



پیش بینی بهینه توان تولیدی واحد های بخار نیروگاهی با توجه به اثرات پارامترهای جوی بر راندمان واحد بوسیله شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون

مجتبی دادخواه^۱، احمد زارع چاوشی^۲

* نویسنده مسئول: m.dadkhah@ine.uut.ac.ir

چکیده

در این پژوهش کوشش شده است که با یک روش علمی مدون بتوان میزان بار اکتیو واحدهای و گاهی راه، که تحت تاثیر وضعیت جوی قرار دارند را به نوعی تخمین زد که عمدتاً این نواسانات جوی تاثیرات نامطلوبی بر روی کارایی برج های خنک کننده (Cooling Tower) و کاهش خلاء داشته و به دنبال آن افت راندمان در این واحدها را در پی خواهد داشت. تا کنون این پیش بینی براساس تجربیات کارشناسان انجام می گرفته اما با استفاده از تکنیک شبکه های عصبی می توان با استناد به داده های گذشته برای آینده یک پیش بینی مفید با سطح اطمینان قابل قبول انجام داد. شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) یکی از پرکاربردترین مدل های شبکه های عصبی مصنوعی است که از مؤلفه های هوش مصنوعی در زمینه پیش بینی بهینه بار واحد سود می برد در نتیجه میتواند بدون در نظر گرفتن معادلات پیچیده خطی یا غیرخطی دینامیک حاکم بر سیستم، رفتار سیستم را شبیه سازی و خروجی مدل را پیش بینی کند. برای بررسی این تکنیک ابتدا با برج های خنک کننده و میزان اثرپذیری و ارتباط آن ها با پارامترهای جوی (دما، سرعت باد، رطوبت) آشنا می شوید و سپس با مبانی نظری شبکه های عصبی پرسپترون آشنا خواهید شد و در انتها با نحوه استفاده از این تکنیک در این پژوهش آشنا می گردید که همراه با تحقیقات و داده های میدانی است که در نیروگاه شهید محمد منتظری اصفهان صورت پذیرفته است.

واژه های کلیدی

بار اکتیو، راندمان، برج خنک کننده، پارامترهای جوی، پیش بینی، شبکه های عصبی پرسپترون

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی صنایع و سیستم ها، دانشگاه صنعتی ارومیه

۲- کارشناس دفتر مهندسی و برنامه ریزی نیروگاه شهید محمد منتظری

۱- مقدمه

ویژگی ها باعث صرفه جوی در مصرف آب و انرژی الکتریکی می شود. طرز کار این برج ها بدین گونه است که آب ورودی از بالاترین نقطه وارد مبدل های حرارتی شده ، از طرفی از بین این مبدل ها هوای محیط عبور می کند و این امر باعث انتقال حرارت می گردد و هوا گرم شده از تنوره برج خارج می شود و دمای آب نیز کاهش می یابد.[4]

در بررسی ارتباط بین پارامترهای جوی و برج های خنک کننده ، بصورت تجربی سه عامل دما، سرعت وزش باد و رطوبت به ترتیب بیشترین اثر را روی کارایی برج ها داشته اند . نحوه ارتباط هر کدام بدین صورت می باشد : ۱- دما : عامل دما پارامتری است که با افزایش آن، اثر منفی روی کارایی برج ها دارد و در نهایت کاهش راندمان واحدها را به دنبال دارد زیرا با افزایش دما محیط ΔP کاهش می یابد و دمای آب خروجی به میزان کافی با کاهش دما مواجه نمی شود و با توجه به ارتباط تنگاتنگ سیستم خنک کننده با خلاء کندانسور، در نهایت منجر به کاهش بار واحد می گردد.[4] طبق مشخصات مورد ارائه شده توسط سازنده نیروگاه حداکثر دمای محیط برای تولید نامی ۳۲٫۵ درجه سانتی گراد است این در حالی است که در بعضی از روزها دمای هوای اصفهان به بیش از ۴۰ درجه سانتی گراد می رسد. ۲- سرعت باد: عامل باد نیز یک پارامتر با اثر گذاری منفی به حساب می آید. هنگام وزش بادتها مبدل ی که در روبروی باد باشند با افزایش اندک کارایی همراه هستند ولی سایر مبدل ها با کاهش زیاد کارایی مواجه می گردند همچنین هنگام وزش باد پدیده خفگی در دهانه بالایی برج اتفاق می افتد که اجازه خروج هوای گرم را نمی دهد. که در عمل کارکرد کل برج خنک کن کاهش قابل توجهی پیدا می کند. ۳- عامل رطوبت : عامل رطوبت پارامتری است که با افزایش آن کارایی برج افزایش می یابد و باعث افزایش کارایی برج خنک کن می گردد .

