

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



مرکز آموزشهای الکترونیکی

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی آب و محیط زیست

بررسی روندتغییرات آب‌دهی و رسوب رودخانه مارون و پیش‌بینی آنها با استفاده از شبکه

عصبی مصنوعی

نگارنده

بابک مجیدی کرائی

استاد راهنما :

دکتر صمد امامقلی زاده

استاد مشاور:

دکتر احمد احمدی

شهریور ۱۳۹۶

تقدیم به :

پدر،

مادر،

همسر

و

اساتیدم

که هر یک در مراحل از تحصیل مشوق
یاری گرم بودند .

سپاسگزاری:

پروردگارا تو همان کلامی در سکوت سنگین زندگی ، تو همان عشقی که عشق را برای ما آفریدی ، وجود ما را با خودت یکی نمودی و چه درمانده است قلبی که با عشق تو همراه نباشد. سپاس و ستایش بیکران یگانه معبود عرفان را که این فرصت را به بنده عطا نمود تا در دریای بیکران حکمتش غرق شده وبا تمام وجود بر عظمت و بزرگی اش صحه بگذارم.

از استاد راهنمای عزیز و بزرگووارم جناب آقای دکتر صمد امامقلی زاده که در طی انجام این تحقیق از رهنمودهای دلسوزانه و ارزشمند ایشان برخوردار و همواره مورد لطف بی شائبه ایشان بودم قدردانی می نمایم وهمچنین از دیگر اساتید عزیز که با مشاوره خود در این تحقیق اینجانب را همراهی نمودند و زحمات بسیاری را برای این جانب کشیده اند کمال تشکر را دارم.

تعهد نامه

اینجانب بابک مجیدی کرائی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد مهندسی رشته آب و محیط زیست دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه ی بررسی روندتغییرات آب‌دهی و رسوب رودخانه مارون و پیش‌بینی آنها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

تحت راهنمایی دکتر صمد امامقلی زاده و دکتر احمد احمدی متعهد می شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.

تاریخ ۱۳۹۷/۰۶/۱۹

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

هدف از این پایان نامه، بررسی آبدهی و رسوب رودخانه مارون - جراحی و پیش بینی آن ها به وسیله شبکه عصبی مصنوعی است. طول این رودخانه ۴۳۸ کیلومتر و ارتفاع آن در سرچشمه ۲۲۰۰ متر است. رودخانه جراحی از کوه‌های راه باریک و سفید و گل گیلک در ۵۳ کیلومتری شمال غربی یاسوج واقع در دهستان دروهان بویراحمد سردسیر سرچشمه گرفته و بنام رودخانه لوداب رو به سوی شمال غربی روان می‌شود. این رودخانه پس از دور زدن کوه دزدکوه در دامنه غربی با رودخانه قلات درهم می‌آمیزد و به سوی جنوب منحرف می‌گردد و به دهستان منصوره از شهرستان بهبهان وارد می‌شود و ضمن عبور از شمال دشت بهبهان با چندین ریزابه بزرگ و کوچک از جمله آب خروار مخلوط می‌گردد. این رودخانه در دامنه شرقی کوه عرلون با رودخانه بابا احمد مخلوط می‌شود و ضمن عبور از جنوب شهرستان رامهرمز با رودهای آب رازک و اعلا مخلوط می‌شود و از کنار شهر رامشیر بنام رودخانه جراحی وارد دهستان جراحی از شهرستان بندر ماهشهر می‌گردد و از ۱۷ کیلومتری شمال بندر ماهشهر عبور می‌کند و به سوی شمال غربی متوجه می‌شود و به خلیج فارس سرازیر می‌گردد. حوضه آبریز رودخانه های جراحی و زهره از دو زیر حوضه مستقل و جدا از یکدیگر که در مجاورت هم واقع شده‌اند تشکیل گردیده که این دو زیر حوضه به دلیل مشابهت هایی که با یکدیگر دارند در قالب یک واحد دیده شده‌اند. برای بررسی آبدهی رودخانه مارون از اطلاعات هیدرومتری ۱۰ ایستگاه منتخب در طول رودخانه استفاده شده است. دو آزمون من کندال و تخمین گر سن که جزء متداول ترین روش های ناپارامتری به شمار می‌روند، جهت تحلیل روند آبدهی در مقیاس سالانه به کار گرفته شدند. ۱۰ ایستگاه سینوپتیکی واقع در حوزه زهره - جراحی که در بازه زمانی ۱۳۴۵ تا ۱۳۹۲ دارای آمار بودند انتخاب شده و دو آزمون فوق بر روی داده های آن ها اعمال گردید، و نتایج حاصل از این دو روش با هم مورد مقایسه قرار گرفتند. نتایج نشان داد که کارایی دو روش فوق در تحلیل روند آبدهی و رسوب در بیشتر موارد شبیه به هم است و نشان دهنده وجود روند کاهشی معنی دار برای

آبدهی در این ایستگاه ها بود. در تحقیق حاضر به منظور پیش بینی و برآورد دبی رودخانه مارون از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. داده های مورد استفاده شامل دبی، بارش و درجه حرارت سالانه و ماهانه و آمار بارش ماهانه ایستگاه مورد مطالعه بودند که از سازمان مدیریت منابع آب کشور جمع آوری شدند. به منظور مدل سازی دبی به روش شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزار qnet 2000 استفاده شده است. برای مدل سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی سه حالت در نظر گرفته شد: الف- بررسی تأثیر توابع محرک در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، ب- بررسی تأثیر لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، ج- بررسی تأثیر تعداد داده های ورودی بر روی یادگیری شبکه عصبی مصنوعی. نتایج این تحقیق نشان داد از میان مدل های شبکه عصبی مصنوعی، مدل شبکه عصبی با تابع محرک گوس و تعداد لایه های میانی برابر ۳ با بیشترین ضریب همبستگی در مراحل آموزش و صحت سنجی به ترتیب برابر ۰/۶۱۷ و ۰/۶۳۳ به عنوان مدل برتر در پیش بینی و برآورد دبی رودخانه مارون تشخیص داده شد.

کلمات کلیدی: آزمون من کندال، شبکه عصبی مصنوعی، آبدهی، رودخانه مارون،

حوضه زهره - جراحی

لیست مقالات استخراج شده از این پایان نامه عبارتند از:

بررسی روند تغییرات آبدهی رودخانه مارون در محل ایستگاه ایدنک به روش TFPW-MK
اولین کنفرانس بین المللی آب، محیط زیست و توسعه پایدار، گروه مهندسی عمران،
دانشکده فنی، دانشگاه محقق اردبیلی، ۶ تا ۸ مهر ۱۳۹۵

فهرست مطالب

۱	فصل اول کلیات تحقیق
۲	۱-۱ بیان مسئله
۳	۲-۱ اهداف تحقیق
۴	۳-۱ تشریح محدوده مطالعاتی
۶	۴-۱ روش انجام تحقیق
۷	۵-۱ سازمان بندی پایان نامه
۹	فصل دوم مروری بر مطالعات گذشته
۱۰	۱-۲ سابقه مطالعات روش نا پارامتری من کندال
۱۶	۲-۲ سابقه استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی
۲۳	فصل سوم مواد و روش ها
۲۴	۱-۳ منطقه مورد مطالعه
۲۶	۲-۳ سیستم رودخانه ای
۳۱	۳-۳ ایستگاه های مورد مطالعه
۳۵	۴-۳ تجزیه و تحلیل داده ها
۳۵	۱-۴-۳ تصادفی بودن داده ها
۳۶	۲-۴-۳ بررسی همگنی ایستگاه ها
۳۶	۱-۲-۴-۳ آزمون همگنی به روش بیشینه ورسلی
۳۸	۵-۳ طبیعی سازی آبدهی
۳۸	۱-۵-۳ طبیعی سازی آبدهی با حذف روند (Trend)
۳۹	۲-۵-۳ طبیعی سازی آبدهی با افزایش مصارف خالص
۳۹	۶-۳ آزمون روند
۴۱	۱-۶-۳ آزمون من کندال
۴۳	۲-۱-۶-۳ آزمون منکندال بر روی سری زمانی پیش سفید شده به روش وان استورچ (PW-MK)
۴۴	۳-۱-۶-۳ آزمون منکندال بر روی سری زمانی با انجام اصلاح در واریانس داده ها (VCA)
۴۴	۴-۱-۶-۳ آزمون منکندال بر روی سری زمانی پیش سفید شده به روش TFPW
۴۶	۷-۳ شبکه عصبی مصنوعی
۴۷	۱-۷-۳ مفهوم شبکه عصبی مصنوعی
۴۹	۲-۷-۳ توابع محرک
۵۱	۲-۷-۳ ساختار شبکه های عصبی
۵۳	۳-۷-۳ الگوریتم پس انتشار خطا
۵۴	۴-۷-۳ شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

۵۶.....	۵-۷-۳ الگوریتم مدل سازی با استفاده از شبکه های عصبی
۵۷.....	۶-۷-۳ پارامتر های موثر در مدل سازی شبکه های عصبی
۵۸.....	۷-۷-۳ معرفی نرم افزار Qnet 2000
۵۹.....	۸-۷-۳ اجرا و سامان دهی Qnet 2000
۶۰.....	۹-۷-۳ توابع انتقال مورد استفاده در Qnet 2000
۶۳.....	۱۰-۷-۳ داده های آموزش
۶۵.....	فصل چهارم تحلیل داده ها
۶۶.....	۱-۴ مقدمه
۶۶.....	۲-۴ آبدهی
۶۶.....	۱-۲-۴ تکمیل و تطویل آمار آبدهی ماهانه ایستگاه ها
۷۰.....	۳-۴ آزمون روند
۷۱.....	۱-۳-۴ روند تغییرات ایستگاه ها در مقیاس سالیانه، فصلی و ماهانه
۷۱.....	۱-۱-۳-۴ ایستگاه ایدنک
۷۳.....	۲-۱-۳-۴ ایستگاه تنگ تکاب
۷۴.....	۳-۱-۳-۴ ایستگاه جوکنک
۷۵.....	۴-۱-۳-۴ ایستگاه گرگر
۷۶.....	۲-۳-۴ روند تغییرات آبدهی رودخانه مارون در مقیاس سالانه
۷۸.....	۳-۳-۴ روند تغییرات آبدهی رودخانه مارون در مقیاس ماهانه
۸۰.....	۱-۴ نتایج حاصل از مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی دبی رودخانه مارون
۹۲.....	۲-۱-۴ ایستگاه تنگ تکاب
۹۹.....	۳-۱-۴ ایستگاه گرگر
۱۰۵.....	۴-۱-۴ ایستگاه جوکنک
۱۱۱.....	فصل پنجم نتایج
۱۱۲.....	۱-۵ نتایج
۱۱۲.....	۱-۱-۵ روش نا پارامتری من کندال
۱۱۳.....	۲-۱-۵ آبدهی
۱۱۵.....	۲-۵ مدل شبکه عصبی مصنوعی
۱۱۹.....	منابع

فهرست جدول ها :

- جدول ۱-۳ مشخصات ایستگاه هیدرومتری واقع در حوضه مطالعاتی رودخانه های زهره و جراحی ۳۲
- ادامه جدول ۱-۳ مشخصات ایستگاه هیدرومتری واقع در حوضه مطالعاتی رودخانه های زهره و جراحی ۳۳
- جدول ۲-۳ مشخصات ایستگاه های مبنا ۳۴
- جدول ۳-۳ جدول مقادیر بحرانی W ۳۷
- جدول ۴-۳ توابع محرک با علائم قراردادی ۴۹
- جدول ۱-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب سالانه و فصلی ایستگاه ایدنک در مقیاس ۵ درصد... ۷۲
- جدول ۲-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب ماهانه ایستگاه ایدنک در مقیاس ۵ درصد ۷۳
- جدول ۳-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب سالانه و فصلی ایستگاه تنگ تکاب در مقیاس ۵ درصد ۷۳
- جدول ۴-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب ماهانه ایستگاه تنگ تکاب در مقیاس ۵ درصد ۷۴
- جدول ۵-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب سالانه و فصلی ایستگاه جوکنک در مقیاس ۵ درصد ۷۵
- جدول ۶-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب ماهانه ایستگاه جوکنک در مقیاس ۵ درصد ۷۵
- جدول ۷-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب سالانه و فصلی ایستگاه گرگر در مقیاس ۵ درصد ۷۶
- جدول ۸-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب ماهانه ایستگاه گرگر در مقیاس ۵ درصد ۷۶
- جدول ۹-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب فصلی و سالانه رودخانه مارون در مقیاس ۵ درصد .. ۷۷
- جدول ۱۰-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب ماهانه رودخانه مارون در مقیاس ۵ درصد ۷۹
- جدول ۹-۴ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای داده های ورودی بارش و دما ۸۲
- جدول ۱۶-۴ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع سکانت هیپربولیک برای داده های ورودی بارش و دما ۸۶
- جدول ۱۱-۴ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای داده های ورودی بارش ایستگاه های مختلف ۸۹
- جدول ۱۲-۴ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع سیگموئید برای داده های ورودی بارش و دما ۹۲
- جدول ۱۳-۴ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای داده های ورودی بارش و دما ۹۳
- جدول ۱۴-۴ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع سیگموئید برای داده های ورودی بارش و دما ۹۹
- جدول ۱۵-۴ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای داده های ورودی بارش و دما ۱۰۰
- جدول ۱۶-۴ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع سیگموئید برای داده های ورودی بارش و دما ۱۰۵
- جدول ۱۷-۴ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای داده های ورودی بارش و دما ۱۰۷

فهرست شکل ها

- شکل ۱-۱ موقعیت حوضه مطالعاتی رودخانه های زهره و جراحی ۶
- شکل ۱-۳ موقعیت حوضه مطالعاتی رودخانه های زهره و جراحی ۲۵
- شکل ۲-۳ شبکه هیدروگراف رودخانه جراحی ۲۹
- شکل ۳-۳ شبکه هیدروگراف رودخانه زهره ۳۰
- شکل ۱-۳ جزئیات يك نرون با بردار هاي ورودی و خروجی آن ۴۸
- شکل ۲-۳ نمودار تابع انتقال Hard limit ۵۰
- شکل ۳-۳ نمودار تابع انتقال خطی ۵۰
- شکل ۴-۳ نمودار تابع انتقال log sigmoid ۵۱
- شکل ۵-۳ شبکه تک لایه با S نرون ۵۱
- شکل ۶-۳ طراحی توپولوژی شبکه های عصبی مصنوعی ۵۳
- شکل ۷-۳ تابع های انتقال نرم افزار در محیط نرم افزار Qnet ۶۱
- شکل ۸-۳ سیگنال خروجی نرمال شده از هر گره توسط تابع های انتقال پیش فرض نرم افزار ۶۱
- شکل ۹-۳ نتیجه آموزش شبکه در محیط نرم افزار Qnet ۶۲
- شکل ۱-۴ روند آبدهی سالانه ایستگاه ایدنک ۶۷
- شکل ۲-۴ روند آبدهی سالانه ایستگاه تنگ تکاب ۶۸
- شکل ۳-۴ روند آبدهی سالانه ایستگاه جوکنک ۶۸
- شکل ۴-۴ روند آبدهی سالانه ایستگاه گرگر ۶۹
- شکل ۵-۴ روند آبدهی سالانه ایستگاه گرگر بعد از طبیعی سازی ۶۹
- شکل ۶-۴ روند آبدهی سالانه ایستگاه تنگ تکاب بعد از طبیعی سازی ۷۰
- شکل ۷-۴ روند آبدهی سالانه ایستگاه ایدنک ۷۲
- شکل ۸-۴ نمودار جعبه و خط برای روند جریان در مقیاس فصلی برای رودخانه مارون ۷۸
- شکل ۹-۴ نمودار جعبه و خط برای روند جریان در مقیاس ماهانه برای رودخانه مارون ۸۰
- شکل ۱۰-۴ الگوریتم طراحی شبکه عصبی مصنوعی برای حالت اولیه ۸۳
- شکل ۱۱-۴ نتایج کلی مربوط به ایستگاه ایدنک ۸۳
- شکل ۱۲-۴ برآزش بین داده های معرفي شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرك سکانت هیپربولیک ۸۴
- شکل ۱۳-۴ مقایسه بین آبدهی معرفي شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرك سکانت هیپربولیک (دبی متر مکعب بر ثانیه) ۸۴
- شکل ۱۴-۴ برآزش بین داده های معرفي شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرك سکانت هیپربولیک ۸۵
- شکل ۱۵-۴ مقایسه بین آبدهی معرفي شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی با تابع محرك سکانت هیپربولیک (دبی متر مکعب بر ثانیه) ۸۵
- شکل ۱۶-۴ الگوریتم طراحی شبکه عصبی مصنوعی برای حالت نهایی ۸۷
- شکل ۱۷-۴ وزن لایه ها و گره ها ۸۷
- شکل ۱۸-۴ درصد تاثیر لایه های میانی در مرحله آموزش ۸۸
- شکل ۱۹-۴ درصد تاثیر لایه های میانی در مرحله صحت سنجی ۸۸
- شکل ۲۰-۴ نتایج مدل برای داده های ورودی بارش ۹۰
- شکل ۲۱-۴ الگوریتم طراحی مدل برای داده های ورودی بارش ۹۰

- شکل ۲۲-۴ مقایسه بین آبدھی معرفي شده به مدل و خروجي از آن در مرحله یاد گیری با تابع محرك سيگموئيد (دبی متر مکعب بر ثانيه) ۹۱
- شکل ۲۳-۴ میزان تاثیر گذاري داده های ورودی بر روی لایه خروجی ۹۱
- شکل ۲۴-۴ نتایج تابع سيگموئيد برای حالت آموزش شبکه ۹۴
- شکل ۲۵-۴ مقایسه دبی ورودی به مدل و خروجی از آن در مرحله آموزش ۹۴
- شکل ۲۶-۴ نتایج تابع سيگموئيد برای صحت سنجی مدل ۹۵
- شکل ۲۷-۴ مقایسه دبی ورودی به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت سنجی ۹۵
- شکل ۲۸-۴ الگوریتم طراحی شبکه عصبي مصنوعی برای حالت نهایی ۹۶
- شکل ۲۹-۴ نتایج مدل در حالت آموزش برای ایستگاه تنگ تکاب ۹۷
- شکل ۳۰-۴ مقایسه بین دبی ورودی و دبی خروجی مدل ۹۷
- شکل ۳۱-۴ تاثیر لایه ورودی بر لایه خروجی ۹۸
- شکل ۳۲-۴ وزن لایه ها و گره های میانی ۹۸
- شکل ۳۳-۴ نتایج صحت سنجی مدل ۹۹
- شکل ۳۴-۴ نتایج مدل در حالت آموزش برای ایستگاه گرگر ۱۰۱
- شکل ۳۵-۴ نتایج مدل در حالت صحت سنجی برای ایستگاه گرگر ۱۰۱
- شکل ۳۶-۴ نتایج مدل در حالت آموزش برای ایستگاه گرگر ۱۰۲
- شکل ۳۷-۴ نتایج مدل در حالت صحت سنجی برای ایستگاه گرگر ۱۰۳
- شکل ۳۸-۴ مقایسه بین دبی ورودی به مدل و دبی پیش بینی توسط مدل ۱۰۴
- شکل ۳۹-۴ تاثیر داده های ورودی بر روی لایه خروجی ۱۰۴
- شکل ۴۰-۴ نتایج مدل در حالت آموزش برای ایستگاه جوکنک ۱۰۶
- شکل ۴۱-۴ نتایج مدل در حالت صحت سنجی برای ایستگاه جوکنک ۱۰۷
- شکل ۴۲-۴ نتایج مدل در حالت آموزش برای ایستگاه جوکنک ۱۰۸
- شکل ۴۳-۴ نتایج مدل در حالت صحت سنجی برای ایستگاه جوکنک ۱۰۹
- شکل ۴۴-۴ تاثیر داده های ورودی بر روی لایه خروجی ۱۰۹
- شکل ۴۵-۴ مقایسه بین دبی ورودی به مدل و دبی پیش بینی توسط مدل ۱۱۰

فصل اول

کلیات تحقیق

۱-۱ بیان مسئله

عوامل هیدرولوژیکی به طور مستقیم یا غیر مستقیم در میزان و نوع جریان آبهای زیرزمینی و سطحی دخالت دارد. همچنین نتایج مطالعات هیدرولوژیکی در مطالعات مدیریت منابع آب، احداث و طراحی سدها و سرریز اضطراری سدها و برآورد عمر مفید سدها و طراحی هیدرولیکی سازه های انتقال آب و... مورد استفاده قرار می گیرد. اساس بسیاری از تصمیم گیری ها در فرآیند های هیدرولوژیکی و تصمیمات بهره برداری از منابع آب بر پایه پیش بینی و تحلیل سری های زمانی می باشد. بسیاری از مسائل در بحث آب و رودخانه نیاز به پیش بینی سری زمانی جریان رودخانه و داده های هواشناسی از قبیل درجه حرارت و بارش می باشد. از سوی دیگر کمبود اطلاعات در بسیاری از زمینه ها و تحلیل های فرآیند های هیدرولوژیکی، منجر به ارائه روش هایی جهت تولید اطلاعات مصنوعی از روی اطلاعات مشاهداتی شده است. در سال های اخیر ترکیب مدل های مفهومی و مدل های آماری اساس بسیاری از روش های پیش بینی و تحلیل سری های هیدرولوژیکی بوده است. اغلب متغیر های هیدرولوژیکی مانند دما و بارش فرآیند های فیزیکی هستند و نسبت به زمان و مکان تغییر می کنند و برای بررسی رفتار این پدیده ها باید تغییرات آن ها طی یک زمان مشخص ثبت شود. به این دلیل محققین از روش های ناپارامتری جهت بررسی روند این متغیر ها استفاده می کنند. اصولاً وجود روند در سری های زمانی هیدرولوژیکی، ممکن است ناشی از تغییرات تدریجی طبیعی و تغییر اقلیم یا اثر فعالیت های انسانی باشد. اثبات وجود روند معنی دار در یک سری زمانی به تنهایی نمی تواند دلیلی قاطع بر وقوع تغییر اقلیم در یک منطقه باشد بلکه فرض رخداد آن را تقویت می نماید. به دلیل ذات متغیر جریان رودخانه و بخصوص شرایط آب و هوایی خاص کشور ما، از این رو تخمین و پیش بینی زمان و مقدار سیل و مهار آب های سطحی از اهمیت خاصی برخوردار است. با توجه به کاربرد فراوان سری های زمانی هیدرولوژیکی نظیر تبخیر، دبی چشمه ها و نظایر آن در مطالعات و برنامه ریزی های مدیریتی در بسیاری از علوم نظیر کشاورزی، هیدرولوژی، هیدروژئولوژی در مناطقی که با کمبود داده های تاریخی از این سری ها مواجه ایم، استفاده از مدل سازی سری های زمانی بسیار مفید و

ارزشمند می باشد. برای پیش بینی جریان و دبی رودخانه ها از پیش بینی هیدرولوژیکی استفاده می شود که به خاطر نوع متغیر ها با پیش بینی هواشناسی متفاوت است. اما روشی که در سال های اخیر مورد توجه مهندسين هیدرولوژی قرار گرفته است، استفاده از روش شبکه های عصبی مصنوعی می باشد که در این پایان نامه مورد استفاده قرار گرفته است. شبکه عصبی که از مجموع نورون ها تشکیل می شود یک سیستم پیچیده و غیر خطی خواهد بود که قابلیت یادگیری در آن با استفاده از تنظیم پارامترهای موجود در شبکه انجام می گیرد استفاده از این روش در حال حاضر به نحو گسترده ای در کلیه شاخه های علوم مهندسی از جمله مهندسی آب کاربرد زیاد دارد. شبکه عصبی مصنوعی نوعی پردازشگر اطلاعات است که در آن سعی می شود با معرفی درصدی از داده های ورودی به آن، مدل آموزش دیده و سپس نحوه عملکرد سیستم در حافظه آن ذخیره شده و در نهایت از مابقی داده ها برای سنجش قدرت یادگیری مدل و یا به عبارت دیگر سنجش صحت کار مدل استفاده می گردد. پس از آموزش مدل و اطمینان از صحت کار آن، مدل برای مواردی که قبلاً با آن مواجه نشده است استفاده می گردد.

