

تحلیل و پیش بینی وابسته به زمان نتایج آزمایشگاهی داده‌های حاصل از سیم داغ با کمک شبکه عصبی دینامیکی

مجتبی دهقان منشادی^{۱*}، رحیم شمس الدینی^۲، علی سعیدی نژاد^۲

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله:	یکی از ابزار قدرتمند در پیش بینی رفتار و پاسخ‌های سیستم در حوزه مهندسی شبکه عصبی می‌باشد. در کار حاضر با استفاده از یک شبکه عصبی وابسته به زمان داده‌های موجود حاصل از کار آزمایشگاهی برای مطالعه پارامترهای توربولانس مورد پردازش قرار گرفته است. مدل شبکه عصبی مدل پیش خور می‌باشد و برای تابع آموزش از الگوریتم لونیبرگ-مارکواردت استفاده شده است. داده‌های حاصل از پراب دوبعدی و یک بعدی سیم داغ که به صورت ولتاژ می‌باشد با انطباق آن‌ها به مقادیر سرعت توسط منحنی کالیبراسیون و تبدیل به بردار سرعت، به عنوان داده‌های ورودی برای آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. شبکه در دو حالت یک بعدی و دوبعدی آموزش داده شده و نتایج برای حالات دیگر با داده‌های آزمایشگاهی مقایسه گردیده است که نتایج شبکه عصبی انطباق مناسبی با نتایج داده‌های دقیق ارائه می‌کند و همچنین مدلی برای میان یابی و پیش بینی حالات میانی ارائه گردیده است.
پذیرش مقاله:	
واژگان کلیدی:	
شبکه عصبی دینامیکی	
توربولانس	
سرعت سنج سیم داغ	
الگوریتم لونیبرگ-مارکواردت	

۱- مقدمه

آیرویدینامیک و سیالات می‌باشد که علی رغم فعالیت‌های زیاد در معرفی آن، همچنان ناشناخته است و هیچ تئوری جامعی که بتواند تمام ابعاد آن را بیان نماید، ارائه نشده است. روش‌های تحلیلی و تئوری برای حل پدیده توربولانس به علت غیر خطی بودن ماهیت توربولانس وجود ندارند. از جمله فعالیت‌های انجام شده در شناخت پدیده توربولانس کارهای نیمه تجربی است که اولین تحقیقات در این زمینه توسط پرانتل، وان کارمن و تیلور ارائه شده که بسیار راهگشا بوده است. در ادامه استفاده از مدل‌های توربولانس پیشنهاد گردیده است.

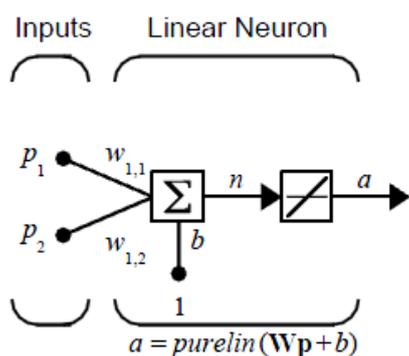
تونل باد از اهمیت زیادی در مطالعه و تحقیق مسائل مرتبط با جریان اطراف اجسام در آیرویدینامیک برخوردار است. تونل باد جریان هوای کنترل شده‌ای را ایجاد می‌کند که از اطراف مدل مورد نظر عبور کرده و بدین ترتیب اطلاعات لازم از چگونگی عبور جریان هوا از اطراف مدل به دست می‌آید. برای این منظور نیاز به تونل بادی با جریان هوای یکنواخت و حداقل توربولانس می‌باشد. لازم به ذکر است که توربولانس پیچیده‌ترین پدیده در

وجود اغتشاش‌های سرعت و شدت توربولانس آن در اتاق آزمون تونل باد، به عوامل مختلفی از جمله شرایط جریان در مسیر تونل باد، جدایش جریان در قسمت‌های مختلف

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: mdmanshadi@alum.sharif.edu
 ۱. استادیار، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، پردیس شاهین شهر، مجتمع دانشگاهی مکانیک و هوافضا
 ۲. دانشجوی دکتری، مهندسی مکانیک (تبدیل انرژی)، دانشگاه یزد، دانشکده فنی، گروه مکانیک

فعال شود یا خیر و اگر جواب مثبت باشد، میزان خروجی را مشخص می‌سازد. بنابراین شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از مدل ساده شده عصب واقعی به پردازش اطلاعات می‌پردازد.

ساده‌ترین وضعیت برای شبیه سازی شبکه عصبی زمانی اتفاق می‌افتد که شبکه استاتیکی باشد به عبارت دیگر هیچ بازخورد یا تاخیر زمانی وجود نداشته باشد. در این حالت کاربر مجبور نیست که داده‌ها را در یک زمان بخصوص و با وابستگی به زمان معرفی کند و در واقع فرض شده است که داده‌ها در یک زمان واقع شده‌اند. با فرض اینکه فقط یک بردار ورودی در مسئله وجود دارد، مسئله ساده سازی می‌شود. شکل ۱ نشان دهنده وضعیت حاکم بر شبکه‌های استاتیکی می‌باشد [۲].



