

مقایسه نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی MLP و RBF در پیش‌بینی نتایج حاصل از همزمانی پدیده‌های انتقال جرم و انتقال حرارت

فاطمه کریمی زاد گوهری^{۱*} و اکبر شاهسونند^۲

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>واژگان کلیدی: انتقال جرم، انتقال حرارت، تجربی، شبکه عصبی مصنوعی، MLP، RBF.</p>	<p>در اکثر فرآیندهای مهندسی شیمی پدیده‌های انتقال جرم و انتقال حرارت جزء جدایی‌ناپذیر فرآیندها می‌باشند. در این مقاله با استفاده از یک دستگاه آزمایشگاهی، به بررسی تجربی همزمان این دو پدیده در فرآیندهای مهندسی شیمی و تاثیراتی که بر روی هم و بر روی فرآیندها می‌توانند داشته باشند، پرداخته شده است. در این دستگاه وجود پدیده‌های چگالش و تبخیر که در اثر انتقال حرارت ایجاد می‌شوند، می‌توانند باعث انتقال جرم شده و در نهایت بر ضریب انتقال حرارت تاثیر می‌گذارند همچنین وجود انتقال جرم، توزیع دما در پدیده انتقال حرارت را تغییر داده و باعث ایجاد تغییرات کلی در شار حرارتی می‌گردد. آزمایشات متعددی با تغییر پارامترهای مختلف مانند دما و دبی برای هر دو سیال آب و هوا انجام گرفته است؛ که از نتایج حاصل از این آزمایشات در بررسی انواع شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه عملکرد این شبکه‌ها با یکدیگر و با نتایج حاصل از آزمایشات استفاده شده است. از جمله شبکه‌های عصبی استفاده شده در این مقاله می‌توان به شبکه Radial Basis Function یا RBF و شبکه Multi Layer Perceptron یا MLP اشاره نمود. بررسی‌های انجام شده حاکی از این است که شبکه MLP به دلیل عدم امکان فیلتر نمودن نویز قادر به پیش‌بینی مناسب درحالی که شبکه RBF به دلیل دارا بودن مبنای تئوری قویتر عملکرد بهتری را دارا می‌باشد.</p>

۱- مقدمه

پدیده‌های میعان و تبخیر که ناشی از انتقال جرم می‌باشند نیز می‌توانند باعث کاهش یا افزایش قابل توجه در شار حرارتی گردند. تحقیقات صورت گرفته در این راستا شامل مطالعات عددی و آزمایشگاهی بوده، که نتایج حاصل از این مطالعات را می‌توان توسط انواع شبکه عصبی مورد بررسی قرار داد و عملکرد شبکه‌های مختلف را از حیث تحلیل روند نتایج با یکدیگر مقایسه نمود.

مدل‌های بسیاری از شبکه‌های عصبی به‌طور گسترده در فرآیندهای تجربی مربوط به مهندسی شیمی مورد استفاده قرار گرفته‌اند این مطالعات در تحقیقات بسیاری

انتقال جرم و انتقال حرارت پدیده‌هایی هستند که می‌توانند در حضور و در غیاب یکدیگر رخ دهند. وقوع همزمان این دو پدیده در یک راستا باعث افزایش ضریب انتقال حرارت و وقوع آن در خلاف جهت باعث کاهش ضریب انتقال حرارت می‌گردد. علاوه بر این، وجود

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: fkzg8@yahoo.com

۱. کارشناسی ارشد مهندسی شیمی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شاهرود،

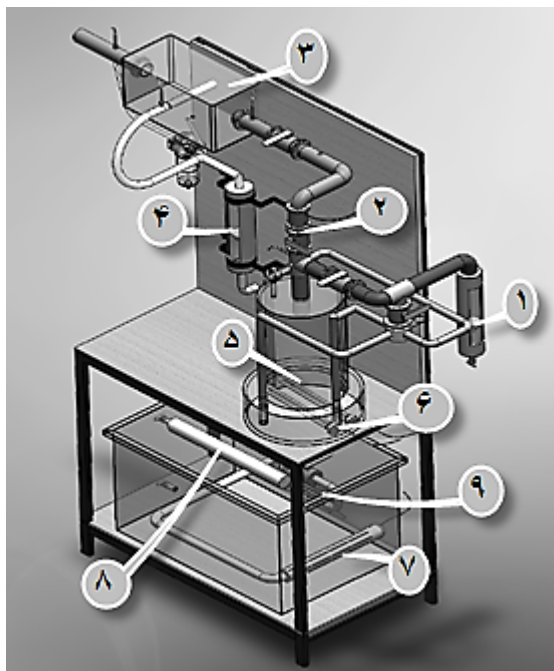
گروه فنی و مهندسی

۲. دانشیار، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

آزمایشگاه مورد بررسی قراردادده و با تغییر پارامترهای فرآیندی مختلف در آن، مانند دما و دبی دو سیال آب و هوا، آزمایشاتی صورت گرفته است. تعداد ۲۵۶ آزمون با تغییر پارامترهای فوق به‌دست آمده است. این تعداد آزمایشات مبنای خوبی برای سنجش عملکرد انواع شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد، از این رو خروجی‌های به‌دست آمده از این شبکه‌ها با نتایج تجربی مقایسه و تحلیل روند نتایج فوق ارائه شده است.

۲- شرح دستگاه و نحوه انجام آزمایشات

شکل ۱ نمایی است از دستگاه به‌کار برده شده در این مقاله، که شامل یک بدنه فلزی با پوشش MDF است. قطعات و اتصالات موجود در دستگاه از جنس استیل بوده که بسته به نوع کاربرد آن دارای ضخامت‌های متفاوت می‌باشند.



شکل ۱- نمای کلی سیستم انتقال جرم و حرارت همزمان

همان‌طور که در شکل ۱ دیده می‌شود دستگاه شامل تجهیزاتی بوده که لیست آن‌ها در جدول ۱ موجود است.

از دانشمندان به چشم می‌خورد [۸-۱]. در سال ۲۰۰۷ چندین محقق از شبکه عصبی مصنوعی در تجزیه و تحلیل انتقال حرارت در مبدل‌های حرارتی پوسته و لوله براساس داده‌های تجربی استفاده نموده‌اند. در این مطالعه با استفاده از پیش‌بینی تفاوت درجه حرارت در خروجی‌های مبدل، نرخ کلی انتقال حرارت برآورد شده است [۹].

همچنین می‌توان از شبکه عصبی در مدل‌سازی انتقال حرارت در جریان جوششی مایعات استفاده نمود که در سال ۲۰۰۶ اسکالابرین^۱ و همکارانش در داخل یک لوله افقی در شرایط اشباع موفق به انجام این کار شدند [۱۰]. در صنایع غذایی نیز شبکه عصبی مصنوعی جایگاه مخصوص به خود را دارد. در تحقیقی در سال ۲۰۰۷ مدل‌سازی فرآیند یک خشک‌کن با استفاده از توان هیتر و سرعت عبور هوا مورد بررسی قرار گرفت. از مقایسه نتایج شبکه عصبی مصنوعی^۲ (ANN) و روابط ریاضی، از شبکه عصبی مصنوعی نتایج دقیق تری حاصل شده است [۱۱].

در سال ۲۰۱۱ تحقیقی مبنی بر عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در تعیین ویژگی‌های انتقال حرارت در فرآیند چگالش در داخل یک لوله عمودی صاف صورت گرفت. در این مطالعه، از هوش مصنوعی (شبکه MLP و RBF) به‌منظور برآورد همرفتی گرما، اندازه‌گیری ضریب انتقال افت فشار در جریان استفاده شد [۱۲].

در سال ۲۰۱۲ در پژوهشی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در ارتباط با انتقال حرارت و ویژگی‌های جریان از حیث پیش‌بینی عدد ناسلت و ضریب اصطکاک در لوله‌های مارپیچ مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از این پژوهش بیانگر عملکرد موفق شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مسائل مربوط به انتقال حرارت می‌باشد [۱۳].

در این مقاله پدیده‌های انتقال جرم و انتقال حرارت همزمان را توسط ساخت دستگاهی با قابلیت کار در

¹ Scalabrin

² Artificial Neural Network

جدول ۱- لیست تجهیزات مربوط به دستگاه

۱	روتامتر هوا	۶	هیتر
۲	هیتر هوا	۷	هیتر به همراه غلاف شیاردار
۳	محفظه (Duct)	۸	دوش آب
۴	روتامتر آب	۹	پمپ آب
۵	مخزن اشباع کننده		

اشباع کننده، از دو هیتر ۴/۵ کیلوواتی به منظور رساندن دمای آب داخل اشباع کننده به دمای مورد نظر استفاده گردید.

هوای اشباع خروجی از اشباع کننده پس از اتصال به مسیر جریان کنارگذر وارد یک شیر شده و در ادامه مسیر از یک هیتر ۲/۵ kW به منظور جلوگیری از عبور قطرات آب و رساندن دمای هوای اشباع شده به دمای مورد نظر عبور می نماید و سپس مجدداً وارد خط لوله می شود. در امتداد مسیر خط لوله یک محفظه با سطح مقطع ۲۰×۲۰ cm و طول ۴۰ سانتی متر نصب شده است. در داخل محفظه و در مسیر عمود بر جریان هوای ورودی یک لوله با قطر یک اینچ برای عبور آب تعبیه شده است. در کف محفظه، یک خروجی با سایز ۱۰ mm وجود دارد که قطرات حاصل از میعان هوای اشباع را به یک استوانه مدرج با قابلیت تخلیه آب هدایت می کند.

در مسیر عبور آب، جریان آب به صورت یک سیکل است که ابتدا از یک مخزن استیل با ضخامت ورق ۲ mm به حجم ۱۵۰ lit توسط یک پمپ به دبی سنج فرستاده می شود که خروجی دبی سنج توسط یک شلنگ ۱ in به ورودی مسیر آب در محفظه وصل می شود. همچنین در این مخزن به منظور ثابت نگه داشتن دمای آب از یک دوش در طول مخزن و از یک هیتر با توان ۴/۵ kW استفاده شده است.