۱-۲ اهداف تحقیق

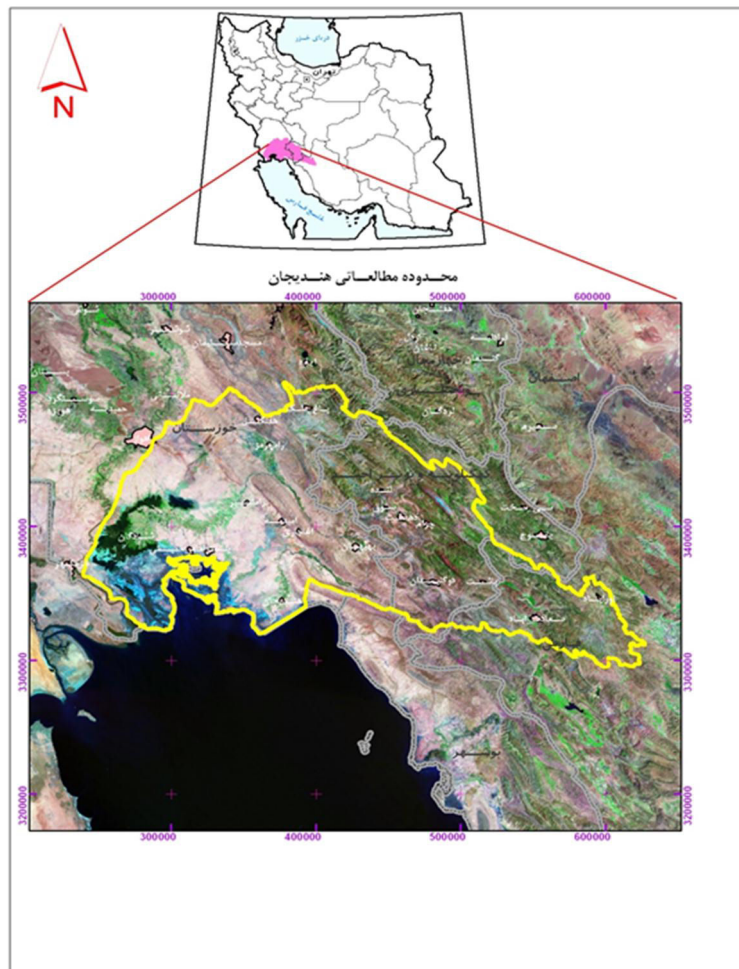
با توجه به شرایط اقلیمی حوضه رودخانه های زهره و جراحی و مرزی بودن رودخانه، مطالعات هیدرولوژی و تعیین پتانسیل آبدهی رودخانه های زهره و جراحی جهت مدیریت آب های خروجی از حوضه مطالعاتی و برنامه ریزی های کلان منابع آب از اهمیت بالایی برخوردارست. در این تحقیق سعی بر این است که با استفاده از داده های ایستگاه های هیدرومتری واقع در حوضه آبریز زهره - جراحی، مقدار دبی و رسوب با استفاده از روش نا پارامتری من کندال پیش سفید شده تحلیل روند شود و سپس داده های آن ها توسط شبکه عصبی مصنوعی به وسیله نرم افزار کیونت ۲۰۰۰ پیش بینی گردد. برای تحلیل روند دبی و رسوب از داده های ماهانه و سالیانه ایستگاه ها استفاده شده است

و برای پیش بینی دبی توسط شبکه عصبی مصنوعی، از داده های ماهانه دبی، دما و بارش سالیانه برای سال های آبی مشترک استفاده گردید.

۱-۳ تشریح محدوده مطالعاتی

رودخانه مارون در شهرستان های کهگیلویه و بوهمیان، و رودخانه جراحی در شهرستان های رامهرمز و بندر ماهشهر جاری است. طول این رودخانه ۴۳۸ کیلومتر و ارتفاع آن در سرچشمه ۲۲۰۰ متر است. رودخانه جراحی از کوه های راه باریک و سفید و گل گیلک در ۵۳ کیلومتری شمال غربی یاسوج واقع در دهستان دروهان بویراحمد سردسیر سرچشمه گرفته و بنام رودخانه لوداب رو به سوی شمال غربی روان می شود. این رودخانه پس از پیمودن دامنه های شمال شرقی و شمال کوه نیل با آب خرکس و آب شور مخلوط می شود و به دهستان طبیعی گرمسیری از شهرستان کهگیلویه وارد می گردد. در این دهستان نخست با رودخانه چاروساق مخلوط می شود و بنام رودخانه مارون بسوی روستا های کلات، تراب و تخت دراز روان می شود و پس از دور زدن کوه دزدکوه در دامنه غربی با رودخانه قلات درهم می آمیزد و به سوی جنوب منحرف می گردد و به دهستان منصوری از شهرستان بوهمیان وارد می شود و ضمن عبور از شمال دشت بوهمیان با چندین ریزابه بزرگ و کوچک از جمله آب خروار مخلوط می گردد. این رودخانه در دامنه شرقی کوه عرلون با رودخانه بابااحمد مخلوط می شود و ضمن عبور از جنوب شهرستان رامهرمز با رودهای آب رازک و اعلا مخلوط می شود و پس از طی دهستان خلف آباد از کنار شهر رامشیر بنام رودخانه جراحی وارد دهستان جراحی از شهرستان بندر ماهشهر می گردد و از ۱۷ کیلومتری شمال بندر ماهشهر عبور می کند و به سوی شمال غربی متوجه می شود و به شاخه های متعددی چون نهر قطر تقسیم می گردد و پس از درهم آمیختن با رودخانه گاهن به هور شادگان و در مواقع پر آبی به خلیج فارس سرازیر می گردد. از نظر تقسیم بندی هیدرولوژیکی، حوضه آبریز جراحی - زهره بخشی از حوضه آبریز خلیج فارس بوده و در تقسیم بندی های دفتر مطالعات پایه منابع آب با کد ۲۴ مشخص شده است. زیر حوضه جراحی با مساحت ۲۵۳۱۴ کیلومتر مربع از

سمت غرب و شمال به حوضه آبریز رودخانه کارون محدود بوده و از سمت شرق حوضه آبریز رودخانه زهره آن را محدود می نماید، زیر حوضه زهره که در پایاب به نام هندیجان مشهور است دارای مساحتی برابر ۱۵۴۳۱ کیلومتر مربع می باشد که حوضه آبریز رودخانه های جراحی، کارون، کر، قره آغاج، شاپور و مسیل های دیلم و گناوه آن را محدود نموده اند. به طور کلی هر دو زیر حوضه در دامنه های جنوبی زاگرس میانی واقع شده و بین مختصات جغرافیایی ۱۸-۴۸ تا ۱۹-۵۲ درجه طول شرقی و ۰۰-۳۰ تا ۴۲-۳۱ درجه عرض شمالی محصور شده اند. مجموع مساحت حوضه آبریز معادل ۴۰۷۴۴/۴ کیلومتر مربع است که ۵۲ درصد آن را کوهستان و ۴۸ درصد آن را دشت و کوهپایه تشکیل می دهد. قسمت اعظم آنها جزء جلگه خوزستان است. در شکل شماره ۱-۱ موقعیت مکانی حوضه نسبت به کل کشور نشان داده شده است.



شکل ۱-۱ موقعیت حوزه مطالعاتی رودخانه های زهره و جراحی

۴-۱ روش انجام تحقیق

روش انجام تحقیق، شامل بررسی مطالعات قبلی انجام شده در منطقه و دیگر نقاط جهان در ارتباط با موضوع تحقیق، تعیین ایستگاه هیدرومتری بر روی رودخانه مورد نظر، دریافت داده های خام دبی، بارش و دمای روزانه ایستگاه های هیدرومتری و همچنین بارش های روزانه ایستگاه ها از شرکت مدیریت منابع آب کشور، پردازش و تجزیه و تحلیل داده ها، انجام مدل سازی های مورد نظر روی داده ها، جمع بندی اطلاعات و ارائه نتایج به دست آمده می باشد.

۱-۵ سازمان بندی پایان نامه

چگونگی انجام و نتایج این تحقیق در ۵ فصل سازمان بندی گردیده که به ترتیب ذیل می باشد:

فصل اول: کلیات تحقیق

فصل دوم: مروری بر مطالعات گذشته

فصل سوم: مواد و روش ها

فصل چهارم: نتایج حاصل از مدل ها

فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهاد ها

در قسمت انتهایی پایان نامه، منابع مورد استفاده آورده شده است.

فصل دوم

مروری بر مطالعات گذشته

مقدمه

در این بخش ابتدا به مطالعاتی که محققین در ارتباط با تغییر روند در داده های هواشناسی نظیر بارش و درجه حرارت، آبدهی رودخانه ها و تغییرات اقلیمی به روش نا پارامتری من کندال پرداخته اند اشاره میکنیم. سپس تحقیقاتی که با روش من کندال اصلاح شده انجام شده و در نهایت مطالعات و تحقیقات در مورد شبکه عصبی مصنوعی ارائه می شود.

۱-۲ سابقه مطالعات روش نا پارامتری من کندال

محققین بسیاری در داخل و خارج کشور موضوع روند داده های اقلیمی را مورد بررسی قرار داده اند. همچنین مقالاتی در مورد بررسی روند آبدهی در ایستگاه های هیدرومتری نگاشته شده اند که البته از نظر تعداد بسیار کمتر از دسته اول می باشند. لذا موضوع مقایسه روند بین این دو گروه داده با بررسی روند تغییرات تراز آب زیرزمینی در دشتهای در نوع خود موضوع جدیدی است که بررسی بیشتری را در آینده می طلبد.

کمالی (۱۳۷۵) در یک بررسی که روی روند ده ساله بارندگی ایستگاه های مختلف ایران طی دوره آماری ۱۳۶۵-۱۳۷۵ انجام داد به این نتیجه رسید که روند بارندگی در برخی از نقاط کاهش و در برخی دیگر افزایشی بوده است. او نشان داد که روند افزایشی در ایران از فراوانی بیشتری نسبت به روند کاهش بر خوردار بوده است.

علیجانی (۱۳۷۸) بارش سالانه را طی سال های ۱۹۹۶-۱۸۹۴ در دو ایستگاه تهران و بوشهر بررسی نموده است. روش های زنجیره مارکوف، اتورگرسیو، تحلیل طیفی و آزمون من کندال مورد استفاده قرار گرفته است و هیچگونه روندی دیده نشده و ضریب تغییرپذیری طی ۱۰۳ سال ۳۰ درصد بوده که تقریباً ثابت است و خشکسالی ۱۳۷۷ صرفاً یک رویداد تصادفی در سری زمانی بارش بوده است.

جاوری (۱۳۸۲) به بررسی تغییرات زمانی دما و بارش ایران با استفاده از آزمونهای آماری در قالب مدل‌های ثابت و متغیر پرداخت و نشان داد که تغییرات زمانی دما و بارش در ایران از تنوع چشمگیری برخوردار بوده و این تغییرات در قالب حرکات تصادفی، تغییرات رونددار، نوسانات فصلی و تغییرات دوره‌ای ظاهر می‌شوند. بر همین اساس او به لحاظ تغییرات زمانی دما و بارش، ایران را به پنج پهنه مختلف تقسیم نمود. روشنی (۱۳۸۲) به بررسی چند پارامتر اقلیمی مناطق ساحلی دریای خزر در دوره ۱۹۹۴-۱۹۵۵ با استفاده از روش ناپارامتری من- کندال پرداخت. کاویانی و عساکره (۱۳۸۲) تحلیل روند بارش در ایستگاه اصفهان را در یک دوره آماری ۱۰۳ ساله با استفاده از روشهای پارامتری و ناپارامتری به انجام رساندند. نتایج حاصله وجود روند را توسط هیچ کدام از روش‌های بکار گرفته شده به تأیید نرساند. خلیلی و بذرافشان (۱۳۸۳) روند تغییرات بارندگی‌های سالانه، فصلی و ماهانه پنج ایستگاه قدیمی ایران در طی دوره ۱۰۸ ساله ۲۰۰۱-۱۸۹۳ را با روش ناپارامتری تی- استیودنت و روش پارامتری من- کندال مورد بررسی قرار دادند. نتایج حاصله وجود هیچ نوع روند معنی‌داری را در سری‌های بارش سالانه در ایستگاه‌های مورد مطالعه تأیید نکرد اما در سری‌های بارش فصلی، هم روند افزایشی و هم روند کاهش‌ی قابل مشاهده بود. محمدی و تقوی (۱۳۸۴) به بررسی روند شاخص‌های حدی دما و بارش در ایستگاه تهران در دوره آماری ۲۰۰۳-۱۹۵۱ بر اساس سری‌های زمانی روزانه پرداختند و از مطالعه توزیع دنباله‌های حد‌های گرم و سرد نتیجه گرفتند که روند دمای حداقل و دمای متوسط روزانه افزایشی است اما روند افزایشی دمای حداکثر شیب کمتری دارد.

مجید زاهدی و همکاران (۱۳۸۶)، به تحلیل تغییرات زمانی- مکانی دمای منطقه شمال غرب ایران پرداختند. در این تحقیق از ۱۹ ایستگاه سینوپتیک منطقه که دارای دوره‌ی آماری کامل تری بوده‌اند، استفاده شده است. در این مطالعه علاوه بر استفاده از روش پارامتری رگرسیون خطی با توجه به ماهیت غیرخطی بودن عناصر اقلیمی از روش ناپارامتری من- کندال بهره گرفته شده است. نتایج مأخوذه نشان می‌دهد که شمال غرب ایران در دوره‌ی آماری مورد مطالعه منطقه‌ی همگنی از لحاظ

دمایی نبوده و متوسط دمای سالانه با ارتفاع رابطه‌ی معکوس و معنی داری داشته است. نتایج نشان می‌دهد، دوره میانگین دمای سالیانه در بیشتر مناطق شمال غرب به تدریج افزایش یافته است.

رضایی بنفشه و همکاران (۱۳۹۰) به بررسی دما و بارش های روزانه حدی در دریاچه ارومیه پرداختند. در این تحقیق داده های درجه حرارت حداکثر، حداقل و بارندگی روزانه ۴ ایستگاه طی دوره ۲۰۰۶-۱۹۸۴ مورد بررسی قرار گرفت. تعیین روند داده ها به وسیله روش ناپارامتری من کندال انجام گرفت و به این نتیجه رسیدند که شرایط اقلیمی طی دوره مورد مطالعه در منطقه تغییر پیدا کرده است و شب ها و روز های سرد کاهش معنا دار و شب ها و روز های تابستانی افزایش معنی داری پیدا کرده اند. همچنین تعداد روزهای بارانی، میانگین بارندگی سالانه و تعداد روزهای بارندگی سنگین نیز کاهش معنی داری پیدا کرده است.

جهانبخش اصل و همکاران (۱۳۹۰)، در تحلیل بارندگی حوضه سفید رود از روش من کندال استفاده کردند در این تحقیق، اطلاعات بارش شش ایستگاه سینوپتیک در دو سطح ۹۵ و ۹۹ درصد مورد ارزیابی قرار گرفت که دو ایستگاه دارای روند منفی معنی دار و بقیه ایستگاه ها در هیچ سطحی معنی داری نداشتند.

نساجی زواره و همکاران (۱۳۹۳) در بررسی روند آبدهی رودخانه کسلیان از روش من کندال و تایل سن استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که روش من کندال دارای نتایج بهتری است و روند آبدهی در رودخانه کسلیان را مورد بررسی قرار دارند.

کتیرایی بروجردی و همکاران (۱۳۸۴) روند تغییرات روزانه بارندگی ۳۸ ایستگاه ایران در دوره ۲۰۰۱-۱۹۶۰ را بررسی نمودند. در این تحقیق از روش پارامتری حداقل مربعات خطا و روش ناپارامتری من کندال جهت تحلیل روند بارش کل سالانه، تعداد روز های بارانی و شدت بارش روزانه استفاده شد. نتایج حاصله نشان دهنده وقوع روند های گوناگون در ایستگاه ها بود. بنی واهب و

علیجانی (۱۳۸۴) در پژوهشی به بررسی خشکسالی و ترسالی و پیش بینی تغییر اقلیم در منطقه بیرجند پرداختند و با استفاده از آمار ماهانه بارش و دما در دوره آماری ۲۰۰۰-۱۹۵۵ و کاربرد روش های آماری چند متغیره وضعیت تغییرات بارش و دما در این منطقه را آشکار نمودند.

حجام و همکاران (۱۳۸۷) از آزمون های ناپارامتری من کندال و روش سن برای تحلیل روند بارندگی فصلی و سالانه در ۴۸ ایستگاه بارانسجی حوضه مرکزی کشور در دوره آماری ۱۳۷۹-۱۳۵۰ پرداخت و روش دوم را در مشاهدات با داده های صفر موفق تر ارزیابی نمود. همچنین آن ها تعداد سری های با روند معنی دار را نسبت به سری های فاقد روند ناکافی دانست و در نتیجه روند خاصی را به سری ها نسبت ندادند. بررسی گندمکار و همکاران (۱۳۸۸) در ایستگاه سینوپتیک زابل طی دوره ۲۰۰۵-۱۹۶۳ نشان داده است ضریب تغییرات بارش افزایش و ثبات بارش در این ایستگاه کاهش معنی داری یافته است و شدت ترسالی ها و خشکسالی ها افزایش یافته است.

بعضی از آزمون های فوق به روش های پارامتریک انجام شده بود که نوعی از آزمون های تعیین روند در کنار روش ناپارامتریک است. آزمون های تعیین روند به دو نوع تقسیم بندی می شوند که عبارتند از روش پارامتریک و روش ناپارامتریک. در آزمون های پارامتریک فرض بر این است که سری زمانی موجود تابع یک توزیع آماری (غالباً خطی) می باشند. آزمون های پارامتریک علاوه بر تشخیص وجود روند قابلیت تعیین شدت آنرا نیز دارد. در آزمون های ناپارامتریک فرض بر آن است که سری ها فاقد توزیع آماری مشخصی هستند. بدلیل اینکه اکثر سری های هیدرولوژیکی از توزیع نرمال تبعیت نمی کنند، این آزمون ها در این زمینه از کاربرد بیشتری برخوردارند. آزمون من کندال، یک آزمون ناپارامتریک می باشد که روش آماری مناسبی برای اثبات وجود روند در سری های هیدروکلیمایی است. در سال های اخیر بسیاری از محققین از این آزمون به عنوان بهترین گزینه جهت بررسی وجود روند یکنواخت داده ها استفاده نموده اند. در این زمینه می توان به کارهای اسمیت و ریچمن (۱۹۹۳)، بورن (۱۹۹۴)، لتنمایر و همکاران (۱۹۹۴)، گان (۱۹۹۸)، لین واسلاگ (۱۹۹۹)، داگلاس و همکاران

(۲۰۰۰)، خلیق و همکاران (۲۰۰۰)، ژانگ و همکاران (۲۰۰۱) و بون و هاگ النور (۲۰۰۲) اشاره کرد. فرض اصلی مطالعات تحلیل روند با استفاده از آزمون من کندال مستقل بودن و عدم وجود خود همبستگی معنی دار در داده های نمونه می باشد. با این وجود ممکن است برخی سری های هیدرولوژیکی نظیر دبی جریان دارای ضریب خود همبستگی معنی دار باشند. بنابراین جهت حذف اثر خود همبستگی روی آزمون من کندال ضروری است قبل از انجام آزمون، اجزا خود همبستگی از قبیل فرآیند خود همبستگی مرتبه اول (ARI) از سری داده ها حذف گردد. این فرآیند اصطلاحاً پیش سفید کردن نامیده می شود. به منظور حذف اثر ضریب خود همبستگی بر روی آزمون من کندال، کولکarnی و وان استورچ (۱۹۹۵) و وان استورچ (۱۹۹۵)، یک روش پیش سفید کردن را قبل از انجام آزمون من کندال ارائه کردند (PW-MK). این روش جهت تشخیص روند توسط محققانی همچون داگلاس و همکاران (۲۰۰۱) و بون و هاگ النور (۲۰۰۲) مورد استفاده قرار گرفت. در مواردی که روند در یک سری زمانی وجود نداشت، وان استورچ (۱۹۹۵) نشان داد که پیش سفید کردن اثر ضریب خود همبستگی را بر آزمون من کندال به طور موثر کاهش می دهد. داگلاس و همکاران (۲۰۰۰) نشان دادند که روش پیش سفید کردن وان استورچ می تواند باعث کاهش میزان روند واقعی در داده ها گردد. یو و همکاران (۲۰۰۲) با استفاده از شبیه سازی نشان دادند که در صورت وجود روند و فرآیند (ای ار ۱) در یک سری زمانی روش پیش سفید کردن وان استورچ بخش از روند را حذف خواهد کرد و بنابراین ممکن است فرض صفر مبنی بر عدم وجود روند مورد قبول واقع شود و این در حالیست که روند ممکن است وجود داشته باشد. به منظور کاهش موثر در اثر ضریب همبستگی بر روی آزمون من کندال روش اصلاح شده پیش سفید کردن بدون روند (تی اف پی دابل) توسط یو و همکاران ارائه گردید. حامد و راثو (۱۹۹۸) روش دیگری جهت حذف اثر ضریب خود همبستگی قبل از انجام آزمون من کندال با انجام اصلاح در واریانس داده ها ارائه کردند

میرعباسی و دین پژوه از روش PW-MK جهت تحلیل روند تغییرات آبدهی رودخانه های شمال غرب ایران استفاده کردند. یو و همکاران (۲۰۰۲)، با انجام مطالعات شبیه سازی سه روش PW-MK، MK-VCA و MK-TFPW را مورد بررسی قرار داده و نشان دادند که روش MK-TFPW، بسیار دقیق تر از سایر روش ها می باشد. یو و پیلتون (۲۰۰۳) با استفاده از آزمون MK و روش MK-TFPW روند تغییرات رودخانه های کانادا را برای مینیمم، ماکزیمم مورد بررسی قرار دادند. اریک نووتنی و همکاران (۲۰۰۷) از روش پیش سفید کردن برای بررسی تغییرات اقلیمی در منطقه مینه سوتا آمریکا استفاده کردند. برای این منظور آن ها اطلاعات دبی، دما و بارش سه رودخانه قرمز، می سی سی پی و مینه سوتا از سال ۱۹۸۰ تا ۲۰۰۲ را مورد آزمایش قرار دادند. در این مطالعه به این نتیجه رسیدند، جریان اوج رودخانه که ناشی از ذوب برف است تنها متغیر ثابت رودخانه طی دوره زمانی تحقیق است. همچنین جریان پایه رودخانه در تابستان افزایش پیدا کرده است که دلیل آن ذوب برف است که خود ناشی از گرم تر شدن هوای منطقه بوده است. شیفته صومعه و همکاران (۲۰۱۲) از این روش جهت بررسی تغییرات نقطه ای بارش در ایران استفاده کردند. برای این منظور از اطلاعات ۲۸ ایستگاه سینوپتیک در سراسر ایران طی دوره زمانی ۲۰۰۶-۱۹۶۷ استفاده کردند. طبق نتایج این تحقیق، میزان بارش سالانه در ۲۲ ایستگاه دارای روند منفی بودند که سه ایستگاه دارای روند منفی معنی دار بود و در مقیاس فصلی نیز، فصل بهار و زمستان بیشترین روند منفی را تجربه کردند.

امامقلی زاده، صمد و ترابی پوده (۱۳۹۳) جهت بررسی روند در رودخانه های استان لرستان از روش FTPW-MK استفاده کردند. داده های مورد استفاده شامل داده های ۲۵ ایستگاه هیدرومتری منتخب در دوره ۴۰ ساله آماری (۱۳۸۸ - ۱۳۴۸) در محدوده مورد مطالعه می باشد. در این تحقیق ابتدا شیب خطی روند در داده های نمونه با استفاده از روش TSA سپس با استفاده از روش FTPW-MK اثر ضریب خودهمبستگی از داده ها حذف گردید و در نهایت روند تغییرات جریان با استفاده از آزمون من کندال مورد بررسی قرار گرفت. نتایج این تحقیق نشان می دهد که در اکثر ایستگاه ها (۲۰

ایستگاه از ۲۵) ایستگاه روند تغییرات جریان عمدتاً نزولی بوده و در ۴۰ سال گذشته کاهش میزان جریان در سطح ۱۰ درصد معنی دار است.

