

پیش بینی و تنظیم بهینه نقطه شبنم در مخلوط های هیدروکربوری

رضا مالکی زاده، رامین روغنیان *

گروه مهندسی شیمی، واحد ماهشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، ماهشهر، ایران.

چکیده

تعیین نقطه ی شبنم یکی از مهمترین عناصر محاسبات مهندسی در صنایع نفت و گاز است. از جمله روشهای مورد استفاده در تعیین نقطه ی شبنم روش آزمایشگاهی است که پرهزینه و زمان بر می باشد. به همین دلیل شناسایی روشهای جایگزین در تعیین نقطه ی شبنم بسیار ضروری به نظر می رسد، یکی از این روشها استفاده از شبکه های عصبی است. هدف این پژوهش ارائه ی کاربردی دقیق از مدل شبکه ی عصبی جهت پیشبینی نقطه ی شبنم مخلوط های گازی زیراشباع است. به همین منظور مدلسازی با استفاده از شبکه عصبی، تعداد ۱۴۹ داده ی آزمایشگاهی از نمونه جداکننده های کارخانه گاز و گاز مایع مارون از توابع شرکت مناطق نفت خیز جمع آوری شد. سپس با استفاده از مدلسازی شبکه عصبی نتایج به دست آمده براساس پارامترهای مختلف این مدل گزارش داده شده است. و در پایان، با استفاده از الگوریتم ژنتیک، بهترین پارامترهای مدلسازی شبکه عصبی، بهینه سازی شده است. از نرم افزار برنامه نویسی متلب جهت مدلسازی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک در این پژوهش استفاده شده است. مدلسازی شبکه عصبی براساس بهینه سازی ژنتیک می تواند به عنوان یک مدل دقیق برای تخمین نقطه شبنم در مخلوط های گازی هیدروکربونی و غیر کربنی در نظر گرفته شود. نتایج بدست آمده به شدت تابعی از تعداد لایه های مخفی و همچنین تعداد نرون های هر لایه می باشد. دمای نقطه شبنم متناظر با داده هایی که برای شبیه سازی و آزمایش به کار رفته اند نمودار پراکندگی $y=x$ در ۴۵ درجه را رسم خواهد کرد که نماینده جواب های واقعی شبکه می باشد.

کلمات کلیدی: نقطه شبنم، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، کارخانه گاز و گاز مایع مارون

مقدمه

تعیین دقیق خواص ترمودینامیکی سیالات مخزن جهت انجام محاسبات مهندسی در مراحل ذخیره سازی، تولید و برنامه ریزی بسیار مهم و اساسی است. یکی از مهمترین خواص ترمودینامیکی ترکیبات هیدروکربنی نقطه ی شبنم است. به دلیل اهمیت زمان تشکیل میعان در مناطق ته چاهی، پیش‌بینی هرچه دقیق‌تر نقطه ی شبنم بسیار مهم است. زمانی که ترکیبات هیدروکربنی در بالاتر از نقطه‌ی شبنم تولید می‌شود سیال تولیدی حاوی مایعات است که روی سطح جمع می‌شود. جهت پیش‌بینی خواص ترمودینامیکی سیال مخزن روشهای مختلف شبیه سازی عددی و همچنین روش‌های آزمایشگاهی وجود دارد. به دلیل اینکه روش‌های آزمایشگاهی پرهزینه و زمان‌بر است به طور معمول جهت تخمین اولیه‌ی خواص سیالات از شبیه سازی عددی استفاده می‌شود (A. Gonzalez et al., 2002). تنظیم نقطه شبنم گاز طبیعی فرآیندی در جهت کاهش میزان آب و هیدروکربورهای سنگین و در راستای انتقال مناسب گاز طبیعی بدون یخ زدگی و افت فشار نامناسب در خطوط لوله مورد توجه می‌باشد. بطور مثال در صورتی که میزان بخار آب موجود در گاز طبیعی از حد مجاز بیشتر شود و در نقاطی که فشار و دمای گاز افت می‌کند یخ زدگی در خطوط لوله و ایستگاه‌های تقلیل فشار قابل پیش‌بینی است. وجود هیدروکربنهای سنگین همراه با گاز طبیعی نیز خود با تقلیل فشار و دما موجب ماندگاری مایعات گازی در خطوط لوله گشته و منتهی به افزایش افت فشار خط می‌گردد و همچنین با حمل این مایعات با گاز در نقاط مصرف موجب مشکلاتی چون بدسوزی گاز طبیعی در کوره‌ها، توربین‌ها و وسایل گرم‌کننده شده و از طرفی بعنوان خوراک یک واحد شیمیایی ایجاد ترکیبات نامطلوب جانبی می‌نماید. وجود ترکیبات هیدروکربنی سنگین‌تر از متان در گاز طبیعی سهولت تشکیل هیدرات (یخ زدگی) را در دمای پایین و فشار بالاتر را نیز موجب خواهد شد. از طرفی جداسازی مایعات گازی از طریق فرآیند سرمایش، محصولات مهم سوختی و ترکیبات مناسب جهت خوراک واحدهای پالایشگاهی و پتروشیمی فراهم می‌سازد. جمع شدن میعانات حول چاه در مخازن میعانی یکی از مشکلات اصلی این مخازن است که با پیش‌بینی درست فشار و تنظیم دمای مناسب نقطه شبنم می‌توان بر این مشکلات چیره شد. از مدل شبکه‌ی عصبی می‌توان به عنوان مدلی جایگزین جهت تعیین رفتار ترمودینامیکی سیالات از جمله نقطه‌ی شبنم استفاده کرد (laszlo, 2010).

شبکه‌ی عصبی روشی برای محاسبه است که بر پایه‌ی اتصال به هم پیوسته چندین واحد پردازشی ساخته می‌شود. شبکه از تعداد دلخواهی نرون تشکیل می‌شود که مجموعه‌ی ورودی را به خروجی ربط می‌دهند. در این مطالعه که در کارخانه گاز و گاز مایع مارون از توابع شرکت مناطق نفت خیز، اداره کنترل کیفیت مارون انجام می‌شود. جهت پیش‌بینی دما نقطه شبنم مخلوط‌های هیدروکربوری و چگونگی مدلسازی نسبت گاز غنی به وسیله یک شبکه عصبی مصنوعی که از توانایی جستجوی محدوده‌ای با نام روش پس انتشار خطای پیشرو ورودی‌هایی مثل ترکیبات غیر هیدروکربنی نظیر دی اکسید کربن و نیتروژن و ترکیبات هیدروکربنی نظیر متان و ترکیبات سنگین‌تر از متان و همچنین دما و جرم مولکولی ترکیبات سنگین‌تر از متان می‌باشد استفاده می‌کند مورد تحقیق قرار خواهد گرفت که توسط پژوهشگر در مطلب نوشته خواهد شد. نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی که بر مبنای استفاده از داده‌های گزارش شده از مخازن شرکت بهره برداری نفت و گاز مارون است با مقدار واقعی آنها مقایسه خواهد گردید و نتایج حاصل گواه بر این امر خواهند بود که روش استفاده شده توانایی خوب و دقیقی در این زمینه را دارد یا خیر؟

تنظیم نقطه شبنم، چرایی و چگونگی آن

در پالایشگاه‌های گاز ابتدا به جداسازی اجزا خورنده گاز طبیعی که همان گازهای اسیدی هستند پرداخته می‌شود. بعد از آن مرحله جدا سازی مرکاپتان‌ها است که عنوان مواد بدبو را به خود اختصاص داده‌اند. (لازم به ذکر است که مقادیر بسیار کمی از مرکاپتان‌ها در ورودی شهرها به گاز طبیعی اضافه شده تا در صورت نشت در همان مراحل اولیه از طریق حس بویایی به راحتی قابل تشخیص باشد.) حال ما یک گاز طبیعی پالایش شده‌ای داریم که بی رنگ، بی بو و بدون مواد خورنده و کشنده است. آیا این گاز قابلیت ارسال به خطوط لوله سراسری را دارد؟ (Katz et al., 1988)

پاسخ منفی است. زیرا یکی دیگر از وظایف اصلی و مهم پالایشگاه‌ها در فرآیند پالایش گاز، تنظیم نقطه شبنم است بدین معنی که اگر ما گاز تولیدی را بدون انجام مرحله فوق الذکر روانه خطوط سراسری کنیم در اثر افت دما، قطرات هیدروکربورهای سنگین همراه با گاز، با آب موجود در گاز تشکیل ماده‌ای بلوری و سخت به نام هیدرات می‌دهند. این هیدرات‌ها در کف خط لوله قرار گرفته و به مرور زمان بلورهای آنها رشد می‌کند به طوری که قادرند حتی سطح مقطع خطوط لوله ۵۶ اینچ را کم کرده و افت فشار و دبی را سبب شوند. رشد این بلورها در مواردی سبب گرفتگی کامل خط و انفجار نیز می‌شود. بنابراین برای جلوگیری از تشکیل هیدرات‌ها در خطوط لوله، گاز خروجی از ردیف‌های شیرین سازی را با روشهای مختلفی سرد می‌کنند و دمای آن را به حدود ۱۷- درجه سانتی‌گراد می‌رسانند (Simon, 2006).