ثبت تغییرات دمایی در این سیستم توسط پنج سنسور از نوع DS18B20 در محدوده دمایی صفر تا ۱۴۰ درجه سانتی گراد که به Data logger وصل است، انجام می گیرد. مکان هایی که در آن سنسورهای دما نصب شده است عبارتند از: خروجی از اشباع کننده، ورودی هوا به محفظه، خروجی هوا از محفظه، ورودی آب به محفظه و خروجی آب از محفظه. دمای این نقاط در Data logger به صورت منحنی ثبت می شود. شکل ۲ نمایی از ثبت تغییرات دما توسط Data logger می باشد.

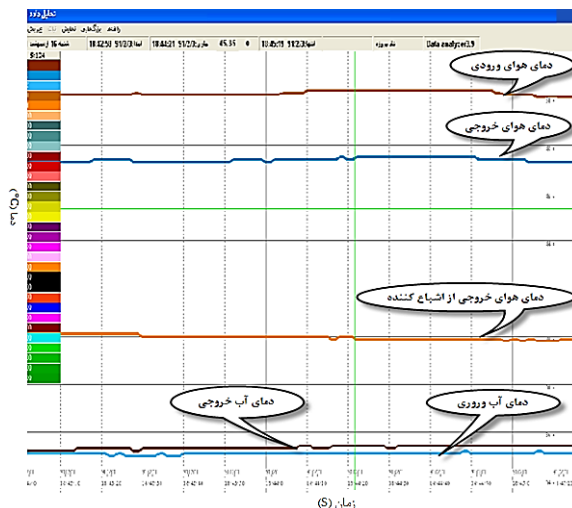
در ساخت این دستگاه دو مسیر برای عبور سیالات آب و هوا تعبیه شده است، سیال هوا در مسیر عبور خود در داخل دستگاه پس از خروج از کمپرسور ابتدا وارد یک دبی سنج به منظور کنترل دبی هوای ورودی به سیستم شده و سپس وارد خطوط لوله می شود. خطوط لوله نیز در طی مسیر به دو بخش مسیر افقی و مسیر رو به پایین تقسیم شده است. در مسیر افقی ابتدا یک شیر از نوع Global قرار دارد، اصطلاحاً به این خط لوله، کنار گذر^۱ گفته می شود، که به منظور ایمنی بیشتر در سیستم به کار برده شده است.

مسیر دوم یعنی انشعاب رو به پایین، شامل یک شیر است که در ادامه مسیر خود به یک چهار راه از جنس آلومینیوم با خروجی های $\frac{1}{4}$ اینچ متصل است. این خروجی ها توسط چهار شلنگ از جنس پلاستیک به مخزن اشباع کننده که خود شامل دو استوانه هم مرکز با قطرهای و ارتفاع های متفاوت است، وصل می باشد. در امتداد مسیر شلنگ ها در داخل استوانه پایینی مخزن اشباع کننده، لوله هایی تعبیه شده که علت استفاده از این لوله ها جلوگیری از تلاطم، خروج آب همراه با هوا و جلوگیری از خروج هوای اشباع نشده از اشباع کننده است.

در کف مخزن اشباع کننده یک شیر به منظور تخلیه آب داخل مخزن تعبیه شده است. همچنین در بالای مخزن اشباع کننده دو منفذ یکی جهت نصب سنسور فشار و دیگری جهت نصب اندازه گیر فشار در نظر گرفته شده است که در صورت نیاز به کار در فشار غیر از اتمسفریک، فشار به دو صورت قابل مشاهده باشد. همچنین در مخزن

¹ by pass

دبی آب، دبی هوا، دمای هوا و دمای آب پارامترهای قابل تغییر در این آزمایشات بوده و محدوده تغییر دبی برای سیال آب $1\text{ m}^3/\text{hr}$ تا $0.25\text{ m}^3/\text{hr}$ بوده و برای سیال هوا بین $20\text{ m}^3/\text{hr}$ تا $50\text{ m}^3/\text{hr}$ و محدوده تغییر دما برای سیال هوا بین 80°C تا 50°C و برای سیال آب موجود در مخزن پایین دستگاه، بین 20°C تا 35°C و برای آب موجود در مخزن اشیاع‌کننده بین 40°C تا 70°C می‌باشد. باتوجه به تعداد پارامترها و تغییر تنها یک پارامتر در هر مرحله و تقسیم بازه‌های فوق به چهار قسمت، برای هر پارامتر در حال تغییر، ۶۴ آزمون و برای کل پارامترها ۲۵۶ آزمون خواهیم داشت.



شکل ۲- نمایش فرم چند نموداره ثبت شده توسط Data logger

۳- نتایج تجربی

جدول ۲- نتایج مربوط به آزمایشات

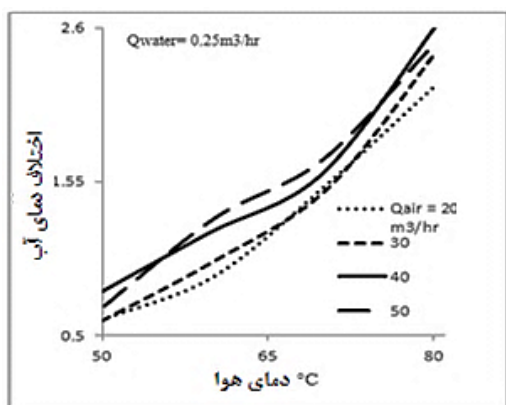
ردیف	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱
Tw	۲۰	۲۰	۲۰/۱	۲۰/۱	۲۰	۱۹/۹	۲۰	۲۰	۲۰/۱	۲۰	۲۰/۱	۲۰	۲۰	۱۹/۸	۱۹/۹	۱۹/۹
Tair	۴۸/۳	۵۰	۵۰/۵	۵۰/۲	۵۰/۱	۵۰/۱	۵۰/۳	۵۰/۱	۵۰/۲	۵۰/۱	۵۰/۱	۵۰/۴	۵۰/۳	۵۰/۱	۵۰	۵۰/۱
Tw exp	۲۰	۲۰/۱	۲۰/۳	۲۰/۹	۲۰/۹	۲۰	۲۰	۲۰/۱	۲۰/۲	۲۰/۱	۲۰/۳	۲۰/۹	۲۰/۱	۲۰	۲۰	۲۰
ردیف	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲	۲۳	۲۴	۲۵	۲۶	۲۷	۲۸	۲۹	۳۰	۳۱	۳۲
Qair	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰
Qw	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵
Tw	۲۵/۱	۲۵/۱	۲۵/۲	۲۵/۵	۲۵	۲۴/۹	۲۵	۲۵	۲۵/۲	۲۵/۱	۲۵	۲۵/۲	۲۵	۲۵	۲۵/۲	۲۵
Tair	۵۰/۲	۵۰/۲	۵۰/۱	۵۰	۵۰/۱	۵۰/۱	۵۰/۱	۵۰	۵۰	۴۹/۸	۴۹/۹	۴۹/۹	۴۹/۸	۴۹/۸	۴۹/۷	۴۹/۸
Tw exp	۲۵/۸	۲۵/۲	۲۵/۳	۲۵/۶	۲۵/۱	۲۵	۲۵/۱	۲۵/۸	۲۵/۸	۲۵	۲۵	۲۵/۳	۲۵/۱	۲۵/۱	۲۵/۳	۲۵/۶
ردیف	۳۳	۳۴	۳۵	۳۶	۳۷	۳۸	۳۹	۴۰	۴۱	۴۲	۴۳	۴۴	۴۵	۴۶	۴۷	۴۸
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱
Tw	۳۰	۳۰/۱	۲۹/۸	۳۰	۲۹/۹	۲۹/۸	۳۰	۳۰	۳۰/۱	۳۰	۳۰/۱	۳۰	۳۰/۱	۲۹/۹	۲۹/۹	۳۰/۱
Tair	۵۰/۴	۵۰/۱	۵۰/۲	۵۰/۳	۵۰/۵	۵۰/۵	۵۰	۵۰/۱	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰	۴۹/۷	۵۰/۱	۵۰	۴۹/۸
Tw exp	۳۰	۳۰/۱	۲۹/۸	۳۰/۲	۳۰/۳	۲۹/۹	۳۰	۳۰	۳۰/۱	۳۰	۳۰/۲	۳۰/۵	۳۰/۶	۳۰	۳۰	۳۰/۱
ردیف	۴۹	۵۰	۵۱	۵۲	۵۳	۵۴	۵۵	۵۶	۵۷	۵۸	۵۹	۶۰	۶۱	۶۲	۶۳	۶۴
Qair	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱
Tw	۳۵	۳۵/۱	۳۵/۱	۳۵/۱	۳۵	۳۴/۸	۳۴/۸	۳۴/۹	۳۵	۳۵/۱	۳۵/۱	۳۵/۱	۳۵	۳۴/۹	۳۴/۹	۳۴/۸
Tair	۴۹/۸	۴۹/۸	۴۹/۸	۴۹/۸	۴۹/۹	۴۹/۸	۴۹/۸	۵۰	۵۰/۳	۵۰	۵۰/۱	۵۰	۵۰/۲	۵۰	۴۹/۸	۴۹/۸
Tw exp	۳۵/۱	۳۵/۲	۳۵/۳	۳۵/۴	۳۵/۲	۳۴/۹	۳۴/۸	۳۵	۳۵	۳۵/۲	۳۵/۲	۳۵/۴	۳۵/۱	۳۵	۳۴/۹	۳۴/۸