۲-۲ سابقه استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی

باراتی و همکاران (Baratti et al., 2003) برای پیش بینی جریان و مدیریت ذخیره از شبکه های عصبی استفاده کردند. آن ها از شبکه های عصبی برای مدل کردن فرآیند بارش- رواناب با فاصله زمانی های مختلف در مدیریت ذخیره بهره بردند. مقایسه عددی با داده های مشاهده شده برای پیش بینی رواناب در حوضه تیرسو قسمت S.Chiaia در ساردینیای ایتالیا با داده های ماهانه انجام گرفت. آن ها به این نتیجه رسیدند که اگر فقط اطلاعات بارش را در اختیار داشته باشند، انجام شبکه عصبی با مشکلی مواجه نخواهد شد. همچنین نتایج حاصل از استفاده از شبکه عصبی برای داده های روزانه امید بخش بود.

مندز و همکاران (۲۰۰۴) برای بررسی رفتار هیدرولوژیکی حوضه رودخانه زالاس در شمال غرب اسپانیا به مدل سازی رفتار رواناب در مقیاس های زمانی مختلف پرداختند. محققین فوق از مدل های باکس- جنکینز برای پیش بینی میانگین رواناب ماهانه و میانگین بارش و برای پیش بینی جریان کوتاه مدت روزانه از دو تکنیک مدل های آماری کلاسیک باکس- جنکینز و شبکه های عصبی مصنوعی استفاده کردند و سپس به مقایسه این دو روش پرداختند. اگر چه شبکه های عصبی مصنوعی قادر به آشکار سازی بعضی جریان های حداکثر نیستند، اما نتایج آن ها امید بخش بود .

مساعدی، ابوالفضل و همکاران (۱۳۸۸)، جهت برآورد حجم رسوب گذاری در مخازن سدهای کرج و دز از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. در این پژوهش به منظور برآورد میزان رسوب ورودی به مخازن سدهای دز و کرج و همچنین میزان رسوب خروجی از این سدها، براساس آمار دبی و غلظت رسوب متناظر آنها در ایستگاه های هیدرومتری ورودی و خروجی این سدها، معادلات منحنی های سنج رسوب ماهانه در این ایستگاه ها تعیین گردید. با استفاده از روش شبکه عصبی

مصنوعی نیز پس از تعیین مناسب ترین آرایش شبکه و مدل، دبی رسوب ورودی و خروجی هر سد برآورد گردید. نتایج این پژوهش نشان می دهد که معادلات سنجه رسوب، مقدار رسوب گذاری را برای سد دز حدود ۷۰ درصد میزان حجم واقعی و برای سد کرج حدود ۹۷ درصد مقدار واقعی برآورد نموده اند، حال آن که شبکه عصبی مصنوعی برای سد دز ۱۱۵ درصد حجم واقعی و برای سد کرج ۹۴ درصد حجم واقعی برآورد داشته است.

دهقانی، امیر احمد و همکاران (۱۳۸۸) در حوضه رودخانه دوغ استان گلستان به مقایسه تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. دبی جریان مورد نظر همراه با دبی جریان روز قبل و وضعیت هیدروگراف به عنوان پارامترهای ورودی و دبی بار معلق رسوب به عنوان پارامتر خروجی در نظر گرفته شد. در این تحقیق پس از طرح و آموزش شبکه، کاربرد این مدل هوشمند در برآورد رسوب برای رودخانه مادرسو (دوغ) در استان گلستان بررسی گردید و نتایج به دست آمده از آن با روش متداول منحنی سنجه رسوب مقایسه شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با دقت بسیار مناسب و با اطمینان بیشتر میتواند نسبت به روش منحنی سنجه با و بدون دسته بندی داده ها برای تخمین بار معلق رسوب مورد استفاده قرار گیرد.

شوشتری و کاشفی پور (۲۰۰۷) با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و با بررسی ۱۰ پارامتر به عنوان پارامترهای ورودی به این نتیجه رسیدند که سه داده دبی، بارندگی روز قبل و عرض سطح آب بیش از بقیه پارامترها در میزان بار معلق رودخانه کارون مؤثرند.

دهقانی و همکاران (۲۰۱۰) به مقایسه تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با دقت بسیار مناسب و با اطمینان بیش تر می تواند نسبت به روش منحنی سنجه با و بدون دسته بندی داده ها برای تخمین بار معلق رسوب مورد استفاده قرار گیرد.

آلپ و سیگ یزاوگلو (۲۰۰۷) عملکرد دو مدل شبکه عصبی چند لایه پیش خور و شبکه پایه شعاعی را نسبت به رگرسیون چندمتغیره در برآورد بار معلق روزانه حوزه جانیتا در پنسیلوانیای آمریکا مورد بررسی قرار دادند . در این بررسی ورودی مدل های شبکه عصبی و رگرسیون چندمتغیره، میزان دبی و بارندگی در گام های زمانی قبل بوده است نتایج این پژوهش نشان داد که روش شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به رگرسیون چند متغیره داشته است.

دهقانی، نوید و وفاخواه (۱۳۹۲)، به مقایسه روش های تخمین رسوب معلق روزانه با استفاده از روش های منحنی سنج رسوب و شبکه عصبی پرداختند. به این منظور از آمار دبی و رسوب روزانه ایستگاه قزاقلی واقع در حوزه آب خیز گرگان رود طی سال های ۱۳۶۴-۱۳۶۱ مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که از بین روش های مختلف سنج رسوب، روش دبی کلاسه و از بین شبکه های پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی، شبکه پرسپترون چندلایه با ورودی های دبی همان روز، دبی ۱ و ۲ روز قبل از دقت بالاتری برخوردار هستند. همچنین نتایج پژوهش نشان داد که دقت روش شبکه عصبی نسبت به روش های منحنی سنج رسوب بالاتر است.

علیجانی، بهلول و پناهی (۱۳۹۲)، پیش بینی دبی اوج سیلاب در حوضه مادرسو واقع در استان گلستان را با استفاده از مقایسه روش شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره انجام دادند. برای ارزیابی مدل شبکه عصبی در پیش بینی سیلاب و دبی حداکثر سیلابی از نرم افزار qnet 2000 استفاده کردند . در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی سه لایه (MLP) با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا استفاده شده است. در این مطالعه، نتایج نشان می دهد که مدل شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آموزش به لایه میانی حساس نبوده ولی در مرحله کالیبراسیون، با تعداد ۵ لایه میانی عملکرد بهتری داشته است و نتیج آن نسبت به رگرسیون چند متغیره عملکرد بسیار بهتری داشته است.

امامقلی زاده و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و مدل رگرسیون چندگانه به پیش بینی عملکرد دانه کنجد پرداختند و نشان دادند که روش شبکه عصبی مصنوعی با دقت بیشتری این فرآیند را انجام می دهد. ضریب $R^2=0.9$ و $RMSE=0.33$ محاسبه شد.

تریچاکیس و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی اقدام به شبیه سازی سطح آب های زیر زمینی کارستی از آبخوان ادوارد در منطقه تگزاس آمریکا کردند. در این تحقیق با استفاده از داده های بارش و جنس خاک و ضریب نفوذ آن ها و دیگر داده های هیدرولوژیکی اقدام به این شبیه سازی کردند.

امامقلی زاده و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از روش شبکه عصبی تراز سطح آب زیر زمینی دشت بسطام را پیش بینی کردند. در این تحقیق از داده های هیدرولوژیکی دشت بسطام شامل، بارش سالیانه و نرخ پمپاژ چاه های دشت بسطام طی مدت ۹ سال استفاده کردند. امامقلی زاده و همکاران در این مطالعه از دو روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه عصبی فازی (ANFIS) استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که در پیش بینی سطح آب زیر زمینی دشت بسطام، روش شبکه عصبی فازی نتایج دقیق تر دارد.

هنر، تورج و پور حمزه (۱۳۹۲) به بررسی کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در برآورد پروفیل پرش هیدرولیکی در حوضچه آرامش با دیواره های همگرا پرداختند. در این تحقیق، از یک شبکه عصبی مصنوعی در برآورد پروفیل پرش هیدرولیکی در حوضچه آرامش همراه با دیواره همگرا که از حالت های خاص و پیچیده پرش هیدرولیکی می باشد، استفاده شده است. تعداد ۱۵۰۰ داده آزمایشگاهی اعماق پرش هیدرولیکی مربوط به مقاطع مستطیلی، برای همگرایی های مختلف مورد آزمایش قرار گرفته است. در توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی، ۱۰ ساختار پرسپترون، با تعداد لایه های پنهان و نرون های مختلف، مورد ارزیابی قرار گرفتند. در مورد نتیجه نهایی، ساختاری که بالا ترین مقدار ضریب همبستگی را تولید میکرد، به عنوان مدل بهینه انتخاب گردید. برای مقاطع همگرا، مناسب

ترین مدل شبکه عصبی برای پروفیل پرش هیدرولیکی ساختار ۱-۳-۵ با ۱۵ نرون در لایه های مخفی با ضریب رگرسیون ۰.۹۹ به دست آمد. مقادیر بالای به دست آمده برای ضریب رگرسیون، بیانگر همبستگی نزدیک بین مقادیر خروجی مدل شبکه عصبی با داده های آزمایشگاهی می باشد.

کولیبالی و اوورا (P. Coulibaly and N.D. Evora et 2007) برای داده های مفقوده آب و هوای روزانه از ۶ روش شبکه عصبی مصنوعی جهت مقایسه استفاده کردند. در این مطالعه از داده های ۱۵ ایستگاه هواشناسی در منطقه گاتینیودر شمال شرقی کانادا استفاده شده است. شش روش مختلف شبکه عصبی عبارتند از شبکه های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP)، شبکه پیشخور تاخیری (TLFN)، تابع پایه شعاعی (RBF)، شبکه عصبی فازی (CFNN)، (RNN) و (TDRNN). طبق نتایج بدست آمده MLP, CFNN, TLFN بیشترین تاثیر گذاری در داده های مفقود هواشناسی را دارا هستند و در این بین شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه به نظر میرسد که بیشترین اثر را بر داده ها دارد. در حالی که RBF به نظر می رسد برای بدست آوردن حداقل و حداکثر درجه حرارت مناسب است. نتایج نشان می دهد شبکه های به صورت دینامیکی فعال مانند RNN و TDRNN برای حالاتی مانند بارش روزانه و تغییرات شدید درجه حرارت مناسب نمی باشند. در نهایت این تحقیق پیشنهاد می کند برای بررسی داده های مفقوده در بارش روزانه و حداقل و حداکثر درجه حرارت از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه یا MLP استفاده شود. در این پایان نامه نیز از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه یا MLP استفاده شده است.

امامقلی زاده و همکاران (۱۳۸۴) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مدل Qnet2000 که یک پرسپترون چند لایه می باشد، به پیش بینی آبدهی رودخانه بالا رود در استان خوزستان پرداختند. آن ها از داده های باران سنجی و درجه حرارت ماهانه ایستگاه های مجاور حوضه آبریز بالا رود و اطلاعات دبی در ایستگاه هیدرومتری دوکوهه بر روی رودخانه بالا رود در دوره آماری ۱۵ ساله (۱۳۷۸-۱۳۶۳)

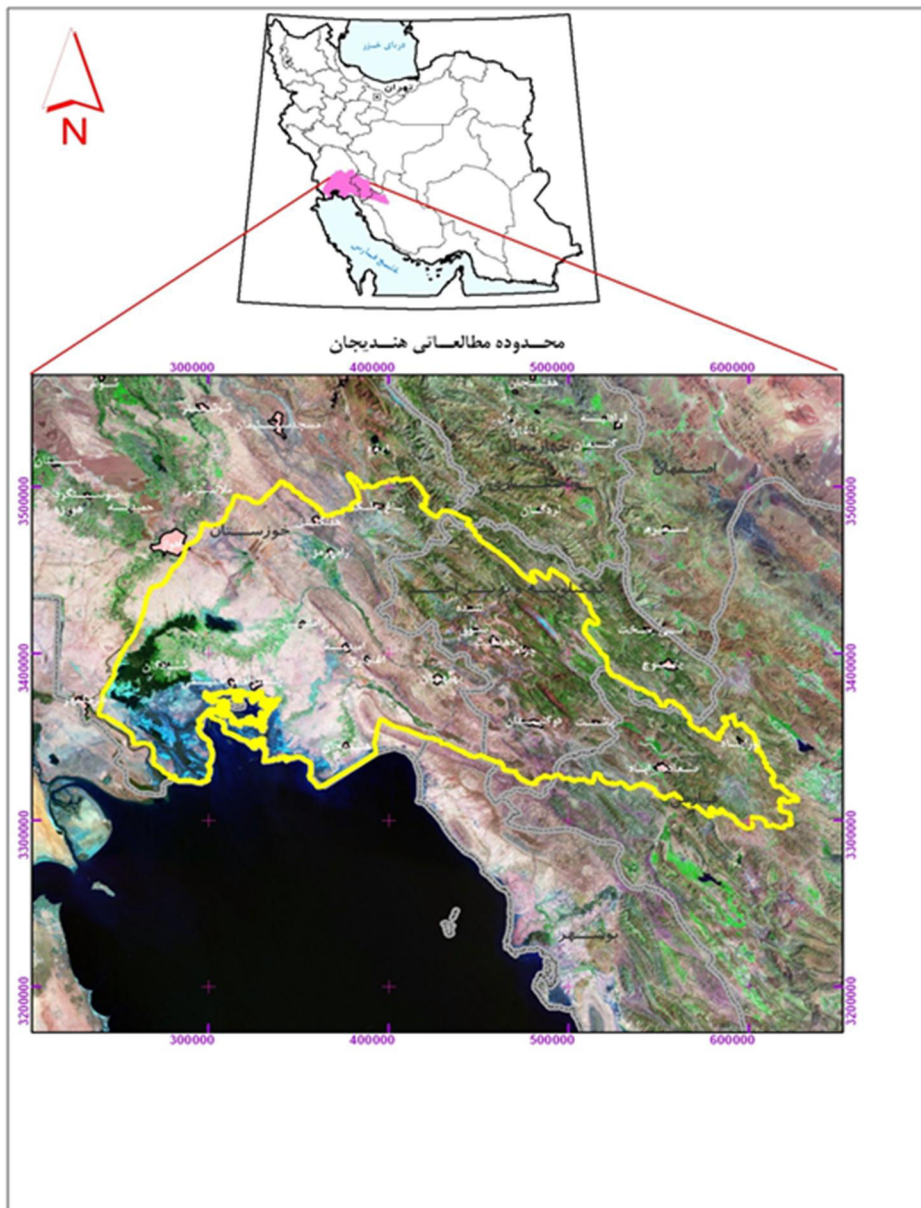
برای مدل استفاده کردند. نتایج تحقیق آن ها نشان داد که شبکه به دست آمده دارای دقت بالایی جهت پیش گویی دبی جریان در رودخانه بالا رود می باشد.

فصل سوم

مواد و روش ها

۳-۱ منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز رودخانه‌های جراحی و زهره از دو زیر حوضه مستقل و جدا از یکدیگر که در مجاورت هم واقع شده اند تشکیل گردیده که این دو زیر حوضه به دلیل مشابهت هایی که با یکدیگر دارند در قالب یک واحد دیده شده‌اند. از نظر تقسیم بندی هیدرولوژیکی، حوضه آبریز جراحی - زهره بخشی از حوضه آبریز خلیج فارس بوده و در تقسیم بندی های دفتر مطالعات پایه منابع آب با کد ۲۴ مشخص شده است. زیر حوضه جراحی با مساحت ۲۵۳۱۴ کیلومتر مربع از سمت غرب و شمال به حوضه آبریز رودخانه کارون محدود بوده و از سمت شرق حوضه آبریز رودخانه زهره آن را محدود می نماید، زیر حوضه زهره که در پایاب به نام هندیجان مشهور است دارای مساحتی برابر ۱۵۴۳۱ کیلومتر مربع می باشد که حوضه آبریز رودخانه‌های جراحی، کارون، کر، قره‌آغاج، شاپور و مسیل‌های دیلم و گناوه آن را محدود نموده‌اند. به طور کلی هر دو زیر حوضه در دامنه های جنوبی زاگرس میانی واقع شده و بین مختصات جغرافیایی ۱۸-۴۸ تا ۱۹-۵۲ درجه طول شرقی و ۰۰-۳۰ تا ۴۲-۳۱ درجه عرض شمالی محصور شده‌اند. مجموع مساحت حوضه آبریز معادل ۴۰۷۴۴/۴ کیلومتر مربع است که ۵۲ درصد آن را کوهستان و ۴۸ درصد آن را دشت و کوهپایه تشکیل می دهد. قسمت اعظم آنها جزء جلگه خوزستان است. این حوضه آبریز در محدوده عملکرد ۳ آب منطقه ای خوزستان، فارس و کهگیلویه و بویر احمد واقع شده است. شهر های مهم بهبهان، شادگان، رامشیر، رامهرمز، هفتگل، باغ ملک، اردکان فارس، نور آباد ممسنی، دوگنبدان، هندیجان و دهدشت در این حوضه آبریز واقع شده و بخشی از جاده اصلی خوزستان به کهگیلویه و فارس در این حوضه قرار داشته و جاده اهواز به ماهشهر نیز در قسمت سفلی آن قرار گرفته است. بر اساس تقسیم به عمل آمده این حوضه دارای ۲۴ محدوده مطالعاتی بوده است. همچنین در شکل شماره ۱-۱ موقعیت مکانی حوضه نسبت به کل کشور نشان داده شده است.



شکل ۳-۱ موقعیت حوزه مطالعاتی رودخانه های زهره و جراحی

۲-۳ سیستم رودخانه ای

از آنجا که اطلاع از شاخه بندی رودخانه در بررسی وضعیت آبدهی و رسوب آن ها کمک زیادی می نماید، لذا در این مبحث، مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است. مطالعات شاخه بندی رودخانه ها بر اساس شکل های توپوگرافی با مقیاس ۱:۲۵۰.۰۰۰ سازمان جغرافیایی ارتش تهیه شده است.

حوضه آبریز مورد مطالعه از دو رودخانه اصلی به نام های جراحی و زهره (هندیجان) تشکیل شده که هر دو دارای یک تنه اصلی و دو شاخه مهم می باشند. شاخه های اصلی رودخانه جراحی به نام های مارون و رامهرمز بوده و دو شاخه مربوط به رودخانه زهره فهلیان و آب شیرین است. در زیر رودخانه های مزبور و شاخه های تشکیل دهنده آن ها شرح داده شده است:

رودخانه مارون: این رودخانه از ارتفاعات شرقی و شمالی حوضه و در حد فاصل رودخانه های کارون و زهره سرچشمه گرفته و سپس در جهت غرب جریان می یابد. پس از پیوستن لوداب از جهت جنوب و نیز رود های شور و چاروساق از شمال و شمال غربی، به نام رود مارون به سمت غرب جریان یافته و با رود قلت که از شرق به آن می پیوندد، در جهت جنوب به سمت دشت بهبهان جریان می یابد. سپس رودخانه از شمال شهر بهبهان به سمت غرب در طول حدود ۱۰۰ کیلومتر جریان یافته و پس از عبور از دشت باریک جایزان به رودخانه رامهرمز متصل می گردد. رود مارون دارای آب دائم بوده و دارای رژیم بارانی و برفی می باشد. به این معنی که بخش عمده ریزش های جوی حوضه به صورت باران است.

رودخانه رامهرمز: این رودخانه از ارتفاعات تیربازک سرچشمه گرفته و ابتدا به نام رود ابوالعباس و سپس به نام رود زرد به سمت غرب و جنوب جریان می یابد. در ۲۲ کیلومتری این محل رود الله که از ارتفاعات میانی حوضه آبریز جراحی سرچشمه می گیرد به آن متصل شده و مجموعه به نام رود رامهرمز به سمت جنوب جریان می یابد. در ۸ کیلومتری محل اتصال رودالله، رود تلخ که از شرق به

غرب جریان دارد به آن پیوسته و پس از عبور و مشروب کردن اراضی شهر رامهرمز تا محل اتصال به رود مارون ادامه می یابد. رودخانه رامهرمز دارای آب دائم بوده و رژیم آن بارانی - برفی است.

رودخانه جراحی: این رودخانه از اتصال رود های مارون و رامهرمز تشکیل گردیده است و ابتدا در جهت غرب و سپس به سمت جنوب جریان یافته و باز به سمت غرب ادامه می یابد و پس از عبور از دشت خلف آباد در محل گرگر وارد دشت شادگان می شود و در منطقه زراعی شادگان به نهر های بزرگ و کوچک و آبراهه های طبیعی منتهی به تالاب شادگان پخش می شود. طول مسیر رودخانه تا محل انشعاب حدود ۱۰۰ کیلومتر می باشد.

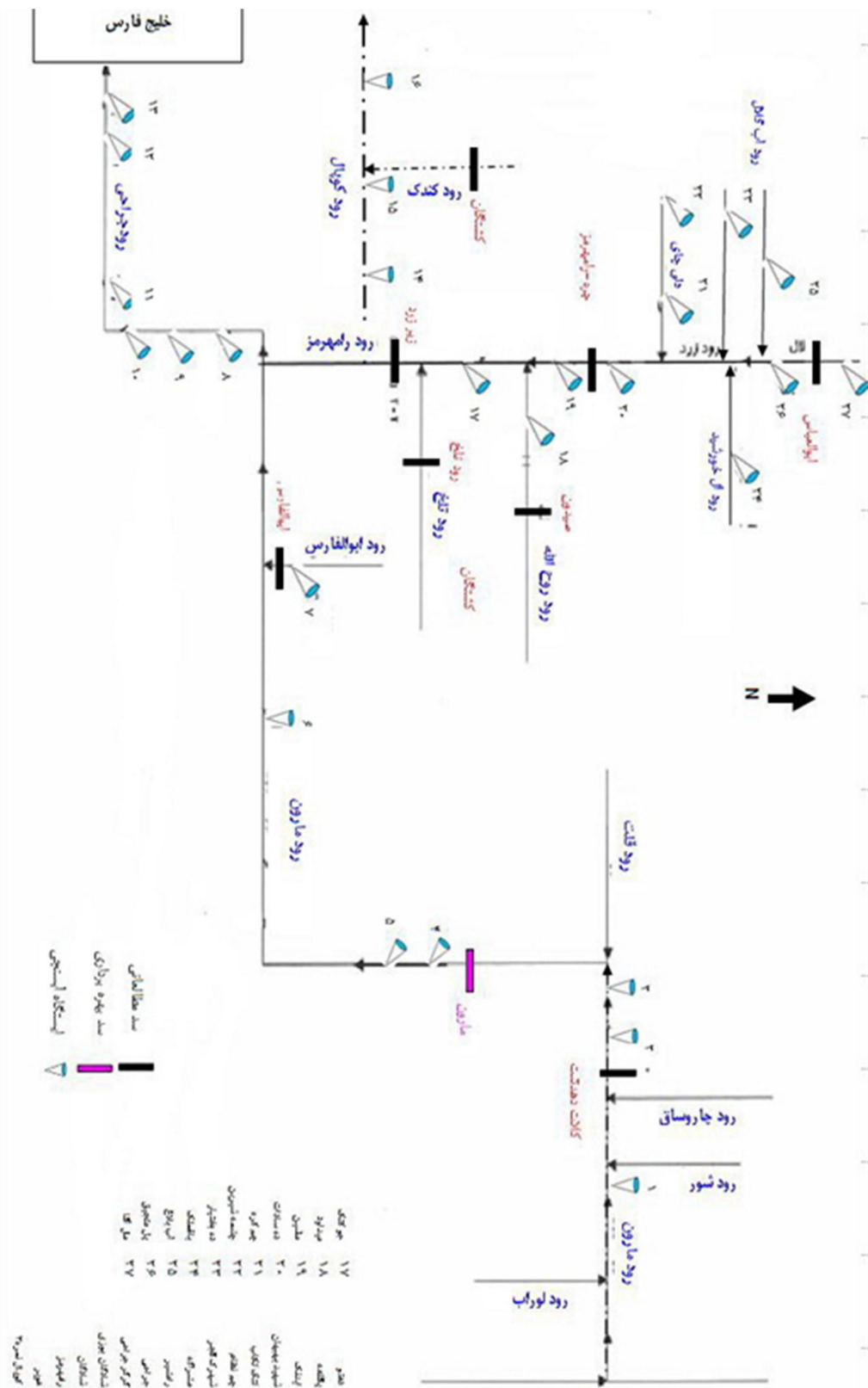
رودخانه فهلیان (زهره): این رودخانه از ارتفاعات اردکان فارس سر چشمه گرفته و به نام رود اردکان به سمت جنوب جریان یافته و سپس با رود شش پیر که از نواحی شرقی آن سرچشمه می گیرد، متصل و به سمت شمال جریان می یابد. در این بخش رودخانه به شول فهلیان نامیده شده و سپس با شاخه دیگری به نام شیرین متصل گردیده و به نام رود فهلیان به سمت مغرب جاری می شود. پس از عبور از منطقه ممسنی، رود مروارید از جنوب و رود شیو از شمال به آن می پیوندند. بین این نقطه و گچساران شاخه های کوچک رود سیاه، رود بابا منیر و رود هفت قنات به آن اضافه شده و به نام زهره در جهت مغرب جریان یافته و به رود خیر آباد متصل می گردد.