شبکه عصبی مصنوعی^۱

مغز انسان سیستم بسیار پیچیده‌ای است که قادر به تفکر، یادآوری و حل مسائل است. شبکه‌های عصبی ایده‌ای است که قصد دارد با استفاده از مدل‌های ریاضی و توان کامپیوتر برخی از جنبه‌های ساده مغز را شبیه سازی کند. با مرتب کردن عصبها در اشکال مختلف، میتوان عملکردهای مغز در زمینه‌هایی همچون ذخیره اطلاعات در حافظه، فهم ارتباط میان الگوها و واکنش مناسب در مقابل محرک را مدل‌سازی نمود (TM Ozan, 1996).

شبکه عصبی مصنوعی یک پردازشگر فوق العاده موازی پراکنده است که از واحدهای ساده پردازشگر تشکیل شده است و میل طبیعی به ذخیره دانش تجربی و ارائه دوباره آنها در زمان مورد نیاز دارد. شبکه عصبی مصنوعی از دو جنبه زیر با مغز شباهت دارد .

• شبکه دانش را از محیط به کمک یک فرآیند آموزش کسب می کند.

• میزان قدرت اتصالات بین نرون‌ها برای ذخیره اطلاعات استفاده می شوند.

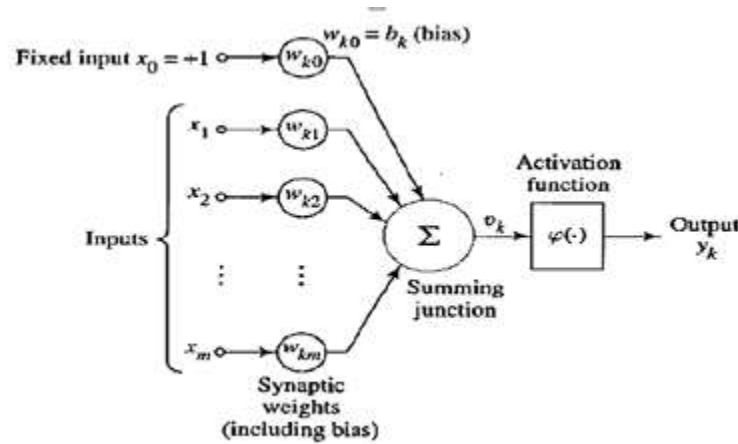
به این دلیل به آن شبکه عصبی^۲ می‌گویند که شبکه‌های از عناصر بهم مرتبط میباشند. این عناصر از مطالعات انجام گرفته در زمینه سیستم‌های عصبی الهام گرفته شده‌اند. به عبارت دیگر هدف شبکه‌های عصبی کوشش برای ساخت ابزارهایی است که همانند مغز انسان عمل می‌کنند. این ابزارها متشکل از اجزائی هستند که مشابه عصبهای بیولوژیکی رفتار میکنند.

بدین ترتیب شبکه‌های عصبی قادرند توابع پیچیده‌ای را که انجام و اجرای آنها توسط سیستم‌های مبتنی بر قاعده، مشکل می‌باشد، یاد بگیرند. بدون آنکه بتوانند در مورد آنچه انجام می‌دهند، دلیل بیاورند. شبکه عصبی در واقع یک روش عددی برای تحلیل نگاشت‌های عددی می‌باشد. منظور از نگاشت عددی، نگاشتی است که ورودی را به خروجی شبکه بنگارد. در این نگاشت، یک جفت اعداد به عنوان ورودی شبکه به شبکه داده می‌شوند که همان ترم‌های اول می‌باشند و وظیفه نگاشت این است که ورودی‌های شبکه یا همان ترم‌های اول را به ترم‌های دوم بنگارد. این سیستم، از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق العاده بهم پیوسته به نام نرون تشکیل شده که برای حل یک مسأله به طور هماهنگ با هم عمل

¹ Artificial Neural Network

² Neural Network

می‌کنند. هر کدام از نرون‌ها حاوی مجموعه‌ای از عملیات ساده ریاضی‌اند که با جمع ورودی‌های نرون و اعمال یک تابع فعال‌ساز روی حاصل آن مقدار خروجی نرون را محاسبه می‌کند.



شکل ۱: یک نرون با جزئیات مدل شده

علاوه بر شبکه‌های عصبی مصنوعی روش‌های پیش‌بینی زیادی برای تعیین نقطه شبنم وجود دارد که به اختصار به چند مورد از آن می‌پردازیم:

تعیین ساختار شبکه مناسب و آموزش آن انتخاب داده‌ها

نخستین گام در آموزش یک شبکه عصبی جمع‌آوری و پردازش داده‌هایی است که معرف ویژگی‌های سیستم است. برای این منظور ما از ۱۴۹ داده آزمایشگاهی که معرف سیستم هدف بودند برای آموزش و ارزیابی شبکه عصبی استفاده کردیم این مجموعه داده شامل دمای نقطه شبنم برای هر کدام از سیالاتی مشخص شده با درصد مولی اجزاء تشکیل دهنده آنها بود.

جدول ۱: چند نمونه از داده‌های آزمایشگاهی مربوط به نقطه شبنم

N2	CO2	C1	C2	C3	IC4	nC4	IC5	nC5	C6	C7+	Pressure (bar)	Dew Point Temperature (K)
0.19	0.65	87.62	7.95	2.61	0.31	0.47	0.1	0.08	0.01	0.01	32.8	254.5
0.17	0.31	87.01	8.32	3	0.34	0.6	0.11	0.12	0.01	0.01	32.3	258
0.17	0.46	86.62	8.42	3.02	0.38	0.6	0.14	0.14	0.04	0.01	32.6	262.4
0.16	0.64	88.38	7.48	2.22	0.27	0.53	0.11	0.1	0.09	0.02	32	265.2
0.51	0.09	84.65	9.76	3.68	0.3	0.7	0.13	0.17	0.01	0	32.4	259
0.48	0.09	83.4	10.41	4.03	0.42	0.85	0.14	0.16	0.02	0	32.3	262.6
0.42	0.14	83.5	9.97	4.03	0.5	0.91	0.2	0.2	0.13	0	33.1	273.1
0.17	0.13	86.19	8.97	3.16	0.36	0.62	0.16	0.17	0.07	0	31.7	263.5
0.7	0.13	85.41	9.03	3.25	0.34	0.76	0.14	0.13	0.03	0.05	32.4	271.4
0.31	0.14	85.92	9.06	3.24	0.37	0.63	0.12	0.12	0.08	0.01	33.1	265.5
0.48	0.09	83.4	10.41	4.03	0.22	0.85	0.14	0.16	0.02	0	32.3	261.6

0.15	0.14	85.96	9.26	3.31	0.35	0.57	0.09	0.09	0.07	0.01	32.8	263.1
0.58	0.09	82.47	10.48	4.51	0.53	0.94	0.16	0.16	0.08	0	33.1	269.7
0.34	0.11	86.08	8.95	3.27	0.36	0.61	0.11	0.11	0.06	0	32.4	260.4
0.17	0.13	86.19	8.97	3.16	0.36	0.62	0.16	0.17	0.07	0	31.7	263.5
0.16	0.38	88.04	7.68	2.57	0.33	0.57	0.12	0.12	0.02	0.01	31	257.8
0.16	0.8	86.66	8.18	2.91	0.35	0.56	0.09	0.07	0.01	0.01	32	255.5
0.17	0.37	87.28	8.39	2.81	0.32	0.48	0.09	0.07	0.01	0.01	32	254.4