شکل ۱- شبکه عصبی استاتیکی [۲]

در سال‌های اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی دینامیکی مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. شبکه‌های عصبی دینامیکی خود به دو نوع شبکه‌های متوالی^۱ و شبکه‌های همزمان^۲ تقسیم می‌شوند. زمانی که سیستم دارای تاخیرات فاز زمانی باشد، ورودی شبکه یک مرتبه زمانی از بردارها در یک زمان خاص خواهد بود. این حالت در شکل ۲ نشان داده شده است. اگر به جای یک ورودی آنی، یک ورودی همزمان به شبکه عصبی اعمال گردد مانند حالتی

تونل باد در بالا دست اتاق آزمون، بویژه منقبض کننده بستگی دارد. در تونل بادی که برای آزمایش‌های آیرودینامیکی به کار می‌رود، شدت توربولانس پارامتر مهمی است که باید مقدار آن را به حداقل رساند زیرا مقدار شدت توربولانس ناخواسته بر روی نقطه شروع لایه مرزی گذرا روی مدل تاثیر گذاشته و نتایج حاصل از آزمایش از مقدار واقعی، منحرف می‌شوند. در روش‌های تجربی، متداولترین وسیله برای اندازه‌گیری توربولانس، جریان سنج سیم داغ است. داشتن اطلاعات مناسب از توربولانس جریان در نقاط مختلف و زمان‌ها و سرعت‌های متفاوت، از ضروری ترین مواردی است که در داده برداری در داخل تونل باد مطرح است [۱]. این داده برداری‌ها می‌تواند بسیار وقت‌گیر، پرهزینه و خسته کننده باشد. یکی از ابزارهایی که در کنار داده برداری‌های آزمایشگاهی می‌تواند کاربر را در کاهش تعداد و زمان داده برداری یاری رساند، استفاده از شبکه عصبی می‌باشد. در این مقاله سعی شده تا توانایی شبکه عصبی برای پیش بینی داده‌های توربولانسی مورد بررسی قرار گیرد. در این راستا یک مدل مناسب شبکه عصبی برای شبیه سازی سرعت آنی و پدیده‌های توربولانس استفاده شده که در ادامه به جزئیات آن پرداخته شده است.

شبکه‌های عصبی نوعی مدلسازی از سیستم‌های عصبی واقعی هستند که کاربرد فراوانی در حل مسائل مختلف علمی دارند. حوزه کاربرد این شبکه‌ها آنچنان گسترده است که از کاربردهای طبقه بندی گرفته تا کاربردهایی نظیر درونیابی، تخمین، آشکارسازی و غیره را شامل می‌شود. در این مدل‌ها به هنگام شبیه‌سازی کردن اعصاب، از پیچیدگی‌های آن‌ها صرف‌نظر می‌شود و تنها به مفاهیم پایه‌ای بها داده می‌شود، چرا که در غیر این صورت رویکرد مدلسازی بسیار دشوار خواهد شد. در یک نگاه ساده، یک شبیه‌سازی عصبی باید شامل ورودی‌هایی باشد که در نقش سیناپس انجام وظیفه کنند. این ورودی‌ها در وزن‌هایی ضرب می‌شوند تا قدرت سیگنال را تعیین کنند. نهایتاً یک عملگر ریاضی تصمیم‌گیری می‌کند که آیا نرون

¹ Sequential

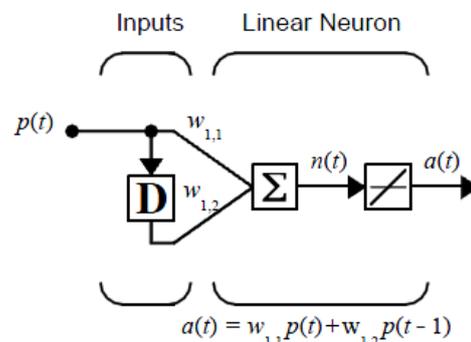
² Concurrent

با انتخاب یک تابع انتقال مناسب به خوبی توانستند رفتار فشار و پارامترهایی چون ضریب فشار را مدل سازی نمایند [۶]. در مورد استفاده از شبکه عصبی دینامیکی در حوزه تونل باد می‌توان به کار لوپز و همکاران اشاره نمود؛ آن‌ها با استفاده از داده‌هایی که توسط جریان سنج سیم داغ، از بررسی دنباله‌ها حول یک سیلندر استوانه‌ای در یک تونل مدار باز بدست آوردند، توانستند با کمک یک مدل دینامیکی شبکه عصبی رفتار جریان را پیش بینی کنند. البته نتایج آن‌ها دقت مناسبی را در شبیه‌سازی جریان نشان نمی‌داد [۷]. مارکوئس و همکاران یک مدل دینامیکی را برای حرکت پیچشی پره هلیکوپتر به کار بردند. آن‌ها از مدل بازگشت کننده‌ای برای شبکه عصبی خود استفاده نمودند و با استفاده از مدل لونبرگ-مارکوئادت توانستند انطباق مناسبی بین نتایج تجربی و نتایج پیش بینی شده توسط شبکه عصبی ارائه نمایند [۸].

مدل لونبرگ-مارکوئادت یکی از الگوریتم‌های مناسب و نسبتاً سریع در کاربردهای مهندسی می‌باشد. این الگوریتم به طور گسترده توسط محققان مورد استفاده قرار گرفته است. سفوات نافی با کمک شبکه عصبی مذکور توانست با ضریب همبستگی ۰/۹۸ شار حرارتی مخلوط بخار-آب را در درون لوله پیش‌بینی کند. او از مدل MFN و از الگوریتم لونبرگ-مارکوئادت برای آموزش شبکه عصبی خود استفاده نمود [۹]. از دیگر کارهایی که به طور موفق از مدل الگوریتم لونبرگ-مارکوئادت استفاده شد، می‌توان به پژوهش ابولوت و کویونکو اشاره نمود. آن‌ها نیز در پژوهش خود، با استفاده از روش مرسوم همبستگی و با استفاده از روش MFN و الگوریتم لونبرگ-مارکوئادت خاصیت هدایت حرارتی پروپان را مورد بررسی قرار دادند [۱۰].

همانطور که بیان شد شدت توربولانس از پارامترهای مهم برای یک تونل باد می‌باشد. در پژوهش حاضر، قابلیت استفاده از شبکه عصبی دینامیکی در تحلیل و پیش‌بینی داده‌های خروجی سرعت سنج سیم داغ در تونل باد برای

است که شرایط حل استاتیکی برای یک نمونه دینامیکی اعمال شده است.