رود فهلیان دارای آب دائم بوده و دارای رژیم بارانی، برفی می باشد به این معنی که در بخش های شرقی آن بخش عمده جریان از ذوب برف بوده ولی در نواحی جنوبی و شمالی سهم باران در ایجاد جریان بیشتر بوده است. در مناطق نزدیک گچساران با کاهش ارتفاع، سهم برف در پیدایش جریان رودخانه نا چیز می شود و آبدهی رودخانه از جریان سطحی مستقیم ناشی می گردد که معمولاً با رسوبات معلق زیادی همراه می باشد.

رود آب شیرین: این رودخانه از مناطق شمالی حوضه در حد فاصل حوضه های زهره و مارون از اتصال رود های دلیگان و طسوج تشکیل شده و به نام رود پیچ آب در جهت غرب جریان می یابد. سپس رود باشتی از جنوب و رود دهدشت از شمال به آن متصل شده و رودخانه در ۲۰ کیلومتری جنوب شرقی بهبهان به سمت جنوب جریان یافته و قبل از اتصال به زهره رود شمس عرب نیز به آن اضافه می شود. رژیم جریان این رودخانه نیز بارانی - برفی است و دارای آب دایم می باشد.

رودخانه هندیجان: از اتصال رود های زهره (فهلپیان) و خیرآباد تشکیل گردیده و در جهت غرب تا انتهای ناحیه زیدون به طول حدود ۷۰ کیلومتر جریان می یابد، سپس به سمت جنوب جریان یافته و پس از مشروب کردن مناطق اطراف هندیجان به خلیج فارس می ریزد. طول رودخانه در این بخش حدود ۷۵ کیلومتر است.

ضمناً در دو شکل مشخص شده با شماره های ۲-۳ و ۳-۳ شبکه هیدروگرافی رودخانه های زهره و جراحی همراه با شاخه های فرعی و ایستگاه های هیدرومتری واقع بر روی آن ها نشان داده شده است.



شکل ۲-۳ شبکه هیدروگراف رودخانه جراحی

۳-۳ ایستگاه های مورد مطالعه

تاسیس و بهره برداری از شبکه ایستگاه های هیدرومتری از سال ۱۳۳۰ در حوضه رودخانه های زهره و جراحی شروع شده است. به این ترتیب که اولین ایستگاه هیدرومتری واقع در رودخانه مارون در محل تنگ تکاب واقع در شهر بهبهان در سال مذکور تاسیس گردیده است.

در حوضه آبریز رودخانه های زهره و جراحی تعداد ۵۳ ایستگاه هیدرومتری وجود دارد که از این تعداد ۲۵ ایستگاه تعطیل شده است. مشخصات این ایستگاه ها در جدول ۳-۱ نمایش داده شده است. از آمار ایستگاه های آبریزی مربوط به حوضه های آبریزی که تقریباً با محدوده مطالعاتی در یک باند مشترک از نظر عرض جغرافیایی و تعداد سال های دارای آمار قرار دارند انتخاب گردیده و سپس آمار و اطلاعات آنها برحسب نیاز جمع آوری و پس از کنترل مورد استفاده قرار گرفته است. از بین ۲۸ ایستگاه فعال در حوضه، تعداد ۲۰ ایستگاه به عنوان ایستگاه مبنا انتخاب شده است که مشخصات آن ها در جدول ۳-۲ نشان داده شده است.

جهت بررسی و آنالیز آبدهی آمار ۲۴ ایستگاه مورد بررسی قرار گرفته است. در این بررسی ها دوره آماری ۹۲-۱۳۴۵ به عنوان دوره شاخص انتخاب گردیده است و از این آمار ها، آمار تعداد ۵ ایستگاه در دوره شاخص ذکر شده به صورت کامل بود و کمبود آماری ۱۹ ایستگاه برآورد شده و آمار ۱۰ ایستگاه که قابل گسترش نبوده بعنوان داده های مکمل در ارزیابی ها مورد استفاده قرار گرفته است.

جدول ۱-۳ مشخصات ایستگاه هیدرومتری واقع در حوضه مطالعاتی رودخانه های زهره و جراحی

ردیف	کد ایستگاه	ایستگاه	رودخانه	مشخصات جغرافیایی			سال تاسیس	مساحت حوضه کیلو متر مربع	ملاحظات
				طول	عرض	ارتفاع			
۱	۲۲-۰۱۵	ایبک	مارون	۵۰-۲۵-۰۰	۳۰-۵۲-۰۰	۵۶۰	۱۳۴۸	۲۷۶۶	دایر
۲	۲۲-۰۷۱	بانون	فهلپیان	۵۱-۱۸-۱۱	۳۰-۱۵-۱۲	۷۵۴	۱۳۶۳	۴۰۰۲	دایر
۳	۲۲-۰۰۵	باغملک	ایگادل	۴۹-۵۳	۳۱-۳۲	۷۰۰	۱۳۵۶	۱۴۰	تعمیر
۴	۲۲-۰۳۲	بندر ماهشهر	جراحی	۴۹-۱۱	۳۰-۳۳	۵	-	-	تعمیر
۵	۲۲-۰۱۷	بندر ماهشهر	مارون	۵۰-۲۰-۰۶	۳۰-۴۲-۰۹	۲۸۰	۱۳۳۱	۳۹۳۴	دایر
۶	۲۲-۰۱۶	پاگنجی راهبرمز	انه	۴۹-۳۶	۳۱-۱۷	۱۵۵	-	-	تعمیر
۷	۲۱-۹۱۱	پل بردگان	قره آفاج	۵۱-۳۵-۰۰	۳۰-۲۸-۰۰	۲۵۳۵	۱۳۶۹	۷۷	دایر
۸	۲۲-۰۱۷	پل قاور	آب شیرین	۵۰-۱۷-۰۰	۳۰-۲۰-۰۰	۲۰۰	۱۳۶۶	۴۴۱۳	دایر
۹	۲۲-۰۰۱	پل تحقیقی	ابوالعباس	۴۹-۵۴-۰۰	۳۱-۳۱-۰۰	۷۰۰	۱۳۵۶	۲۷۳	دایر
۱۰	۲۲-۵۲۹	نلمه حستی	سول	۵۱-۵۸-۲۸	۳۰-۰۱-۴۱	۱۵۴۵	۱۳۷۸	۷۶۰	دایر
۱۱	۲۲-۰۵۹	تنگ آبسرد	اردکان	۵۱-۵۷	۳۰-۱۷	۲۳۰۰	۱۳۵۶	۵۶	تعمیر
۱۲	۲۲-۰۴۵	تنگ بریم	کلیو-زهره	۵۱-۱۴-۰۰	۳۰-۲۰-۰۰	۸۰۰	۱۳۴۰	۱۳۴۰	دایر
۱۳	۲۱-۷۶۵	تنگ سعزی-بند قنیمی	چشمه افسزاده	۵۱-۳۹-۰۰	۳۰-۰۳-۰۰	۲۱۴۴	۱۳۷۴	۲۷۷	دایر
۱۴	۲۴-۰۶۲	توکل آباد	کتور	۵۱-۵۸-۰۰	۳۰-۰۱-۰۰	۱۵۴۵	۱۳۷۹	۲۶۶	دایر
۱۵	۲۲-۰۱۳	چوکتک	انه	۴۹-۴۳-۰۰	۳۱-۲۰-۰۰	۳۳۰	۱۳۳۵	۲۳۲۳	دایر
۱۶	۲۲-۱۰۱	چشمه برغان شماره ۱	چشمه برغان	۵۲-۰۱	۳۰-۰۲	۱۶۸۰	۱۳۶۴	۳۳۴	تعمیر
۱۷	۲۲-۱۰۵	چشمه برغان شماره ۳	چشمه برغان	۵۲-۰۰	۳۰-۱۳	-	۱۳۵۴	-	تعمیر
۱۸	۲۲-۰۱۲	چشمه شیرین	رود زرد	۴۹-۴۷	۳۱-۳۸	۸۵۰	-	-	تعمیر
۱۹	۲۲-۰۰۳	چم عربطی	تلخاب	۴۹-۵۴	۳۱-۳۰	۷۰۰	۱۳۶۱	۶۷	تعمیر
۲۰	۲۲-۰۰۷	چم کوره	آل خورنید	۴۹-۵۲	۳۱-۳۲	۶۸۰	۱۳۵۶	۸۲	تعمیر
۲۱	۲۲-۰۲۱	چم نظام	مارون	۴۹-۵۵-۰۰	۳۰-۴۵-۰۰	۱۹۰	۱۳۵۶	۵۳۸۷	دایر
۲۲	۲۲-۲۱۳	حاج قنبر	زهره	۵۱-۱۲-۰۳	۳۰-۱۴-۲۴	۶۸۳	۱۳۷۴	۵۴۰۰	دایر
۲۳	۲۲-۱۱۲	حیدر کرار	زهره	۵۰-۵۱	۳۰-۱۹	-	-	-	تعمیر
۲۴	۲۲-۰۶۴	خداقرین (کسبیر)	کسبیر	۵۲-۰۲	۳۰-۰۲	۱۶۰۰	۱۳۵۷	۳۰۶	تعمیر
۲۵	۲۲-۰۲۹	خیرآباد	آب شیرین	۵۰-۲۴-۰۰	۳۰-۳۲-۰۰	۳۳۰	۱۳۳۵	۲۸۰۹	دایر

ادامه جدول ۳-۱ مشخصات ایستگاه هیدرومتری واقع در حوضه مطالعاتی رودخانه های زهره و جراحی

ردیف	کد ایستگاه	ایستگاه	رودخانه	مشخصات جغرافیایی			سال تاسیس	مساحت حوضه کاپوستر مربع	ملاحظات
				طول	عرض	ارتفاع			
۲۶	۲۲-۰۰۹	مندی	دلی	۳۹-۳۹	۳۱-۲۳	۶۶۰	۱۳۶۳	۶۶	تعطیل
۲۷	۲۲-۰۱۳	ده سادات	انه	۳۹-۳۵	۳۱-۲۹	۳۵۰	-	-	تعطیل
۲۸	۲۲-۰۳۹	دهادان	زهره	۳۹-۳۰	۲۰-۳۰	۲۲	۱۳۲۳	۱۳۶۷۱	تعطیل
۲۹	۲۲-۲۱۵	دهنو طوداب	لوداب	۵۰-۵۲-۰۰	۳۰-۵۸-۰۰	۱۳۳۰	۱۳۷۳	۹۵۸	دایر
۳۰	۲۲-۲۱۵	دهنو (فارس)	لوداب	۵۰-۵۲	۳۰-۵۹	۱۳۸۳	۱۳۷۳	۹۵۸	تعطیل
۳۱	۲۲-۰۲۵	رفشیر	جراحی	۳۹-۲۴	۳۰-۵۴	۲۵	۱۳۲۳	-	تعطیل
۳۲	۲۲-۰۱۸	سد شهیدایبهبان)	مارون	۵۰-۱۷	۳۰-۳۰	۲۲۳	-	-	تعطیل
۳۳	۲۲-۰۶۹	سید آباد-جم سیاه	جم سیاه	۵۰-۳۲-۳۷	۳۰-۳۲-۲۱	۶۶۳	۱۳۶۱	۸۱۲	دایر
۳۴	۲۲-۰۵۲	شادگان	جراحی	۳۸-۲۹-۰۰	۳۰-۲۸-۰۰	۵	۱۳۶۳	کشاب از جراحی	دایر
۳۵	۲۲-۰۵۷	شادگان (پوزی)	جراحی	۳۸-۳۰	۳۰-۲۹	۱۰	۱۳۶۳	-	تعطیل
۳۶	۲۲-۰۵۵	شپرک فجر	ابوقاراس	۳۹-۳۶	۳۱-۰۲	۱۵۰	۱۳۶۱	۲۸۰	تعطیل
۳۷	۲۲-۱۷۲	طوج	فهلپان	۵۱-۱۸	۳۰-۱۵	-	-	-	تعطیل
۳۸	۲۲-۰۲۴	کعبه جراحی(شپرک قدس)	جراحی	۳۹-۱۱	۳۰-۳۳	۸	-	-	تعطیل
۳۹	۲۱-۳۲۹	کویال نمره ۲	کویال	۳۹-۱۰-۰۰	۳۱-۱۵-۰۰	۳۰	۱۳۶۱	۱۵۷۹	دایر
۴۰	۲۲-۰۳۷	کوستگان	شول	۵۱-۲۹-۱۲	۳۰-۰۸-۵۳	۱۰۶۶	۱۳۳۸	۲۲۱۰	دایر
۴۱	۲۲-۰۴۷	گجساران سی بی جان آباد	زهره	۵۰-۳۵-۰۰	۳۰-۱۳-۰۰	۲۹۵	۱۳۲۵	۶۹۲۵	دایر
۴۲	۲۲-۰۲۹	گراب	آب شیرین	۵۱-۲۹-۰۰	۳۰-۱۰-۳۱	۱۰۲۰	۱۳۵۱	۵۶۰	دایر
۴۳	۲۲-۰۲۷	گرگر	جراحی	۳۸-۵۷-۰۰	۳۰-۳۶-۰۰	۱۷	۱۳۳۶	۱۲۸۹۶	دایر
۴۴	۲۲-۰۳۱	گشتگان	ششیر	۵۲-۰۳-۰۰	۳۰-۱۳-۰۰	۲۲۷۵	۱۳۵۸	۶۶	دایر
۴۵	۲۲-۰۱۱	مالشین	رود زرد	۳۹-۳۲-۰۰	۳۱-۲۲-۰۰	۲۵۰	۱۳۳۹	۸۶۱	دایر
۴۶	۲۲-۰۰۲	مال آقا	رود زرد	۵۰-۰۲-۰۰	۳۱-۳۵-۰۰	۱۰۸۰	۱۳۸۴	۱۲۴	دایر
۴۷	۲۲-۰۲۳	مشراکه-لوتویج	جراحی	۳۹-۲۶-۰۰	۳۱-۰۰-۰۰	۳۰	۱۳۳۳	۱۰۶۱۵	دایر
۴۸	۲۲-۰۵۳	نازماکان	شاه بهرام	۵۰-۳۶-۰۲	۳۰-۲۸-۲۳	۷۰۰	۱۳۶۶	۱۰۲۵	دایر
۴۹	۲۲-۰۶۷	هرایجان	چشمه رضایی	۵۲-۰۳	۳۰-۰۰	۲۰۵۰	۱۳۵۵	-	تعطیل
۵۰	۲۱-۲۱۳	هور	کویال	۳۹-۲۰-۰۹	۳۱-۲۱-۰۳	۳۵	۱۳۸۶	۱۱۲۷	دایر
۵۱	۲۲-۰۵۱	میدانلود	رود شور	۳۱-۲۳	۳۹-۳۹	۳۸۰	۱۳۶۰	-	تعطیل
۵۲	۲۲-۰۳۶	گل بابکان	زهره	۳۰-۲۶	۵۱-۲۲	۹۲۰	۱۳۵۶	-	کیفی(تعطیل)
۵۳	۲۲-۰۲۶	دهدشت	زهره	۳۰-۳۷	۵۰-۲۴	۸۲۹	۱۳۵۰	-	(تعطیل)

جدول ۲-۳ مشخصات ایستگاه های مینا

ردیف	نام ایستگاه	مساحت (کیلومتر مربع)	محیط (کیلومتر)	شیب متوسط (درصد)	ارتفاع (متر)		
					حد اکثر	متوسط	حد اقل
۱	بهبهان	۳۹۳۴/۳	۴۰۴/۷	۳۰/۸	۳۴۸۷	۱۶۲۹/۴	۳۲۳
۲	غراب	۵۶۰/۰	۱۴۶/۹	۳۴/۵	۲۹۱۰	۱۹۸۵/۰	۹۹۴
۳	چوکنک	۲۳۲۳/۰	۲۷۲/۷	۲۸/۵	۳۵۹۲	۱۴۶۰/۰	۳۰۲
۴	خیرآباد	۲۸۰۹/۰	۲۸۹/۹	۲۷/۷	۳۴۸۳	۱۴۰۸/۳	۳۶۵
۵	خداافرین	۳۰۶/۲	۱۰۶/۰	۳۳/۲	۳۶۶۲	۲۴۷۲/۸	۱۷۱۰
۶	تنگ بریم	۸۰۳/۴	۱۴۰/۷	۳۱/۳	۲۹۶۳	۱۴۸۳/۸	۷۳۲
۷	گچساران سی سی بی	۶۹۳۵/۳	۵۱۱/۸	۲۳/۱	۳۶۶۲	۱۵۳۰/۶	۳۸۶
۸	ایدنک	۲۷۶۶/۳	۲۸۸/۹	۳۲/۳	۳۴۸۷	۱۸۳۸/۶	۵۹۶
۹	ماشین	۸۶۱/۳	۱۷۳/۱	۲۵/۹	۳۲۸۴	۱۲۰۰/۹	۳۳۸
۱۰	پل فلور	۴۴۱۲/۶	۳۵۵/۹	۲۲/۳	۳۴۸۳	۱۱۲۵/۰	۱۸۳
۱۱	باتون	۴۰۰۱/۸	۳۸۳/۰	۲۲/۵	۳۶۶۲	۱۸۳۲/۶	۷۴۶
۱۲	چم نظام	۵۳۸۷/۴	۴۶۱/۶	۲۵/۳	۳۴۸۷	۱۳۲۳/۰	۱۸۵
۱۳	ناز مکان	۱۰۲۴/۹	۱۷۳/۷	۳۷/۸	۳۱۸۵	۱۹۷۸/۱	۵۹۸
۱۴	پل منجیق	۲۷۲/۹	۷۳/۵	۴۱/۷	۳۲۸۲	۱۸۶۰/۹	۷۵۲
۱۵	سید آباد	۸۱۱/۷	۱۲۲/۴	۲۳/۸	۳۴۸۳	۱۳۱۸/۵	۶۲۶
۱۶	گرگر جراحی	۱۲۸۹۶/۴	۸۸۰/۲	۱۹/۷	۳۵۹۲	۹۵۳/۶	-۱۱
۱۷	گشتگان	۶۶/۳	۴۱/۹	۲۸/۷	۳۶۶۲	۲۶۸۴/۴	۲۲۷۱
۱۸	دهملا	۱۳۶۷۰/۹	۸۲۹/۷	۲۰/۶	۳۶۶۲	۱۱۸۰/۴	-۳۴
۱۹	مشراکه	۱۰۶۱۵/۱	۷۰۹/۵	۳۳/۰	۳۵۹۲	۱۱۳۲/۰	۶
۲۰	کوسنگان	۲۲۱۰/۲	۳۰۵/۱	۱۹/۵	۳۶۶۲	۲۱۱۳/۸	۱۰۲۷

۳-۴ تجزیه و تحلیل داده ها

بررسی روند آبدهی یکی از عوامل مهم اقلیمی هر منطقه است، به طوری که مشخصه های دیگر اقلیمی را هم تحت تأثیر قرار می دهد و به نوعی وقوع تغییر اقلیم را می تواند نشان دهد. در این پژوهش پس از جمع آوری داده های مربوط به دبی ماهانه و سالانه، میزان بارش و درجه حرارت ایستگاه های مبدأ، اقدام به مرتب کردن داده ها براساس سال شد. سپس داده های حذف شده، مشکوک، مفقود یا اندازه گیری نشده به روش نسبت ها و تفاضل ها بازسازی گردید.

آزمون همگنی داده ها به روش ران تست (آزمون دور یا گردش ها) در محیط نرم افزار spss انجام شد. این آزمون نشان می دهد که در بعضی از ایستگاه ها به دلیل وجود سد در بالادست آن ها، جریان از حالت تصادفی خارج شده است و به صورت تنظیمی است. وجود سد در رودخانه جریان رودخانه را از حالت طبیعی خود خارج می کند و برای تعیین روند ایستگاه های پایین دست باید داده های ایستگاه هایی که در آزمون ران تست، تنظیمی هستند اصلاح گردد. در حوضه آبریز زهره - جراحی اکثر ایستگاه های مینا که اطلاعات آن ها کامل و قابل استفاده هستند در پایین دست سد های موجود در این حوضه قرار دارند و روند جریان در آن ها تنظیمی است.

همچنین همگنی داده ها با استفاده از روش ورسلی بررسی شدند که تقریباً تمام ایستگاه ها در سطح ۹۵ درصد همگنی داشتند و بنابراین از جهت همگنی، داده ها اشکالی نداشتند.

۳-۴-۱ تصادفی بودن داده ها

آمار آبدهی سالانه کلیه ایستگاه های قابل تطویل با استفاده از آزمون Run Test و در محیط نرم افزار SPSS قبل و بعد از بازسازی و تطویل مورد آزمون قرار داده شده است. در این آزمون آمار آبدهی با حفظ ترتیب تاریخی آن ها نسبت به میانه سنجیده می گردد.

همانطور که ذکر شد، بدلیل بهره برداری سد های مارون بر روی رودخانه مارون در سال ۱۳۷۶ و سد کوثر بر روی رودخانه خیرآباد در سال ۱۳۸۲، ایستگاه های واقع بر روی رودخانه های ذکر شده و پایین دست سد تنظیمی می باشند.

۳-۴-۲ بررسی همگنی ایستگاه ها

آزمون همگنی در داده ها به چند روش صورت می گیرد. از جمله این روش ها روش جرم مضاعف، روش انحرافات تجمعی و روش بیشینه ورسلی می باشد که در این پایان نامه، داده های ایستگاه های حوضه زهره - جراحی به روش بیشینه ورسلی مورد آزمون همگنی قرار گرفتند. در زیر روش بیشینه ورسلی توضیح داده می شود.

۳-۴-۱-۲ آزمون همگنی به روش بیشینه ورسلی

در این آزمون، آماره Z_k^{**} براساس S_k^* و D_x به صورت زیر بدست می آیند.

$$Z_k^* = [k(n-k)]^{-1/2} S_k^*$$

$$Z_k^{**} = Z_k^* / D_x$$

$$1 \leq K \leq n-1$$

$$V = \max |Z_k^{**}|$$

آماره آزمون ورسلی از رابطه زیر بدست می آید:

$$W = (n-2)^{1/2} V / (1-V^2)^{1/2}$$

جدول ۳-۴ مقادیر بحرانی آماره آزمون W را نشان می دهد.

جدول ۳-۳ جدول مقادیر بحرانی W

تعداد داده ها N	سطوح معنا داری		
	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.05$	$\alpha=0.01$
۱۰	۳.۱۴	۳.۶۶	۴.۹۳
۱۵	۲.۷۹	۳.۳۶	۴.۳۲
۲۰	۲.۹	۳.۲۸	۴.۱۳
۲۵	۲.۸۹	۳.۲۳	۳.۹۴
۳۰	۲.۸۶	۳.۱۹	۳.۸۶
۳۵	۲.۸۸	۳.۲۱	۳.۸۷
۴۰	۲.۸۸	۳.۱۷	۳.۷۷
۴۵	۲.۸۷	۳.۱۸	۳.۷۹
۵۰	۲.۸۶	۳.۱۶	۳.۷۹

براساس دو آماره آزمون انحرافات تجمعی و ورسلی نقاط تغییر به صورت مناسبی بدست می آیند. مکان های بیشینه $|S_k^{**}|$ یا $|Z_k^{**}|$ یک برآورد مناسبی از نقطه تغییر را بدست می دهند. بدین ترتیب می توان علاوه بر شناسایی همگنی برای شناسایی نقاط تغییر از این آزمون استفاده کرد. در صورتی که Z_k^{**} و S_k^{**} براساس k رسم شود و حرکت آن ها به صورت نوسانی حول یک خط باشد آنگاه همگنی سری تایید می شود.