پردازش داده‌ها

در گام بعد، داده‌های آزمایشگاهی برای ارائه به شبکه عصبی آماده شده است. برای این منظور بایستی مقیاس داده‌های ورودی به شبکه عصبی را همگام سازی کنیم که این کار با نرمال سازی پارامترهای ورودی به شبکه عصبی انجام می‌شود. در نتیجه‌ی نرمال سازی انجام شده توسط معادلات (1) و (2) که به ترتیب برای پارامترهای ورودی و پارامتر هدف استفاده شده اند. پس از این کار تمامی داده‌ها در بازه‌ی ۰ تا ۱ قرار می‌گیرند که این عمل باعث تسهیل در همگرایی شبکه عصبی می‌شود.

$$x_{norm} = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

$$y_{norm} = \frac{y_i - y_{min} + 0.1}{y_{max} - y_{min} + 0.1} \quad (2)$$

جدول ۲: نمونه مقادیر نرمال سازی شده پارامترهای اعمالی به شبکه

N2	CO2	C1	C2	C3	IC4	nC4	IC5	nC5	C6	C7+	Pressure (bar)	Dew Point Temperature (K)
0.597	0.0423	0.1643	0.9412	0.679	0.2581	0.3438	0	0	0	0	0.0157	0.0033
0.597	0.0423	0.1643	0.9412	0.679	0.2581	0.3438	0	0	0	0	0.0157	0.0033
0.1791	0.4366	0.3887	0.713	0.5491	0.3226	0.2656	0.1538	0.1667	0.2308	0.1429	0	0.3137
0.1791	0.4366	0.3887	0.713	0.5491	0.3226	0.2656	0.1538	0.1667	0.2308	0.1429	0	0.3137
0.8507	0.0423	0.0509	0.9574	0.8939	0.4194	0.5156	0.1538	0.0833	0.2308	0	0.0262	0.2712
0.1045	0.2113	0.3812	0.712	0.5782	0.6129	0.3438	0.2308	0.5	0.2308	0.2857	0.0052	0.4869
0.2388	0.2535	0.8457	0.2647	0.244	0.5161	0.3594	0.2308	0.5833	0.1538	0.2857	0.0209	0.4216
0.194	0.1549	0.3828	0.7383	0.5013	0.4516	0.3594	0.2308	0.75	0.3846	0	0.0209	0.3333
0.1045	0.6761	0.3545	0.7252	0.5544	0.5806	0.4063	0.2308	0	0.1538	0.1429	0.0262	0.3105
0.209	0.7324	0.7264	0.4239	0.1379	0.3548	0.3281	0.2308	0.5	0.4615	0	0.9005	0.5556
0.1343	0.2535	0.7898	0.1978	0.5995	0.4516	0.4688	0.2308	0.3333	0.4615	0.2857	0.9372	0.8235
0.1194	0.5634	0.3586	0.7262	0.5358	0.5484	0.375	0.3077	0.5833	0.3846	0.1429	0	0.4412
0.1045	0.3521	0.8215	0.2525	0.3714	0.4839	0.3281	0.3077	0.4167	0.2308	0	0.0052	0.1601
0.209	0.4648	0.4979	0.7221	0.1034	0.3871	0.4531	0.3077	0.5833	0.4615	0.1429	0.0052	0.4281
0.1343	0.2394	0.8073	0.1998	0.5597	0.4516	0.3281	0.3077	0.3333	0.5385	0.2857	0.0209	0.5588
0.2388	0.1831	0.7731	0.3915	0.1485	0.3871	0.375	0.3077	0.8333	0.4615	0	0.0209	0.317
0.2239	0.2394	0.618	0.3793	0.6578	0.5161	0.4844	0.3077	0.0833	0.3846	0.2857	0.0262	0.5294
0	0.0141	0.1309	0.8955	0.8727	0.8387	0.5938	0.3077	0.3333	0.3846	1	0.0262	0.915

0.4179	0.0563	0.0726	0.9716	0.8355	0.5161	0.4375	0.3077	0.25	0.6154	0.4286	0.0262	0.7157
0.2239	0.5915	0.5655	0.571	0.2599	0.3548	0.4688	0.3077	0.6667	0.3077	0.1429	0.8901	0.6797

پس از نرمال کردن داده‌های خام اولیه، آن‌ها را به دو گروه تقسیم می‌کنیم: گروه اول که شامل ۱۱۲ داده می‌باشد و برای آموزش شبکه عصبی ساخته شده، استفاده می‌شود و گروه دوم که شامل ۳۷ داده می‌باشد برای ارزیابی نهایی (آزمایش) شبکه عصبی آموزش داده شده، استفاده می‌شود.

در جدول (۳) پارامترهای استفاده شده در این مدل سازی و محدوده تغییرات هر کدام از آن‌ها آورده شده است.

جدول ۳: پارامترهای استفاده شده در مدل سازی و محدوده تغییرات هر کدام از آن‌ها

محدوده داده‌ها	داده‌های آزمایشگاهی												
	پارامترهای ورودی												پارامتر خروجی
	N2	CO2	C1	C2	C3	IC4	nC4	IC5	nC5	C6	C7+	فشار (بار)	نقطه شبنم (کلوین)
Max	0.72	0.8	88.38	15.96	5.99	0.53	0.94	0.17	0.17	0.13	0.07	33.1	271.4
Min	0.05	0.09	76.39	6.1	2.22	0.22	0.3	0.04	0.05	0	0	14	240.9

همان طور که مشاهده می‌شود، ۱۲ پارامتر به عنوان داده‌های ورودی به شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته است و دمای نقطه شبنم به عنوان هدف مدل سازی برای شبکه عصبی در نظر گرفته شده است.

تشکیل ساختار کلی شبکه

بر اساس توضیحات ذکر شده در بخش‌های قبل الگوریتم‌های مختلفی برای یک شبکه عصبی وجود دارد که هر کدام از آنها ویژگی‌های خود را دارد اما با توجه به آنچه در منابع مطالعاتی آمده، الگوریتم فراگیر پرسپترون (MLP) در بسیاری از سیستم‌های مشابه عملکرد بسیار خوبی داشته است و این الگوریتم را می‌توان در زبان‌های برنامه نویسی مختلفی پیاده کرد. در این پروژه ما از زبان برنامه نویسی MATLAB برای پیاده سازی این الگوریتم استفاده کرده ایم.

در ادامه توضیحاتی درباره خود الگوریتم و نحوه کدنویسی آن در محیط MATLAB آورده شده است.

الگوریتم فراگیری MLP

الگوریتم پرسپترون چند لایه‌ای که از قاعده آموزش پس انتشار خطا استفاده می‌کند در زیر شرح داده شده است. این الگوریتم به توابع غیر خطی نیاز دارد که به طور پیوسته قابل مشتق گیری باشند. به عبارت دیگر توابع باید هموار باشند. ما برای این منظور از توابع سیگموئید استفاده می‌کنیم. این توابع با توجه به هدف ما باعث می‌شود که جوابهای بهتر نتیجه شود که در بخشهای بعدی به این موضوع خواهیم رسید.

مراحل مختلف در این الگوریتم:

۱- مقادیر اولیه ضرایب وزنی و آستانه‌ها را انتخاب می‌کنیم.

به این منظور تمام وزنها و آستانه‌ها را برابر با اعداد کوچک تصادفی قرار می‌دهیم.

۲- ورودی‌ها و خروجی مطلوب را به شبکه عرضه می‌کنیم.

ورودی $X_p = x_0, x_1, x_2, \dots, x_{n-1}$ و $T_p = t_0, t_1, t_2, \dots, t_{m-1}$ خروجی هدف را به شبکه عرضه می‌کنیم. n تعداد عناصر بردارهای ورودی و m تعداد عناصر بردارهای خروجی است. ضریب وزنی (w) را برابر با منفی مقدار آستانه ($-\theta$) و مقدار X را برابر ۱ قرار می‌دهیم.

۳- خروجی را محاسبه می‌کنیم.

هر لایه مقادیر زیر را محاسبه کرده و به لایه بعدی انتقال می‌دهد.

$$y_{pj} = f \left[\sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} x_i \right] \quad (3)$$

۴- حال ضرایب وزنی را میزان می‌کنیم. از لایه خارجی شروع کرده و به عقب برمی‌گردیم.

$$w_{ij} = w_{ij}(t) + \eta \delta_{pj} O_{pj} \quad (4)$$

$w_{ij}(t)$ نشان دهنده ضرایب وزنی از گره i به گره j در زمان t ، η ضریب وزنی بهره و δ_{pj} نمایانگر خطای مربوط به الگوی p در گره j است.