شکل ۱- شبکه عصبی دینامیکی [۲]

کاربرد اصلی مدل‌های دینامیکی در مدل‌سازی خصوصیات سیستم‌های وابسته به زمان می‌باشد. به طور کلی می‌توان تحقیقات صورت گرفته در زمینه شبکه عصبی را به دو دسته تقسیم کرد: دسته اول تحقیق‌هایی که روی مدل‌سازی، بهینه‌سازی و نهایتاً ارائه یک مدل دقیق‌تر و سریع‌تر انجام می‌شوند که در این زمینه می‌توان به بررسی‌های لی و کرما اشاره نمود [۳]. این دسته از شبکه‌های عصبی، هدایت نتایج خود را بر اساس ضرایب همبستگی قرار می‌دهند. سیخ با کمک ضرایب همبستگی غیر خطی توانست شبکه عصبی را به خوبی آموزش دهد و این کار را با سه شبکه مجزا امتحان نموده و توانست به انطباق نسبتاً مناسبی دست یابد [۴].

دسته دوم کاربرد مدل‌های دینامیکی، شبیه‌سازی فرایندها یا معادل سازی سیستم‌های فیزیکی و کاربردی می‌باشد که به عنوان مثال در مورد استفاده از شبکه عصبی دینامیکی به خصوص در علم مکانیک می‌توان به کار بچلر و همکاران اشاره نمود که در کار خود یک مدل دینامیکی برای تحلیل سیستم‌های تهویه و چیلرها معرفی نموده و به انطباق نسبتاً مناسبی در پیش‌بینی زمانی رفتار سیستم با کمک مدل دینامیکی خود، دست یافتند [۵]. از دیگر کارها در حوزه ترمودینامیک تقریب ضریب فشار به صورت تابعی از زمان بود که توسط چن و همکاران ارائه شد. آن‌ها در کار خود با استفاده از یک شبکه دینامیکی و

که در این جا J ماتریس جاکوبین برای سیستم، μ فاکتور دمپ لونیبرگ، δ بردار به هنگام ساز (updater) وزن که مجهول مساله می‌باشد و هدف بدست آوردن آن می‌باشد و E بردار خطا می‌باشد. در واقع δ مشخص کننده این است که با چه مقدار تغییر وزن نتایج بهتری حاصل می‌شود [۱۱، ۱۲].

۲-۲- محاسبه ژاکوبین

ژاکوبین، یک ماتریس از مرتبه اول مشتقات جزئی از تابع مورد نظر می‌باشد. در حالت شبکه عصبی این ماتریس، یک ماتریس با بعد N در W می‌باشد که N تعداد ورودی‌ها و W مجموع پارامترهای شبکه عصبی (وزن و بایاس) می‌باشد. این ماتریس با مشتق‌گیری جزئی از هر کدام از خروجی‌ها نسبت به وزن بدست می‌آید که برابر است با:

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(x_1, \omega)}{\partial \omega_1} & \dots & \frac{\partial F(x_1, \omega)}{\partial \omega_W} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial F(x_N, \omega)}{\partial \omega_1} & \dots & \frac{\partial F(x_N, \omega)}{\partial \omega_W} \end{bmatrix} \quad (3)$$

در نهایت الگوریتم مورد استفاده تقریب زیر را برای محاسبات انتخاب می‌کند:

$$x_{k+1} = x_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T E \quad (4)$$

۲-۳- حل عمومی الگوریتم لونیبرگ- مارکواردت

به طور خلاصه می‌توان مراحل زیر را برای حل عمومی الگوریتم لونیبرگ- مارکواردت ارائه داد [۱۱ و ۱۲]:

۱- محاسبه جاکوبین

۲- محاسبه گرادیان خطا به صورت زیر:

$$g = J^T E \quad (5)$$

۳- تقریب حسیان با کمک رابطه زیر:

$$H = J^T J \quad (6)$$

۴- محاسبه δ با کمک رابطه:

شناسایی و پیش بینی توربولانس و پارامترهای آن مورد بررسی قرار گرفته است.

۲- الگوریتم، مدل و معادلات شبکه عصبی به کار رفته در این پژوهش

شبکه عصبی به عنوان یک شبکه هوشمند مصنوعی معرفی می‌گردد. در اکثر حالت‌ها یک شبکه عصبی، یک سیستم قابل انطباق و انعطاف‌پذیر است بطوریکه که ساختار خود را بر اساس اطلاعات داخلی و خارجی که در مرحله آموزش ذخیره کرده است، تغییر می‌دهد. پروسه آموزش، یک تلاش برای بدست آوردن ارتباط خروجی‌ها و ورودی‌ها می‌باشد که مشخص کننده یک نقشه مسیر برای هدایت هوشمند داده‌های ورودی است. به شبکه عصبی به عنوان یک تابع غیر خطی با انطباق بالا مطابق رابطه ۱ می‌توان نگاه کرد:

$$F(x, w) = y \quad (1)$$

که x به عنوان ورودی به شبکه عصبی، w به عنوان وزن‌های شبکه و y به عنوان خروجی تقریب زده یا پیش‌بینی شده می‌باشد. همانطور که ذکر شد شبکه‌های عصبی به عنوان توابع غیر خطی انعطاف‌پذیر شناخته می‌شوند. از این دیدگاه مسئله آموزش شبکه عصبی به عنوان یک تابع بهینه‌سازی عمومی می‌تواند قابل بحث باشد. با کمک پارامترهای منطبق و انتخاب صحیح وزن‌ها و بایاس‌ها، مدل الگوریتم لونیبرگ مارکواردت می‌تواند به طور قابل توجهی راهگشای حل مسائل در حوزه مهندسی باشد.