لازم به ذکر است آزمون های فوق در تمامی ایستگاه ها قبل و بعد از تطویل و بازسازی آمار انجام شده است و ایستگاه های دارای داده ی نا همگن از لیست ایستگاه ها حذف شده اند.

۳-۵ طبیعی سازی آبدهی

طبیعی سازی آبدهی برای ایستگاه هایی که در پایین دست سد قرار دارند بسیار مهم است. در کشور ما به خصوص در حوضه مورد مطالعه به دلیل وجود چند سد در محدوده حوضه زهره - جراحی، طبیعی سازی جریان، جهت تحلیل های هیدرولوژیکی و اقلیمی غیر قابل انکار می باشد. در این مبحث، این روش توضیح داده می شود.

۳-۵-۱ طبیعی سازی آبدهی با حذف روند (Trend)

این روش بر اساس دوره ایستای بارش انجام می پذیرد به عبارت دیگر، با توجه به خطی نبودن رابطه بارش و رواناب، سری زمانی بارندگی می بایستی از دوره های یکسان کلیماتولوژی (ایستا) برخوردار باشد (سری زمانی بارش دارای دوره های خشک، نرمال و مرطوب متعادل به نحوی که متوسط بارش یک متوسط درازمدت شاخص برای حوضه باشد به شرطی که تغییر اقلیم اتفاق نیفتاده باشد). آمار بارندگی سالانه در ایستگاه های شاخص در حوضه آبریز مطالعاتی ترسیم و روند (Trend) بارش در دوره آماری انتخابی برای هر ایستگاه و برای هر محدوده مطالعاتی دارای اقلیم مشابه، ترسیم می گردد. در صورتی که روندی در آمار مشاهده نگردید، مراحل زیر برای طبیعی سازی آمار سری زمانی آبدهی انجام می پذیرد.

سری زمانی آبدهی و خط روند آن ترسیم و رابطه خطی آن بصورت $Y=-ax+b$ محاسبه گردد. مقدار a ضریب متوسط سالانه برداشت در طول دوره آماری است که با تقریب می توان فرض نمود به طور یکنواخت به صورت مصارف خالص از پتانسیل بالا دست حوضه آبریز ایستگاه مورد نظر برداشت می گردد. X سال های آماری که $X=1$ اولین سال شروع در سری آماری و $X=n$ آخرین سال آماری است. برای طبیعی نمودن آمار، ابتدا برداشت ها را برای هر سال آماری از رابطه $Y=+ax+b$ محاسبه و با سری زمانی آبدهی مشاهده ای جمع می نماییم. بدین ترتیب سری زمانی آبدهی طبیعی محاسبه می گردد.

۳-۵-۲ طبیعی سازی آبدهی با افزایش مصارف خالص

انهار سنتی و مدرن، موتورپمپ ها و پمپ های ثابت، بند ها و چشمه ها بر اساس آخرین آمار برداری سراسری از مراجع زیربط (شرکت مدیریت منابع آب کشور) جمع آوری گردید. سپس مصارف خالص از مصارف ناخالص استخراج گردید (بر اساس راندمان بدست آمده از گزارشات مصارف و کشاورزی- گزارشات بهنگام سازی بیلان حوضه آبریز زهره - جراحی و مطالعات بهنگام سازی طرح جامع آب کشور حوضه آبریز جراحی) در نهایت مقادیر مصارف خالص بدست آمده از مصارف ناخالص آخرین آمار برداری سراسری به دبی مشاهده ای ایستگاه آبسنجی افزوده می شود.

۳-۶ آزمون روند

در مرحله اول، تغییرات بلند مدت سری های زمانی مورد نظر با استفاده از آزمون های تحلیل روند صورت گرفت. آزمون ناپارامتری من - کندال^۱ و تخمین گر سن، آزمون های به کار برده شده در تحلیل روند^۲ است. آزمون تخمین گر سن و آزمون ناپارامتری من کندال به وسیله برنامه ای که در محیط ویژوال بیسیک نوشته شد انجام گرفت. مفهوم روند در یک سری زمانی گرایش بلند مدت و بدیهی است و به منظور بررسی وجود آن از روش های مختلف آماری می توان بهره گرفت. تعیین وجود روند یا عدم وجود آن گام مهمی در تجزیه و تحلیل اطلاعات اقلیمی است. باین حال تا کنون نه تعریف دقیقی از روند و نه هیچ الگوریتم منطقی برای استخراج آن ارائه نشده است. در نتیجه، روش های مختلف فاقد عمومیت بوده و تنها برای تسهیل در تعیین روند احتمالی در سری زمانی استفاده می شوند. یکی از روش های متداول جهت تحلیل سری های زمانی هیدرومتئورولوژیکی، بررسی وجود یا عدم وجود روند در آن ها با استفاده از آزمون های آماری می باشد. اصولاً وجود روند در سری های زمانی هیدرومتئورولوژیکی، ممکن است ناشی از تغییرات تدریجی طبیعی و تغییر اقلیم یا اثر فعالیت

^۱ Mann Kendal test

^۲ Trend analysis

های انسانی باشد (بروک و کارترز^۱، ۱۹۵۳). تا کنون روش های آماری متعددی جهت تحلیل روند سری های زمانی ارائه گردیده اند که این روش ها در دو دسته کلی روش های پارامتری و ناپارامتری قابل تقسیم بندی می باشند که روش های ناپارامتری از کاربرد نسبتاً وسیعتری نسبت به روش های پارامتری برخوردارند (تاکیوچی و ایشیداری^۲، ۲۰۰۳). بیشتر روش های آماری با توجه به متغیر های تصادفی که دارای توزیع های خاصی مانند نرمال، پواسن و غیره می باشند، بررسی می شوند. با توجه به این موضوع در بعضی موارد مانند جریان رودخانه که متغیر های آن از توزیع آماری خاصی پیروی نمی کنند، روش های پارامتری^۳ قادر به پاسخگویی این گونه متغیر ها نیستند. به این دلیل روش های ناپارامتری^۴ به جای روش های پارامتریک مورد استفاده قرار گرفتند. روش های ناپارامتریک نسبت به پارامتریک مزایا و معایبی دارند. از جمله محاسن روش ناپارامتریک این است که در این روش نیاز به توزیع نرمال یا مشخصی بین داده ها وجود ندارد. همچنین استفاده از این روش به مراتب ساده تر از روش پارامتریک است و نیاز به تعداد فرض کمتری نیز دارند. در کاربرد آزمون های ناپارامتری برای تحلیل روند، پذیرفته شدن فرض صفر یعنی عدم وجود روند و پذیرش فرض یک به منزله وجود روند معنی دار در سری داده ها می باشد. روش های پارامتری که جهت تحلیل روند سری های زمانی بکار گرفته می شوند عمدتاً بر اساس رابطه رگرسیونی سری داده ها با زمان استوار می باشند که آزمون t - student از جمله متداول ترین این روش ها به شمار می رود.

لذا در مورد سری هایی که دارای توزیع پارامتری می باشند و آماری خاص بر آن ها قابل پردازش نیست، روش پارامتری با نوعی محدودیت مواجه می باشد. اما در روش های ناپارامتری اساس کار بر تفاوت بین داده های مشاهداتی است به گونه ای که این روش مستقل از توزیع آماری سری زمانی بوده و خصوصاً برای سری هایی که چولگی یا کشیدگی زیادی دارند مناسب تر از روش پارامتری می

¹ Brooks and Carthers

² Takeuchi and Ishidaira

³ Parametric Statistics

⁴ Non Parametric Statistics

باشند (بیهرات و مهمتیک^۱، ۲۰۰۳). با این حال برخی از محققان نشان داده اند که تفاوت نتایج دو روش در مورد بسیاری از عناصر اقلیمی معنی دار نیست (وینیکوف^۲، ۲۰۰۲).

دو آزمون من کندال و تخمین گر سن^۳ جزو متداول ترین روش های ناپارامتری تحلیل روند سری های زمانی هیدرومتئولوژیکی به شمار می روند. مطالعات مختلف انجام شده با استفاده از این دو روش حاکی از اهمیت و کاربرد فراوان آن ها در تحلیل روند سری های زمانی می باشد.

۳-۶-۱ آزمون من کندال

آزمون من- کندال، غیر پارامتریک می باشد که روش آماری مناسبی برای اثبات وجود روند در سری های هیدروکلیمایی است. در سال های اخیر بسیاری از محققین از این آزمون به عنوان بهترین گزینه جهت بررسی وجود روند یکنواخت داده ها استفاده نموده اند. در این زمینه می توان به کارهای بون و هاگ النور (۲۰۰۲)، لتنمایر و همکاران (۱۹۹۴)، گان (۱۹۶۸)، داگلاس و همکاران (۲۰۰)، خلیق و همکاران (۲۰۰۹)، ژانگ و همکاران (۲۰۰۱) اشاره کرد. فرض اصلی مطالعات تحلیل روند با استفاده از آزمون MK مستقل بودن و عدم وجود خود همبستگی معنی دار در داده های نمونه می باشد. با این وجود ممکن است برخی سری های هیدرولوژیکی نظیر دبی جریان دارای ضریب خود همبستگی معنی دار باشند. بنابراین جهت حذف اثر خود همبستگی روی آزمون MK ضروری است قبل از انجام آزمون، اجزا خود همبستگی از قبیل فرآیند خود همبستگی مرتبه اول (AR1) از سری داده ها حذف گردد. این فرآیند اصطلاحاً پیش سفید کردن نامیده می شود. به منظور حذف اثر ضریب خود همبستگی بر روی آزمون MK، کولکاری و وان استورچ (۱۹۹۵) و وان استورچ (۱۹۹۵)، یک روش پیش سفید کردن را قبل از انجام آزمون MK ارائه کردند (PW-MK). این روش جهت تشخیص روند توسط محققانی همچون داگلاس و همکاران (۲۰۰) و بون و هاگ النور (۲۰۰۲) مورد استفاده

¹ . Bihrat and Mehmetcik

² Vinnikov

³ Sen's estimator

قرار گرفت. در مواردی که روند در یک سری زمانی وجود نداشت، وان استورچ (۱۹۹۵) نشان داد که پیش سفید کردن اثر ضریب خود همبستگی را بر آزمون MK به طور موثر کاهش می‌دهد. داگلاس و همکاران (۲۰۰۰) نشان دادند که روش پیش سفید کردن وان استورچ می‌تواند باعث کاهش میزان روند واقعی در داده‌ها گردد. یو و همکاران (۲۰۰۲) با استفاده از شبیه‌سازی نشان دادند که در صورت وجود روند و فرآیند AR(1) در یک سری زمانی روش پیش سفید کردن وان استورچ (۱۹۹۵) بخشی از روند را حذف خواهد کرد و بنابراین ممکن است فرض صفر مبنی بر عدم وجود روند مورد قبول واقع شود و این در حالیست که روند ممکن است وجود داشته باشد. به منظور کاهش موثر در اثر ضریب همبستگی بر روی آزمون MK روش اصلاح شده پیش سفید کردن بدون روند (TFPW)^۱ توسط یو و همکاران (۲۰۰۲) ارائه گردید. حامد و رائو (۱۹۹۸) روش دیگری جهت حذف اثر ضریب خود همبستگی قبل از انجام آزمون MK با انجام اصلاح در واریانس داده‌ها ارائه کردند.

۳-۶-۱-۱ آزمون من کندال بر روی سری زمانی بدون حذف ضریب خودهمبستگی (پیش سفید نشده)

آزمون من کندال یکی از پر کاربردترین آزمون‌های غیر پارامتریک برای تحلیل روند داده‌ها است و از این آزمون به طور گسترده در تشخیص روند در سری‌های هیدرولوژیکی استفاده می‌شود. فرض صفر H_0 مستقل بودن و یکنواختی توزیع داده‌های نمونه $\{X_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ و فرض مقابل H_1 وجود یک روند یکنواخت در داده‌ها می‌باشد. جهت انجام این آزمون ابتدا باید آماره S را با رابطه (۱) محاسبه نمود. که در آن مقدار داده z ام، n تعداد داده‌ها و $\text{sgn}(\theta)$ تابع علامت بوده و با رابطه (۲) قابل محاسبه است.

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sgn}(x_j - x_i) \quad (1.3)$$

¹ Trend Free Pre-Whitening Mann-Kendall

$$\text{sgn}(\theta) = \begin{cases} 1 & \text{if } \theta > 0 \\ 1 & \text{if } \theta = 0 \\ -1 & \text{if } \theta < 0 \end{cases} \quad (2_3)$$

برای $n \geq 8$ آماره S دارای توزیع نرمال بوده و میانگین و واریانس آن از رابطه (۳) بدست می‌آید.

$$E(S) = 0 \quad \text{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{m=1}^n t_m(t_m-1)(2t_m+5)}{18} \quad (3_3)$$

که در آن t_m تعداد داده‌های یکسان در دسته i ام می‌باشد. آماره آزمون MK یا Z با رابطه (۴) محاسبه می‌شود. احتمال آماره Z آزمون MK را می‌توان با استفاده از توزیع تجمعی نرمال محاسبه نمود.

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & S < 0 \end{cases} \quad (4_3)$$

۳-۶-۱-۲ آزمون من‌کندال بر روی سری زمانی پیش سفید شده به روش وان استورچ

(PW-MK)^۱

وان استورچ (۱۹۹۵) این روش را جهت حذف ضریب خودهمبستگی و به عبارتی جهت پیش سفید کردن سری زمانی پیشنهاد نمود. این روش توسط کولکارنی و وان استورچ (۱۹۹۵)، داگلاس و همکاران (۲۰۰۰)، ژانگ و همکاران (۲۰۰۱) و بورن و هاگ النور (۲۰۰۲) بکار برده شد.

در این روش با استفاده از رابطه $Y_t = X_t - r_1 X_{t-1}$ سری زمانی پیش سفید می‌گردد.

¹ Pre-whitening

۳-۱-۶-۳ آزمون من‌کنندال بر روی سری زمانی با انجام اصلاح در واریانس داده‌ها (VCA)

این روش توسط حامد و رائو^۱ (۱۹۹۸) ارائه گردید. در این روش اثرات همه ضرایب خود همبستگی معنی دار با تاخیرهای مختلف در این آزمون از سری زمانی حذف می‌گردد. برای این کار ابتدا واریانس اصلاح شده با استفاده از رابطه (۵) محاسبه می‌گردد.

$$\text{Var}^*(S) = \text{Var}(S) \frac{n}{n^*} \quad Z^* = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}^*(S)}} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}^*(S)}} & S < 0 \end{cases} \quad (5_3)$$

فاکتور اصلاح به صورت رابطه (۶) محاسبه می‌گردد.

$$\frac{n}{n^*} = 1 + \frac{2}{n(n-1)(n-2)} \sum_{k=1}^{n-1} (n-k)(n-k-1)(n-k-2)r_k^R \quad (6_3)$$

r_k^R : ضریب خودهمبستگی با تاخیر k بر روی رنک داده‌ها

جهت محاسبه r_k^R در فرمول (۷) باید به جای مقادیر X_t مقادیر رنک داده‌ها یعنی RX_t جایگزین می‌شود.

$$r_k = \frac{\frac{1}{n-k} \sum_{t=1}^{n-k} [X_t - E(X_t)][X_{t+k} - E(X_t)]}{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [X_t - E(X_t)]^2} \quad E(X_t) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n X_t \quad (7_3)$$

۳-۱-۶-۴ آزمون من‌کنندال بر روی سری زمانی پیش سفید شده به روش TFPW

روش TFPW-MK جهت شناسایی روند در یک سری زمانی دارای خود همبستگی توسط یو و همکاران^۱ (۲۰۰۲) به صورت زیر ارائه گردید:

¹ Khaled H. Hamed, A. Ramachandra Rao

۱- شیب روند در داده های نمونه با استفاده از روش تیل- سن^۲ TSA^۲ (سن، ۱۹۶۸؛ تیل، ۱۹۵۰) به صورت زیر برآورد می شود.

$$b = \text{Median} \left(\frac{X_j - X_l}{j - l} \right) \quad \forall l < j \quad (8_3)$$

۲- اگر شیب تقریباً برابر صفر بود آنگاه دیگر نیازی به ادامه انجام آنالیز روند نیست، اما اگر مقدار آن برابر با صفر نبود، آنگاه روند بصورت خطی فرض شده و داده های نمونه بصورت $X'_t = X_t - T_t$ نوشته و بدون روند می شوند.

۳- ضریب خود همبستگی مرتبه اول سری بدون روند X'_t با استفاده از معادلات زیر برآورد می گردد.

$$r_k = \frac{\frac{1}{n-k} \sum_{t=1}^{n-k} [X'_t - E(X'_t)][X'_{t+k} - E(X'_{t+k})]}{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [X'_t - E(X'_t)]^2} \quad E(X'_t) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n X'_t \quad (9_3)$$

r_k ضریب خود همبستگی مرتبه k داده های نمونه سری بدون X'_t و $E(X'_t)$ میانگین داده های نمونه می باشد.

۴- پس از محاسبه ضریب خود همبستگی با مرتبه اول، خود همبستگی مرتبه اول AR(1) با استفاده از رابطه $Y'_t = X'_t - r_1 X'_{t-1}$ حذف می گردد. این روش پیش سفید کردن پس از حذف روند از سری ها روش پیش سفید کردن بدون روند نامیده می شود (TFPW). سری باقیمانده ها پس از انجام روش TFPW یک سری مستقل می باشد.

۵- روند شناخته شده T_t و سری باقیمانده ها Y'_t به صورت $Y_t = Y'_t + T_t$ با هم ترکیب می گردد. بدیهی است که سری حاصل Y_t روند واقعی را حفظ کرده و اثر ضریب خود همبستگی نیز حذف شده است.

¹ Sheng Yue, Paul Pilon, Bob Phinney and George Cavadias

² Theil-Sen approach (TSA)

۶- آزمون MK بر روی سری ترکیبی Y_t جهت برآورد روند واقعی انجام می‌گردد.

این نرم‌افزار روند تغییرات پارامترهای هواشناسی و هیدرولوژی را توسط آزمونهای MK، PW-MK، TFPW-MK و MK-VCA مورد بررسی قرار داده و نتایج نهایی را ارائه می‌نماید.

در این نرم افزار کاربر کلیه داده های ورودی را در نرم افزار Excel وارد می نماید و و پس از ورود اطلاعات نرم افزار اجرا می گردد. داده های خروجی نرم افزار در همان فایل ورودی ولی در کاربرگ های دیگر ارائه می گردد.

۳-۷ شبکه عصبی مصنوعی ۱

آغاز نظریه ی شبکه های عصبی مصنوعی تقریباً به دهه ی ۴۰ میلادی بر می گردد، زمانی که مک کلاچ^۲ روانشناس معروف و والتر پیتز^۳ ریاضیدان در سال ۱۹۴۳ آن را پایه گذاری کردند. نخستین کاربرد عملی شبکه های عصبی مصنوعی توسط روزنبلات^۴ در سال ۱۹۵۸ با معرفی شبکه های چند لایه پرسپترون^۵ انجام شد. بعد از آن مطالعات زیادی روی توانایی شبکه های عصبی به عنوان یک ابزار محاسباتی که می تواند یک نگاشت یا تبدیل از فضای چند بعدی به یک فضای چند بعدی دیگر انجام دهد، صورت گرفته است. از دیدگاه ریاضی، یک شبکه عصبی به عنوان یک تقریب گر است. توانایی آن در تقریب بین الگوهای یک مسئله باعث می شود تا بتواند مسائل با پیچیدگی زیاد از قبیل شناسایی الگو^۶، تفکیک الگو^۷، نگاشت غیرخطی^۸، حافظه انجمنی^۹، خودسازمان دهی^{۱۰} و کنترل را انجام دهد (منهاج، ۱۳۸۶). اگر چه ایده ی شبکه عصبی مک کلاچ و پیتز بیشتر از ۶۰ سال پیش ارائه شد ولی

¹ Artificial Neural Networks=ANNs

² Mcculloch

³ Walter Pitts

⁴ Rosenblatt

⁵ Multilayer Perceptron

⁶ Pattern recognition

⁷ Pattern classification

⁸ Nonlinear mapping

⁹ Associative memory

¹⁰ Self organization

با توسعه ی آن در سال ۱۹۸۲ با کار هاپفیلد^۱ در معرفی شبکه های حافظه انجمنی، تولدی دوباره یافت و توسعه ی زیاد، زمانی اتفاق افتاد که راملهارت و همکارانش در سال ۱۹۸۶ الگوریتم پس انتشار خطا^۲ را به عنوان پایه تئوریک قوی برای شبکه عصبی ارائه کردند (دهقانی و همکاران، ۱۳۸۹).

یک شبکه عصبی مجموعه ای از نورون^۳ ها است که با قرار گرفتن در لایه های مختلف، معماری خاصی را بر مبنای ارتباطات بین نورون ها در لایه های مختلف تشکیل می دهد. نورون یک واحد ریاضی یا یک دستگاه غیر خطی است، در نتیجه یک شبکه عصبی که از اجتماع این نورون ها تشکیل می شود، نیز یک سیستم پیچیده و غیر خطی خواهد بود. قابلیت یادگیری در شبکه های عصبی، با استفاده از تنظیم پارامترهای شبکه انجام می گیرد. با این هدف که اگر شبکه برای یک هدف خاص آموزش دید و تغییر کوچکی در شرایط محیطی شبکه رخ داد، شبکه بتواند با آموزش مختصر برای شرایط جدید نیز کارآمد باشد. در یک شبکه عصبی، هر نورون به شکل مستقل عمل می کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتار نورون های متعدد است (کارآموز و عراقی نژاد، ۱۳۸۹).

۳-۷-۱ مفهوم شبکه عصبی مصنوعی

به طور کلی هر شبکه ی عصبی مصنوعی از سه لایه به نام های لایه ی ورودی، لایه ی پنهانی یا میانی و لایه ی خروجی تشکیل شده که در هر لایه تعدادی نرون در نظر گرفته می شود که به وسیله ی اتصالات به نرون های لایه های مجاور متصل می شوند. تعداد نرون های موجود در لایه های ورودی و خروجی با توجه به ماهیت مسئله ی مورد حل مشخص می شود، حال آن که تعداد نرون های موجود در لایه های پنهانی و هم چنین تعداد این لایه ها با سعی و خطا در جهت کاهش مقدار خطا توسط طراح مشخص می گردد. در این شبکه ها، ورودی مؤثر هر نرون، حاصل ضرب خروجی نرون های لایه ی قبل در وزن های میان آن نرون ها است. نرون های لایه ی اول اطلاعات ورودی را

¹ Hopfield

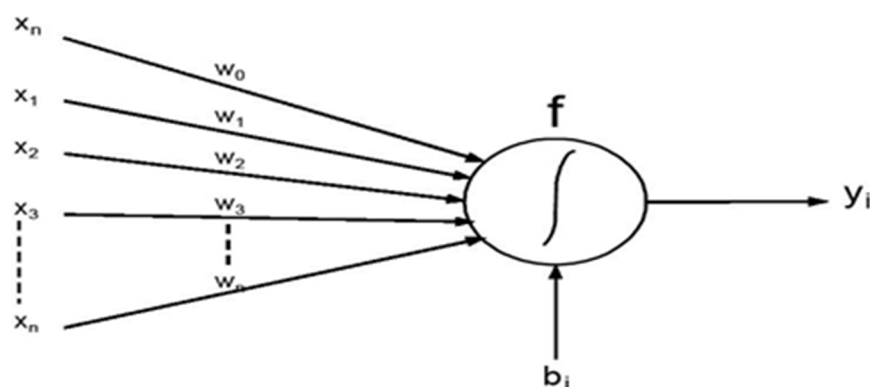
² Back Propagation

³ Neuron

گرفته و از طریق اتصالات مربوط به نرون های لایه ی مخفی منتقل می کنند. در لایه ی مخفی پس از محاسبه ی ورودی مؤثر هر نرون، این ورودی از یک تابع محرک گذرانده می شود. هر نرون، خروجی های وزن شده ($W_{ij} X_i$) را از نرون های لایه ی قبلی دریافت و مجموع آن ها، ورودی نرون (Net_j) را تولید می کند.

$$Net_j = \sum W_{ij} X_i + b_i \quad (۱۰-۳)$$

که در آن W_{ij} وزن اتصال بین گره های i و j ، X_i خروجی از گره i و b_i بایاس i گره i نامیده می شود. شکل (۱-۳) مدلی را نشان می دهد که این نظریه را به انجام می رساند. علیرغم تنوع در الگو های شبکه، تقریباً همه ی آن بر اساس این ساختار بنا شده اند.