در مورد واحد لایه‌های خارجی:

$$\delta_{ij} = k o_{pj} (1 - o_{pj}) (t_{pj} - o_{pj}) \quad (5)$$

در مورد واحد لایه‌های پنهان:

$$\delta_{ij} = k o_{pj} (1 - o_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{jk} \quad (6)$$

در حالی که عمل جمع در مورد k واحد واقع در لایه بعد از واحد j صورت می‌گیرد.

ایجاد مدل شبکه عصبی

پس از آماده سازی داده‌ها و مدل ریاضی شبکه و تهیه الگوریتم فراگیری شبکه، می‌توان با تبدیل این الگوریتم به یک زبان برنامه نویسی و استفاده آن در کامپیوتر، ساخت شبکه مورد نظر به اتمام خواهد رسید ما در این پروژه از زبان برنامه نویسی MATLAB استفاده می‌کنیم و در زیر مختصر توضیحی درباره کد نوشته شده، آورده شده است.

۱- مرحله ارائه اطلاعات به شبکه

از آنجا که داده‌ها در EXCEL به صورت ستونی مرتب شده‌اند، این داده‌ها برای آنکه به صورت دسته دسته به شبکه ارائه شوند، باید ترانهاده این ماتریس‌ها به شبکه ارائه شود. خط اول شامل ترانهاده ۱۲ ستون اول داده‌ها است که عنوان ورودی به شبکه ارائه می‌شود و خط دوم شامل ترانهاده ستون آخر داده‌ها است که به عنوان مقدار مطلوب و واقعی به شبکه ارائه می‌شود.

```
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','A:A');
N2=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','B:B');
CO2=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','C:C');
C1=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','D:D');
C2=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','E:E');
C3=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','F:F');
IC4=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','G:G');
```

```

nC4=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','H:H');
IC5=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','I:I');
nC5=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','J:J');
C6=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','K:K');
C7=a1';
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','L:L');
P=a1';
% our target
a1=xlsread('dewpoint.xlsx','P:P');
SS=a1';
Xtotal1=[N2;CO2;C1;C2;C3;IC4;nC4;IC5;nC5;C6;C7;P];
Ytotal1=[SS];

```

۲- مرحله تعیین داده‌های آموزش و آزمایش

در این مرحله برای اینکه داده‌هایی که برای آزمایش و صحنه گذاری شبکه استفاده می‌شوند با داده‌های آموزش یکی نشوند، مشخص می‌شود که چه مقدار و کدام دسته داده‌ها برای آموزش استفاده شود و در نتیجه باقی، برای آزمایش شبکه. به صورت تقریبی مرسوم است که ۸۰٪ دسته داده‌ها برای آموزش شبکه استفاده شود و باقی برای آزمایش آن استفاده می‌شود.

۳- مرحله آموزش شبکه

```

net = newff(minmax(p),[A B],{'C','D','F'});
net.trainparam.epochs = G;
net=train(net,p,t)

```

در این مرحله آنچه که به واقع اتفاق می‌افتد، آن چیزی است که در الگوریتم فراگیری (MLP) توضیح داده شده است. A تعداد نرونهای لایه مخفی است که باید با آزمون و خطا تعیین شود. B تعداد نرون در لایه خارجی است که در اینجا برابر با یک می‌باشد. C و D به ترتیب تابع فعالیت لایه پنهان و آخر هستند که می‌توانند `purelin or tansig`, `logsig` باشند. تعیین این توابع فعالیت نیز بر اساس سعی و خطا صورت می‌گیرد. F روشی است که برای بهینه کردن مربع خطای بین مقادیر واقعی و پاسخ‌های شبکه، استفاده می‌شود و شامل الگوریتم‌های متفاوتی چون کواسی نیوتن، لونیبرگ مارکوارت و ... است که یکی از آنها انتخاب می‌شود. معیار انتخاب رسیدن به خطای کمتر است و روشی انتخاب همچون گذشته سعی و خطا می‌باشد. G میزان گردش دسته داده‌ها در شبکه، در هنگام آموزش است و به Epoch معروف است.

۴- مرحله آزمایش و شبیه سازی مدل

```
a = sim (net,test);
```

در این مرحله پس از آموزش شبکه، با داده‌هایی که برای آزمایش شبکه انتخاب کرده ایم که همان `test` می‌باشند، دست به شبیه سازی جوابهای شبکه و آزمایش آن می‌زنیم.

(۵) برنامه ارائه نتایج مدل

برای ارائه نتایج در متن برنامه از دستورات زیر استفاده می‌کنیم

```

ycal_train=y1n*(Fmaxx - Fmin +0.1) + Fmin-0.1;
save ('ycal_train','ycal_train');
yExp_train=tntotal1*(Fmaxx - Fmin +0.1) + Fmin-0.1;

```



```

save ('yExp_train','yExp_train');
ycal_test=tt1*(Fmaxx - Fmin +0.1) + Fmin-0.1;
save('ycal_test','ycal_test');
yExp_test=tnstest1*(Fmaxx - Fmin +0.1)+Fmin-0.1;
save('yExp_test','yExp_test');
%% digonal plot (R*2)
% plot the result for train data
figure(1)
plot(yExp_train,ycal_train,'*k')
axis([Fmin Fmaxx Fmin Fmaxx])
hold on
plot([Fmin, Fmaxx],[ Fmin, Fmaxx],'k')
xlabel('Experimental Dew Point (K)')
ylabel('Predicted Dew point (K)')
% plot the result for train data
figure(2)
plot(yExp_test,ycal_test,'*k')
axis([Fmin Fmaxx Fmin Fmaxx])
hold on
plot([Fmin, Fmaxx],[ Fmin, Fmaxx],'k')
xlabel('Experimental Dew Point (K)')
ylabel('Predicted Dew point (K)')

%% evaluation the result with statistical parameters
%..... Mean relative error
errortest=abs((tt1-tnstest1)./tnstest1*100);
MREtest=mean(errortest)
save('errortest','errortest')
save('MREtest','MREtest');

errortrain=abs((y1n-tnstest1)./tnstest1*100);
MREtrain=mean(errortrain)
save('errortrain','errortrain');
save('MREtrain','MREtrain');
%.....correlation factor (R2)
av_tn=sum (tnstest1)/numel(tnstest1);
Rtraining=1- ((sum( (tnstest1-y1n).^2 ))/(sum((y1n - av_tn).^2)))
%Rtraining=1- ((sum( (tnstest1-y1n).^2 ))/(sum((tnstest1-av_tn).^2)))
save('Rtraining','Rtraining');

av_test= sum ( tnstest1 ) / numel( tnstest1 ) ;
%Rtest= 1- ( ( sum ( ( tnstest1- tt1 ) .^ 2 ) ) / ( sum ( ( tnstest1 - av_test ) .^ 2 ) ) )
Rtest= 1- ( ( sum ( ( tnstest1- tt1 ) .^ 2 ) ) / ( sum ( ( tt1 - av_test ) .^ 2 ) ) )
save('Rtest','Rtest');

```

با اجرا شدن دستورات، دمای شبنم متناظر با داده‌هایی که برای شبیه‌سازی و آزمایش شبکه به کار رفته‌اند، احضار می‌شوند و به عنوان معیار برای عملکرد شبکه به کار خواهند رفت. سپس نمودار پراکندگی را رسم خواهد کرد، به همراه خط ۴۵ درجه $y=x$ که در واقع نماینده همان جواب‌های واقعی شبکه و یا همان t است در شکل‌ها مقادیر خطاها به صورت زیر تعریف می‌شود.