۲-۱- الگوریتم لونیبرگ مارکواردت

این الگوریتم یک الگوریتم بسیار قوی برای تقریب توابع می‌باشد. به طور کلی این الگوریتم شامل حل:

$$(J^T J + \mu I) \delta = J^T E \quad (2)$$

می‌گردد و از گره خروجی شروع شده و محاسبات ادامه می‌یابد.

در کار حاضر با کمک شبکه عصبی انتشار بازگشتی پیشخور و با کمک الگوریتم LM داده‌های آزمایشگاهی موجود برای حالت جریان تونل باد با شدت توربولانس مختلف در حالت یک بعدی و دو بعدی مورد بررسی قرار گرفته و بر اساس داده‌های موجود شبکه عصبی آموزش داده شده و برای حالات نامعلوم مقادیر پیش‌بینی و میان‌یابی مورد ارزیابی قرار گرفته است.

۳- روند آزمایشات و تجهیزات

برای اندازه‌گیری توربولانس و پارامترهای مرتبط با آن از سیم داغ یک و دو مولفه ای و متعلقات آن همراه با سیستم داده‌برداری استفاده شده است. برای محاسبه شدت توربولانس ابتدا جریان سنج سیم داغ به صورت دینامیکی و استاتیکی کالیبره گردیده است. سپس ولتاژهای خروجی بعد از فیلتر شدن و استفاده از روابط کالیبراسیون به مولفه‌های نوسانی سرعت تبدیل می‌شوند و با استفاده از این بردارهای نوسانی سرعت می‌توان پارامترهای مرتبط با توربولانس را در تونل باد اندازه‌گیری نمود. آزمایشات در سرعت‌های ۱۰ تا ۱۰۰ متر بر ثانیه انجام شده است.

۴- نتایج و بحث

نتایج حاصل از اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی به صورت داده‌های ولتاژ بر حسب زمان استخراج می‌شوند. لذا مقادیر ورودی و خروجی شبکه عصبی با این داده‌ها تنظیم می‌شوند. داده‌های موجود از پراب یک بعدی و دو بعدی به صورت مقادیر لحظه‌ای ولتاژ بدست آمده‌اند که این ولتاژها در روش معمول با استفاده از برازش منحنی بر

$$(H + \mu I) \delta = g \quad (7)$$

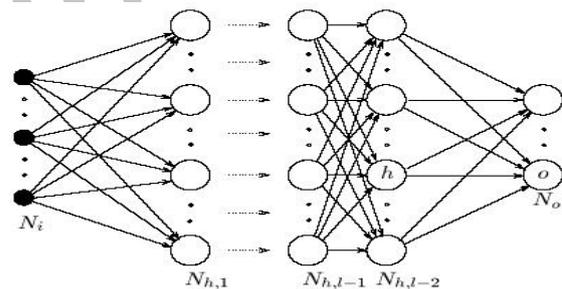
۵- به هنگام سازی W و δ

۶- محاسبه دوباره مجموع خطاهای مربع شده با استفاده از وزن‌های به هنگام شده

۷- در صورتیکه مجموع مربعات کاهش نیافت، وزن‌های جدید حذف و μ با کمک فاکتور انطباق (۷) افزایش می‌یابد و سپس به مرحله چهار برگردانده می‌شود.

۸- در غیر این‌صورت μ با کمک فاکتور انطباق (۷)، کاهش و سپس متوقف می‌شود.

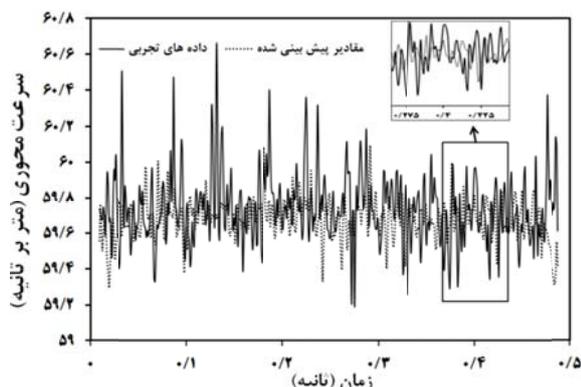
از مزایای ویژه الگوریتم LM در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها مورد استفاده در شبکه عصبی، این است که این الگوریتم از سرعت مناسبی برای حالت‌هایی که تعداد داده‌ها در حد متعادل باشد، برخوردار است. در این پژوهش از شبکه عصبی انتشار بازگشتی پیشخور استفاده شده است که شماتیک این شبکه در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳- شبکه عصبی مدل انتشار بازگشتی پیشخور [۲].

پیش‌خور (Feed-Forward) به این معنی است که مقدار پارامتر خروجی براساس پارامترهای ورودی و یک سری وزن‌های اولیه تعیین می‌شود. مقادیر ورودی با هم ترکیب شده و در لایه‌های نهان استفاده می‌شوند و مقادیر این لایه‌های نهان نیز برای محاسبه مقادیر خروجی ترکیب می‌شوند.