تغییرات جوی همواره تاثیرات بسزایی در تجهیزات مختلف نیروگاهی دارد و حتی برخی از این تجهیزات نقش پل ارتباطی بین سیکل و محیط اطراف را ایفا می کنند. از جمله این تجهیزات برج های خنک کننده می باشند. ماهیت و وظیفه این برج ها چنین ایجاب می کند که در محیط آزاد و باز بنا شوند و همین امر باعث می شود که بصورت مداوم در معرض تغییرات جوی قرار گیرند. پس می توان نتیجه گرفت که بیشترین تاثیر پارامترهای جوی ، بر روی عملکرد این سازه ها اعمال می شود.[4] با توجه به نقش مهم این برج ها بر روی سیکل تولید انرژی در نیروگاه ها و ارتباط متقابل آن ها با سایر تجهیزات ، با کاهش در عملکرد این برج ها بار اکتیو واحدهای نیروگاهی نیز باید کاهش داده شود. از طرفی با توجه به پیش بینی های هواشناسی می توان با به خدمت گرفتن یک روش نوین، پیش بینی لازم برای بار واحدها را نیز انجام داد که این امر می تواند در بهره برداری با راندمان بالا و همچنین به عنوان یک ابزار کنترلی بسیار کمک کننده باشد تا پیش از این که واحد وارد وضعیت غیرنرمالی (خلاء کندانسور) در اثر شرایط جوی گردد با توجه به این پیش بینی اقدامات لازم اتخاذ گردد و آمادگی های لازم بوجود آید.

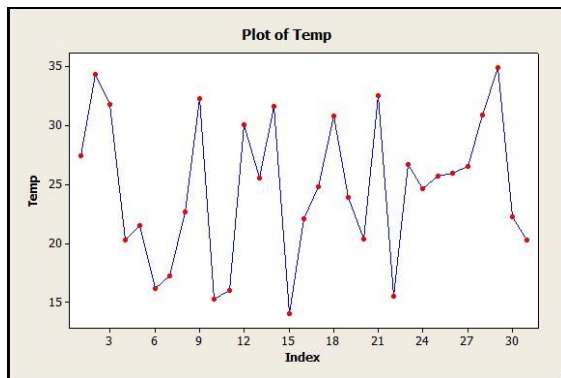
۲- سیستم خنک کننده و ارتباط آن با پارامترهای جوی

سیستم خنک کننده یکی از اصلی ترین بخش های نیروگاهی می باشد که در واقع چشمه سرد ترمودینامیکی نیروگاه به حساب می آید و از آن برای افزایش راندمان نیروگاه ها استفاده می شود . وظیفه اصلی این سیستم دفع حرارت آب تغذیه سیکل و انتقال آن به محیط می باشد.[4] برج های خنک کننده نیروگاه منتظری از نوع خشک از نوع هلر می باشد و جریان هوا در این برج ها از نوع گردش طبیعی است که این