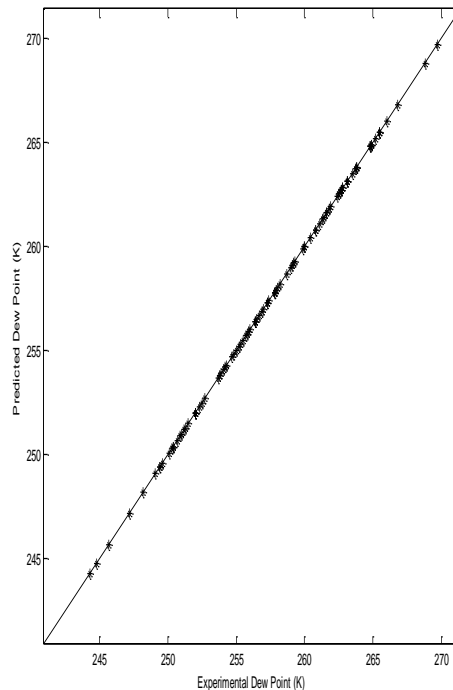
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i^N (T_{pred}(i) - T_{Exp}(i))^2}{\sum_i^N (T_{pred}(i) - \bar{T}_{Exp}(i))^2} \quad (7)$$

$$\% AARD = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(T_{pred}(i) - T_{Exp}(i))}{T_{Exp}(i)} \quad (8)$$

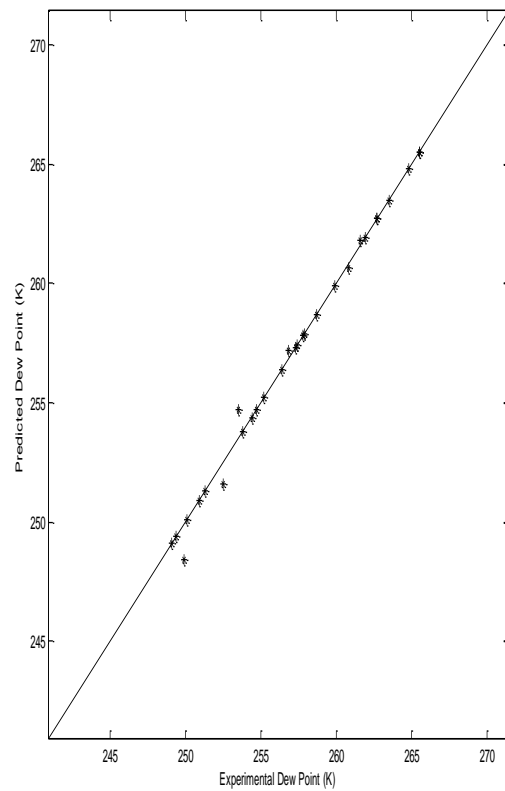
$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (T_{pred}(i) - T_{Exp}(i))^2}{N} \right)^{0.5} \quad (9)$$

$$STD = \sum_{i=1}^N \left(\frac{(T_{pred}(i) - \bar{T}_{Exp}(i))^2}{N} \right)^{0.5} \quad (10)$$

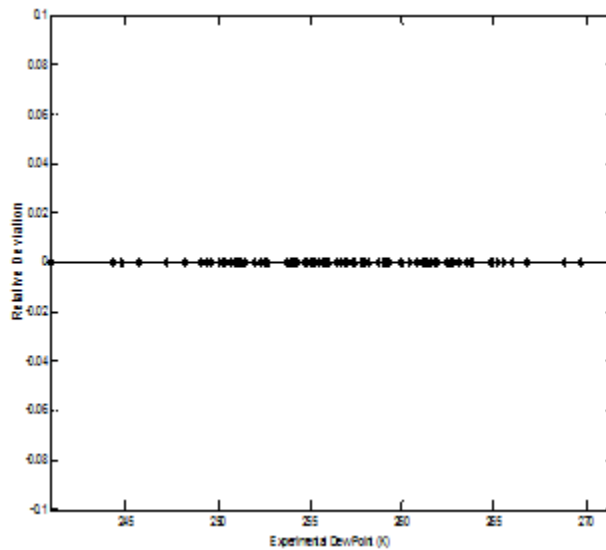
$$SD = T_{pred}(i) - \bar{T}_{Exp}(i) \quad (11)$$



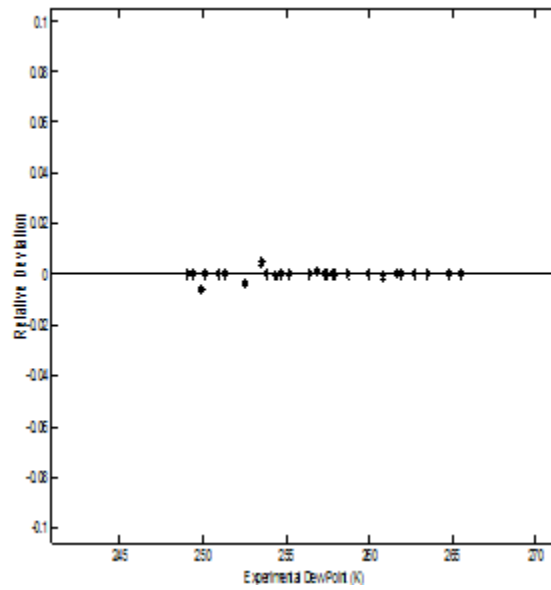
شکل ۱: نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای داده‌های آموزشی با ۱۵ نرون برابر است با $R^2 = 1$



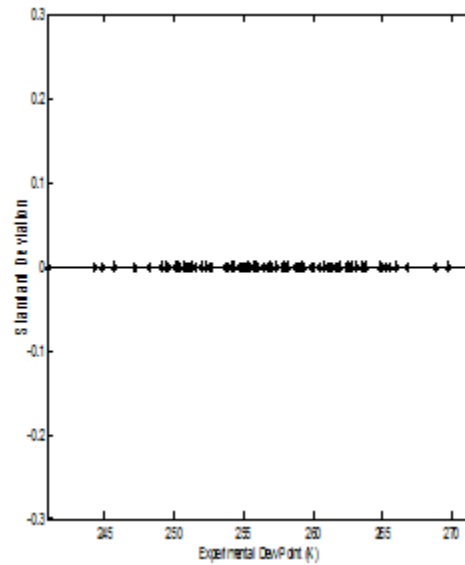
شکل ۲ نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای داده‌های یادآوری یا آزمایش با ۱۵ نرون برابر است با $R^2 = 0.9939$



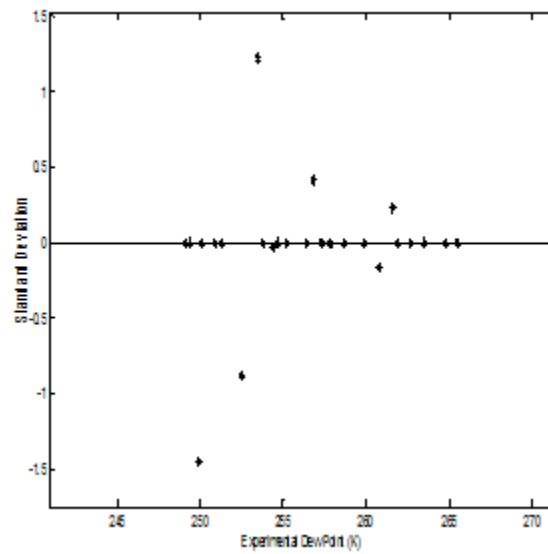
شکل ۳: نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای داده‌های آموزشی با ۱۵ نرون برای خطای نسبی نسبت به داده‌های آزمایشگاهی



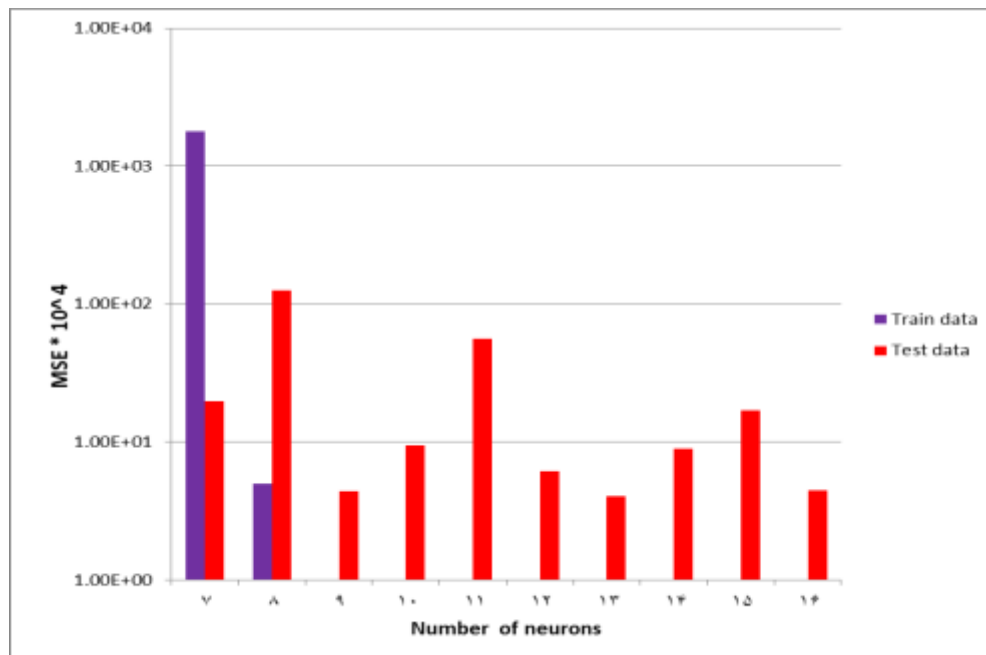
شکل ۴: نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای داده‌های آزمایش با ۱۵ نرون برای خطای نسبی نسبت به داده‌های آزمایشگاهی