پس انتشار (Back propagation) دلالت بر این مساله دارد که خطای خروجی با مقایسه مقدار خروجی با مقدار مد نظر در داده‌های آزمایشی محاسبه می‌گردد و این مقدار برای تصحیح شبکه و تغییر وزن یال‌ها استفاده



شکل ۴- مقایسه سرعت لحظه‌ای برای داده‌های موجود و نتایج شبکه عصبی در حالت یک بعدی

برای بررسی بیشتر نتایج تحلیل وابسته به زمان، پارامترهای موثر بر توربولانس میدان در جدول ۱ با یکدیگر مقایسه شده‌اند. این مولفه‌ها مقدار سرعت متوسط، انحراف معیار u_{rms} ، شدت توربولانس Tu ، چولگی S_u ، ضریب صافی K_u ، نرخ اضمحلال انرژی ε ، مقیاس طولی کولموگروف η و مقیاس زمانی کولموگروف τ می‌باشند [۱۲]. این مقادیر به ترتیب با استفاده از روابط ۸ الی ۱۴ برای یک بردار سرعت محاسبه می‌شوند.

$$u_{rms} = \left(\frac{\sum_{n=1}^N (U(n) - \bar{U})^2}{N-1} \right)^{0.5} \quad (8)$$

$$T_u = \frac{u_{rms}}{U} \quad (9)$$

$$S_u = \frac{\sum_{n=1}^N (U(n) - \bar{U})^3}{N\sigma^3} \quad (10)$$

$$K_u = \frac{\sum_{n=1}^N (U(n) - \bar{U})^4}{N\sigma^4} \quad (11)$$

$$\varepsilon = \frac{15\nu}{U} \left(\frac{\partial u}{\partial t} \right)^2 = \frac{15\nu}{U} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{U_i - U_{i-1}}{\Delta t} \right)^2 \right] \quad (12)$$

$$\eta = \left(\frac{\nu^3}{\varepsilon} \right)^{\frac{1}{4}} \quad (13)$$

$$\tau_A = \int_0^{\infty} \rho(\tau) d\tau = \frac{1}{N-m} \frac{\sum_{i=1}^{N-m} (u_i u_{i+m})}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (u_i^2)} \quad (14)$$

یک معادله منحنی چند جمله‌ای مرتبه چهار یا پنج به مقادیر سرعت معادل سازی می‌شوند (نتایج دقیق تجربی). در اینجا ولتاژهای لحظه‌ای به عنوان ورودی به شبکه عصبی و سرعت‌های آنی به عنوان خروجی از شبکه عصبی تعریف شده و آموزش شبکه عصبی از همین طریق صورت پذیرفته است. آموزش شبکه عصبی با بیش از ۱۰ سری داده در سرعت‌های حول سرعت متوسط ۱۰ الی ۱۰۰ متر بر ثانیه صورت پذیرفته است به این صورت که مقادیر ورودی به شبکه عصبی، ماتریس ولتاژهای این سرعت‌ها و خروجی آن، سرعت‌های لحظه‌ای بدست آمده از کالیبراسیون با کمک منحنی درجه چهار می‌باشد. در مورد مقادیر ذکر شده در جداول، لازم به ذکر است که آموزش شبکه عصبی، بدون اعمال ولتاژهای معادل حالت مجهول، صورت پذیرفته است. این مقادیر در ماتریس ورودی شبکه عصبی برای آموزش لحاظ نشده‌اند و سپس این ولتاژها به عنوان ورودی به شبکه داده شده و نتایج آن (مقادیر سرعت لحظه‌ای) با نتایج دقیق برای همان حالت کالیبراسیون به کمک منحنی چند جمله‌ای مرتبه چهار انجام شده است) در جداول مقایسه خواهند شد.

الف) نتایج مربوط به حالت یک بعدی

ابتدا حالت یک بعدی داده‌های سرعت مورد ارزیابی قرار گرفته و شبکه عصبی با این داده‌ها آموزش داده شده است. داده‌ها به صورت مقادیر وابسته به زمان به شبکه معرفی شده، مقادیر داده‌های اندازه‌گیری شده به عنوان خروجی معرفی می‌شود و نحوه آموزش شبکه بر اساس دستیابی به ماکزیمم ضریب همبستگی انجام می‌پذیرد. کد محاسباتی به گونه تنظیم شده تا در یک حلقه بینهایت آموزش شبکه عصبی تکرار گردد تا بهترین ضریب همبستگی بین داده‌های خروجی از شبکه و نتایج دقیق آزمایشگاهی برقرار گردد. یک نمونه مقایسه بین نتایج شبیه سازی به کمک شبکه عصبی با مقادیر دقیق آزمایشگاهی در شکل ۴ نشان داده شده است.

خوبی دارند ولی در مواردی که خطاها از مرتبه بالاتر باشند، نتایج اختلاف شدیدی را نشان می‌دهند. که این در مورد τ_A به حداکثر خود می‌رسد. نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی مورد استفاده برای حالت یک بعدی دارای جواب‌های بهتری نسبت به حالت دو بعدی است.

جدول ۲- مقایسه نتایج دقیق و مقادیر پیش بینی شده در حالت دو بعدی، سرعت ۴۰ متر بر ثانیه

ردیف	پارامتر	مقادیر دقیق	مقادیر پیش بینی شده
۱	U_{mean}	۳۹/۳۵	۳۹/۷۵۳
۲	V_{mean}	-۰/۰۲۵۳	-۰/۰۳۵۳
۳	u_{rms}	۰/۰۸۴	۰/۰۵۸۶
۴	v_{rms}	۰/۰۷۴۵	۰/۰۵۴
۵	T_u	۰/۲۱	۰/۱۵
۶	T_v	۰/۱۹	۰/۱۴
۷	S_u	۰/۰۹۵	۰/۰۲۸
۸	S_v	۰/۰۸۶	۰/۰۴۸
۹	K_u	۲/۷۳	۳/۱۳۸
۱۰	K_v	۳/۱۳	۲/۹۲
۱۱	ε	$۸/۷ \times 10^{-۴}$	$۹/۶۵ \times 10^{-۴}$
۱۲	η	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۱۴
۱۳	τ_A	۸/۰۳۸	۳/۷۳

جدول ۳- مقایسه نتایج دقیق و مقادیر پیش بینی شده در حالت دو بعدی، سرعت ۷۰ متر بر ثانیه