ادامه جدول ۲- نتایج مربوط به آزمایشات

ردیف	۶۵	۶۶	۶۷	۶۸	۶۹	۷۰	۷۱	۷۲	۷۳	۷۴	۷۵	۷۶	۷۷	۷۸	۷۹	۸۰
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱
Tw	۲۰/۱	۲۰/۲	۲۰/۲	۱۹/۸	۱۹/۸	۱۹/۸	۱۹/۹	۲۰	۲۰	۲۰/۱	۲۰	۱۹/۹	۲۰/۱	۲۰/۲	۲۰	۲۰/۱
Tair	۶۰	۵۹/۸	۶۰/۳	۶۰/۲	۶۰/۱	۶۰/۱	۶۰/۱	۶۰/۱	۶۰/۱	۶۰/۱	۶۰	۶۰/۳	۶۰/۱	۶۰	۵۹/۶	۵۹/۷
Tw exp	۲۰/۱	۲۰/۳	۲۰/۳	۲۰/۲	۲۰/۳	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰/۱	۲۰	۲۱/۳	۲۱/۶	۲۰/۳	۲۰	۲۰/۱
ردیف	۸۱	۸۲	۸۳	۸۴	۸۵	۸۶	۸۷	۸۸	۸۹	۹۰	۹۱	۹۲	۹۳	۹۴	۹۵	۹۶
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱
Tw	۲۵/۱	۲۵	۲۵/۱	۲۴/۹	۲۵	۲۴/۸	۲۴/۹	۲۵	۲۵	۲۵	۲۵/۱	۲۴/۹	۲۵	۲۵	۲۴/۹	۲۵
Tair	۶۰/۱	۶۰	۶۰	۶۰/۱	۶۰	۵۹/۸	۵۹/۹	۵۹/۹	۶۰	۵۹/۹	۵۹/۷	۵۹/۷	۶۰/۲	۶۰/۳	۶۰	۵۹/۹
Tw exp	۲۵/۲	۲۵	۲۵/۱	۲۵/۸	۲۶	۲۴/۹	۲۵	۲۵/۱	۲۵	۲۵/۱	۲۵/۳	۲۶/۱	۲۶/۳	۲۵/۱	۲۵	۲۵
ردیف	۹۷	۹۸	۹۹	۱۰۰	۱۰۱	۱۰۲	۱۰۳	۱۰۴	۱۰۵	۱۰۶	۱۰۷	۱۰۸	۱۰۹	۱۱۰	۱۱۱	۱۱۲
Qair	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱
Tw	۳۰/۱	۳۰	۲۹/۹	۳۰	۲۹/۸	۲۹/۸	۲۹/۷	۲۹/۷	۲۹/۷	۲۹/۸	۲۹/۸	۳۰/۲	۳۰/۲	۳۰	۳۰	۳۰
Tair	۵۹/۸	۶۰/۱	۵۹/۸	۶۰/۱	۶۰/۱	۵۹/۸	۶۰	۶۰	۵۹/۹	۶۰/۱	۵۹/۹	۶۰/۳	۵۹/۸	۶۰	۶۰	۵۹/۸
Tw exp	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۱/۱	۳۰/۸	۲۹/۹	۲۹/۸	۲۹/۸	۲۹/۸	۲۹/۹	۲۹/۹	۳۱/۹	۳۰/۵	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۰
ردیف	۱۱۳	۱۱۴	۱۱۵	۱۱۶	۱۱۷	۱۱۸	۱۱۹	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۲	۱۲۳	۱۲۴	۱۲۵	۱۲۶	۱۲۷	۱۲۸
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱
Tw	۳۵/۱	۳۴/۹	۳۴/۸	۳۴/۷	۳۵	۳۴/۸	۳۴/۸	۳۴/۹	۳۵	۳۵	۳۵	۳۴/۹	۳۵	۳۵/۱	۳۵	۳۴/۸
Tair	۶۰/۱	۶۰/۱	۶۰	۶۰/۱	۶۰	۵۹/۸	۶۰	۵۹/۹	۶۰	۶۰/۱	۵۹/۸	۶۰	۶۰/۱	۵۹/۸	۶۰	۶۰/۱
Tw exp	۳۵/۲	۳۵	۳۴/۹	۳۵/۳	۳۵/۶	۳۵	۳۴/۹	۳۵	۳۵/۱	۳۵/۱	۳۵/۱	۳۵/۶	۳۵/۸	۳۵/۳	۳۵/۱	۳۵
ردیف	۱۲۹	۱۳۰	۱۳۱	۱۳۲	۱۳۳	۱۳۴	۱۳۵	۱۳۶	۱۳۷	۱۳۸	۱۳۹	۱۴۰	۱۴۱	۱۴۲	۱۴۳	۱۴۴
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵
Tw	۲۰	۲۰/۲	۲۰/۱	۲۰	۱۹/۹	۲۰	۲۰/۲	۲۰	۲۰	۲۰/۲	۲۰/۱	۲۰/۱	۲۰/۲	۱۹/۸	۲۰	۲۰/۲
Tair	۷۰/۱	۷۰	۷۰	۶۹/۸	۷۰	۶۹/۷	۷۰/۱	۷۰	۷۰	۷۰	۷۰/۱	۷۰/۱	۷۰/۴	۷۰/۱	۷۰	۷۰
Tw exp	۲۰/۱	۲۰/۳	۲۰/۳	۲۱/۶	۲۰	۲۰/۱	۲۰/۵	۲۱/۸	۲۰/۱	۲۰/۴	۲۰/۳	۲۲	۲۰/۴	۲۰	۲۰/۳	۲۲/۳
ردیف	۱۴۵	۱۴۶	۱۴۷	۱۴۸	۱۴۹	۱۵۰	۱۵۱	۱۵۲	۱۵۳	۱۵۴	۱۵۵	۱۵۶	۱۵۷	۱۵۸	۱۵۹	۱۶۰
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵
Tw	۲۵/۱	۲۵/۱	۲۵	۲۴/۸	۲۵	۲۵/۱	۲۵	۲۵	۲۵/۱	۲۵/۱	۲۴/۹	۲۵	۲۵/۱	۲۵	۲۵/۱	۲۵/۱
Tair	۶۹/۸	۷۰	۶۹/۹	۶۹/۹	۶۹/۹	۷۰	۷۰/۱	۷۰/۴	۷۰/۲	۷۰	۷۰	۶۹/۹	۷۰	۷۰/۱	۷۰/۱	۷۰
Tw exp	۲۵/۲	۲۵/۲	۲۵/۳	۲۶/۳	۲۵	۲۵/۲	۲۵/۱	۲۶/۵	۲۵/۲	۲۵/۳	۲۵/۱	۲۶/۶	۲۵/۳	۲۵/۲	۲۵/۳	۲۶/۸
ردیف	۱۶۱	۱۶۲	۱۶۳	۱۶۴	۱۶۵	۱۶۶	۱۶۷	۱۶۸	۱۶۹	۱۷۰	۱۷۱	۱۷۲	۱۷۳	۱۷۴	۱۷۵	۱۷۶
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۵	۰/۷۵	۱	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵
Tw	۳۰	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۰	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۰	۳۰/۱	۳۰	۳۰	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۰	۳۰/۱
Tair	۷۰/۱	۷۰	۶۹/۹	۶۹/۸	۷۰/۲	۷۰/۱	۶۹/۹	۶۹/۹	۷۰/۱	۷۰/۱	۷۰	۶۹/۹	۷۰/۱	۷۰/۱	۷۰	۷۰/۲
Tw exp	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۰/۲	۳۱	۳۱/۳	۳۰/۲	۳۰/۱	۳۰	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۰/۱	۳۱/۴	۳۰/۱	۳۰/۲	۳۰/۲	۳۱/۴

ادمه جدول ۲- نتایج مربوط به آزمایشات

ردیف	۱۷۷	۱۷۸	۱۷۹	۱۸۰	۱۸۱	۱۸۲	۱۸۳	۱۸۴	۱۸۵	۱۸۶	۱۸۷	۱۸۸	۱۸۹	۱۹۰	۱۹۱	۱۹۲
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵
Tw	۳۵/۱	۳۵/۱	۳۵	۳۵	۳۴/۹	۳۴/۹	۳۴/۹	۳۴/۸	۳۴/۸	۳۴/۹	۳۴/۹	۳۴/۹	۳۴/۹	۳۵	۳۵	۳۵
Tair	۷۰	۷۰	۶۹/۹	۷۰/۱	۷۰/۱	۶۹/۸	۶۹/۸	۷۰/۱	۷۰	۶۹/۸	۶۹/۹	۷۰	۷۰/۱	۷۰/۱	۷۰	۷۰
Tw exp	۳۵/۱	۳۵/۲	۳۵/۱	۳۶	۳۵	۳۵	۳۵/۱	۳۶/۱	۳۵	۳۵	۳۵/۱	۳۶	۳۵	۳۵/۱	۳۵/۳	۳۶/۱
ردیف	۱۹۳	۱۹۴	۱۹۵	۱۹۶	۱۹۷	۱۹۸	۱۹۹	۲۰۰	۲۰۱	۲۰۲	۲۰۳	۲۰۴	۲۰۵	۲۰۶	۲۰۷	۲۰۸
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵
Tw	۲۰	۲۰	۲۰/۱	۲۰/۲	۱۹/۸	۲۰/۱	۲۰/۲	۲۰/۱	۲۰	۲۰	۲۰/۱	۲۰/۳	۱۹/۹	۲۰/۱	۲۰	۲۰/۳
Tair	۸۰/۲	۸۰/۳	۷۹/۸	۸۰/۱	۸۰/۱	۸۰/۳	۸۰/۱	۸۰/۱	۸۰/۱	۸۰/۱	۸۰/۱	۸۰/۱	۸۰/۲	۷۹/۹	۸۰	۸۰/۱
Tw exp	۲۰/۱	۲۰/۱	۲۰/۴	۲۲/۵	۲۰	۲۰/۳	۲۰/۶	۲۲/۶	۲۰/۳	۲۰/۳	۲۰/۶	۲۲/۳	۲۰/۲	۲۰/۵	۲۰/۵	۲۲
ردیف	۲۰۹	۲۱۰	۲۱۱	۲۱۲	۲۱۳	۲۱۴	۲۱۵	۲۱۶	۲۱۷	۲۱۸	۲۱۹	۲۲۰	۲۲۱	۲۲۲	۲۲۳	۲۲۴
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵
Tw	۲۴/۸	۲۵	۲۵/۱	۲۵	۲۴/۹	۲۵	۲۵/۱	۲۵/۱	۲۵	۲۵/۱	۲۵/۱	۲۵/۱	۲۵/۱	۲۵/۱	۲۵	۲۵/۱
Tair	۸۰/۱	۸۰/۱	۸۰	۸۰/۱	۸۰	۸۰/۱	۸۰/۱	۷۹/۹	۸۰/۲	۸۰/۳	۸۰/۱	۸۰/۱	۷۹/۸	۸۰/۱	۸۰/۱	۸۰/۲
Tw exp	۲۵/۱	۲۵/۲	۲۵/۵	۲۷/۲	۲۵/۱	۲۵/۳	۲۵/۵	۲۷/۵	۲۵/۲	۲۵/۴	۲۵/۶	۲۷/۷	۲۵/۴	۲۵/۴	۲۵/۵	۲۷/۶
ردیف	۲۲۵	۲۲۶	۲۲۷	۲۲۸	۲۲۹	۲۳۰	۲۳۱	۲۳۲	۲۳۳	۲۳۴	۲۳۵	۲۳۶	۲۳۷	۲۳۸	۲۳۹	۲۴۰
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵
Tw	۳۰	۲۹/۸	۳۰	۳۰	۲۹/۹	۲۹/۸	۳۰	۳۰/۱	۳۰/۱	۲۹/۸	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۲۹/۹	۳۰/۱
Tair	۸۰/۱	۸۰/۳	۸۰/۳	۸۰/۲	۸۰/۱	۷۹/۸	۸۰	۷۹/۸	۸۰/۲	۸۰/۱	۸۰/۱	۷۹/۹	۸۰/۱	۸۰/۳	۸۰/۳	۸۰/۱
Tw exp	۳۰/۱	۳۰	۳۰/۳	۳۱/۸	۳۰/۱	۳۰	۳۰/۳	۳۲	۳۰/۳	۳۰/۱	۳۰/۴	۳۲	۳۰/۳	۳۰/۳	۳۰/۳	۳۲
ردیف	۲۴۱	۲۴۲	۲۴۳	۲۴۴	۲۴۵	۲۴۶	۲۴۷	۲۴۸	۲۴۹	۲۵۰	۲۵۱	۲۵۲	۲۵۳	۲۵۴	۲۵۵	۲۵۶
Qair	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۴۰	۴۰	۴۰	۴۰	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰
Qw	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵
Tw	۳۴/۹	۳۴/۹	۳۴/۹	۳۵	۳۵	۳۴/۹	۳۵	۳۴/۸	۳۴/۸	۳۴/۹	۳۵	۳۵	۳۴/۹	۳۵	۳۵/۱	۳۵/۲
Tair	۸۰/۱	۸۰/۳	۷۹/۹	۸۰	۸۰/۲	۸۰	۷۹/۸	۷۹/۹	۷۹/۹	۸۰/۱	۸۰/۱	۸۰/۲	۸۰	۷۹/۹	۷۹/۹	۷۹/۹
Tw exp	۳۵/۱	۳۵/۱	۳۵/۲	۳۶/۹	۳۵/۱	۳۵/۱	۳۵/۳	۳۷	۳۵/۱	۳۵/۲	۳۵/۴	۳۷/۳	۳۵/۲	۳۵/۲	۳۵/۴	۳۷/۱