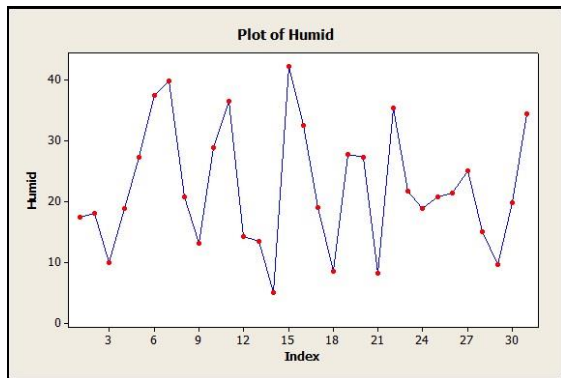
۳- انواع متغیرها

در نمودار های زیر نمایش داده شده است که در قالب نمودار

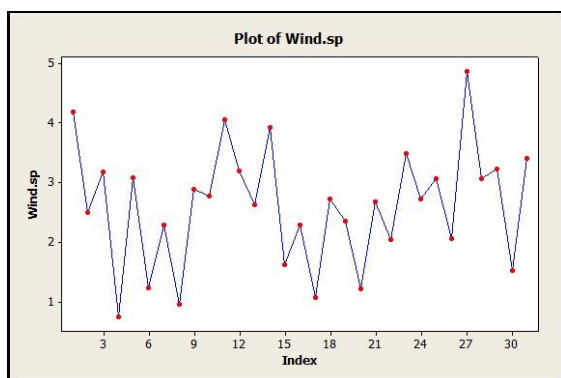
های (۲) و (۳) و (۴) نمایش داده شده اند.



شکل (۲) نمودار تغییرات دمای محیط



شکل (۳) نمودار تغییرات رطوبت محیط

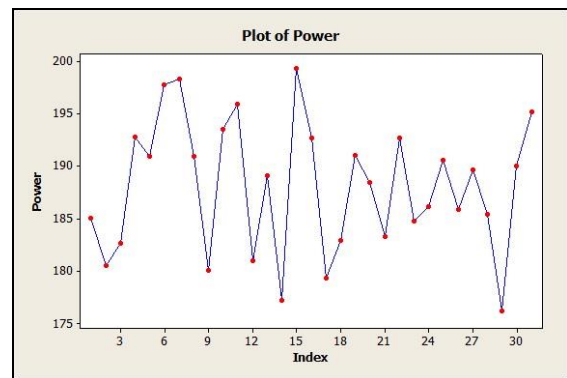


شکل (۴) نمودار تغییرات سرعت باد

از طرف نیز می توان ارتباط هریک از متغیر های جوی را با میزان تغییرات توان تولیدی را با نمودار پراکنش نشان داد که برای رعایت اختصار تنها ارتباط بین دمای هوا و میزان تغییرات

برای مدل سازی یک شبکه عصبی نیاز به دو نوع متغیر داریم که ابتدا آن ها را تعریف می کنیم و سپس نمونه های عملی آن را در این پژوهش بیان می کنیم. الف) متغیر مستقل: متغیر پیش فرض است و متغیر وابسته براساس تغییرات آن اندازه گیری و تعیین می شود. در واقع تغییرات اینگونه از متغیرها به سایر متغیرها بستگی ندارد و مستقل عمل می کنند [3] ب) متغیر وابسته: متغیری است که ارزش یا مقدار آن به متغیر مستقل بستگی دارد و تغییرات متغیرهای مستقل بروی متغیر وابسته اثر می گذارد. اکنون نمونه های عملی این متغیرها را بیان می کنیم. [3] متغیر مستقل: دمای محیط، سرعت باد، رطوبت متغیر وابسته: بار اکتیو واحد.

برای بررسی این پژوهش ابتدا مقادیر میزان توان تولید یکی از واحد نیروگاهی نیروگاه شهید محمد منتظری (واحد ۱) بصورت تصادفی جمع آوری شده است که بصورت زیر نمایش داده شده اند نمودار (۱) البته تعداد ۹۰۰ داده جمع آوری شده است که به دلیل محدودیت فضا تنها تعدادی از آن ها در نمودار های بعد نمایش داده شده است