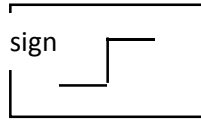
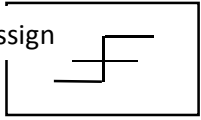
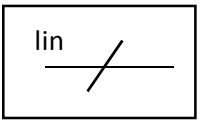
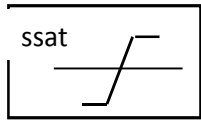
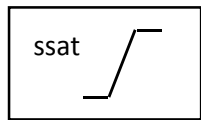
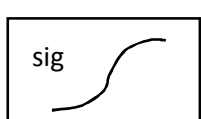
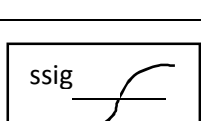
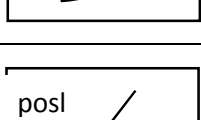
شکل ۱-۳ جزئیات یک نرون با بردار های ورودی و خروجی آن

نرون ها برای محاسبه خروجی خود (y_i)، ورودی دریافتی را از تابع فعال ساز (آستانه) عبور می دهند. توابع فعال ساز دارای انواع مختلفی نظیر توابع باینری، سیگموئیدی، تانژانت هیپربولیک، خطی و گوسی می باشند. گرایش بیشتر محققان به استفاده از توابع محرک است که در زیر به معرفی آن ها پرداخته می شود.

۳-۷-۲ توابع محرک

تابع محرک f می تواند خطی یا غیر خطی باشد. یک تابع محرک بر اساس نیاز خاص حل یک مسئله (مسئله ای که قرار است به وسیله شبکه عصبی حل شود) انتخاب می شود. در عمل تعداد محدودی از توابع محرک مورد استفاده قرار می گیرند، که در جدول (۳-۴) لیست شده است.

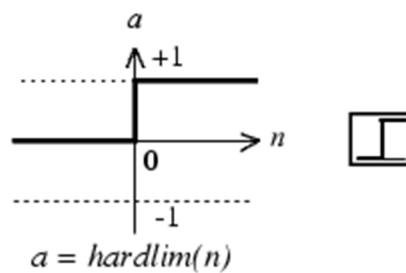
جدول ۳-۴ توابع محرک با علائم قراردادی

علائم قراردادی	تعریف تابع	نام	ردیف
	$a=0, n < 0$ $a=1, n \geq 0$	آستانه ای دو مقداره حدی	۱
	$a=-1, n < 0$ $a=1, n \geq 0$	آستانه ای دو مقداره متقارن	۲
	$a=n$	خطی	۳
	$a=-1, n < -1$ $a=n, -1 \leq n \leq 1$ $a=1, n > 1$	آستانه ای خطی متقارن	۴
	$a=0, n < 0$ $a=n, 0 \leq n \leq 1$ $a=1, n > 1$	آستانه ای خطی	۵
	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	سیگموئیدی	۶
	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	تانژانت هیپربولیک	۷
	$a=0, n < 0$ $a=n, n \geq 0$	خطی مثبت	۸

سه تابع رایج در شبکه های عصبی عبارتند از :

۱- تابع انتقال Hard limit

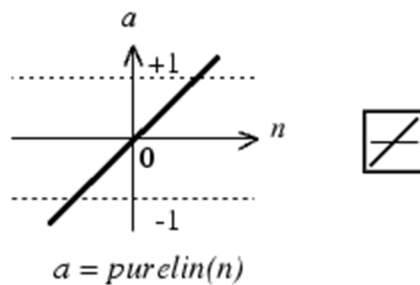
این تابع انتقال در صورتی که $n < 0$ باشد خروجی صفر و در صورتی که $n \geq 0$ باشد خروجی به ۱ می رسد از این تابع بعنوان مثال در تهیه نرون های سازنده شبکه های پرسپترون استفاده می شود.



شکل ۲-۳ نمودار تابع انتقال Hard limit

۲- تابع انتقال خطی Purelinear

این تابع انتقال در شکل زیر نشان داده شده است :

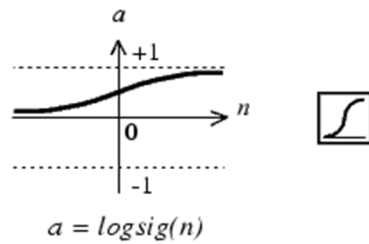


شکل ۳-۳ نمودار تابع انتقال خطی

نورون هایی که از این تابع انتقال استفاده می کنند برای تقریب خطی در Linear Fitter به کار می رود این تابع همان مقدار ورودی را به عنوان خروجی بر می گرداند.

۳- تابع انتقال *Log sigmoid*

از این تابع انتقال در شبکه های (پس انتشار) استفاده می شود این تابع انتقال مقادیر ورودی را در محدوده $-\infty$ تا $+\infty$ دریافت کرده و خروجی بین ۰ و ۱ را تولید می کند.

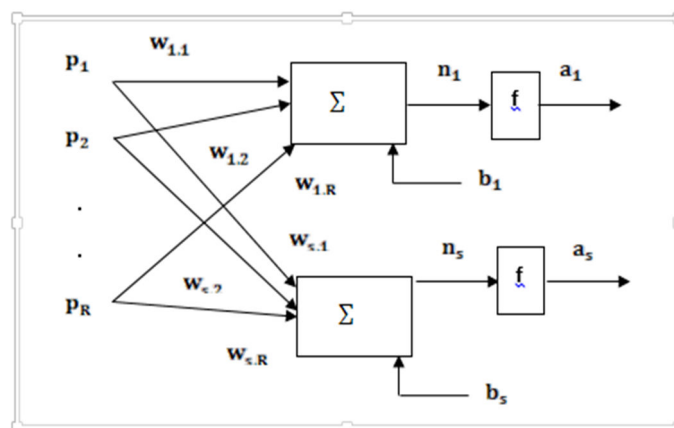


شکل ۳-۴ نمودار تابع انتقال *log sigmoid*

۳-۷-۲ ساختار شبکه های عصبی

الف- شبکه تک لایه:

یک شبکه تک لایه با S نرون در شکل (۳-۵) نشان داده شده است. ورودی شبکه با بردار \underline{p} و خروجی آن با بردار \underline{a} نشان داده شده است. باید توجه داشت که هر یک از ورودی ها به همه نرون ها متصل شده است. ماتریس W نیز در این حالت دارای S سطر و R ستون می باشد.



شکل ۳-۵ شبکه تک لایه با S نرون

ب- شبکه های چند لایه:

در شبکه های تک لایه، همان طور که ذکر شد، بردار ورودی (\underline{p}) توسط نورون های لایه (عناصر محاسباتی)، طبق رابطه $a = f(W\underline{p} + b)$ به بردار خروجی متصل می شوند. این شبکه شکل ساده ای از شبکه های پیشخور¹ می باشند.

یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه ها و وزن ها می باشد. رفتار شبکه نیز به ارتباط بین اعضا وابسته است. در حالت کلی در شبکه های عصبی سه نوع لایه نورونی وجود دارد:

لایه ورودی:

لایه ورودی شبکه عصبی وظیفه توزیع مقادیر داده های ورودی به اولین لایه مخفی را بر عهده دارد. تعداد گره های لایه ورودی برابر با تعداد مقادیر داده های ورودی به مدل می باشد.

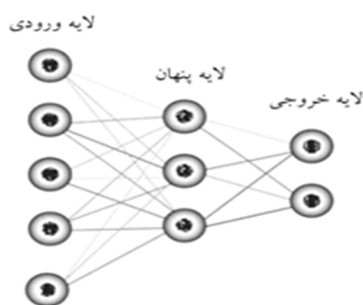
لایه های پردازش گر مخفی:

عملکرد این لایه ها به وسیله ورودی ها و وزن ارتباط بین آن ها و لایه های پنهان تعیین می شود. وزن های بین واحد های ورودی و پنهان تعیین می کنند که چه وقت یک واحد پنهان باید فعال شود. انتخاب تعداد لایه های مخفی و تعداد گره های مخفی در هر لایه مسئله نا چیزی نیست. ساختار پردازش مخفی شبکه عصبی اختیاری می باشد، اما عوامل زیادی در انتخاب ساختار نقش دارند که شامل کمیت نمونه های آموزش، تعداد گره های ورودی و خروجی و روابط بین داده های ورودی و خروجی می باشند.

¹ Feed-Forward

لایه خروجی:

لایه ای که خروجی آن، خروجی نهایی شبکه باشد، به لایه خروجی موسوم است. عملکرد واحد خروجی بسته به فعالیت واحد پنهان و وزن ارتباط بین واحد پنهان و خروجی می‌باشد. در شکل (۳-۶) شبکه عصبی مصنوعی و لایه های ورودی، میانی و خروجی نشان داده شده است. به طور خلاصه، لایه اول موسوم به لایه ورودی دارای n_0 نورون می باشد. تعداد نورون های لایه اول برابر با تعداد متغیر های مستقل پیش بینی می باشد. همچنین یک نورون می تواند با ورودی عدد ثابت ۱ باشد که نمایانگر بایاس در معادلات شبکه می باشد. همانگونه که بایاس در معادلات رگرسیونی انعطاف مدل ها در مدل سازی را افزایش می دهد برای شبکه های عصبی نیز استفاده از بایاس سود مند است. تعداد نورون های لایه میانی انعطاف شبکه در میزان دقت پیش بینی را کنترل می کند و روش مستقیمی برای تخمین تعداد نورون های لایه میانی وجود ندارد. تعداد نورون های لایه خروجی برابر با تعداد متغیر های بردار پیش بینی می باشد. تعداد لایه ها و نورون های یک شبکه معماری آن را تعیین می کنند.



شکل ۳-۶ طراحی توپولوژی شبکه های عصبی مصنوعی

۳-۷-۳ الگوریتم پس انتشار خطا^۱

علاوه بر معماری شبکه، الگوریتم آموزش آن نیز در میزان خطا و دقت آن در پیش بینی نقش دارد. از رایج ترین الگوریتم های آموزش شبکه های عصبی مصنوعی می توان الگوریتم انتشار خطا به عقب یا

¹ Back Propagation (BP)

پس انتشار خطا را نام برد. طبق فصل قبل، کولیبالی و همکاران^۱، مدل هایی بر مبنای شبکه های عصبی را در مدل سازی های هیدرولوژیکی مطالعات سالیان اخیر مرور کرده اند. طبق این مطالعه، ۹۰ درصد تحقیقات انجام شده در این زمینه با استفاده از شبکه های پیشخور چند لایه که با الگوریتم پس انتشار خطا آموزش دیده اند، انجام شده است. الگوریتم پس انتشار خطا مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا می باشد. قانون پس انتشار خطا از دو مسیر اصلی رفت و برگشت تشکیل می شود که در مسیر رفت، بردار ورودی به شبکه اعمال شده و تاثیراتش از طریق لایه های میانی به لایه ی خروجی انتشار می یابد و بردار خروجی پاسخ واقعی شبکه را تولید می نماید. در این مسیر پارامترهای شبکه ثابت و بدون تغییر می مانند اما در مسیر برگشت برخلاف مسیر اول پارامترهای شبکه تغییر و تنظیم می گردند. بردار خطا که برابر اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می باشد پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه های شبکه در کل شبکه توزیع می گردد.

۳-۷-۴ شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۲

شبکه پرسپترون چند لایه متداول ترین نوع شبکه عصبی است و مهمترین مدل های پیش بینی بار کوتاه مدت شبکه عصبی گزارش شده بر روی آن قرار گرفته است، اساسی ترین واحد شبکه پرسپترون می باشد که یک واحد محاسباتی است و خروجی هایش را با گرفتن یک ترکیب خطی از سیگنال های ورودی و با انتقال آن با تابعی که تابع فعالیت نامیده می شود تولید می کند خروجی پرسپترون بعنوان تابعی از سیگنال های ورودی می تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$y = \sigma \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta \right) \quad (۱۱-۳)$$

که y خروجی است، x_i سیگنال های ورودی است و w_i وزن های عصبی و θ نوع بایاس است (وزن نرون دیگر) و σ تابع فعالیت (کار) می باشد. فرم های ممکن تابع کار، توابع خطی، توابع پله ای،

^۱ P. Coulibaly, N.D. Evora

^۲ Multi-layer Perceptron

توابع منطقی و تابع تانژانت هیپربولیک می باشند شبکه MLP شامل انواع مختلف نورون ها می باشد که هر نورون در لایه مرکزی به نرون دیگر در لایه بعدی متصل است. همچنین یک بردار n بعدی ورودی که به شبکه تغذیه شده است یک بردار m بعدی را تولید می کند، شبکه می تواند بعنوان تابعی از فضای ورودی n بعدی به فضای خروجی m بعدی مورد استفاده قرار گیرد این تابع می توان بفرم زیر نوشته شود

$$y = f(x, w) = \sigma(W_n \sigma(w_{n-1} \sigma(\dots \sigma(w_1 x) \dots))) \quad (۱۲-۳)$$

که y بردار خروجی، x بردار ورودی، w_i یک ماتریس شامل وزن های عصبی است. وزن های نورون بعنوان پارامترهای آزاد در نظر گرفته شده است.

تابع کار مورد استفاده در لایه پنهانی معمولاً غیر خطی است (پیچیده یا تانژانت هیپربولیک) و تابع کار در لایه خروجی می تواند هم غیر خطی (یک شبکه غیر خطی - غیر خطی) هم خطی (شبکه غیر خطی - خطی) باشد. شبکه عصبی از این تابع می تواند بعنوان یک تابع تخمین زن استفاده کند.

Hetch Nielson در سال ۱۹۸۷ (به نقل از منهاج، ۱۳۷۷) ثابت کرد که در شبکه های عصبی با یک لایه مخفی با توابع تبدیل زیگموئیدی در لایه میانی و توابع تبدیل خطی در لایه خروجی قادر به تقریب تمامی توابع مورد نظر با هر درجه تقریب خواهد بود مشروط بر این که به اندازه کافی نورون در لایه میانی داشته باشیم. این قضیه موسوم به تقریب ساز جهانی^۱ است.

¹ Universal Function Approximator

۳-۷-۵ الگوریتم مدل سازی با استفاده از شبکه های عصبی

این الگوریتم برای انجام شبیه سازی شبکه های عصبی در نگاشت تابع به طور عام، و به طور خاص در نگاشت ارتباط غیر خطی پیش بینی های هیدرولوژیکی ارائه می گردد. مراحل انجام شبیه سازی به شرح زیر است:

- ۱- جمع آوری مجموعه کافی از ورودی ها و خروجی های مدل موردنظر. این ورودی ها و خروجی ها در مسئله واقعی عبارت از اطلاعات مشاهده شده می باشد.
- ۲- تعداد مناسبی از مجموعه ورودی -خروجی به عنوان مجموعه آموزشی^۱ و بقیه به عنوان مجموعه آزمایشی^۲ انتخاب می گردند. مدل شبکه عصبی با استفاده از مجموعه آزمایشی، تحت آموزش قرار می گیرد. این بدین معنی است که پارامترهای مدل یعنی وزن ها و بایاس ها با استفاده از یک الگوریتم خاص (مثلا BP) محاسبه می گردند.
- ۳- ورودی های مجموعه آزمایشی به شبکه عصبی طراحی شده با پارامترهای بدست آمده از فوق وارد شده و خروجی های محاسباتی ثبت می گردند.
- ۴- خروجی های محاسباتی بدست آمده از گام قبلی با خروجی های واقعی مقایسه شده و نتیجه به عنوان خطای مدل ثبت می گردد.
- ۵- خطای محاسبه شده در گام ۴ به ازای نسبت های مختلف مقادیر آموزشی و آزمایش بدست می آید.
- ۶- با مقایسه مقادیر مختلف بدست آمده، تعداد مناسب مجموعه آموزشی انتخاب شده و پارامترهای نهایی شبکه بر اساس این مقادیر ثبت می گردد.
- ۷- الگوریتم ذکر شده با تغییر معماری شبکه تا رسیدن به شبکه ای با کمترین خطا ادامه پیدا می کند. (کارآموز و عراقی نژاد، ۱۳۸۹)

¹ Training set

² Testing set

۳-۷-۶ پارامتر های موثر در مدل سازی شبکه های عصبی

الف- مقدار مناسب آموزش

یکی از معیار های مهم در آموزش شبکه تعداد دوره ها یا تکرار هایی (epoch) است که شبکه در حین آموزش انجام می دهد. در حالت کلی هر چه تعداد تکرار در آموزش شبکه بیشتر شود، خطای شبیه سازی (پیش بینی) در شبکه کمتر می شود. اما هنگامی که تعداد تکرار ها از یک مقدار تجاوز کند، خطای دسته آزمایشی نیز افزایش پیدا می کند. بهترین تعداد تکرار آموزش مقداری است که هر دو دسته آزمایشی و آموزشی تا حد ممکن کمینه گردند. قدرت حفظ در شبکه های عصبی به این معنی است که یک شبکه تا چه حد و با چه خطایی می تواند خروجی یک ورودی خاص را برای مجموعه آموزشی تخمین بزند. در مقابل آن، قدرت تعمیم عبارت است از توانایی تخمین صحیح یک خروجی متناظر با یک ورودی، که در مجموعه آموزشی شبکه وجود نداشته است. هر چه قدرت حفظ در یک شبکه زیاد باشد، قدرت تعمیم آن هم زیاد خواهد بود. اما اگر قدرت حفظ از حدی فراتر رود، قدرت تعمیم کاهش پیدا می کند. در شبکه های عصبی روش و رابطه خاصی برای تعیین مقدار مناسب آموزش و قدرت حفظ وجود ندارد. این معیار برای شبکه عصبی با استفاده از سعی و خطا و بطور خاص برای هر شبکه بدست می آید.

ب-تعداد لایه های شبکه

تعداد لایه های شبکه یکی دیگر از معیار های مهم در طراحی شبکه عصبی برای یک مسئله خاص است. بطور معمول معماری برای یک ANN، یک شبکه ۳ لایه است. در یک شبکه ۳ لایه، لایه اول مختص ورودی های سیستم و لایه سوم مختص خروجی ها از سیستم می باشد. لایه میانی شامل نورون هایی است که عمل محاسبات را بر روی ورودی ها انجام می دهند. یک شبکه عصبی سه لایه، قادر به شبیه سازی هرگونه معادله غیر خطی است، اما با توجه به نوع مسئله ممکن است نیاز به تعداد لایه های بیشتری احساس شود. تعداد لایه های یک شبکه عصبی نیز با استفاده از سعی و خطا در

یک مسئله بدست می آید. در حالت کلی توصیه به استفاده از شبکه هایی می شود که تعداد لایه های کمتری دارند.

ج- تعداد نورون های لایه میانی

در شبکه های عصبی تعداد نورون های لایه های ورودی و خروجی تابعی از نوع مسئله است. یک شبکه BP سه لایه، قادر به تخمین هر گونه تابع غیر خطی می باشد. اما رابطه ای برای محاسبه تعداد نورون های هر لایه وجود ندارد و باید با سعی و خطا محاسبه شوند.

۳-۷-۷ معرفی نرم افزار Qnet 2000

نرم افزار مورد استفاده در این تحقیق، نرم افزار تخصصی Qnet 2000 می باشد، که به طور مختصر شرح داده می شود.

در حال حاضر توجه زیادی به سیستم های مدل سازی شبکه عصبی و کارایی آن ها برای حل مسائل مدل سازی داده های در دسترس وجود دارد. نرم افزار Qnet به صورتی طراحی شده است که توانایی انجام کارهای تخصصی و مبتدی با یک نرم افزار قدرتمند برای تولید و تکمیل شبکه های عصبی از نوع پس انتشار خطا برای حل مسائل روزمره را دارا می باشد. نرم افزار فوق یک سیستم مدل سازی عصبی پس انتشار خطا می باشد، که برای بالا بردن قدرت کامپیوترهای شخصی طراحی شده است. مسائل قابل حل با این نرم افزار نا محدود هستند. این نرم افزار یک ساختار طراحی شبکه پیشرفته، برای تولید شبکه های پیچیده ارائه می دهد، که برای یادگیری از الگوریتم آموزش بهینه پس انتشار خطا استفاده می کند. از مزیت های این شبکه عصبی می توان به سرعت بالا، روش های آموزش متعدد، قسمت کمک¹ نرم افزار برای تمامی مدل ها، طراحی شبکه سریع و آسان، وجه مشترک آسان داده ها، مجموعه تست های خودکار برای آنالیز مدل و آموزش اضافی، آنالیز متقابل کامل فرآیند

¹ Help

یادگیری با استفاده از گراف های شبکه و ساختار قدرتمند خود درشت نمایی آن، ابزار پیشرفته آنالیز شبکه، توانایی ذخیره خودکار مدل شبکه در طول آموزش، قسمت کنترل سرعت یادگیری برای خودکار کردن آموزش شبکه، الگوریتم های آموزش متعدد، روش صحت سنجی با ساختار کامل، توانایی یکپارچگی مدل های شبکه عصبی به فضای کار روزمره و مسائل مثال زده شده اشاره نمود. تمام این خصوصیات Qnet 2000 را به عنوان قدرتمندترین و راحت ترین نرم افزار شبکه عصبی برای استفاده تبدیل کرده است.

۳-۷-۸ اجرا و سامان دهی Qnet 2000

در ادامه به طور مختصر ساختار این نرم افزار مورد بررسی قرار می گیرد. پنجره اصلی این نرم افزار شامل باز کردن شبکه جدید یا فایل های توصیف شبکه موجود و انتخاب حالت آموزش یا صحت سنجی برای اجرا می باشد. همچنین توانایی ذخیره ساختار شبکه و اطلاعات یادگیری شده، انجام یادگیری اضافی یا اصلاح شبکه موجود را دارا است. در صورت انتخاب آموزش^۱ نرم افزار، تعیین طراحی شبکه، تعیین داده های آموزش و تعیین پارامتر های آموزش و سپس مدل آموزش، کنترل آموزش و بهینه سازی، بررسی گراف های شبکه، بررسی خصوصیات آماری و ذخیره نتایج قابل اجرا می باشد. انتخاب صحت سنجی^۲ نرم افزار نیز شامل تعیین داده های صحت سنجی، بررسی و آنالیز گراف های شبکه، بررسی خصوصیات آماری و ذخیره نتایج می باشد. برای طراحی یک شبکه، مدل کننده باید اطلاعات زیر را تعیین نماید:

تعداد گره های ورودی، تعداد لایه های مخفی (۱ الی ۸)، تعداد گره های هر لایه مخفی، تعداد گره های خروجی. همچنین برای طراحی اتصالات شبکه، تابع انتقال مورد استفاده در هر لایه طراحی را می توان استفاده نمود (راهنمای نرم افزار Qnet 2000).