۴- تحلیل داده‌های تجربی

نمودارهای به‌دست آمده از نتایج تجربی در شکل ۳ و ۴ به ترتیب برای دمای آب ورودی ۲۵ و ۲۰ درجه سلسیوس موجود است.

شکل ۳- نمودار تجربی تغییرات اختلاف دمای آب ورودی و خروجی (دمای مبنا ۲۵ °C) برحسب دمای هوای ورودی

۵- مقدمه‌ای بر شبکه‌های عصبی مصنوعی

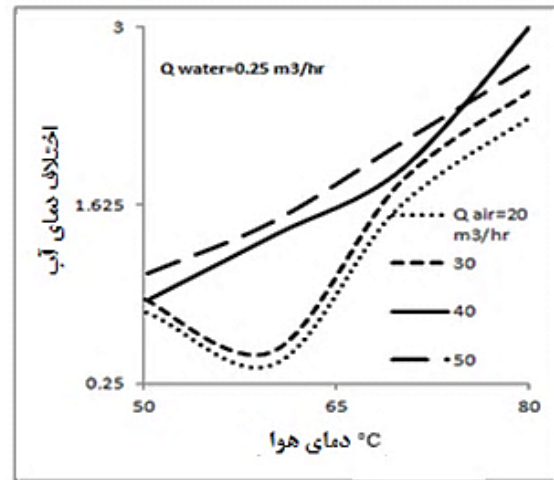
۵-۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی

در حالت کلی، یک شبکه عصبی زیستی از مجموعه یا مجموعه‌ای از نورون‌ها به صورت فیزیکی بهم متصل یا از لحاظ عملکردی بهم وابسته تشکیل شده‌است. هر نورون می‌تواند به تعداد بسیار زیادی از نورون‌ها وصل باشد و تعداد کل نورون‌ها و اتصالات بین آن‌ها می‌تواند بسیار زیاد باشد. اتصالات، که به آن‌ها سیناپس گفته می‌شود، معمولاً از آکسون‌ها و دندریت‌ها تشکیل شده‌اند.

عملکرد شبکه عصبی برگرفته از کارایی نورون‌های زیستی است. نقطه مقابل نورون‌های زیستی نورون‌های مصنوعی می‌باشد که سامانه‌ای شامل تعداد زیادی ورودی و تنها یک خروجی است. ساختار نورون‌های مصنوعی شامل دو بخش آموزشی و عملکردی می‌باشد. در حالت آموزش نورون یاد می‌گیرد در مقابل الگوهای ورودی خاص برانگیخته شود و در حالت عملکرد وقتی یک الگوی ورودی شناسایی شده وارد شود، خروجی متناظر با آن ارائه می‌شود.

شبکه‌های عصبی مصنوعی روش‌های محاسباتی نوینی برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش، و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده هستند.

این شبکه‌ها برای تخمین^۱ و تقریب^۲ کارایی بسیار بالایی دارند. گستره کاربرد این مدل‌های ریاضیاتی برگرفته از عملکرد مغز انسان، بسیار وسیع می‌باشد که به‌عنوان چند نمونه کوچک می‌توان استفاده از این ابزار ریاضی در پردازش سیگنال‌های بیولوژیکی، مخابراتی و الکترونیکی تا کمک در نجوم و فضانوردی را نام برد.



شکل ۴- نمودار تجربی تغییرات اختلاف دمای آب ورودی و خروجی (دمای مبنا °C ۲۰) برحسب دمای هوای ورودی

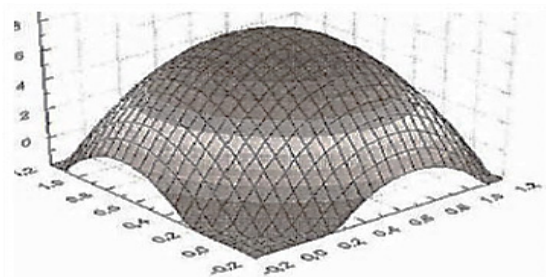
همان‌گونه که در شکل ۳ و ۴ دیده می‌شود با افزایش دمای هوای ورودی، کاهش اختلاف دما بین آب ورودی و هوای ورودی را خواهیم داشت که این امر بر نیروی محرکه انتقال حرارت تاثیر گذاشته و باعث کاهش انتقال حرارت می‌شود. از طرفی با افزایش دمای آب ورودی به سیستم و به تبع آن کاهش اختلاف دمای آب ورودی به سیستم و خروجی از آن، میزان دمای فیلم میعان یافته موجود در سطح لوله داخل محفظه آزمون افزایش یافته و این افزایش دما منجر به افزایش فشار جزئی سیستم گردیده است. این افزایش فشار جزئی اختلاف فشار در سیستم را کاهش می‌دهد که منجر به کاهش نیروی محرکه انتقال جرم و نیز کاهش نیروی محرکه انتقال حرارت شده است. این روند در منحنی‌های موجود در شکل ۳ و ۴ کاملاً مشهود است. البته در شکل ۴ به‌علت خطاهای موجود در سیستم و یا خطاهای احتمالی موجود در آزمایشات، منحنی‌های مربوط به دبی‌های هوای $20 \text{ m}^3/\text{hr}$ و $30 \text{ m}^3/\text{hr}$ دارای یک روند نزولی می‌باشند؛ که با گذشت زمان، منحنی‌ها سیر صعودی خویش را باز یافته‌اند.

¹ Estimation

² Approximation

۲-۵- ساختار شبکه‌های عصبی

یادگیری آن‌ها بر منطق شبکه‌های بیولوژیکی استوار نیست. این شبکه‌ها برای جداسازی در فضا از سطوح زنگوله‌ای شکل استفاده می‌کنند که در وسط و روی مرکز خود برجسته می‌باشند و در اطراف به سمت پایین کشیده شده‌اند (شکل ۵).



شکل ۵- سطح تابع انتقال گوسین در هر واحد شبکه RBF

با معرفی مقدار بازشدگی سطح زنگوله^۲، تقسیم فضای الگوها صورت می‌گیرد. شبکه RBF در لایه میانی خود تنها دارای یک لایه پنهان است و خصوصیت منحصر به فرد RBF پردازشی است که در لایه پنهان انجام می‌دهد. در این لایه هر یک از نورون‌ها یک سطح زنگوله را تشکیل می‌دهند.

همچنین این شبکه دارای پایه ریاضیاتی بسیار قوی بر مبنای فرضیه منظم‌سازی برای حل مسائل مشکل می‌باشد. به‌طور کلی این شبکه‌ها تقریباً از سه لایه شامل ورودی، مخفی و خروجی تشکیل شده‌اند. توابع پایه شعاعی منظم به‌عنوان تابع تحریک نورون‌های لایه مخفی مورد استفاده قرار می‌گیرند. شبکه‌ها به‌گونه‌ای سازمان یافته‌اند که تبدیل‌ها در واحدهای مخفی در حکم مجموعه‌ای از توابع به‌منظور نگاشت الگوهای ورودی به الگوهای خروجی انجام می‌گیرد. بنابراین لازم است تعداد واحدها در لایه مخفی، برای محدوده فضایی که درون‌یابی در آن انجام می‌گیرد به اندازه کافی زیاد باشند. تبدیل‌ها از نورون‌های ورودی به نورون‌های خروجی از نوع

یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه‌ها و وزن‌ها می‌باشد. لایه‌ها به سه دسته تقسیم می‌شوند که شامل لایه ورودی و لایه پنهان و لایه خروجی می‌باشند. در لایه ورودی اطلاعات خام به شبکه وارد می‌شود. لایه پنهان ممکن است از یک تا چند لایه باشد و کار پردازش اطلاعات در این لایه انجام می‌شود. تعداد نورون‌ها نیز در این لایه متغیر است، هر یک از عناصر بردار ورودی به یک لایه، حین اتصال به نورون‌های آن در وزن متناظر خود ضرب می‌شوند. فرآیند آموزش شبکه نیز در واقع تنظیم وزن‌های نورون‌ها در پاسخ به خطای محاسبه شده میان مقادیر محاسباتی و مقادیر هدف می‌باشد. سومین لایه نیز لایه خروجی است که عملکرد این لایه به فعالیت واحد پنهان و وزن نورون‌ها بستگی دارد.