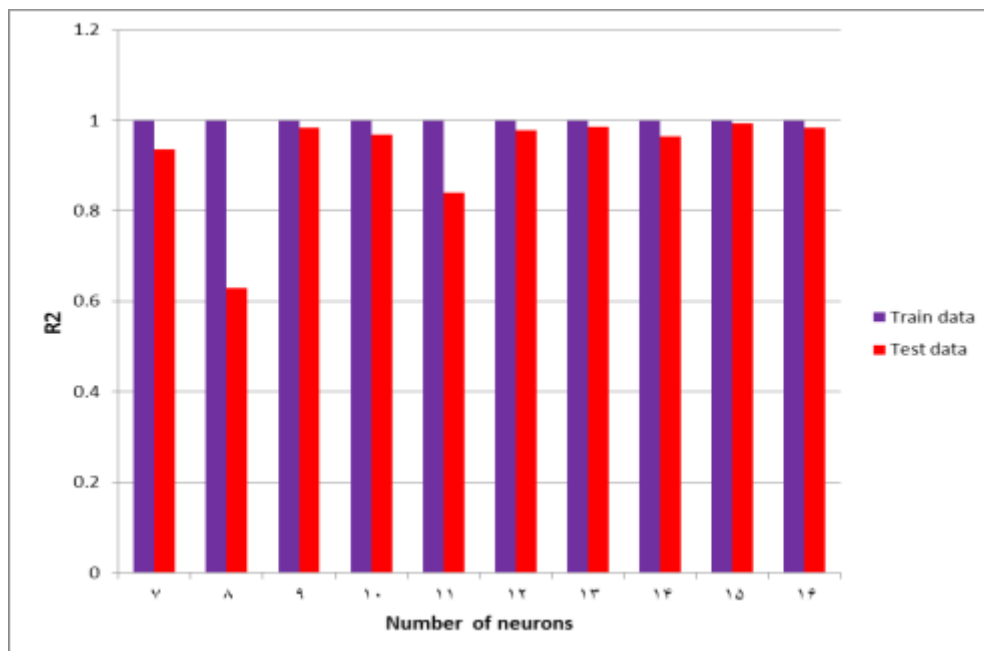
شکل ۵: نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای داده‌های آموزشی با ۱۵ نرون برای تغییرات خطا نسبت به داده‌های آزمایشگاهی



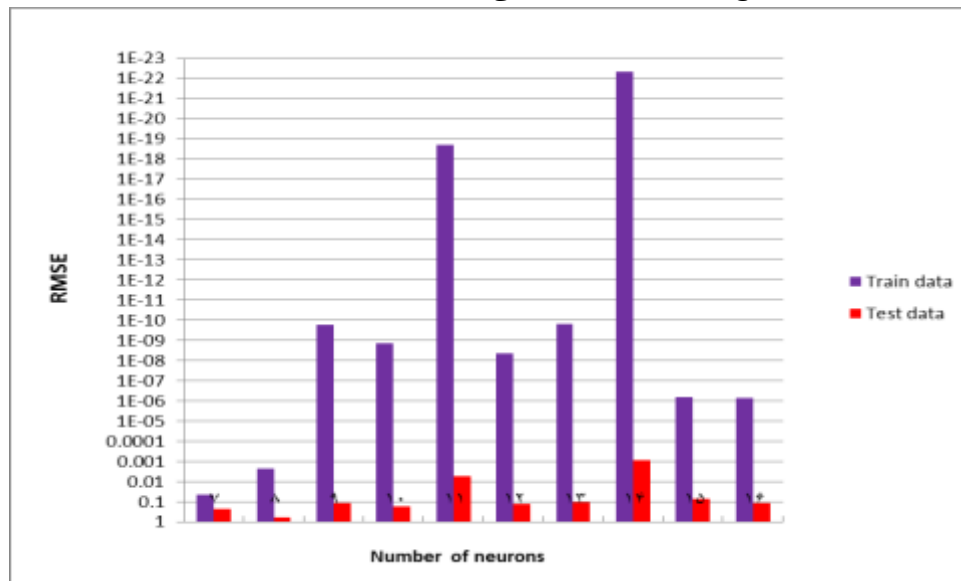
شکل ۶: نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای داده‌های آزمایش با ۱۵ نرون برای تغییرات خطا نسبت به داده‌های آزمایشگاهی



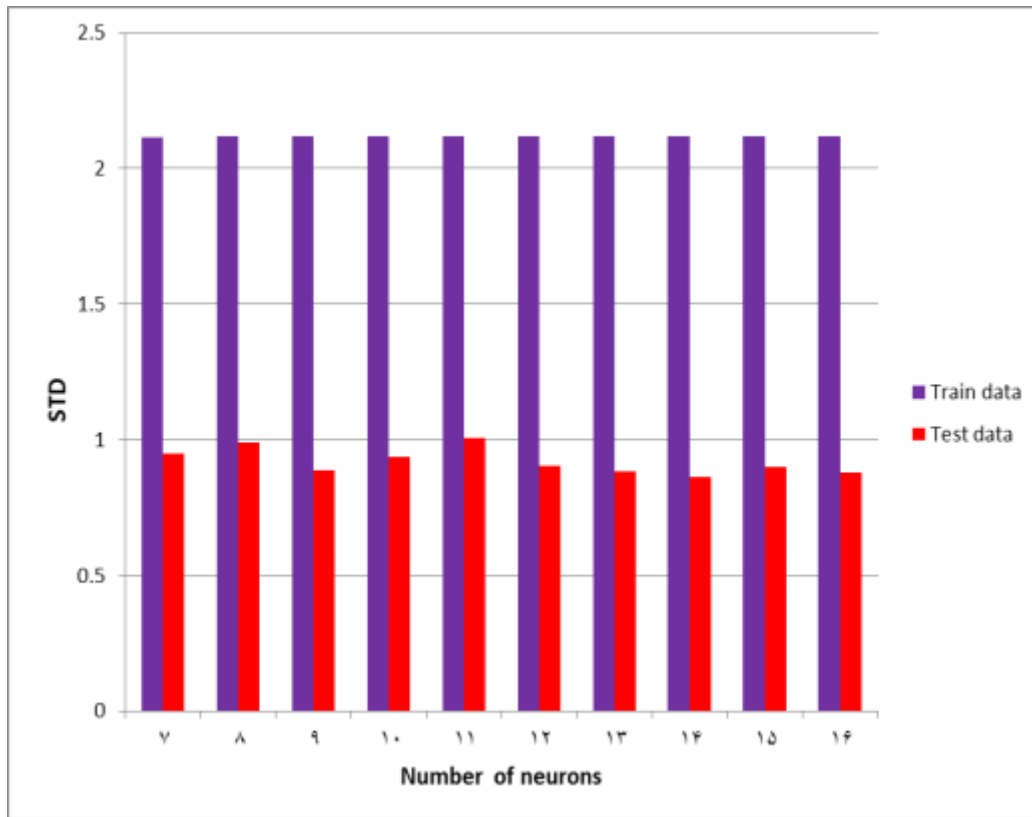
نمودار ۱: نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای نرون‌های مختلف برای خطای MSE.