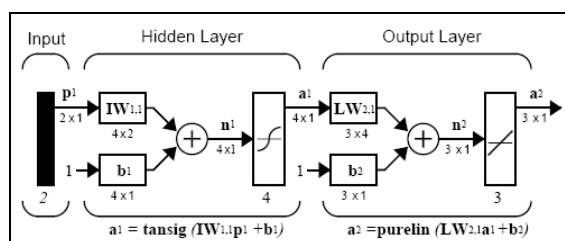


شکل (۱) نمودار تغییرات توان تولید

همچنین مقادیر تغییرات پارامترهای جوی نیز که در ارتباط با مقادیر توان تولید هستند نیز جمع آوری شده است که

پیش بینی توان تولید واحد های نیروگاهی با توجه به اثرات پارامترهای جوی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون

ورودی یک لایه انتقال دهنده و وسیله ای برای تهیه کردن داده هاست. [5] آخرین لایه یا لایه خروجی شامل مقادیر پیش بینی شده بوسیله شبکه می باشد و بنابراین خروجی مدل را معرفی میکند. که از نرون های پردازشگر تشکیل شده اند، محل پردازش داده هاست. [6] شمار لایه ها و شمار نرون ها در هر لایه مخفی به طور معمول به وسیله روش آزمون و خطا مشخص می شود. نرون های لایه های مجاور در شبکه به طور کامل با هم در ارتباط هستند [7]. به طور کلی شبکه های عصبی به دو نوع شبکه های پیشخور (FFN) و و پسخور (RNN) می شوند [8] تفاوت آنها در این است که در شبکه های پسخور، حداقل یک سیگنال برگشتی از یک نرون به همان نرون یا نرون های همان لایه و یا لایه قبل وجود دارد. [5] نرون ها قادرند از توابع محرک مختلفی برای تولید خروجی بهره ببرند. توابع لگاریتم سیگموئیدی، تانژانت سیگموئیدی و تابع محرک خطی وشعاعی (گوسی) از متداولترین آنها محسوب می شوند. [7]



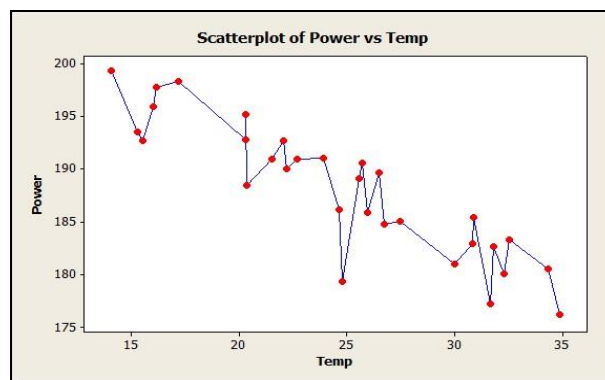
شکل (۶) ساختار کلی یک شبکه عصبی ساده

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^m w_{ij}x_j + b_i\right) \quad (1)$$

۵- شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)^۱

در سالهای اخیر، انواع زیادی از شبکه های عصبی مصنوعی در زمینه ها و اهداف گوناگون علوم به ویژه برای تخمین و پیش بینی پدیده ها طراحی و به کار گرفته شده اند. برای استفاده از شبکه های عصبی جهت حل مسائل، نیاز به

توان تولید در نمودار (۵) نشان داده شده است ولی بین تمامی این متغیرها ارتباط هایی وجود دارد اما نمی توان رابطه دقیقی را بین آنها بدست آورد که برای حل این مشکل از شبکه های عصبی استفاده شده است.



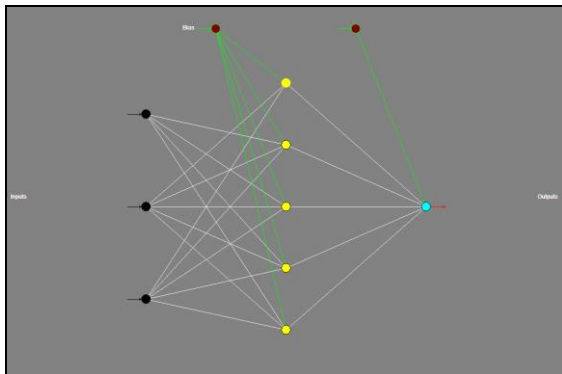
شکل (۵) نمودار ارتباط بین دما و توان تولید