۳-۵- انواع اتصالات لایه‌ها به‌همراه تابع وزن در شبکه‌های عصبی

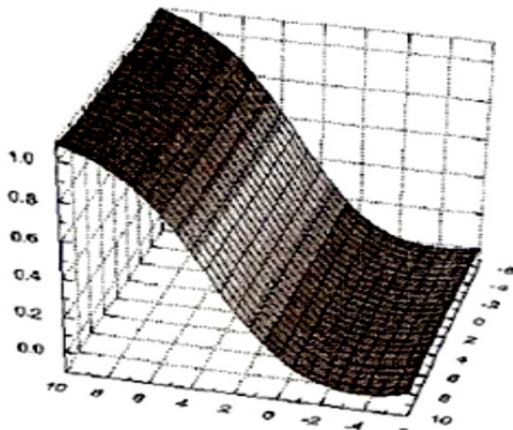
۱. پیشرو: بیشترین پیوندها از این نوع است که در آن سیگنال‌ها تنها در یک جهت حرکت می‌کنند. از ورودی به خروجی هیچ بازخوردی (حلقه) وجود ندارد. خروجی هر لایه بر همان لایه تأثیری ندارد.
۲. پسرو: داده‌ها از گره‌های لایه بالا به گره‌های لایه پایین بازخورده می‌شوند.
۳. جانبی: خروجی گره‌های هر لایه به‌عنوان ورودی گره‌های همان لایه استفاده می‌شوند.

۴-۵- شبکه عصبی مصنوعی توابع پایه شعاعی

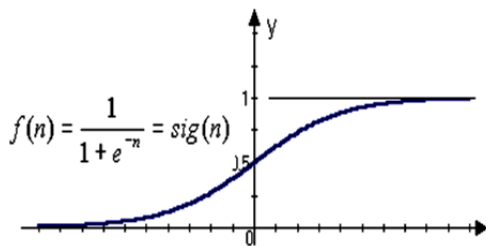
شبکه^۱ RBF از شبکه‌های عصبی آماری است که از تکنیک‌های آماری برای طبقه‌بندی الگوها الهام گرفته‌اند و

² Spread

¹ Radial Basis Function

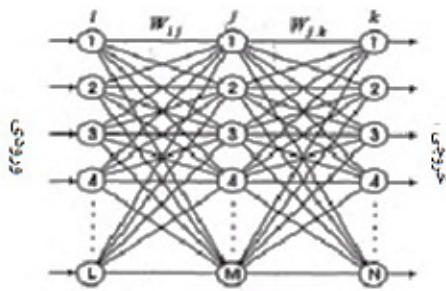


شکل ۶ - سطح سیگموئیدی تشکیل شده از هر واحد شبکه MLP



شکل ۷ - تابع انتقال سیگموئیدی

شکل ۸ یک شبکه پرسپترون چند لایه را نشان می‌دهد. در این شبکه نورون‌های هر لایه تماماً به نورون‌های لایه قبلی متصل شده‌اند. خروجی هر لایه پس از تأثیر گذاشتن تابع محرک، ورودی لایه بعدی می‌گردد و این روند تا به دست آمدن خروجی شبکه ادامه می‌یابد.



شکل ۸ - شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه

رفتار شبکه باتوجه به معادلات زیر بیان می‌گردد:

$$a^0 = P \quad (2)$$

$$a^{i+1} = f^{i+1}(W^{i+1}a^i + b^{i+1})$$

غیرخطی می‌باشد و به‌طورکلی آموزش این قسمت از شبکه به روش نظارت نشده انجام می‌گیرد. آموزش پارامترهای شبکه (وزن‌ها) بین لایه‌های مخفی و لایه‌های خروجی به روش نظارت شده و براساس خروجی‌های هدف انجام می‌گیرد، اگرچه تبدیل‌ها در این قسمت از شبکه خطی می‌باشد، در مجموع فرآیند آموزش سریع است. شکل کلی ریاضیاتی نورون‌های خروجی در شبکه‌های RBF به شکل زیر می‌باشد.

$$c_j(x) = \sum_{i=1}^k w_{ji} \phi(\|x - \mu_i\|; \sigma_i) \quad (1)$$

که در آن $c_j(x)$ تابع وابسته به j امین واحد خروجی و ترکیب خطی از k تابع پایه شعاعی ϕ با مرکز μ_i و سطح زنگوله σ_i و همچنین وزن وابسته به j امین کلاس و i امین مرکز می‌باشد. توابع $\phi(\|x - x_i\|)$ توابع پایه شعاعی نامیده می‌شوند و $\| \cdot \|$ به معنی فاصله اقلیدسی است [۱۴].

۵-۵ - شبکه پرسپترون چند لایه‌ای (MLP^۱)

شبکه MLP قادر به مدل‌سازی مسایل مختلف می‌باشد. در مهمترین بخش شبکه‌های MLP، باید تعداد لایه‌های میانی و تعداد نورون‌ها در این لایه‌های ورودی و خروجی توسط پارامترهای مسئله تعیین شوند. پرسپترون چند لایه می‌تواند با به‌کارگیری تعداد کافی از لایه‌های پرسپترونی در شبکه و تعداد مناسبی از پرسپترون‌ها در هر لایه، طبقه‌بندی‌های پیچیده‌ای را انجام دهد. این طبقه‌بندی‌ها با استفاده از تابع انتقال سیگموئید می‌باشد که در شکل ۶ و ۷ سطح سیگموئیدی و نوع تابع انتقال آن مشاهده می‌شود.

¹ Multi Layer Perceptron

می‌شوند و در نهایت شبکه‌ای مورد پذیرش قرار می‌گیرد که دارای کمترین میزان خطا باشد. در شبکه RBF پارامتر بهینه Spread و در شبکه MLP این پارامتر تعداد لایه و تابع انتقال سیستم است.

۶-۱-۱- پارامتر بهینه در شبکه RBF

پارامتر تاثیرگذار در شبکه RBF پارامتر Spread بوده که با توجه به اطلاعات ورودی و با سعی و خطا مقدار بهینه آن به دست خواهد آمد. در یافتن Spread بهینه ابتدا باید اطلاعات ورودی سیستم شامل دمای آب ورودی، دبی آب، دمای هوای ورودی و دبی هوا در قالب یک ماتریس با حجم اطلاعاتی (4×256) ، همچنین اطلاعات خروجی در قالب یک ماتریس (1×256) برای شبکه تعریف گردد. البته تعریف این اطلاعات برای سایر انواع شبکه نیز الزامی می‌باشد. شکل‌های ۹ الی ۱۲ نمودارهای مربوط به نتایج تست و آموزش برای مقادیر Spread برابر با $0/1$ ، $0/7$ ، $0/5$ و 1 است.

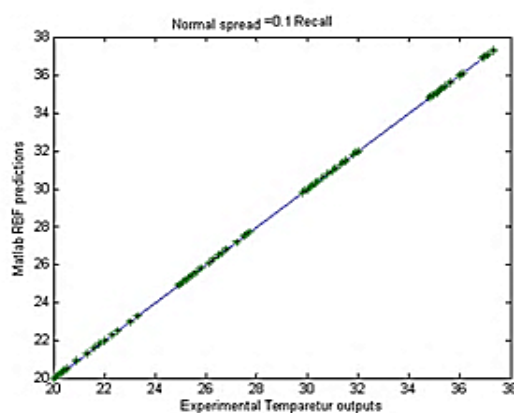
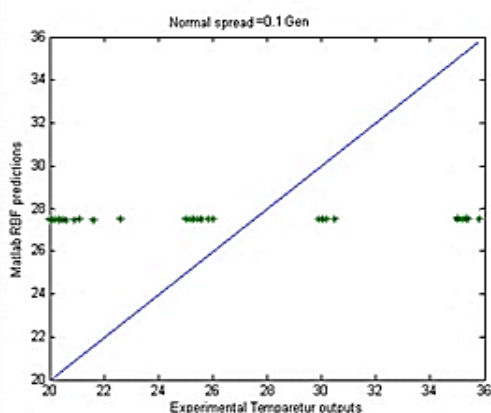
در بررسی این اشکال انتظار می‌رود که خروجی‌های شبکه در اطراف خط ۴۵ درجه قرار گرفته یا بر روی آن منطبق گردند. که با بررسی نمودارهای مربوطه و مقایسه آن‌ها با یکدیگر، در Spread برابر با $0/7$ تجمع داده‌ها به صورت معقول‌تری در شکل ظاهر شده است.

روش‌های یادگیری شبکه MLP بر پایه الگوریتم آموزشی انتشار برگشتی^۱ می‌باشد. در الگوریتم BP دو مسیر محاسباتی موجود است: مسیر اول پیشخور یا رفت و مسیر دوم پسخور یا برگشت. در مسیر رفت پارامترهای شبکه در خلال اجرای محاسبات تغییر نمی‌کنند و توابع محرک روی تک‌تک نورون‌ها عمل می‌کنند. در مسیر برگشت، شروع کار از لایه آخر یعنی لایه خروجی است، جایی که بردار خطا در اختیار می‌باشد. سپس بردار خطا از سمت راست به چپ از لایه آخر به لایه اول توزیع می‌شود و گرادیان محلی، نورون به نورون با الگوریتم بازگشتی محاسبه می‌شود [۱۵].