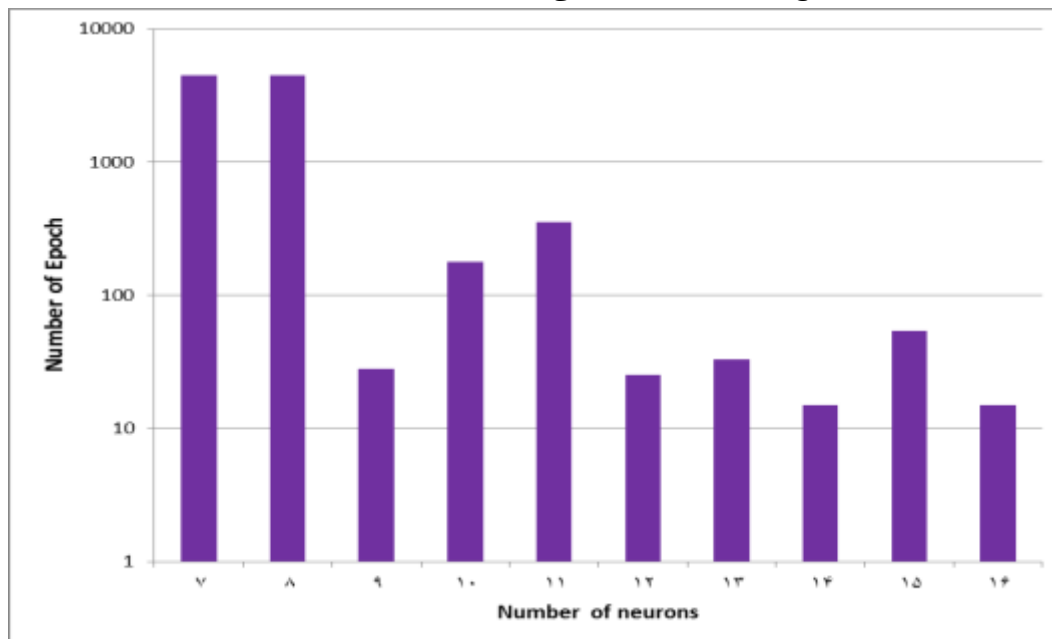
نمودار ۲: نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای نرون های مختلف برای خطای R^2



نمودار ۳: نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای نرون های مختلف برای خطای RMSE.

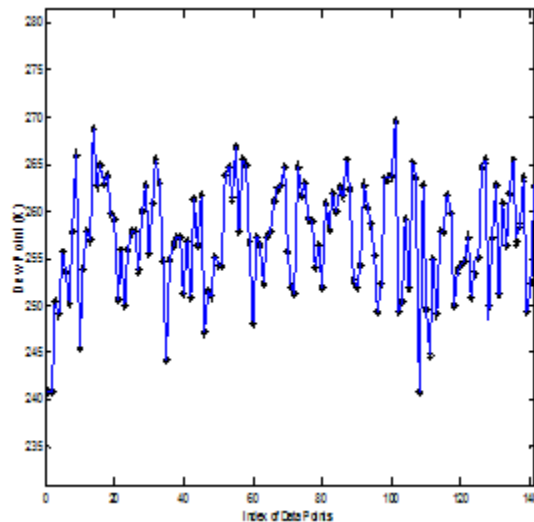


نمودار ۴: نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای نرون‌های مختلف برای خطای STD



نمودار ۵: نتایج مدل سازی شبکه عصبی برای نرون‌های مختلف برای تعداد گردش در شبکه (Epoch)

نتایج نهایی مدلسازی به روش شبکه عصبی برای نقطه شبنم ترکیبات گازی به صورت شکل زیر به دست آمده است که با توجه به نمودارهای خطا و مقادیر آن، نتایج به خوبی توانسته است به داده‌های آزمایشگاهی نزدیک شود.



شکل ۷: نتایج مدل سازی شبکه عصبی با ۱۵ نرون برای کل ۱۴۹ داده و مقایسه آن با داده‌های آزمایشگاهی

الگوریتم ژنتیک

در این بخش برای بهبود نتایج و اینکه بتوان بهترین پارامترهای شبکه عصبی را به دست آورد، باید از یک الگوریتم بهینه سازی استفاده کرد. ژنتیک به عنوان الگوریتمی دقیق و شناخته شده در بهینه سازی پارامترها در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است. در ابتدا مقدمه‌ای بر الگوریتم ژنتیک بیان شده و سپس پارامترهای مدلسازی شبکه عصبی توسط آن بهینه شده و نتایج توسط تلفیقی از شبکه عصبی و ژنتیک به دست آمده است. نتایج به دست آمده از شبکه، به شدت تابعی از تعداد لایه‌های مخفی همچنین تعداد نرون‌های هر لایه می‌باشد. الگوریتم ژنتیک یکی از عمومی ترین و مهمترین نوع شناخته شدهی الگوریتم های تکاملی است که از آن برای بهینه سازی توابع مختلف استفاده میشود. در این الگوریتم اطلاعات گذشته با توجه به موروثی بودن الگوریتم استخراج شده و در روند جستجو مورد استفاده قرار میگیرد. الگوریتمهای ژنتیک تکنیکهای جستجوی تصادفی هستند که براساس انتخاب طبیعی و نسل شناسی کار میکنند. این الگوریتمها معمولا با مجموعه‌های از جوابها که کدگذاری میشوند، شروع میکنند. با اعمال تقاطعی و جهشی جوابهای جدید ایجاد میشوند. بعد از تولید یکسری جواب، اولاد یا کروموزم جدید، بر اساس فلسفه تکامل اقدام به انتخاب برارندهترین کروموزمها میشود. اولین گام در الگوریتم ژنتیک نمایش جوابهای مساله بصورت یک کروموزوم است. منظور از کدینگ نمایش جوابها بصورت رشتهای از اعداد است. معمولا این نمایش بصورت صفر و یک است. جوابهای اولیه بصورت تصادفی ایجاد میشوند. در بعضی موارد با توجه به نوع مساله و برای بالا بردن سرعت همگرایی از روشهای ابتکاری نیز استفاده میشود. عملگرهای تقاطعی در یک زمان بر روی دو کروموزوم پیاده میشود و اولاد بوسیله ترکیب ساختار دو کروموزوم ایجاد می شوند.

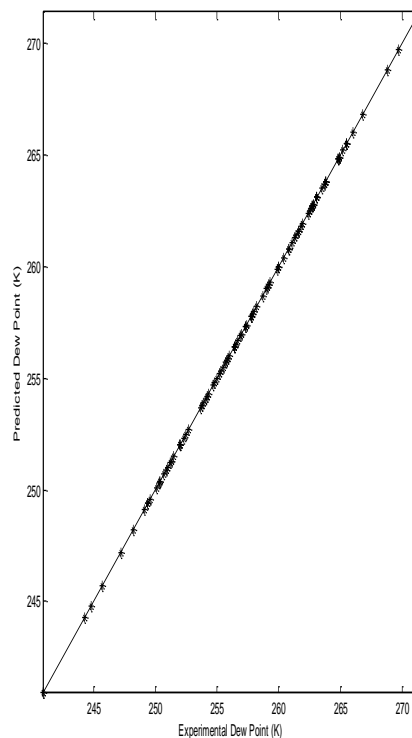
بحث و نتیجه‌گیری

پارامترهای بهینه شده شبکه عصبی توسط الگوریتم ژنتیک

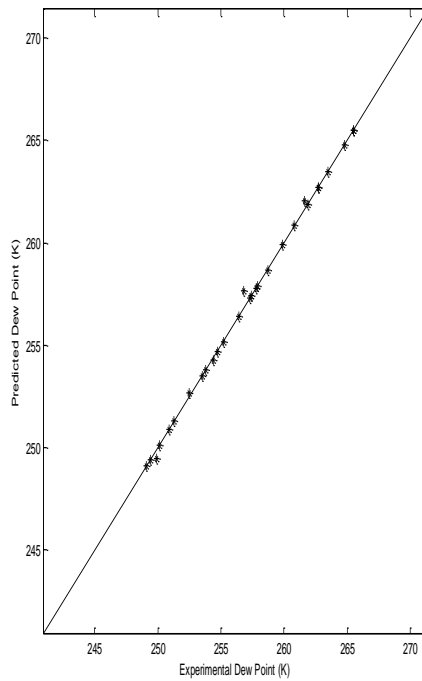
پارامترهای مختلفی از شبکه عصبی را می‌توان با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه کرد. ۴ پارامتر از مهمترین پارامترهای شبکه عصبی در جدول (4) که با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه سازی شده است، آمده است. با توجه به اینکه تعداد داده‌های آزمایشگاهی به نسبت کم بوده است، نتایج شبکه عصبی بدون الگوریتم ژنتیک هم به خوبی نقطه شبنم را پیش‌بینی کرده است. اما الگوریتم ژنتیک این نتایج خوب را باز هم بهبود داده و دقت مدلسازی را افزایش داده است.