۴- شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی ابزار ریاضی هستند [1] که با تقلید از سیستم عصبی بیولوژیکی انسان ساخته شده اند و قدرت انعطاف و تصحیح پذیری بالایی در انطباق خود با داده های موجود را دارند به گونه ای که قادرند، نظم و هماهنگی موجود در داخل این داده ها را پیدا کنند [2] و بر اساس بردارهای ورودی، رخداد و بزرگی یک پدیده را پیش بینی نمایند [2] شبکه های عصبی از یک سری لایه هایی شامل اجزای ساده های به نام نرون تشکیل شده اند که به صورت موازی باهم عمل می کنند یک نرون ساده با R ورودی در شکل (۶) نشان داده شده است [3] هر بردار ورودی با انتخاب مناسب وزن W، وزن دار شده و جمع ورودی های وزن دار با بایاس ورودی، تابع محرک F را تشکیل می دهند که رابطه ریاضی هر نرون بصورت فرمول (۱) می باشد. [4] ساختار عادی یک شبکه عصبی مصنوعی، معمولاً از لایه ورودی، لایه های میانی یا مخفی و و لایه خروجی تشکیل شده است. [4] لایه

¹. Multi-layer perceptron

کمتر و عملکرد بهتری می باشد هرچند که می توان با استفاده از روش طراحی آزمایش ها (DOE)^۱ نیز حالات بهتری را بدست آورد اما این حالت نیز دارای عملکرد قابل قبولی خواهد بود و در نهایت ساختار شبکه عصبی پرسپترون این مسئله بصورت شکل (۸) خواهد بود



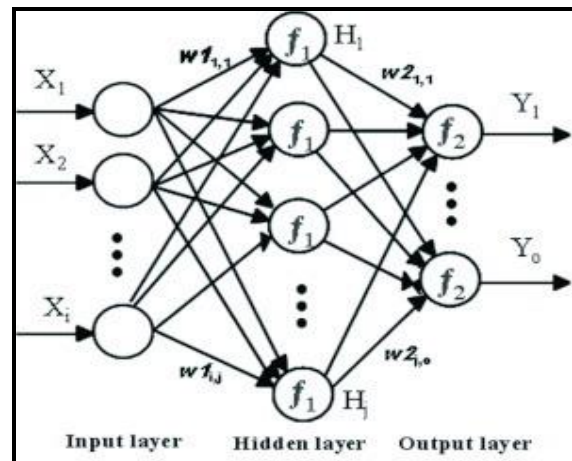
شکل (۸) ساختار کلی شبکه عصبی مورد نظر

در این شبکه عصبی ۹۰۰ داده تصادفی وارد شبکه شده است تا شبکه بوسیله آن آموزش ببیند برای فرآیند آموزش از یک لایه پنهان استفاده شده است که درون آن نیز از ۵ نرون استفاده شده است همچنین بایاس ها نیز بصورت مجزا به هر لایه اعمال شده است تا دقت شبکه بالاتر برود توابع تحریک لایه پنهان از نوع سیگموئید در نظر گرفته شده است که براساس فرمول (۲) محاسبات را انجام می دهد

$$S(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (2)$$

الگوریتم آموزش شبکه هم الگوریتم لونبرگ - مارکوارت [8] در نظر گرفته شده که از کارایی بالاتری نسبت به سایر الگوریتم های آموزش برخوردار است و بعد از ۱۰۹۶ تکرار شبکه به بهترین حالت آموزش رسیده است و در واقع وزن های آن بهینه شده است

انتخاب شبکه عصبی مناسب نیاز است. نوع یک شبکه عصبی توسط ساختار و آموزش آن مشخص میشود. انتخاب این شبکه به ماهیت مسأله مورد بررسی و نوع داده های آن وابسته است. در برآورد عناصر جوی، شبکه عصبی باید قادر به نگهداری اطلاعات و برآزش روابط بین آن ها باشد. به همین دلیل و با توجه به توانایی های شبکه پرسپترون و قابلیت آموزش و یادگیری زیاد این نوع شبکه عصبی به منظور برآورد عناصر جوی از این نوع شبکه عصبی استفاده شده است که ساختار کلی آن در شکل ۷ نشان داده شده است. [7]