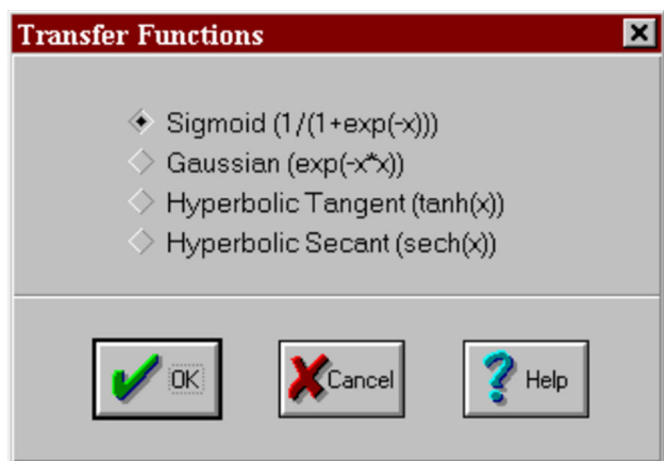
¹ Training Setup

² Recall Setup

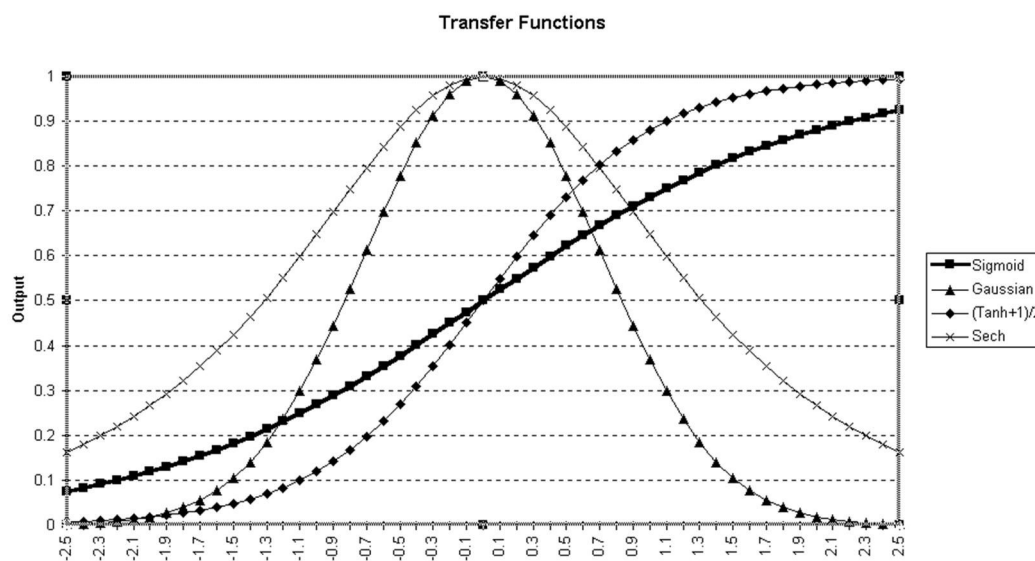
۳-۷-۹ توابع انتقال مورد استفاده در Qnet 2000

توابع انتقال گره، در ایفای هدف کنترل شدت سیگنال^۱ خروجی گره نقش دارد. این توابع شدت صوت خروجی را بین صفر و یک قرار می دهند. ورودی تابع انتقال حاصل ضرب نقطه ای سیگنال های ورودی تمامی گره ها و بردار وزن گره ها می باشد. Qnet گزینه انتخاب چهار تابع انتقال را به کاربر ارائه می دهد که شامل سیگموئید^۲ با رابطه ریاضی $(1/(1+\exp(-x)))$ ، گوس^۳ با رابطه ریاضی $(\exp(-x^2))$ ، تانژانت هیپربولیک^۴ $(\tanh(x))$ و سکانت هیپربولیک^۵ $(\operatorname{sech}(x))$ می باشند. توابع در Qnet برای هر لایه به طور جداگانه قابل انتخاب هستند و می توان شبکه هایی با انواع مختلف توابع ترکیبی تولید کرد. شکل ۳-۷ محیط نرم افزار در انتخاب تابع های انتقال را نشان میدهد. همچنین شکل ۳-۸ رفتار هر تابع را نشان می دهد. تابع سیگموئید، تابعی می باشد که این نرم افزار به صورت پیش فرض در نظر می گیرد و تابعی است که به صورت گسترده برای شبکه های عصبی پس انتشار خطا مورد استفاده است. تابع سیگموئید به عنوان یک مدخل خروجی که توانایی باز کردن (۱) یا بستن (۰) را دارد، عمل می کند. از آن جایی که تابع به صورت پیوسته است، این امکان برای این مدخل وجود دارد که به صورت جزئی (یعنی جایی بین صفر و یک) باز شود. مدل هایی که از تابع انتقال سیگموئید استفاده می کنند اغلب در تولید خصوصیات یادگیری تعمیم یافته کمک می کنند و مدل هایی با درجه دقت ثابت شده ایجاد می کنند. استفاده از تابع انتقال سیگموئید به زمان یادگیری طولانی تری نیاز دارد. در شکل ۳-۹ نتیجه آموزش شبکه نشان داده شده است.

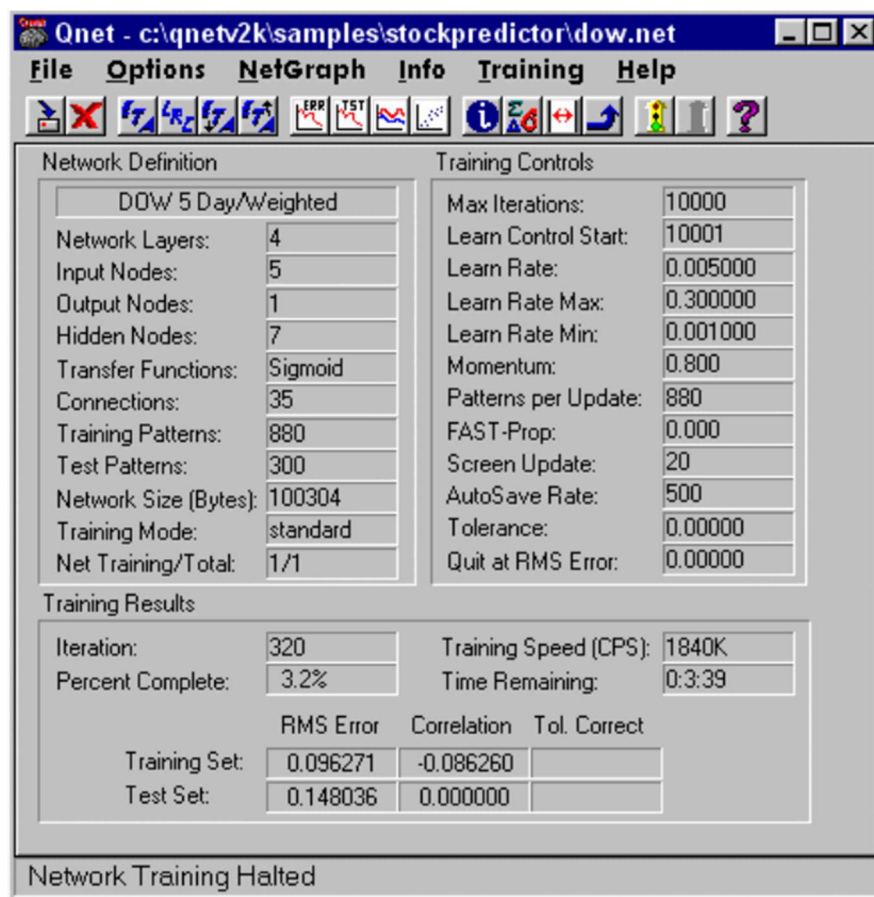
1-Signal Strength
2-Sigmoid
3-Gaussian
4-Hyperbolic Tangent
5-Hyperbolic Secant



شکل ۳-۷ تابع های انتقال نرم افزار در محیط نرم افزار Qnet



شکل ۳-۸ سیگنال خروجی نرمال شده از هر گره توسط تابع های انتقال پیش فرض نرم افزار



شکل ۳-۹ نتیجه آموزش شبکه در محیط نرم افزار Qnet

تابع انتقال گوس به صورت معنی داری دینامیک یادگیری مدل های شبکه عصبی را تغییر داده است. در جایی که تابع سیگموئید به عنوان یک مدخل برای پاسخ یک گره عمل می کند، تابع گوس به عنوان ناظر احتمالاتی خروجی عمل می کند. همانند تابع سیگموئید، پاسخ خروجی ها به صورت نرمال شده بین صفر و یک هستند، اما تابع انتقال گوس احتمال بیشتری برای تولید حالت های فی ما بین دارد. با ارائه یک مجموعه ورودی ها به یک گره، خروجی های نرمال به صورت پاسخ های جزئی هستند. مدخل خروجی به صورت جزئی باز می شود. شبکه هایی با پایه گوسی توانایی یادگیری بالاتری نسبت به همتای سیگموئیدی خود دارند. توابع هیپربولیک شامل تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک هستند. تابع تانژانت هیپربولیک همانند تابع سیگموئید می باشد اما در طول یادگیری

دینامیک یادگیری متفاوتی ارائه می دهد. این تابع یادگیری را برای برخی مدل ها تسریع می کند و همچنین روی صحت پیش گویی اثر دارد.

۳-۷-۱۰ داده های آموزش

برای شبکه های عصبی پس انتشار خطا، هر چه تعداد داده های آموزش بیشتر باشد، مدل نتایج بهتری ارائه می دهد. کاربر با حالت های آموزش بیشتر در دسترس، قادر به طراحی شبکه پیچیده تر می باشد.

شبکه های عصبی پس انتشار خطا به داده های آموزش نرمال شده بین صفر و یک نیازمند هستند. این مسئله بدین دلیل است که سیگنال گره خروجی بین صفر و یک محدود است. این نرم افزار همچنین به داده های نرمال شده برای بهبود خصوصیات آموزش احتیاج دارد و خود قادر به نرمال کردن داده ها به صورت خودکار می باشد. در طول انتخاب این گزینه در مرحله آموزش، تمام داده ها برای گره های لایه ورودی یا هدف های آموزش برای لایه خروجی بین محدوده ۰/۱۵ و ۰/۸۵ نرمال می شوند. برای تعیین این که شبکه به حالت بهینه رسیده است، روش های زیر وجود دارند:

۱- آنالیز RMS^۱: پایان یافتن فرآیند آموزش در نقطه ای که تست خطا کم ترین مقدار را داشته باشد.

۲- آنالیز همبستگی^۲: پایان یافتن فرآیند آموزش در نقطه ای که خطای همبستگی بیشترین مقدار را دارد.

۳- آنالیز تحمل^۱: در صورتی که نیاز به دسترسی به یک درجه دقت شناخته شده باشد، قسمت بررسی تحمل Qnet برای تعیین این که شبکه چه زمانی به سطح درجه دقت مورد نظر رسیده، را می توان به کار برد (راهنمای نرم افزار Qnet 2000).

^۱ Root-mean-square analysis.

^۲ Correlation analysis

فصل چهارم

تحلیل داده ها

۴-۱ مقدمه

در این فصل نتایج حاصل از مدل سازی دبی رودخانه مارون مربوط به ایستگاه های هیدرومتری مینا مورد بررسی قرار گرفته است. بررسی روند آبدهی رودخانه مارون توسط روش نا پارامتری من کندال اصلاح شده انجام شده است. نرم افزار مورد استفاده در این روش در محیط ویژوال بیسیک نگارش شده است. همچنین پیش بینی آبدهی توسط شبکه عصبی مصنوعی انجام شده است که در این راه از نرم افزار Qnet2000 استفاده شده است.

۴-۲ آبدهی

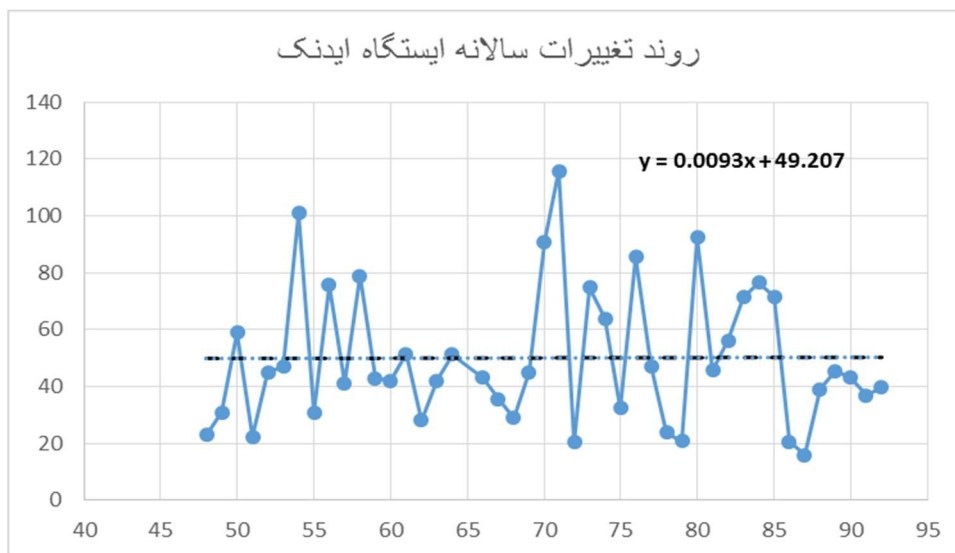
به منظور برآورد آبدهی دراز مدت رودخانه مارون، اقدام به جمع آوری آمار آبدهی ماهانه ایستگاه های آب سنجی نموده است. آمار آبدهی رودخانه مارون در ایستگاه های آبدهی به صورت ماهانه تا پایان سال آبی ۱۳۹۲-۱۳۹۱ جمع آوری شده و کمبود های آنها برآورد شده است. طول دوره مورد بررسی در مطالعات حاضر با توجه به ضرورت مطالعات یک دوره ۴۶ ساله ۱۳۹۲-۱۳۴۶ می باشد.

۴-۲-۱ تکمیل و تطویل آمار آبدهی ماهانه ایستگاه ها

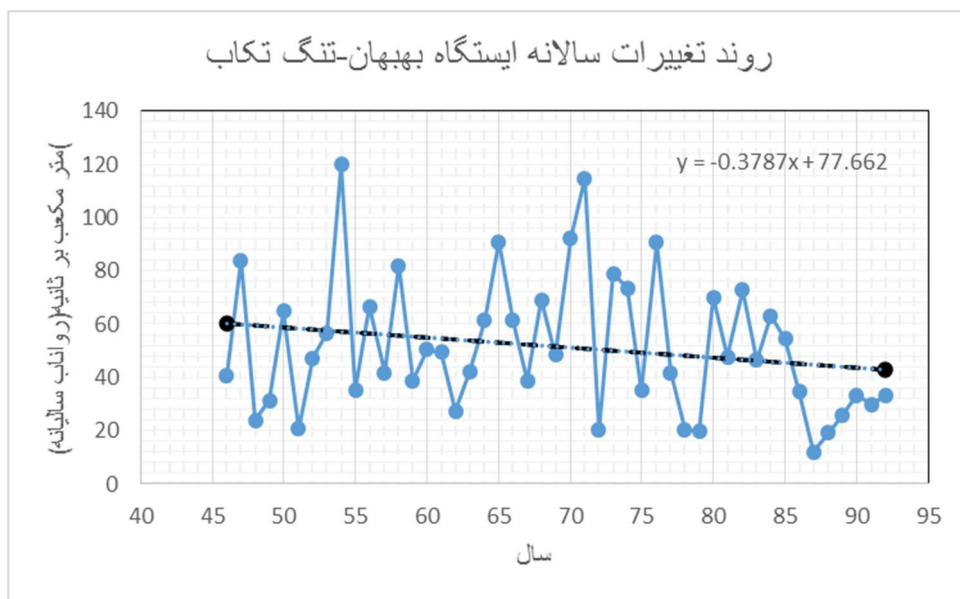
به منظور انجام آزمون من کندال جهت تعیین روند ماهانه و سالانه آبدهی ایستگاه های رودخانه مارون، ابتدا داده های ایستگاه ها تکمیل گردید. جهت تطویل آمار ایستگاه های تنظیمی که در پایاب سد مارون واقع شده اند به دلیل آن که سد در سالین اخیر و در سال ۱۳۷۸ مورد بهره برداری قرار گرفته است، سال های پس از بهره برداری با استفاده از آمار ایستگاه های بالا دست سد و با استفاده از روش همبستگی مورد تطویل قرار گرفته اند و با آمار ورودی سد کنترل گردیده اند (مانند ایستگاههای پایاب سد مارون در سرشاخه رودخانه مارون).

به طور نمونه جهت طبیعی سازی آمار ایستگاه تنگ تکاب در پایاب سد مارون، ابتدا آمار این ایستگاه در سال های پس از بهره برداری سد مارون با استفاده از آمار ایستگاه ایدنک که در بالادست سد واقع

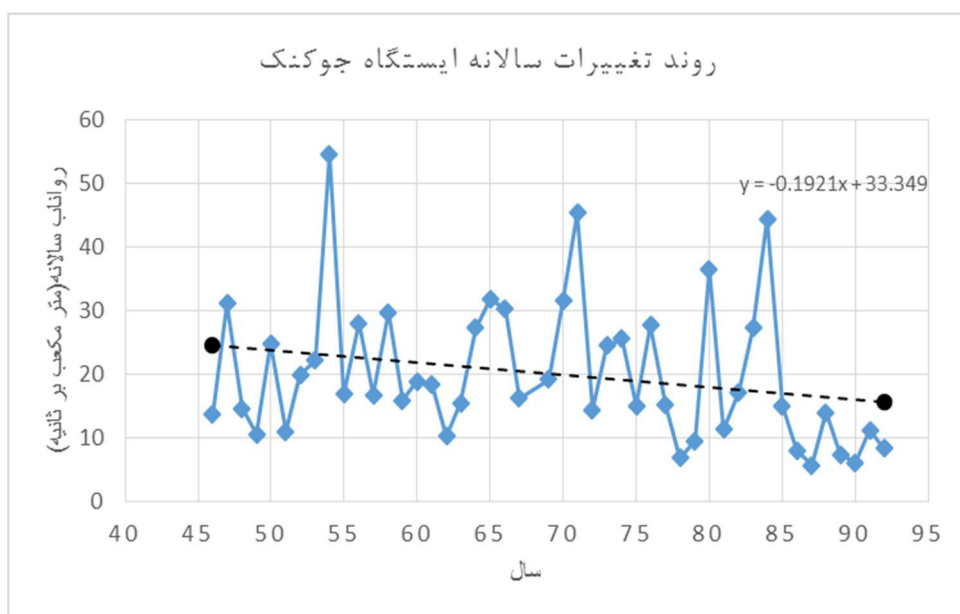
شده با روش همبستگی خطی مورد بازسازی قرار گرفته، در مرحله بعدی مقادیر بدست آمده با استفاده از آمار ورودی و خروجی سد مارون (برگرفته از سایت وزارت نیرو) بررسی و کالیبره و طبیعی گردیده، سپس جهت برآورد آبدهی مورد استفاده قرار گرفت. در بین ایستگاه های موجود، آمار دو ایستگاه تنگ تکاب و گرگر با این روش طبیعی شده است. ایستگاه جوکنک واقع بر روی رودخانه الله از سر شاخه های مارون به دلیل داده های تصادفی نیاز به طبیعی سازی جریان نداشته است. در شکل های ۱-۴ الی ۴-۴ روند آبدهی رودخانه در ایستگاه های ایدنک، تنگ تکاب، جوکنک و گرگر قبل از طبیعی سازی نشان داده شده است. ایستگاه ایدنک به دلیل این که در بالا دست سد مارون واقع شده است نیازی به بازسازی جریان نداشته است.



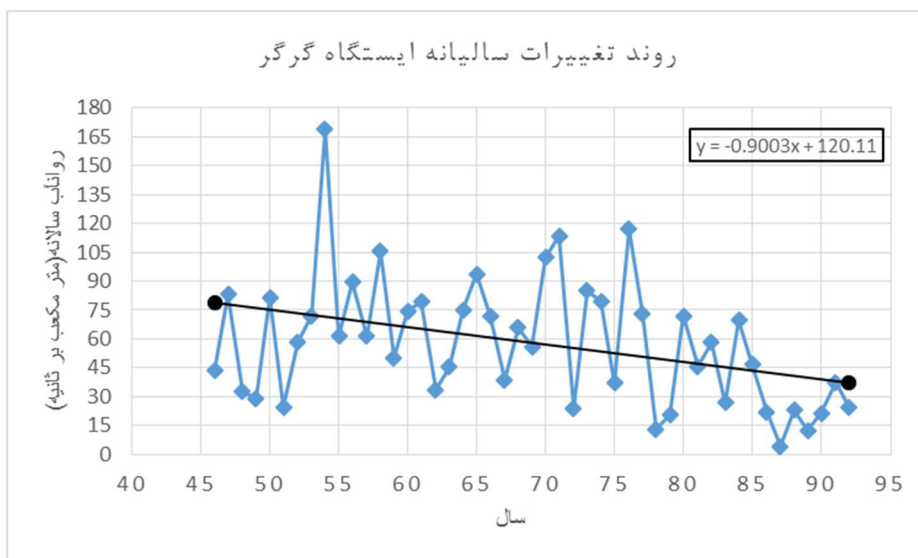
شکل ۱-۴ روند آبدهی سالانه ایستگاه ایدنک



شکل ۲-۴ روند آبدهی سالانه ایستگاه تنگ تکاب

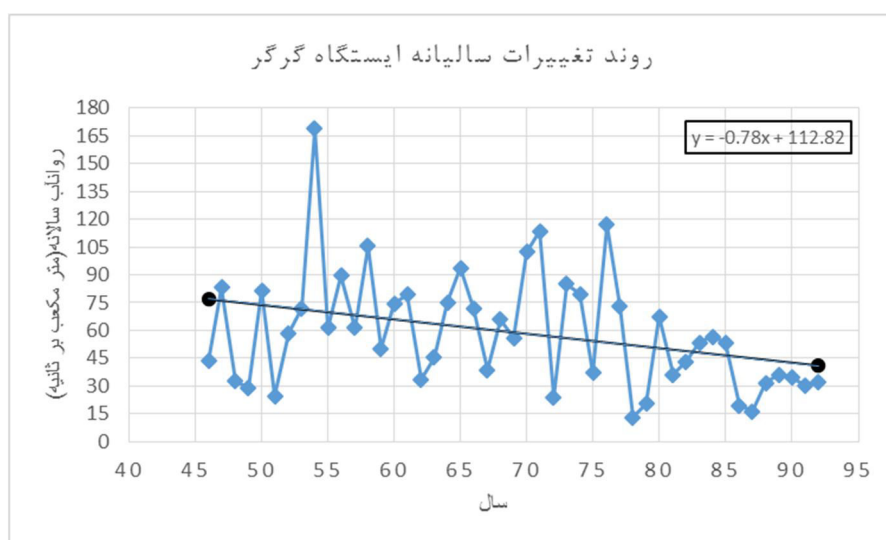


شکل ۳-۴ روند آبدهی سالانه ایستگاه جوکنک

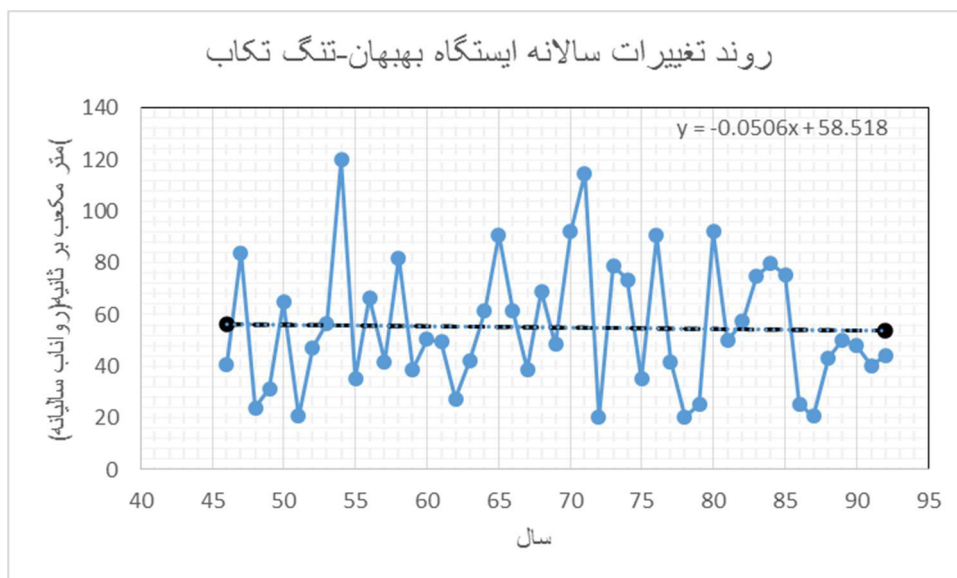


شکل ۴-۴ روند آبدی سالانه ایستگاه گرگر

در شکل های ۴-۵ و ۴-۶ روند تغییرات سالانه ایستگاه های گرگر و تنگ تکاب پس از طبیعی سازی جریان نشان داده شده است. همان طور که قابل مشاهده است روند نزولی ایستگاه تنگ تکاب به شکل محسوسی نسبت به قبل از طبیعی سازی تغییر کرده است و روند تغییرات ایستگاه گرگر نیز تا حدودی تغییر کرده است.