ردیف	پارامتر	مقادیر دقیق	مقادیر پیش بینی شده
۱	U_{mean}	۶۹/۰۷۵۲	۶۹/۰۷۵۶
۲	V_{mean}	-۰/۰۲۷۹	-۰/۰۲۷۸
۳	u_{rms}	۰/۱۲۴۴	۰/۲۱۱۷
۴	v_{rms}	۰/۱۹۵۹	۰/۲۱۵۵
۵	T_u	۰/۱۸	۰/۳۱
۶	T_v	۰/۲۸	۰/۳۱
۷	S_u	۰/۰۹۱۶	۰/۰۱۳۶
۸	S_v	۰/۰۹	۰/۰۶۶
۹	K_u	۲/۹۳	۳/۱۹۳
۱۰	K_v	۲/۹۷۲	۲/۹۷۹
۱۱	ε	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۴۸
۱۲	η	۰/۰۰۱۳	$۹/۶۲۹ \times 10^{-۴}$
۱۳	τ_A	۵/۷۲	۲/۶۱

جدول ۱- مقایسه نتایج دقیق و مقادیر پیش بینی شده در

ردیف	پارامتر	مقادیر دقیق	مقادیر پیش بینی شده
۱	U_{mean}	۵۹/۷۳	۵۹/۷۰
۲	u_{rms}	۰/۱۸۸۶	۰/۲
۳	T_u	۰/۳۲	۰/۳۴
۴	S_u	۰/۸۱	۰/۳۶۶۲
۵	K_u	۵/۶۱	۴/۴۶
۶	ε	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۲۳
۷	η	۰/۰۰۱۲	۰/۰۰۱۶
۸	τ_A	۱۹/۹۷	۲/۵۶

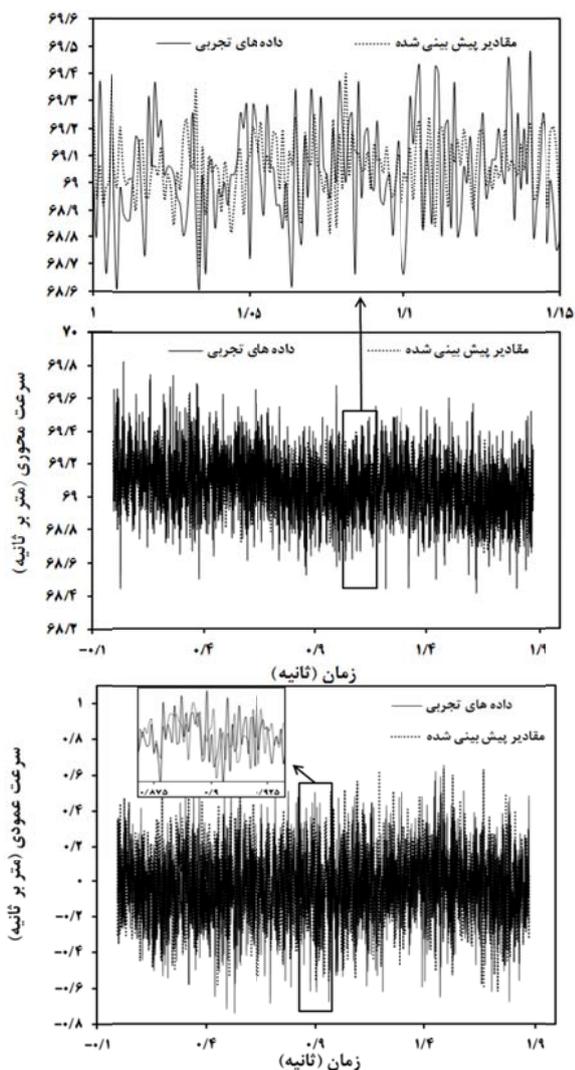
جدول ۱ نشان می‌دهد که مقادیر سرعت متوسط، انحراف معیار و شدت توربولانس به دست آمده از شبکه عصبی بسیار به مقادیر دقیق نزدیک هستند که عملکرد مناسب شبکه عصبی به کار رفته را نشان می‌دهند. قابل ذکر است که پارامتر مهم در این تحلیل‌ها شدت توربولانس می‌باشد که معرف تغییرات اغتشاشات در مقطع کاری تونل باد می‌باشد و دارای پیش بینی مناسبی است. علت تفاوت در مقادیر سایر پارامترها به ماهیت خاص آن پارامترها و تعریف آن‌ها بر می‌گردد که به شدت تغییرات یک سیگنال با ضرایب ۲ یا بیشتر حساس هستند. این مساله از معادلات ۱۰ الی ۱۴ به روشنی مشخص است.