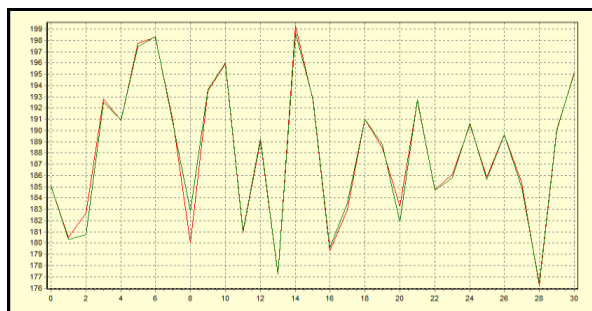


شکل (۷) ساختار کلی شبکه عصبی MLP

با توجه به داده های جمع آوری شده شبکه عصبی مورد نظر طراحی شده است این شبکه دارای سه متغیر ورودی می باشد که شامل دمای هوا، رطوبت و سرعت باد می باشد در نتیجه لایه ورودی دارای سه نرون می باشد. برای لایه پنهان ۵ عدد نرون در نظر گرفته شده است و تابع تحریک آن نیز از جنس سیگموئید در نظر گرفته شده است و با توجه به اینکه تنها یک خروجی وجود دارد لایه خروجی دارای یک نرون است که تابع تحریک آن از جنس تانژانت هیپربولیک می باشد. تعداد نرون های لایه پنهان و نوع تابع تحریک بصورت سعی و خطا با توجه به عملکرد و میزان خطای شبکه این گونه در نظر گرفته شده است و این حال نسبت به سایر حالات دارای خطای

¹ design of experiments

پیش بینی توان تولید واحد های نیروگاهی با توجه به اثرات پارامترهای جوی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون



شکل (۹) نمودار داده های شبکه در حالت آموزش

به دلیل زیاد بودن داده ها و کم بودن فضا تنها قسمتی از داده ها نمایش داده شده است در این نمودار مقادیر خروجی واقعی و مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه ارائه شده است نمودار قرمز رنگ مقدار خروجی واقعی و نمودار سبز رنگ مقدار پیش بینی شده نمودار می باشد پس تا اینجا نمودار بصورت صحیح آموزش دیده است و خطای آن نیز کم می باشد در ادامه معیار های ارزیابی شبکه را که توسط نرم افزار Neural Power محاسبه شده است در جدول (۱) ارائه شده است

جدول (۱) معیارهای ارزیابی شبکه پرسپترون در حالت آموزش

نوع شبکه	RMSE	R
MLP 3-5-1	0.70983	0.99361

طبق جدول فوق میزان خطا محاسبه شده شبکه کمتر از ۱ می باشد و ضریب همبستگی بین داده ها نیز ۰,۹۹ می باشد که نشان دهنده این است که فرآیند آموزش به خوبی انجام شده است تا اینجا شبکه با داده های گذشته آموزش داده شده است حال باید شبکه برای داده های جدید تست شود برای این منظور از تعدادی داده که بصورت تصادفی از دیتا بیس ها استخراج شده است استفاده شده است تا بتوان میزان عملکرد واقعی شبکه را مورد سنجش قرار داد .

۳- معیار های ارزیابی شبکه

برای ارزیابی هر شبکه از معیاری هایی استفاده می کنند که مهمترین آن ها عبارت اند از

۱- خطای جذر میانگین مربعات یا انحراف جذر میانگین مربعات یا خطای جذر میانگین مربع ها^۱ (RMSE) تفاوت میان مقدار پیش بینی شده توسط مدل و مقدار واقعی می باشد . RMSD یک ابزار خوبی است برای مقایسه خطاهای پیش بینی توسط یک مجموعه داده است که از رابطه (۳) قابل محاسبه است [7]