۶- پیش‌بینی خروجی‌های پایلوت با شبکه عصبی مصنوعی

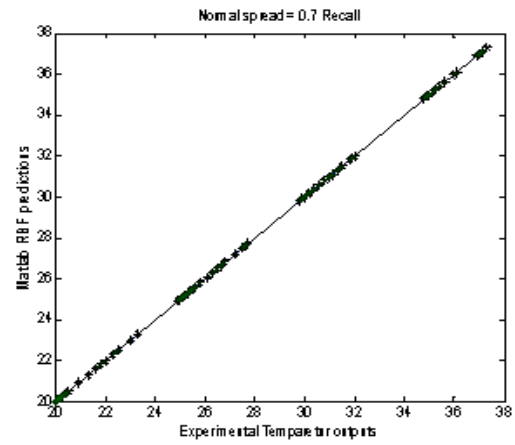
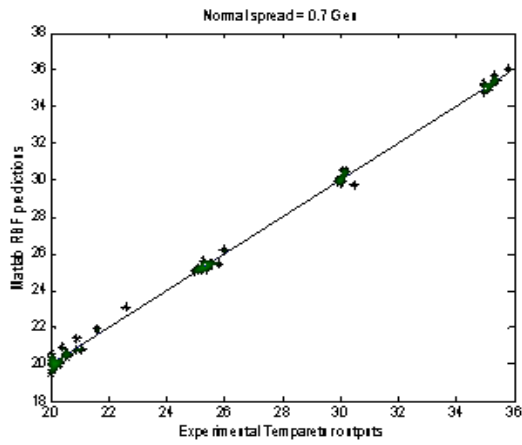
۶-۱- انتخاب پارامتر بهینه در شبکه‌های RBF، MLP

هر شبکه برای به وجود آمدن و قابل قبول بودن به دو سری داده نیازمند است: سری آموزش و سری تست. در حدود ۸۰ درصد داده‌ها جهت آموزش و مابقی جهت تست انتخاب می‌گردند. که در این مسیر پارامتر بهینه برای هر شبکه خاص به دست خواهد آمد. در طی فرآیند یادگیری میزان فراگیری شبکه توسط توابع هدف مرتباً سنجیده

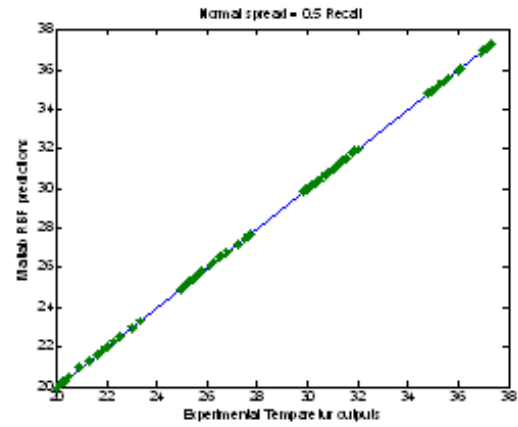
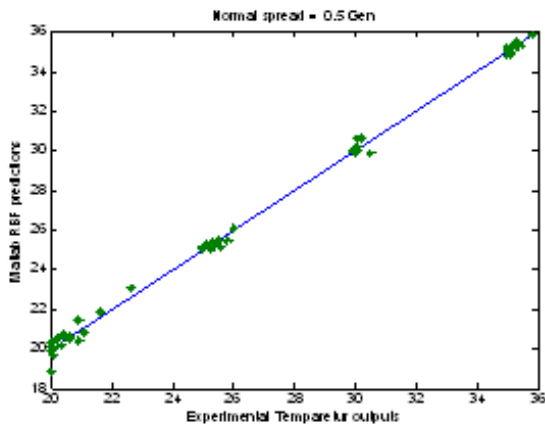


شکل ۹- منحنی Recall و Generation برای $Spread=0/1$

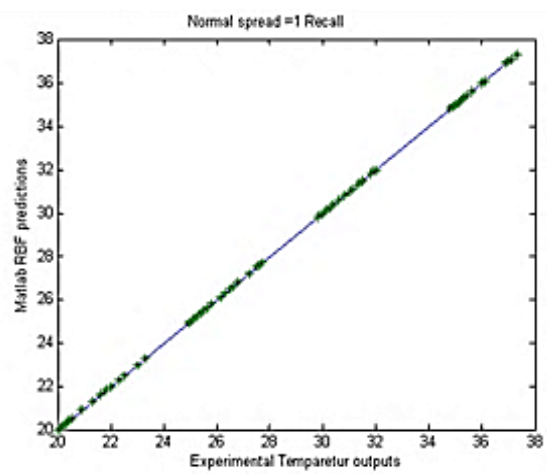
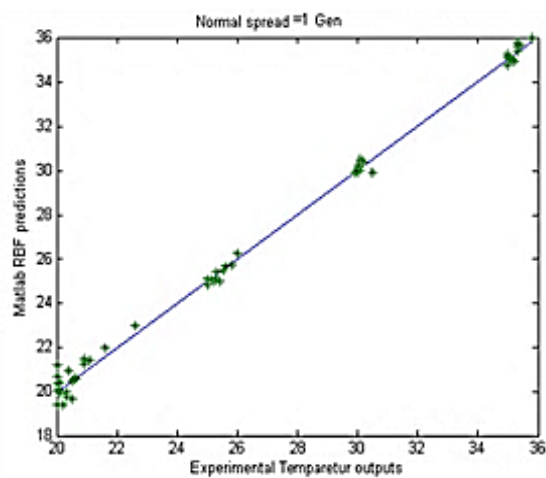
¹ Back Propagation



شکل ۱۰- منحنی Recall و Generation برای $\text{Spread} = 0.7$



شکل ۱۱- منحنی Recall و Generation برای $\text{Spread} = 0.5$

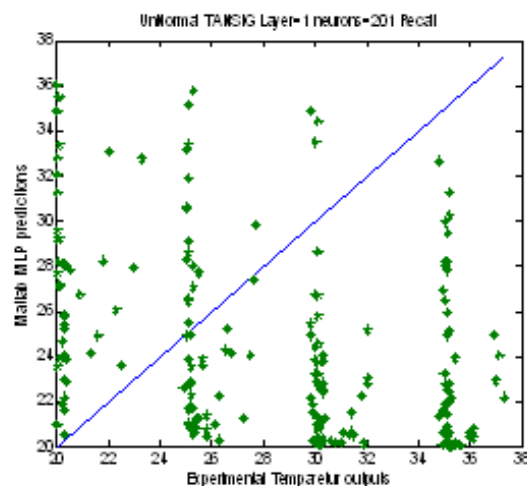
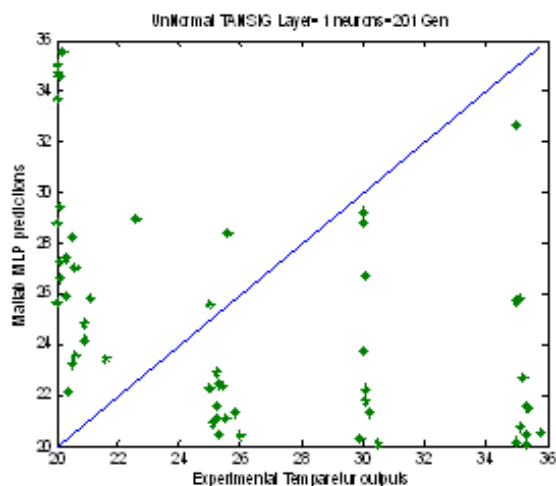


شکل ۱۲- منحنی Recall و Generation برای $\text{Spread} = 1$

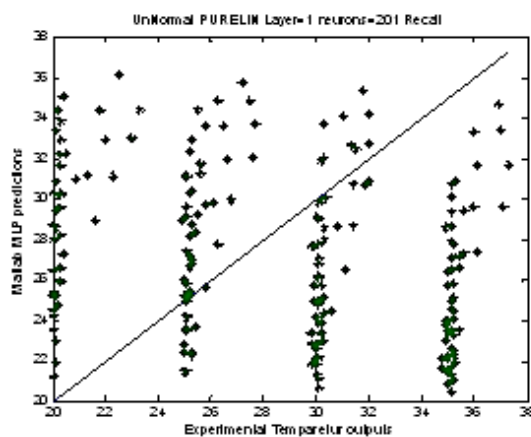
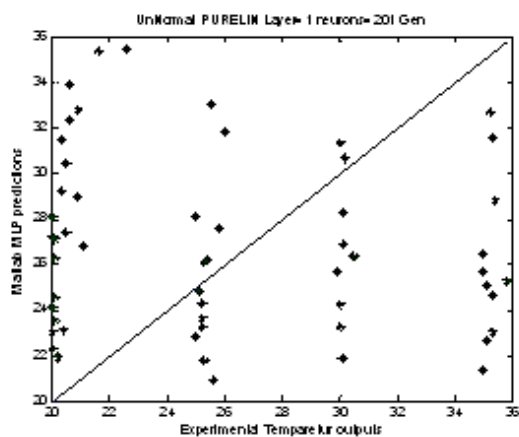
۶-۱-۲- پارامتر بهینه در شبکه MLP :

برای انتخاب پارامتر بهینه در شبکه MLP ابتدا با ثابت نگه داشتن تعداد لایه‌ها اثر تابع انتقال را بررسی نموده، که در اشکال ۱۳ تا ۱۵ نتایج این بررسی برای توابع انتقال Pure Lin، Tan Sig و Log Sig موجود است.