جدول ۴: پارامترهای بهینه شده شبکه عصبی توسط الگوریتم ژنتیک

پارامتر شبکه	مقدار بهینه با الگوریتم ژنتیک
net.trainParam.mu	0.000993
net.trainParam.mu_dec	0.0433
net.trainParam.mu_max	4.72E+09
net.trainParam.lr	4.71E-05

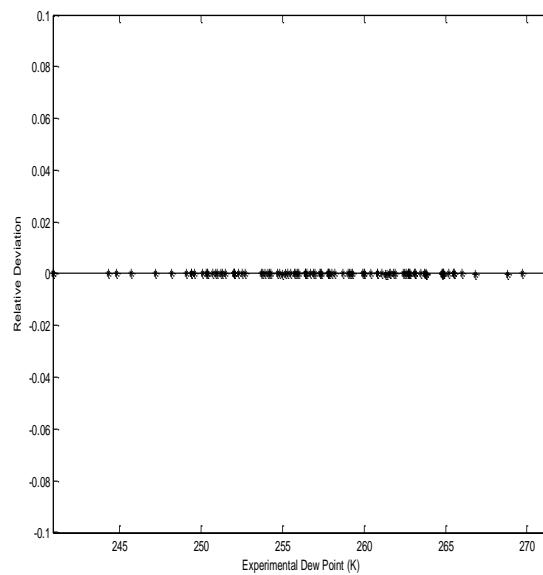


شکل ۸: نتایج مدل سازی شبکه عصبی به همراه الگوریتم ژنتیک با پارامترهای بهینه شده برای داده‌های آموزش $R^2 = 1$

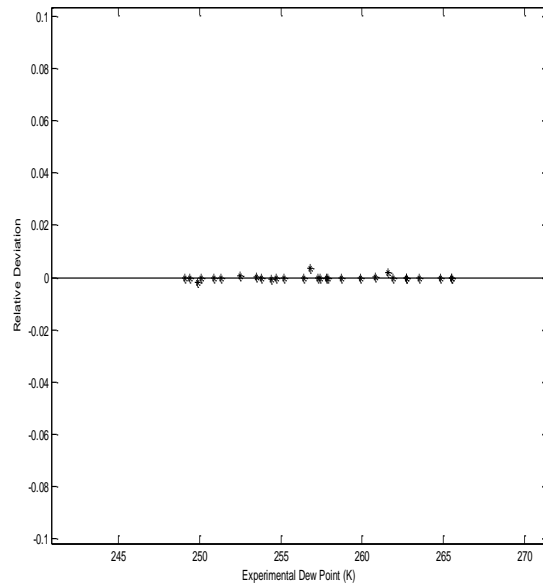


شکل ۹: نتایج مدل سازی شبکه عصبی به همراه الگوریتم ژنتیک با پارامترهای بهینه شده برای داده‌های آزمایش

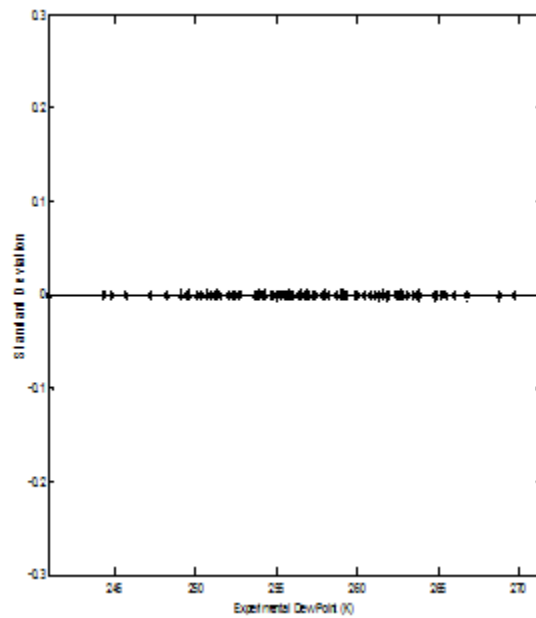
$$R^2 = 0.9984$$



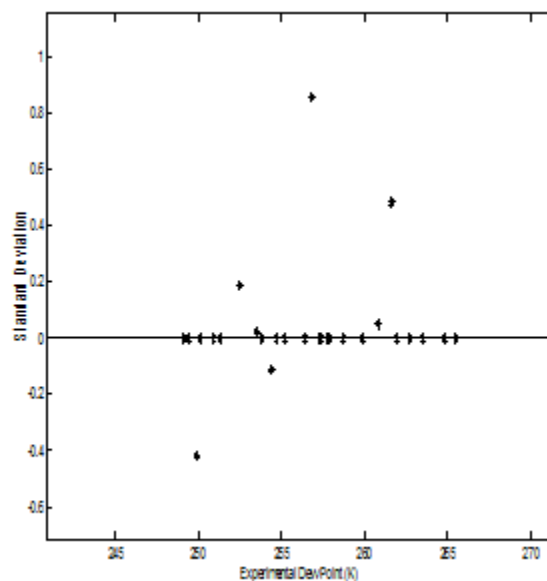
شکل ۱۰: نتایج مدل سازی شبکه عصبی به همراه الگوریتم ژنتیک با پارامترهای بهینه شده برای داده‌های آموزش



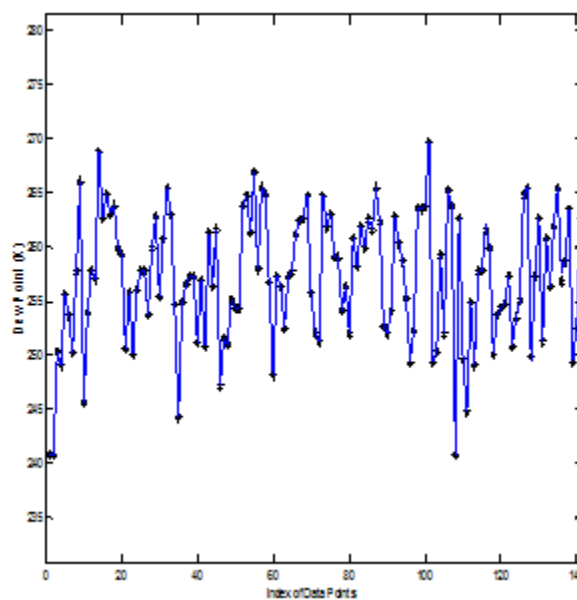
شکل ۱۱: نتایج مدل سازی شبکه عصبی به همراه الگوریتم ژنتیک با پارامترهای بهینه شده برای داده‌های آزمایش



شکل ۱۲: نتایج مدل سازی شبکه عصبی به همراه الگوریتم ژنتیک با پارامترهای بهینه شده برای داده‌های آموزش.



شکل ۱۳: نتایج مدل سازی شبکه عصبی به همراه الگوریتم ژنتیک با پارامترهای بهینه شده برای داده‌های آزمایش



شکل ۱۴: نتایج مدل سازی شبکه عصبی به همراه الگوریتم ژنتیک با پارامترهای بهینه شده برای داده‌های کلی

با توجه به نمودارهای بالا و دقت مدل شبکه عصبی به همراه الگوریتم ژنتیک، می‌توان نتیجه گرفت که این مدل به خوبی می‌تواند نقطه شبنم را برای مخلوط‌های گازی پیش‌بینی کند و در شرایط که دسترسی به امکانات آزمایشگاهی وجود ندارد و داده‌های نقطه شبنم کم است، به آن اعتماد کرد. شکل (۱۵)، نتایج مدل تلفیقی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک را برای کل ۱۴۹ داده نقطه شبنم نشان می‌دهد.

تشکر و قدردانی

شرکت بهره برداری نفت و گاز مارون ، علی دیلمی رئیس کارخانه گاز و گاز مایع مارون، مسعود خزاعلی رئیس کنترل کیفیت شرکت بهره برداری نفت و گاز مارون .

منابع

1. A.Gonzalez, Quenes ,M A.Barrufet, R Startzman Improved Neural - Network Model Predicts Dewpoint Pressure Of Retrograde Gases, Journal Of Petroleum Science & Engineering, 2002.
2. Laszlo K.Nemeth, A Corrolation Of Dew Point Pressure With Reservoir Fluid Composition And Temperature, 2010.
3. Katz etc “Handbook of Natural Gas Engineering” fifth Edition, MG GRAW –HILL COMPANY, 1988 .
4. Simon Haykin, Fundamental of Natural Gas processing Taylor and Francis Group LLC , 2006
5. T.M. Ozan, Applied mathematical programming for production and engineering management, Reston Publishing Co. Reston, VA, USA, 1996.