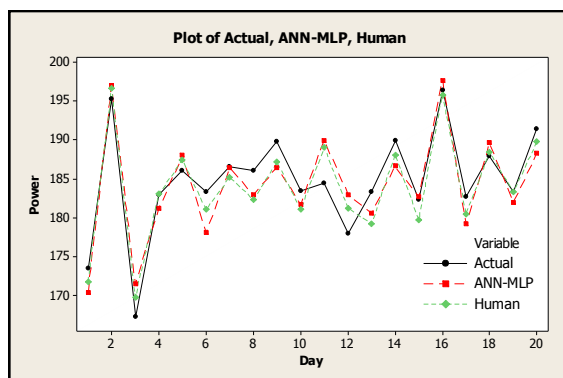
$$\text{RMSD}(\theta_1, \theta_2) = \sqrt{\text{MSE}(\theta_1, \theta_2)} = \sqrt{E[(\theta_1 - \theta_2)^2]} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2}{n}} \quad (3)$$

۲- ضریب همبستگی (R) که بیان کننده میزان همبستگی بین نتایج پیش بینی شده مدل و داده های واقعی می باشد که بر اساس رابطه (۴) محاسبه میشود بدیهی است که هر چه مقدار آن به یک نزدیکتر باشد، نشان دهنده نزدیکی بیشتر مقادیر پیش بینی شده به مقادیر واقعی است [7] .

$$\text{corr}(X, Y) = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (4)$$

شبکه طراحی شده (MLP 3-5-1) را بوسیله نرم افزار Neural Power آموزش داده و بعد از مرحله آموزش خروجی شبکه بصورت نمودار (۹) خواهد بود که طی آن می توان فهمید که شبکه آموزش قابل قبولی دیده است و توانسته مقادیر توان تولید یا خروجی را با خطای قابل قبولی پیش بینی کند

¹ root-mean-square deviation



شکل (۱۱) مقایسه توان تولید واقعی و پیش بینی شبکه عصبی و پیش بینی توسط کارشناسان نیروگاهی

طبق شکل ۱۱ می توان این طور ارزیابی کرد که شبکه عصبی مصنوعی در درجه اول توانسته الگوی شبکه عصبی انسان را شبیه ساز کند چون بسیار نزدیک به پیش بینی کارشناسان نیروگاهی پیش بینی را انجام داده است و در درجه دوم تقریباً توانسته پیش بینی قابل قبولی را انجام دهد یعنی توانسته نحوه ارتباط بین دمای محیط، رطوبت، سرعت باد و میزان توان تولید را بدست آورد و از روی آن رابطه ای که برای ما ناشناخته است، در قالب وزن های بهینه، پیش بینی قابل قبولی را انجام دهد.

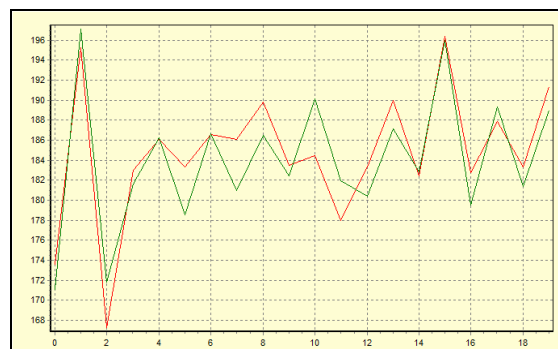
پس می توان از این شبکه عصبی برای پیش بینی کوتاه مدت برای تعیین توان تولید استفاده کرد همچنین هرگاه تعداد های مورد نیاز بیشتر باشد و داده پرت هم وجود نباشد قابلیت عملکردی شبکه بیشتر خواهد شد [8] و در واقع شبکه عمومیت بیشتری پیدا خواهد کرد.