(ب) نتایج مربوط به حالت دو بعدی

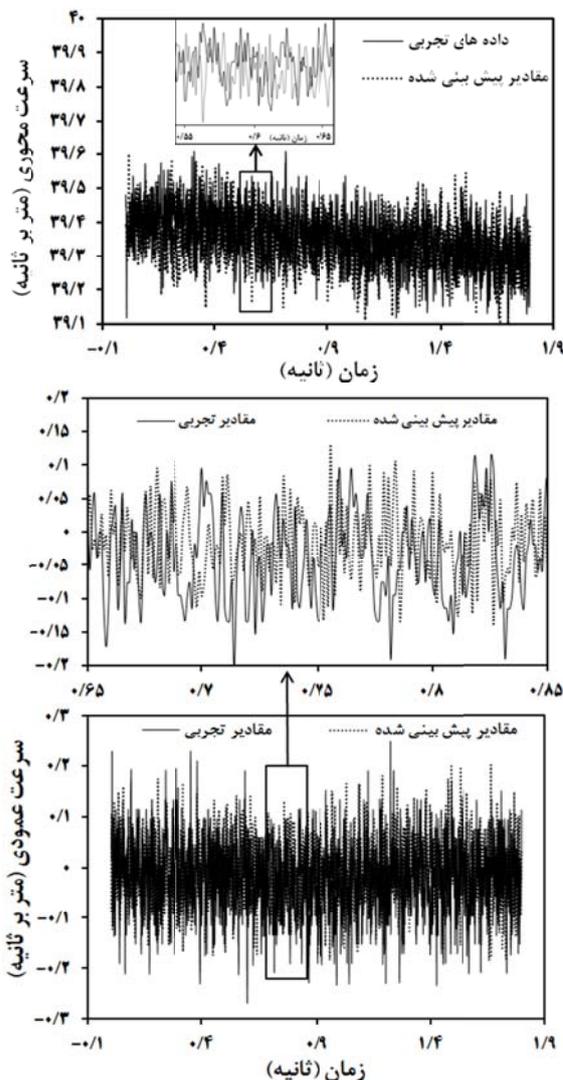
در این حالت شبکه عصبی با استفاده از داده‌های ولتاژ و سرعت دو بعدی حاصل از سرعت سنج سیم داغ دو بعدی آموزش داده شده و نتایج مقادیر سرعت خروجی از شبکه عصبی با نتایج مقادیر دقیق مقایسه شده‌اند که برای یک نمونه، نتایج آن در شکل‌های ۵ و ۶ و جداول ۲ و ۳ برای سرعت‌های ۴۰ و ۷۰ متر بر ثانیه آورده شده است.

در مورد اختلاف بین نتایج در اشکال و جداول مربوطه لازم به ذکر است که داده‌های توربولانسی از روی مقادیر سرعت‌های لحظه‌ای پیش بینی شده، بدست آمده‌اند. در اینجا نیز همانند حالت یک بعدی، اختلاف نتایج در حالتی که مرتبه خطا از مرتبه یک باشد (حتی تا خطاهای از مرتبه دو) نتایج بدست آمده، شامل شدت توربولانس دقت

سرعت‌های میانی تقریب زده شد. در ادامه شبکه در حالت ورودی سرعت به خروجی ولتاژ آموزش داده شده و با کمک این شبکه مقادیر ولتاژ میانی از شبکه عصبی استخراج می‌شوند. سپس با استفاده از انطباق منحنی درجه چهار به سرعت تبدیل شده که نتایج این میانمایی در شکل ۷ و جدول ۴ آورده شده است.



شکل ۶- مقایسه سرعت آنی برای داده‌های موجود و نتایج شبکه عصبی در حالت دو بعدی



شکل ۵- مقایسه سرعت آنی برای داده‌های موجود و نتایج شبکه عصبی در حالت دو بعدی

در شکل‌های ۵ و ۶ برای مقایسه بهتر نتایج، محدوده‌ای از سرعت‌های واقعی و پیش بینی شده توسط شبکه عصبی به صورت بزرگ‌نمایی نیز نشان داده شده است.

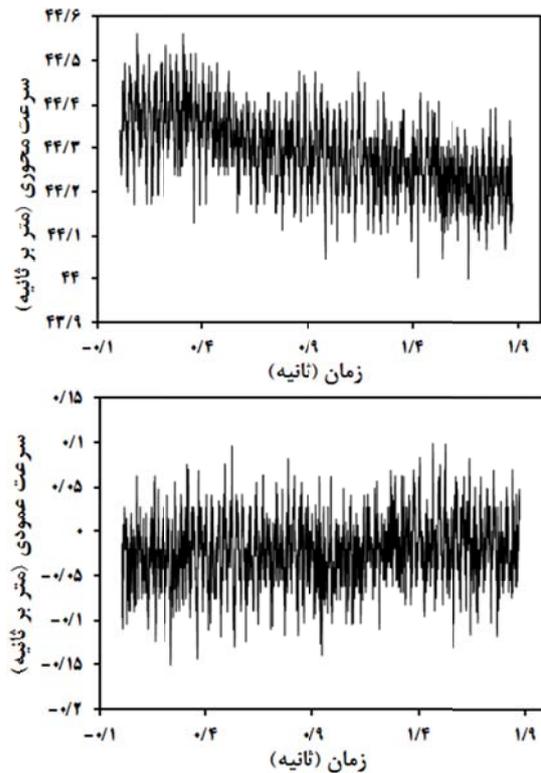
میانمایی با کمک شبکه عصبی

با توجه به آموزش صورت گرفته اکنون شرایط میانمایی به کمک شبکه عصبی به آسانی فراهم است. روش میانمایی ارائه شده در واقع شبیه یک پروسه سعی و خطا می‌باشد. از آنجایی که رابطه بین ولتاژ و سرعت یک رابطه خطی نیست لذا باید برای انتخاب ورودی مناسب در حالت میانی درست تصمیم‌گیری شود. در واقع مقادیر ورودی نیز مجهول می‌باشند. برای رفع این مشکل ابتدا

در جدول ۴، نتایج سرعت‌های ۴۰ و ۵۰ متر بر ثانیه به عنوان ورودی شبکه مورد استفاده قرار گرفته‌اند و مقادیر متناظر با سرعت ۴۵ متر بر ثانیه به دست آمده است. در واقع شبکه آموزش داده شده که قابلیت خود را در حالت‌های قبل و در مقایسه با نتایج واقعی نشان داد، در اینجا به عنوان یک مدل برای پیش بینی نتایج برای سرعت‌هایی که نتایج آن‌ها در دسترس نیست قابل استفاده است. در اینجا نیز مشخص است که پارامتر شدت توربولانس دارای مقدار قابل قبولی می‌باشد.

