. Giebel, L. Landberg, G. Kariniotakis, and R. Brownsword. State-of-the-art on methods and software tools for short-term prediction of wind energy production. in Proc. EWEC, Madrid, Spain, 2003.
- [8] L. Landberg, G. Giebel, H. A. Nielsen, T. Nielsen, and H. Madsen. Short-term prediction—An overview. Wind Energy (Special Review Issue on Advances in Wind Energy), vol. 6, no. 3, pp. 273-280, Jun. 2003.
- [9] T. G. Barbounis, J. B. Theocharis, M. C. Alexiadis, and P. S. Dokopoulos. Long-term wind speed and power forecasting using local recurrent neural network models. IEEE Trans. Energy Convers, vol. 21, no. 1, pp. 273-284, Mar. 2006.
- [10] Gonzalez, R.C., Woods, R.E. 'Digital Image Processing', second ed. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, USA, 2002, pp. 461-463.

می‌کنند. عملکرد فیلتر تخمین گر با قالب دو بعدی در اشکال ۵- تا ۵- ه آمده است. به طور مشابه عملکرد ساختارهای عصبی معادل مدل‌های دو بعدی در اشکال ۵- و ۵-ز به تصویر کشیده شده است. از نتایج عددی جدول ۳ پیداست که مدل‌های تخمین-گر دو بعدی بسیار بهتر از نمونه‌های تک بعدی عمل می‌نمایند گرچه در برخی موارد از مدل‌های عصبی معادلشان ضعیف‌تر نشان می‌دهند. به عبارت دیگر تخمین گرهای مبتنی بر شبکه عصبی در مدل‌های معادل درجه پایین به نسبت بهتر از مدل‌های دو بعدی نظیرشان عمل می‌کنند چراکه امکان تشخیص روابط غیر خطی حاکم بین داده‌های ورودی و خروجی براحتی امکان پذیر است، اما در درجات بالاتر بدلیل پیچیدگی روابط نگاهت در حوزه عمل و بخش خروجی این عامل قوت رو به زوال رفته و عملکرد مدل‌های تخمین گر دو بعدی پیشنهادی برتری می‌یابند.

جدول ۳- نتایج عددی عملکرد مدل‌های پیش بینی کننده

نوع فیلتر	RMSE	Max Error (m/s)	$\rho_{est-act}$
تک بعدی نوع عمودی	1.76210	8.6114	0.72172
تک بعدی نوع افقی	0.46054	2.1763	0.98592
دو بعدی درجه ۳	0.28721	2.4317	0.99386
دو بعدی درجه ۴	0.26325	1.6987	0.99416
دو بعدی درجه ۵	0.25110	1.5707	0.99523
شبکه عصبی معادل دو بعدی درجه ۴	0.26107	1.6043	0.99432
شبکه عصبی معادل دو بعدی درجه ۵	0.25700	1.4118	0.99488

به منظور مقایسه کلی مدل‌های پیشنهادی، پیش بینی میزان سرعت باد در یک روز معین مد نظر قرار گرفته است و نمودار عملکردی در شکل ۶ نشان داده شده است. داده‌های سرعت باد بطور تصادفی برای یک بازه ۲۴ ساعته از روز هفتاد و سوم سال در نظر گرفته می‌شوند و قابلیت تخمین مدل‌های تک بعدی، دو بعدی و عصبی طرح شده ارزیابی می‌گردد. مشاهده می‌شود برای یک منحنی سرعت باد معین (مقادیر هدف) عملکرد فیلتر دو بعدی از درجه پنجم بهترین تخمین را از مقادیر مربوطه بدست می‌دهد و تخمین گر تک بعدی نوع عمودی ضعیف ترین عملکرد را نتیجه می‌دهد. بعلاوه با کاهش درجه فیلترهای دو بعدی و محدود سازی پنجره عمل، توانایی پیش بینی آنها نیز کاهش می‌یابد و این نکته از مقایسه نمودارهای مربوط به فیلتر درجه پنجم، چهارم و سوم قابل ملاحظه است.