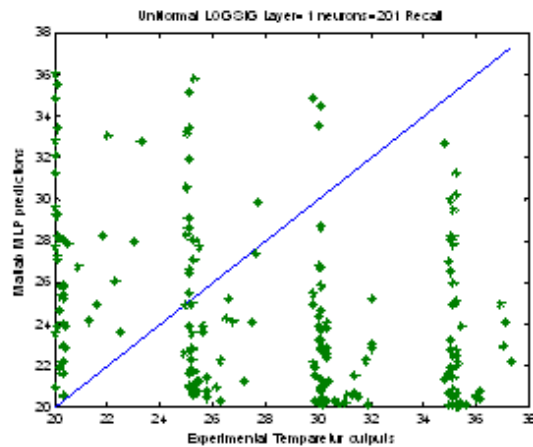
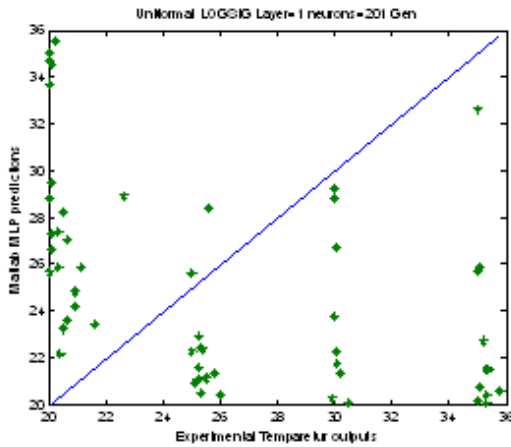
بنابراین Spread بهینه برای داده‌های نرمال برابر با مقدار عددی ۰/۷ می‌باشد.



شکل ۱۳- منحنی Generation و Recall. تابع انتقال TanSig و تعداد لایه=۱



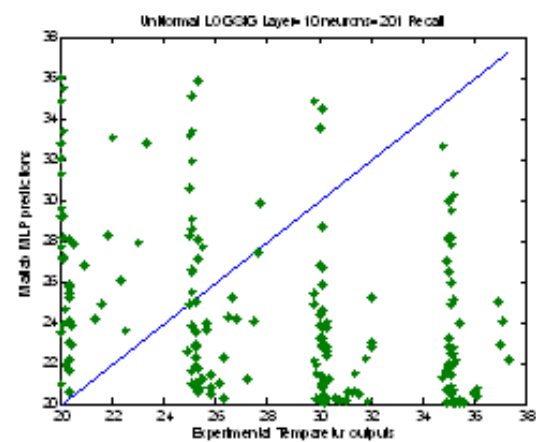
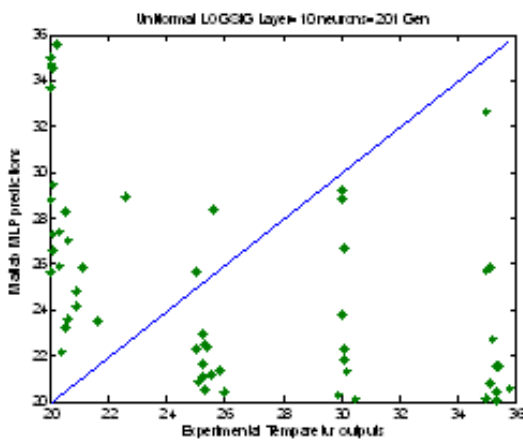
شکل ۱۴- منحنی Generation و Recall. تابع انتقال PureLin و تعداد لایه=۱



شکل ۱۵- منحنی Generation و Recall. تابع انتقال LogSig و تعداد لایه=۱

می‌توان با انتخاب دلخواه یکی از این توابع، تاثیر تغییر تعداد لایه را بررسی نمود. از این رو با انتخاب تابع انتقال LogSig و ده عدد لایه، نتایج شبکه را بررسی نموده، که شکل ۱۶ مبین بررسی‌های انجام شده است.

باتوجه به اشکال ۱۳ تا ۱۵ در هر سه شکل، داده‌ها در کل نمودار پراکنده بوده و هیچ تجمعی در اطراف خط ۴۵ درجه دیده نمی‌شود. بنابراین انتخاب هر یک از توابع انتقال تاثیری بر خروجی‌های شبکه نخواهد داشت و



شکل ۱۶- منحنی Generation و Recall برای تابع انتقال LogSig و تعداد لایه=۱۰

۷- عملکرد انواع شبکه بر مبنای کل داده‌ها

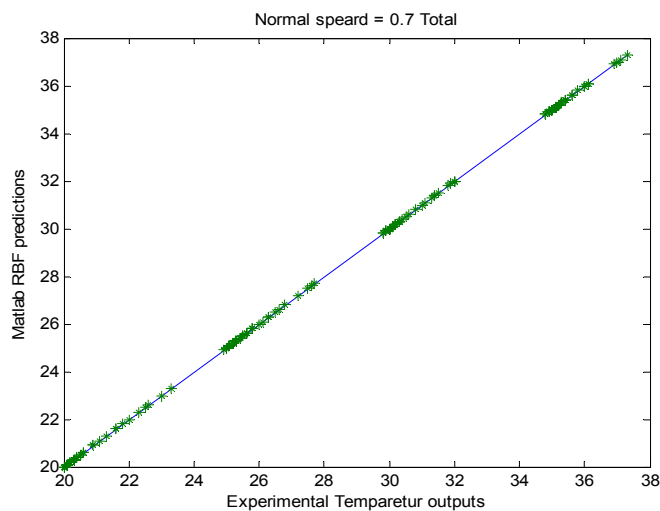
پس از یافتن پارامترهای بهینه در هر شبکه باید عملکرد شبکه را بر مبنای کل داده‌ها بررسی و شبکه را برای ۲۵۶ داده تست نمود.

در شکل ۱۶ با تغییر تعداد لایه، در خروجی از شبکه تغییری حاصل نگردید و نتایج همچنان به همان صورت می‌باشد و نمی‌توان پارامتر بهینه‌ای برای حالت فوق ارائه نمود.

شبکه RBF - ۱-۷

نموده است و تمامی داده‌ها در امتداد خط ۴۵ درجه قرار دارند.

باتوجه به شکل ۱۷ این شبکه براساس Spread بهینه، با مقدار عددی ۰٫۷، خروجی‌های مناسبی را پیش‌بینی

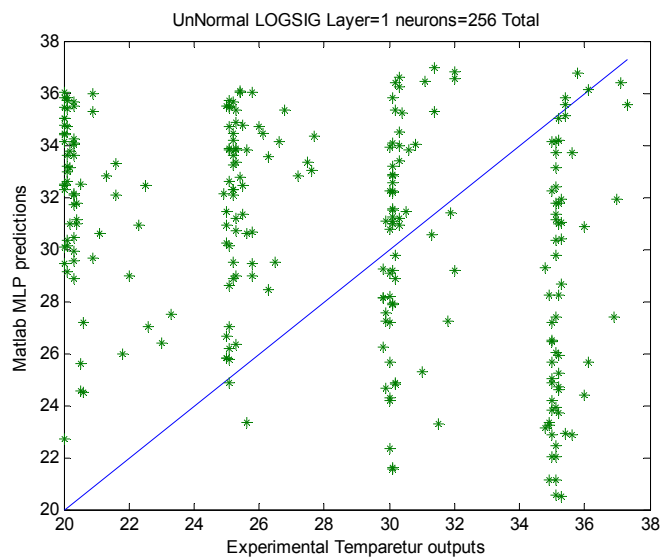


شکل ۱۷- منحنی عملکرد شبکه RBF برای کل داده‌ها

شبکه MLP - ۲-۷

توزیع نامناسب نقاط در کل شکل مبین عملکرد نامناسب این شبکه است.

در شکل ۱۸ عملکرد شبکه MLP برای یک لایه و تابع انتقال LogSIG برای کل داده‌ها نمایش داده شده است.

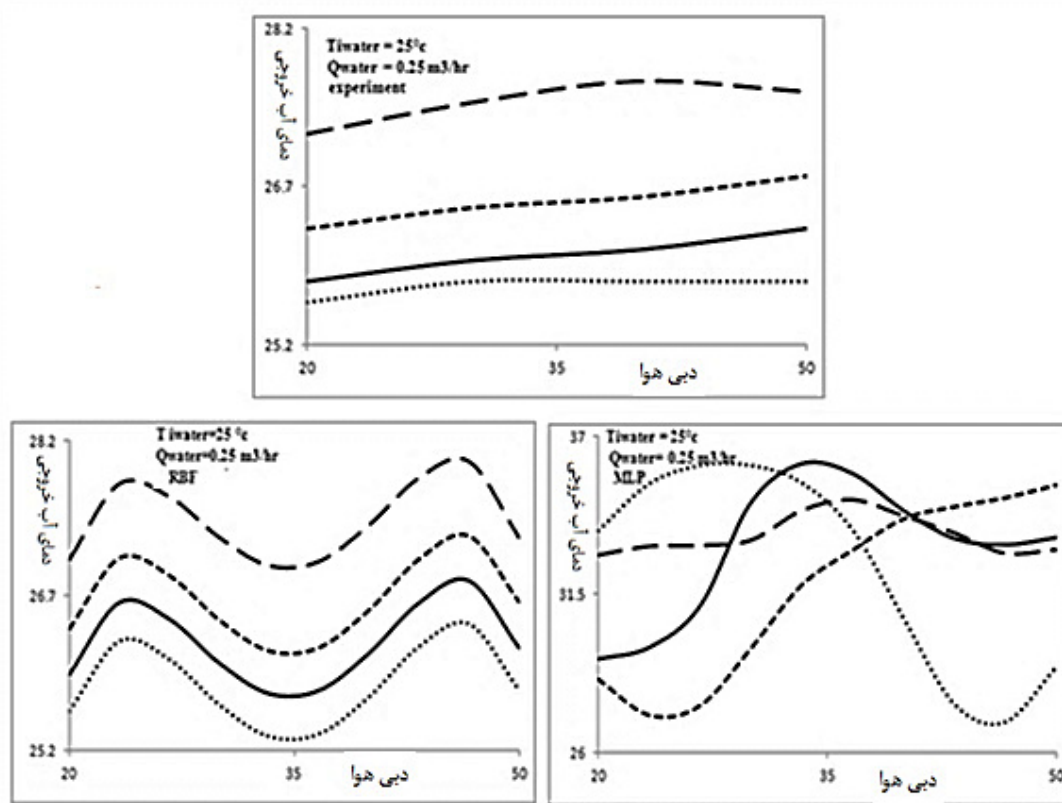


شکل ۱۸- منحنی عملکرد شبکه MLP برای کل داده‌ها

۸- تحلیل روند نتایج (Trend analysis)