۵- نتیجه گیری

در پایان می توان به این نتیجه رسید که شبکه های عصبی مصنوعی می تواند ابزار و روشی بسیار مفید برای پیش بینی بار اکتیو واحدهای نیروگاهی باشد که توسط آن می توان مقادیر مورد نیاز را با ضریب اطمینان بالا تخمین زد و استفاده از روش های تجربی را به حداقل رساند. از این تکنیک می توان برای هر پارامتری که در نیروگاه وجود

۳- تست شبکه

برای تست شبکه ۲۰ داده بصورت تصادف استخراج شده است سپس آن وارد شبکه آموزش دیده شده اند و در نهایت مقادیر خروجی شبکه قالب نمودار ۱۰ ارائه شده است



شکل (۱۰) نمودار داده های شبکه در حالت تست

در این نمودار نیز مانند نمودار آموزش (شکل ۹) نمودار قرمز رنگ میزان توان تولید واقعی و نمودار سبز میزان توان تولید پیش بینی شده توسط شبکه عصبی آموزش دیده می باشد واضح است که شبکه توانسته روند تغییرات توان تولید را نسبت به تغییرات جوی در ۲۰ حالت گوناگون صحیح پیش بینی کرده است و این پیش بینی ها خطای قابل قبولی را دارند معیار های ارزیابی شبکه در حالت تست در جدول ۲ آمده است

جدول (۲) معیار های ارزیابی شبکه پرسپترون در حالت تست

نوع شبکه	RMSE	R
MLP 3-5-1	2.0773	0.89955

همان گونه که از شکل (۱۰) و جدول (۲) مشاهده می گردد میزان خطا افزایش یافته و مقدار ضریب همبستگی نیز کاهش یافته است که این امری طبیعی است در واقع شبکه عصبی بر اساس داده های آموزش خود را بهینه کرده و نسبت به داده های جدید معمولاً خطایی دارد اما در کل این خطا قابل قبول است.

پیش بینی توان تولید واحد های نیروگاهی با توجه به اثرات پارامترهای جوی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون

[5] Farhatnia F., Golshirazi M.M., *Buckling Analysis of Functionally Graded Triangular Plates using Pb-2 Ritz Method*, Eurosteel 2014, 10-12 September 2014, Napoli, Italy.

[6] Song, K.B., Ha, S.K., Park, J.W., Kweon, D.J., Kim, and K.H.: *Hybrid Load Forecasting Method with Analysis of Temperature Sensitivities*. IEEE Trans. Power Syst. 21(2), 869–876(2006)

[7] Hippert, H.S., Pedreira, C.E., Souza, and R.C.: *Neural Networks for Short-Term Load Forecasting: A Review and Evaluation*. IEEE Trans. Power Syst. 16(1) (2001)

[8] Haykin S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Delhi: Pearson Education Inc.; 1999.

دارند ولی رابطه فیزیکی بین آن ها موجود نیست نیز بهره جست. درواقع بوسیله این پژوهش یک روش تجربی حذف گردید و بجای آن یک روش سیستماتیک جایگزین آن گردیده است روشی که بر اساس شبکه های عصبی بیولوژیکی انسان شبیه سازی شده است و همین امر باعث شده است که بتوان از هوش مصنوعی بیشتر در صنعت نیروگاهی و سایر صنایع بزرگ و کوچک بهره برد.

۸- تشکر و قدردانی

در اینجا لازم است از مدیریت و پرسنل فهیم نیروگاه شهید محمد منتظری اصفهان کمال تشکر و قدردانی شود که داده های مورد نیاز این پژوهش را در دسترس قرار دادند

۹- پیوست ها

مراجع:

[۱] منهاج، م. مبانی شبکه های عصبی، هوش محاسباتی، جلد ۱، چاپ سوم، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر،

ص ۷۱۲، ۱۳۸۴

[2] Random House Webster's Unabridged Dictionary. Random House, Inc. 2001. Page 534, 971. ISBN 0-375-42566-7

[3] Aynsley, Eric. 1970a. Cooling-tower effects Studies abound. ElectricalAynsley, Eric. 1970b. *Cooling towers, the environment and the future*. Paper presented at Cooling Tower Institute Meeting, Aspen, Colorado,

[4] Higgins, John T. 1969. The thermal pollution problem: *A preliminary study of atmospheric effects of cooling towers*. Paper No. 69-51, Proceedings 62nd Annual Meeting, Air Pollution Control Association, New York, New York, June, p. 22-26.