۵- نتیجه گیری

در کار حاضر با استفاده از شبکه عصبی داده‌های اندازه‌گیری آزمایشگاهی پردازش شده است. با استفاده از داده‌های موجود حاصل از اندازه‌گیری‌های با کمک پراب یک بعدی و دو بعدی سرعت سنج سیم داغ، یک شبکه عصبی وابسته به زمان با مدل پیشخور و الگوریتم لوبنبرگ مارکوارادت برای آموزش از داده‌های ولتاژ و سرعت برآزش شده بر اساس منحنی درجه چهار استفاده شد. نتایج انطباق کیفی نمودارهای سرعت، توانایی بالای شبکه عصبی و آموزش صورت گرفته در پیش‌بینی رفتار سرعت لحظه‌ای را نشان داد. همچنین با نتایج میدان‌های سرعت پیش‌بینی شده مولفه‌های وابسته به توربولانس جریان نیز بررسی شد که نتایج آن نیز در مقایسه با نتایج دقیق با توجه به مرتبه خطاها از دقت مناسب برخوردار بود. همچنین یک مدل برای میان‌بایی داده‌ها امتحان شد و در مجموع شبکه عصبی به کار رفته در پیش‌بینی رفتار جریان تونل باد مناسب می‌باشد. قابل ذکر است که توربولانس پیچیده‌ترین مبحث در علم سیالات است که پیش‌بینی آن بسیار دشوار است، لذا هر راهکاری که بتواند تا حدودی به پیش‌بینی این پدیده پیچیده فیزیک و ریاضی کمک نماید، ارزشمند است.



شکل ۶- نتیجه میان‌بایی برای شبکه عصبی

جدول ۳- نتیجه میان‌بایی به کمک شبکه عصبی

پارامتر	مقادیر پیش	مقادیر بینی شده، آزمایشگاهی	مقادیر	آزمایشگاهی
	V=50 m/s	V=45 m/s	V=40 m/s	
U_{mean}	۴۹/۵۲	۴۴/۲۵	۳۹/۳۵۵	
V_{mean}	-۰/۰۰۴	-۰/۰۲۴۷	-۰/۰۲۴۷	
U_{rms}	۰/۱۰۶	۰/۰۸۷۱	۰/۰۸۳۷	
V_{rms}	۰/۱۱	۰/۰۳۹۶	۰/۷۴۱۰	
T_u	۰/۲۱	۰/۲	۰/۲۱	
T_v	۰/۲۲	۰/۰۸	۰/۱۹	
S_u	۰/۰۸۵	۰/۰۷۲۷	۰/۰۹۵	
S_v	۰/۰۸۳	۰/۰۴۵۵	۰/۰۹۳	
K_u	۲/۹۹	۲/۷۸	۲/۷۳	
K_v	۳/۰۵	۳/۱۳	۳/۱۳	
ε	۰/۰۰۱۴	$۹/۰۶ \times 10^{-۴}$	$۸/۶۸ \times 10^{-۴}$	
η	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۱۶	۰/۰۰۱۵	
τ_A	۱۸/۸۵	۱۶/۷۳	۸/۰۳۸	

مراجع

- [1] Manshadi M. D. (2011). "The Importance of Turbulence in Assessment of Wind Tunnel Flow Quality", Book chapter No. 12, Wind Tunnels and Experimental Fluid Dynamics Research, Edited by Jorge Colman Lerner and Ulfilas Boldes, Intech publisher.
- [2] Demuth, H., Beale, M. (2001). "Neural Network Toolbox", Version 4., User's Guide, MathWorks, Inc.
- [3] Haizhon, Li., Robert Kozma. (2003). "A Dynamic Neural Network Method for Time Series reduction Using the KIII Model", Division of Computer Science, IEEE, University of Memphis.
- [4] Hsieh W. W. (2000). "Nonlinear Canonical Correlation Analysis by Neural Networks", Journal of Neural Networks, 13, pp.1095-1105.
- [5]. Betchler, H., Browne, M.W., Bansal, P.K., Kecman. V. (2001). "New Approach to Dynamic Modeling of Vapour-Compression Liquid Chillers: Artificial Neural Networks", Journal of Applied Thermal Engineering., 21, pp.941-953.
- [6]. Chen, Y., Kopp, G.A., Surry, D. (2002). "Interpolation of Wind-Induced Pressure Time Series with an Artificial Neural Network", Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics., 90, pp.589-615.
- [7]. Lo'pezPen, F., Duro, A., NchezSimon., M. Sa. (2002). "Detecting Coherent Structures in a Turbulent Wake by Using Delay Based Networks", Journal of Computer Standards & Interfaces., 24, pp.171-184.
- [8]. Marques, F. D., Rodrigues, L., de Souza F., Rebolho, D. C., Caporaliand, A. S., Belo, E. M. (2005). "Application of Time-Delay Neural and Recurrent Neural Networks for the Identification of a Hinge Less Helicopter Blade Flapping and Torsion Motions", Journal of the Braz. Soc. of Mech. Sci. & Eng., 99 (2).
- [9]. Nafey, A.S. (2009) "Neural Network Based Correlation for Critical Heat Flux in Steam-Water Flows in Pipes", International Journal of Thermal Sciences, 48, pp. 2264-2270.
- [10]. Karabulut, E., Koyuncu. M. (2007). "Neural Network-Based Correlations for the Thermal Conductivity of Propane", Journal of Fluid Phase Equilibrium., 257, pp. 6-17.
- [11]. Levenberg. K. (1944). "A Method for the Solution of Certain Non-Linear Problems in Least Squares". The Quarterly of Applied Mathematics 2, pp. 164-168.
- [12]. Marquardt, D. (1963). "An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters", SIAM Journal on Applied Mathematics., 11, pp. 431-441.
- [13]. Tyagi, H., Liu, R., Ting, D. S.-K., Johnston, C. R. (2006). "Measurement of Wake Properties of a Sphere in Free Stream Turbulence", Experimental Thermal and Fluid Science., 30, pp. 587-604.