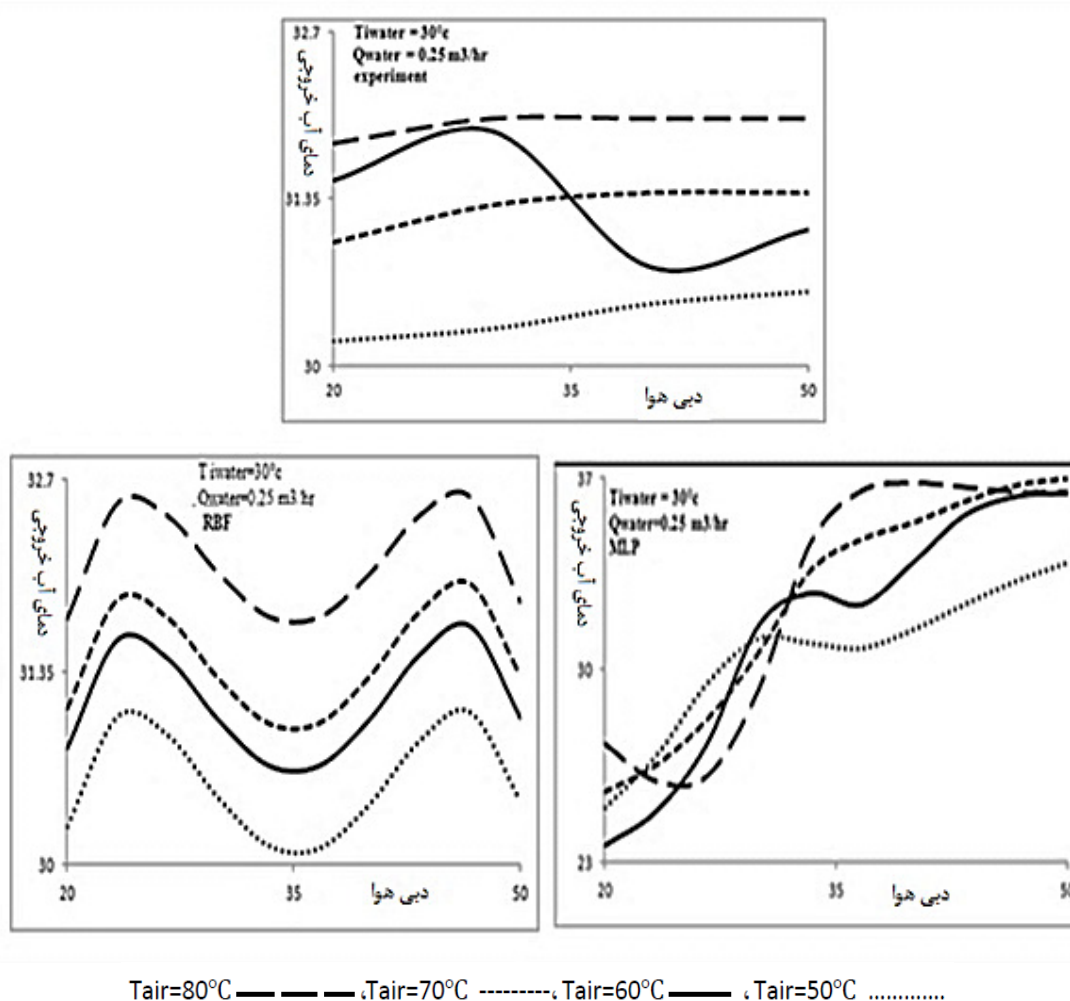
MLP بدترین خروجی شبکه را پیش‌بینی نموده است؛ که با توجه به نتایج قبلی و بهینه نشدن هیچ پارامتری در این شبکه، چنین رفتاری دور از انتظار نبود. اما شبکه RBF عملکرد مناسبی داشته و خروجی‌های منطقی‌ای در نمودارها نمایش داده شده است. در تحلیلی دیگر نمودار نتایج تجربی با انواع شبکه MLP و RBF در شکل ۲۰ مقایسه شده است. در این تحلیل شرایط آزمایش با دبی آب $0.25 \text{ m}^3/\text{hr}$ و دمای آب ورودی 30°C می‌باشد.

در شکل ۱۹ عملکرد انواع شبکه در مقایسه با نتایج تجربی موجود می‌باشد. در شکل، ۲۲ دمای آب خروجی بر حسب دبی هوا رسم شده است، این ترسیم در شرایط دبی آب $0.25 \text{ m}^3/\text{hr}$ و دمای آب ورودی 25°C صورت گرفته است. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود نتایج تجربی دارای منحنی‌های معقولی است. منحنی‌ها هیچ تداخلی با یکدیگر نداشته و نتایج حاصل از آزمایشات قابل قبول است. متعاقب آن برای این داده‌های معقول شبکه



Tair=80°C ———, Tair=70°C -----, Tair=60°C ———, Tair=50°C

شکل ۱۹- مقایسه نتایج انواع شبکه عصبی با نتایج آزمایشگاهی



شکل ۲۰- مقایسه نتایج انواع شبکه عصبی با نتایج آزمایشگاهی

ایجاد شده در آزمایشات تجربی را به خوبی تشخیص داده و پیش‌بینی مناسبی نسبت به این داده‌ها داشته باشد. بنابراین در این حالت نیز عملکرد شبکه RBF بهتر از شبکه MLP می‌باشد.

۹- نتیجه گیری

در این تحقیق دستگاهی با قابلیت انجام آزمایشات مربوط به انتقال جرم و انتقال حرارت همزمان ارائه شده است. آزمایشات انجام شده توسط این دستگاه با تغییر پارامترهای فرآیندی مانند دبی و دمای دو سیال آب و هوا

پیش‌بینی هر یک از انواع شبکه برای دمای آب خروجی باید به نوعی با نتایج تجربی هم‌خوانی داشته باشد و بتواند عملکرد بهتری را نسبت به نتایج تجربی ارائه نماید، زیرا این شبکه‌ها براساس داده‌های تجربی آموزش دیده‌اند.

در شکل ۲۰ در نمودار تجربی به جز درحالتی که دمای آب 60°C می‌باشد، در بقیه حالات هیچ نوسانی دیده نمی‌شود. شکل مربوط به شبکه MLP بدترین خروجی شبکه را ارائه نموده است، که باتوجه به پایه تئوری ضعیف و بهینه نشدن هیچ پارامتری در این شبکه، این چنین رفتاری دور از انتظار نیست. از مقایسه نتایج شبکه RBF کاملاً مشهود است که این شبکه داده‌ها را به صورت مناسب‌تری از هم تفکیک نموده است. زیرا توانسته خطای

امکان فیلتر نمودن نویز قادر به پیش‌بینی مناسبی نبوده و شبکه RBF به‌دلیل دارا بودن مبنای تئوری قوی‌تر و قابلیت تعمیم‌پذیری در حالت‌های مختلف آموزش و یادگیری دارای عملکرد مناسب‌تری است.

صورت گرفته است. از نتایج حاصل از ۲۵۶ آزمون در بررسی انواع شبکه عصبی مصنوعی مانند شبکه RBF و شبکه MLP و مقایسه عملکرد این شبکه‌ها با یکدیگر و با نتایج حاصل از آزمایشات استفاده شد. بررسی‌های انجام شده نشان می‌دهد که شبکه MLP به‌دلیل عدم

مراجع

- [1] Himmelblau, D.M., Hoskins, J.C. (1988). "Artificial neural network models of knowledge representation chemical engineering". *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 27, pp. 327-346.
- [2] Venkatasubramanian, V., Chan, K. (1989). "A neural network methodology for process fault diagnosis". *AIChE Journal*, Vol. 35, pp. 1993-2002.
- [3] Watanabe, K., Matsuura, I., Abe, M., Kubota, M., Himmelblau, D.M. (1989). "Incipient fault diagnosis of chemical engineering processes via artificial neural". Vol. 35, pp. 1803-1812.
- [4] Chan, W.M., Nascimento, C.A.O. (1994). "Use of neural networks for modeling of olefin polymerization in high pressure tubular reactors". *Journal of Applied Polymer Science*, Vol. 53, pp. 1277-1289.
- [5] Nascimento, C.A.O., Guardani, R., Giulietti, M. (1997). "Use of neural networks in the analysis of particle size distributions by laser diffraction". *Powder Technology*, Vol. 90, pp. 89-94.
- [6] Iliuta, I., Lavric, L. (1999). "Two-phase downflow and upflow fixed-bed reactors hydrodynamics modeling using artificial neural network", *Chem. Ind. Journal*, Vol. 53, No. 6, pp. 176-186.
- [7] Nascimento, C.A.O., Giudici, R., Guardani, R. (2000). "Neural network based approach for optimization of industrial chemical processes". *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 24, pp. 2303-2314.
- [8] Guardani, R., Onimaru, R.S., Crespo, F.C.A. (2001). "Neural network model for the on-line monitoring of a crystallization process". *Braz. J. Chem. Eng.*, Vol. 18, pp. 267-275.
- [9] Xie, G.N., Wang, Q.W., Zeng, M., Luo, L.Q. (2007). "Heat transfer analysis for shell-and-tube heat exchangers with experimental data by artificial neural networks approach". *Applied Thermal Engineering*, Vol. 27, No. 5, pp. 1096-1104.
- [10] Scalabrin, G., Condosta, M., Marchi, P. (2006). "Modeling flow boiling heat transfer of pure fluids through artificial neural networks". *International Journal of Thermal Sciences*, Vol. 45, pp. 643-663.
- [11] Movagharnjad, K., Nikzad, M. (2007). "Modeling of tomato drying using artificial neural network". *Computers and electronics in agriculture*, Vol. 59, No. 1, pp. 78-85.
- [12] Balcilar, M., Dalkilic, A.S., Wongwises, S. (2011). "Artificial neural network techniques for the determination of condensation heat transfer characteristics during downward annular flow of R134a inside a vertical smooth tube". *International Communications in Heat and Mass Transfer*, Vol. 38, No. 1, pp. 75-84.
- [13] Beigzadeh, R., Rahimi, M. (2012). "Prediction of heat transfer and flow characteristics in helically coiled tubes using artificial neural networks". *International Communications in Heat and Mass Transfer*, Vol. 39, pp. 1279-1285.
- [14] Matlab 7.0, "Neural Network Toolbox".

[۱۵] منهای، م.ب. (۱۳۸۱). "مبانی شبکه‌های عصبی هوش مصنوعی". مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.