شکل ۴-۵ روند آبدی سالانه ایستگاه گرگر بعد از طبیعی سازی



شکل ۴-۶ روند آبدهی سالانه ایستگاه تنگ تکاب بعد از طبیعی سازی

همچنین می توان نتیجه گرفت هر اندازه ایستگاه های تنظیمی در پایین دست سد از سد فاصله داشته باشند روند طبیعی سازی خطای بیشتری دارد بنابراین از ایستگاه های نزدیک به سد جهت بررسی آبدهی رودخانه مارون استفاده شده است. ایستگاه مبنا برای بازسازی داده ها، ایستگاه ایدنک در نظر گرفته شده است.

۴-۳ آزمون روند

در این مطالعه روند تغییرات سری زمانی جریان ماهانه، فصلی و سالانه برای هر یک از ایستگاه های مذکور با آزمون غیر پارامتری MK مورد بررسی قرار گرفت. همان طوری که اشاره شد ، شرط لازم برای استفاده از این آزمون مستقل بودن داده ها و عدم وجود ضریب خود همبستگی معنی دار در سری زمانی داده ها است.

به منظور انجام محاسبات جهت بررسی روند تغییرات آبدهی نرم افزاری در محیط ویژوال بیسیک نوشته شد. این نرم افزار روند تغییرات پارامترهای هواشناسی و هیدرولوژی را توسط آزمون های MK, PW_MK, TFPW_MK, MK_VCA مورد بررسی قرار داده و نتایج نهایی را ارائه می نماید.

در این نرم افزار کاربر کلیه داده های ورودی را در نرم افزار Excel وارد می نماید و پس از ورود اطلاعات نرم افزار اجرا می گردد. داده های خروجی نرم افزار در همان فایل ورودی ولی در کاربرگ های دیگر ارائه می گردد.

۳-۴-۱ روند تغییرات ایستگاه ها در مقیاس سالیانه، فصلی و ماهانه

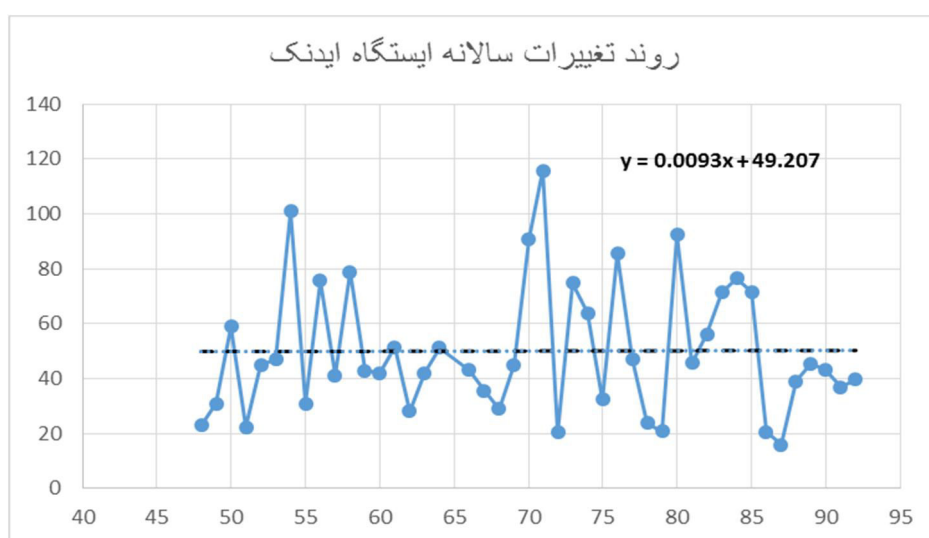
۳-۴-۱-۱ ایستگاه ایدنک

نتایج بررسی روند تغییرات جریان در رودخانه مارون (ایستگاه ایدنک)، در مقیاس فصلی و سالانه در جدول ۴-۱ نشان داده شده است. جهت حذف ضرایب خود همبسته از روش TFPW استفاده شده است و نتایج این جدول تغییرات روند در محدوده مورد مطالعه برای دوره اماری ۴۴ سال را نشان می دهد. همچنین مقادیر آماره Z برای سری داده های رواناب فصلی و سالانه ایستگاه ایدنک در سطح ۵ درصد در جدول ۴-۱ نشان داده شده است. همان طور که نتایج این جدول نشان می دهد روند تغییرات جریان در ایستگاه ایدنک در مقیاس سالانه منفی است ولی روند منفی آن فاقد معنی داری در سطح ۵ درصد است. همچنین در مقیاس فصلی نیز به جز فصل پاییز بقیه فصل ها دارای روند جریان منفی هستند که فصل تابستان با آماره $Z = -2/093$ بحرانی ترین فصل سال است. روند منفی جریان در فصل تابستان در سطح ۵ درصد معنی دار است. بعد از آن، فصل بهار با آماره $Z = -1/79$ بیشترین روند منفی فصلی را دارد ولی در سطح ۵ درصد فاقد معنی داری است. روند تغییرات جریان در فصل زمستان نیز منفی است ولی همانطور که در جدول مشخص است روند آن در هیچ سطحی معنی دار نمی باشد. تنها فصلی که روند تغییرات جریان در آن مثبت است، فصل پاییز است که روند تغییرات جریان در این فصل نیز فاقد معنی داری در سطح ۵ درصد است. در شکل (۴-۷) روند تغییرات میانگین رواناب سالیانه ایستگاه ایدنک نشان داده شده است.

جدول ۴-۱ مقادیر اماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب سالانه و فصلی ایستگاه ایدنک در مقیاس ۵

درصد

سالانه	فصل				نام رودخانه و ایستگاه
	تابستان	بهار	زمستان	پاییز	
-۰/۷۳۸	-۲/۰۹۳	-۱/۷۹	-۰/۰۷	+۰/۷۷۸	مارون-ایدنک



شکل ۴-۷ روند آبدهی سالانه ایستگاه ایدنک

در جدول ۴-۲ بررسی آبدهی در مقیاس ماهانه در سطح ۵ درصد نشان داده شده است. در این مقیاس ماه مرداد با آماره ۲/۲۸- دارای بیشترین روند نزولی می باشد و در سطح ۵ درصد روند منفی معنی دار دارد. بعد از آن، ماه خرداد با آماره ۲/۱۱- بیشترین روند نزولی را داراست و در سطح ۵ درصد نیز معنی دار است. در ادامه ماه های اردیبهشت، تیر و شهریور بیشترین روند نزولی را دارند ولی هیچکدام در سطح ۵ درصد روند معنی داری ندارند. در مجموع به جز دو ماه آذر و بهمن که آبدهی دارای روند مثبت می باشد بقیه ماه ها دارای روند نزولی می باشند.

جدول ۴-۲ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب ماهانه ایستگاه ایدنگ در مقیاس ۵ درصد

نام رودخانه و ایستگاه	شهریور	مرداد	تیر	خرداد	ردیبهشت	فروردین	اسفند	بهمن	دی	آذر	آبان	مهر
مارون-ایدنگ	-۱.۷۳	-۲.۲۸	-۱.۸۵	-۲.۱۱	-۱.۹۵	-۱.۳۷	-۰.۵۸	۰.۱۷	-۰.۰۵	۰.۵۴	-۰.۰۹	-۰.۳۹

۴-۳-۱-۲ ایستگاه تنگ تکاب

نتایج بررسی روند تغییرات جریان در رودخانه مارون (ایستگاه تنگ تکاب)، در مقیاس فصلی و سالانه در جدول ۴-۳ نشان داده شده است. جهت حذف ضرایب خود همبسته از روش TFPW استفاده شده است و نتایج این جدول تغییرات روند در محدوده مورد مطالعه برای دوره آماری ۴۴ سال را نشان می دهد. همچنین مقادیر آماره Z برای سری داده های رواناب فصلی و سالانه ایستگاه تنگ تکاب در سطح ۵ درصد در جدول ۴-۳ نشان داده شده است. همان طور که در جدول قابل مشاهده است، آماره Z برای همه فصل ها و در مقیاس سالانه در بازه $+1/96$ و $-1/96$ قرار دارد که نشان دهنده این موضوع است که آبدهی رودخانه مارون در ایستگاه تنگ تکاب فاقد روند معنی دار در مقیاس سالانه و فصلی در سطح ۵ درصد است. با این وجود بیشترین روند منفی متعلق به فصل بهار با آماره $-1/30$ است. فصل تابستان دومین فصل با آماره منفی است. آبدهی در دو فصل پاییز و زمستان دارای روند مثبت است که فصل پاییز بیشترین روند مثبت را داراست.

جدول ۴-۳ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب سالانه و فصلی ایستگاه تنگ تکاب در

مقیاس ۵ درصد

سالانه	فصل				نام رودخانه و ایستگاه
	تابستان	بهار	زمستان	پاییز	
-۰/۱۷	-۰/۸۳	-۱/۳۰	+۰/۲۳	+۱/۸۱	مارون-تنگ تکاب

بررسی آبدهی در مقیاس ماهانه در ایستگاه تنگ تکاب در جدول ۴-۴ نشان داده شده است. آبدهی در این ایستگاه در هیچ ماهی از سال روند مثبت یا منفی معنی دار ندارد. بیشترین روند منفی به ترتیب به ماه های اردیبهشت، خرداد و مرداد تعلق دارد. در مجموع ۵ ماه از سال دارای روند آبدهی مثبت و ۷ ماه دارای روند نزولی می باشد. همه ی ماه های فصل پاییز دارای روند مثبت هستند که بیشترین روند مثبت به ماه مهر با آماره $1/73+$ تعلق دارد. نتایج ماهانه کاملا با نتایج بدست آمده برای آبدهی در مقیاس فصلی مطابقت دارد.

جدول ۴-۴ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب ماهانه ایستگاه تنگ تکاب در مقیاس ۵

درصد

نام رودخانه و ایستگاه	شهریور	مرداد	تیر	خرداد	ردیبهشت	فروردین	اسفند	بهمن	دی	آذر	آبان	مهر
مارون-تنگ تکاب	-۰.۴۳	-۱.۰۶	-۱.۰۴	-۱.۲۶	-۱.۵۵	-۱.۰۲	-۰.۳۵	۰.۶۲	۰.۵۸	۱.۰۶	۱.۱۶	۱.۷۳

۴-۳-۱-۳ ایستگاه جوکنک

نتایج بررسی روند تغییرات جریان در ایستگاه جوکنک، در مقیاس فصلی و سالانه در جدول ۴-۵ نشان داده شده است. جهت حذف ضرایب خود همبسته از روش TFPW استفاده شده است و نتایج این جدول تغییرات روند در محدوده مورد مطالعه برای دوره اماری ۴۴ سال را نشان می دهد. در مقیاس سالانه در سطح ۵ درصد در ایستگاه جوکنک، آبدهی روند منفی دارد ولی در سطح ۵ درصد معنی دار نمی باشد. در همه فصول، آبدهی دارای روند نزولی ولی فاقد معنی است که فصل بهار دارای بیشترین روند نزولی می باشد. بعد از آن فصل تابستان بیشترین روند نزولی را داراست. هیچ فصلی در ایستگاه جوکنک دارای روند مثبت نیست. کمترین روند نزولی برای آبدهی ماهانه مربوط به فصل پاییز می باشد.

جدول ۴-۵ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب سالانه و فصلی ایستگاه جوکنک در مقیاس

۵ درصد

سالانه	فصل				نام رودخانه و ایستگاه
	تابستان	بهار	زمستان	پاییز	
-۱/۱۶	-۱/۳۷	-۱/۷۴	-۰/۶۲	-۰/۴۸	الله-جوکنک

روند آبدهی در مقیاس ماهانه برای ایستگاه جوکنک در جدول ۴-۶ نشان داده شده است. در مقیاس ماهانه در سطح ۵ درصد، همه ی ماه ها به جز آذر ماه دارای روند نزولی هستند که ۴ ماه دارای روند نزولی معنی دار می باشند. بیشترین روند نزولی متعلق به ماه مهر با آماره ی ۳/۶۴- می باشد و پس از آن به ترتیب ماه های خرداد، تیر و اردیبهشت دارای بیشترین روند نزولی معنی دار هستند. تنها فصلی از سال که روند آبدهی در هیچکدام از ماه های آن روند نزولی معنا دار ندارد، فصل زمستان است.

جدول ۴-۶ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب ماهانه ایستگاه جوکنک در مقیاس ۵ درصد

نام رودخانه و ایستگاه	شهریور	مرداد	تیر	خرداد	ردیبهشت	فروردین	اسفند	بهمن	دی	آذر	آبان	مهر
الله-جوکنک	-۱.۴۸	-۰.۲۰	-۲.۱۹	-۲.۶۸	-۲.۱۹	-۰.۹۴	-۰.۵۹	-۱.۰۷	-۰.۳۶	۰.۲۴	-۰.۹۵	-۳.۶۴

۴-۳-۱-۴ ایستگاه گرگر

نتایج بررسی روند تغییرات جریان در ایستگاه گرگر در مقیاس فصلی و سالانه در جدول ۴-۷ نشان داده شده است. جهت حذف ضرایب خود همبسته از روش TFPW استفاده شده است و نتایج این جدول تغییرات روند در محدوده مورد مطالعه برای دوره آماری ۴۴ سال را نشان می دهد. در مقیاس سالانه در سطح ۵ درصد در ایستگاه گرگر، آبدهی روند منفی دارد ولی در سطح ۵ درصد معنی دار نمی باشد. سه فصل از سال دارای روند منفی و فصل پاییز دارای روند مثبت در آبدهی می باشد که

هیچ کدام از فصل ها روند معنی داری ندارند. بیشترین روند منفی مربوط به فصل تابستان با آماره ی ۱/۷۵- است و بعد از آن به ترتیب فصل های بهار و زمستان هستند.

جدول ۴-۷ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب سالانه و فصلی ایستگاه گرگر در مقیاس ۵ درصد

سالانه	فصل				نام رودخانه و ایستگاه
	تابستان	بهار	زمستان	پاییز	
-۰/۶	-۱/۷۵	-۱/۳۵	-۰/۱۵	+۱/۲۸	جراحی-گرگر

در مقیاس ماهانه، میزان آبدهی در هیچ کدام از ماه های سال دارای روند معنی داری نمی باشد. در مقیاس ماهانه در سطح ۵ درصد، نه ماه از سال دارای روند نزولی فاقد معنی و سه ماه از سال دارای روند مثبت فاقد معنی می باشند. هر سه ماه دارای روند مثبت مربوط به فصل پاییز می باشند که در جدول ۴-۷ نیز تنها فصلی که روند جریان در آن مثبت بود مربوط به فصل پاییز بود. بیشترین روند منفی در تابستان و در دو ماه تیر و شهریور ماه و با آماره ی ۱/۷۳- رخ می دهد و پس از آن بیشترین روند نزولی به ترتیب به ماه های مرداد، اردیبهشت و فروردین تعلق دارد. بیشترین روند مثبت آبدهی در ماه آبان و با آماره ی ۱/۱۴ رخ می دهد.

جدول ۴-۸ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب ماهانه ایستگاه گرگر در مقیاس ۵ درصد

نام رودخانه و ایستگاه	شهریور	مرداد	تیر	خرداد	ردیبهشت	فروردین	اسفند	بهمن	دی	آذر	آبان	مهر
جراحی-گرگر	-۱/۷۳	-۱/۶۷	-۱/۷۳	-۱/۳۵	-۱/۵۳	-۱/۴۱	-۰/۴۱	-۰/۱۷	-۰/۰۷	۰/۷۳۸	۱/۱۴۳	۰/۴۹۶

۴-۳-۲ روند تغییرات آبدهی رودخانه مارون در مقیاس سالانه

نتایج بررسی روند تغییرات جریان در رودخانه مارون در ایستگاه های مورد بررسی در مقیاس سالیانه و فصلی در جدول ۴-۹ آمده است. مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب فصلی و سالانه رودخانه مارون در سطح ۵ درصد، در جدول ۴-۹ آمده است. همانطور که نتایج این جدول

نشان می دهد، در مقیاس سالانه از ۴ ایستگاه هیدرومتری موجود، آماره Z همه آن ها در بازه $+1.96$ و -1.96 قرار دارند بنابراین فاقد معنی داری در سطح ۵ درصد هستند. روند جریان در مقیاس سالانه در همه ایستگاه ها منفی است. شدید ترین روند منفی بین ایستگاه ها مربوط به ایستگاه جوکنک با آماره -1.16 و کمترین روند منفی متعلق به ایستگاه هیدرومتری تنگ تکاب با آماره -0.17 است. در مقیاس فصلی شدید ترین تغییرات مربوط به فصل تابستان است که در آن ایستگاه ایدنک دارای روند منفی معنی دار در سطح ۵ درصد می باشد و بقیه ایستگاه ها نیز روند نزولی ولی فاقد معنی دارند. آماره Z ایستگاه ایدنک -2.09 می باشد و بعد از آن ایستگاه های هیدرومتری گرگر، جوکنک و تنگ تکاب به ترتیب بیشترین روند منفی را دارند. تغییرات آبدهی در فصل پاییز کمترین روند منفی و بیشترین روند مثبت را دارد ولی نتایج در سطح ۵ درصد فاقد معنی هستند. در فصل پاییز به جز ایستگاه هیدرومتری جوکنک که روند منفی غیر معنی دار دارد بقیه ایستگاه ها دارای روند مثبت هستند که بیشترین آن ها ایستگاه هیدرومتری تنگ تکاب با آماره $+1.81$ است.

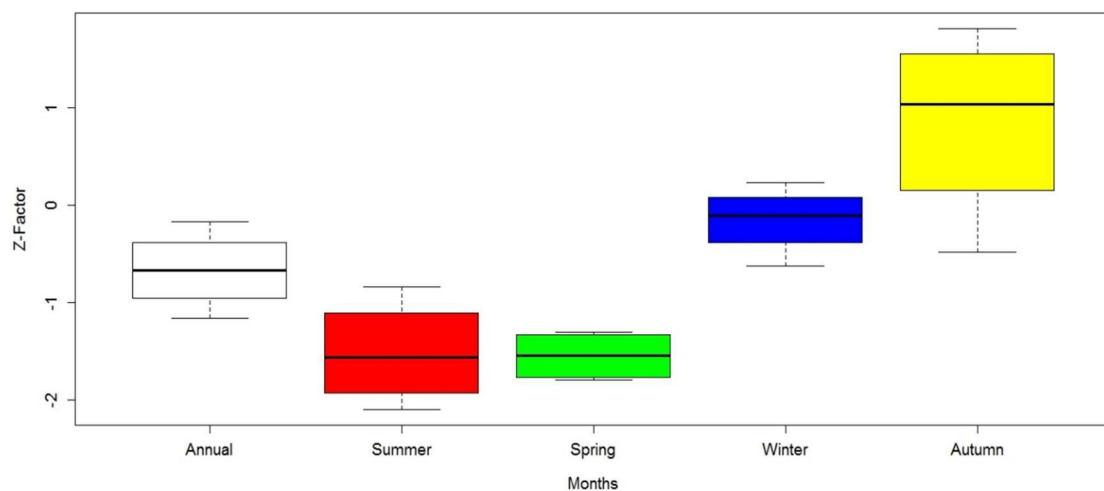
جدول ۴-۹ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب فصلی و سالانه رودخانه مارون در مقیاس ۵

درصد

سالانه	فصل				نام رودخانه و ایستگاه
	تابستان	بهار	زمستان	پاییز	
-۰.۷۴	-۲.۰۹	-۱.۷۹	-۰.۰۷	۰.۷۸	مارون-ایدنک
-۰.۱۷	-۰.۸۴	-۱.۳۰	۰.۲۳	۱.۸۱	مارون-تنگ تکاب
-۱.۱۶	-۱.۳۷	-۱.۷۴	-۰.۶۲	-۰.۴۸	الله-جوکنک
-۰.۶۰	-۱.۷۵	-۱.۳۵	-۰.۱۵	۱.۲۸	جراحی-گرگر
۰	۱	۰	۰	۰	تعداد ایستگاه با روند منفی
۰	۰	۰	۰	۰	تعداد ایستگاه با روند مثبت
۴	۳	۴	۴	۴	تعداد ایستگاه بدون روند

همچنین در شکل ۴-۸ نمودار جعبه و خط میانگین رواناب سالیانه نشان داده شده است. همانطور که نشان داده شده است شیب خط روند جریان در فصل پاییز مثبت است و در فصل زمستان شیب میانه به صفر نزدیک است ولی دو فصل بهار و تابستان دارای شیب خط میانه ی منفی هستند که تقریباً با

هم برابر است ولی از ۱.۹۶- بالاتر قرار گرفتند که نشان از عدم معنی داری روند جریان دارد. شیب میانه در مقیاس سالانه نیز زیر صفر قرار گرفته است که باز هم نشان دهنده روند نزولی است ولی چون در بازه قرار دارد در هیچ سطحی معنا داری ندارد. در فصل پاییز فاصله خط زیرین و فوقانی جعبه (۲۵ و ۷۵ درصد) در مقایسه با فصل های دیگر دارای بیشترین مقدار است و این نشان می دهد که تغییرات شیب روند جریان در این ماه در ایستگاه های مورد مطالعه زیاد می باشد. کمترین تغییرات طبق نمودار مربوط به فصل بهار می باشد که در آن فاصله بین خطوط کم است.



شکل ۴-۸ نمودار جعبه و خط برای روند جریان در مقیاس فصلی برای رودخانه مارون

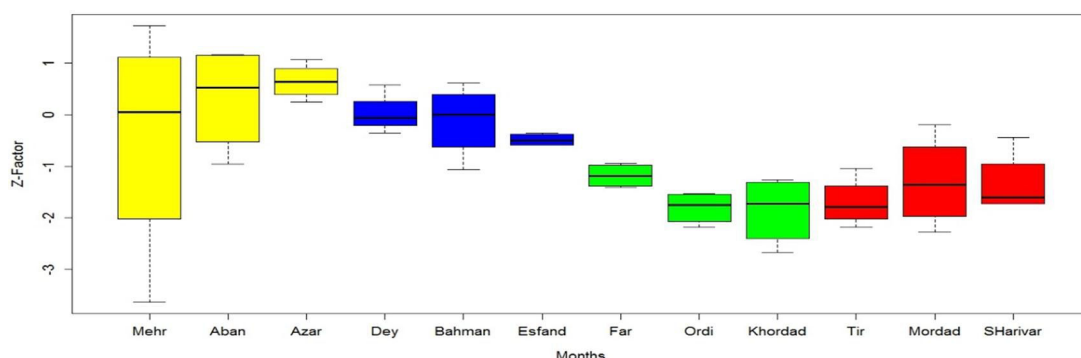
۴-۳-۳ روند تغییرات آبدهی رودخانه مارون در مقیاس ماهانه

در مقیاس ماهانه بیشترین تعداد ایستگاه ها که دارای روند منفی می باشند مربوط به خردادماه بوده بطوری که در این فصل تعداد ۲ ایستگاه از ۴ ایستگاه هیدرومتری دارای روند منفی معنا دار بوده اند. بیشترین روند منفی مربوط به ایستگاه جوکنک با آماره ۲.۶۸- است و بعد از آن ایستگاه ایدنک با آماره ۲.۱۱- قرار دارد. همچنین ۴ ماه مهر، اردیبهشت، تیر و مرداد هر کدام یک ایستگاه با روند منفی دارند که ایستگاه جوکنک بیشترین میزان را بین بقیه ایستگاه ها در روند منفی معنا دار دارد. در بقیه ماه های سال هیچ ایستگاهی دارای روند منفی معنا دار یا مثبت معنی دار نیست. در ماه آذر روند

جریان در همه ایستگاه ها مثبت است ولی فاقد معنی داری در سطح ۵ درصد می باشند. بعد از آذر، ماه های مهر، آبان و بهمن بیشترین میزان روند مثبت را دارا می باشند. در جدول ۴-۱۰ مقادیر آماره Z برای روند جریان نشان داده شده است. همچنین در شکل ۴-۹ نمودار خط و جعبه برای روند جریان در مقیاس ماهانه نشان داده شده است. طبق شکل ماه های آبان، آذر و بهمن دارای شیب میانه مثبت هستند که همانطور که در بالا ذکر شد ماه آذر مثبت ترین روند را بین ماه های سال دارد. همچنین اردیبهشت و خرداد ماه دارای کمترین شیب خط میانه جریان می باشند که نزدیک به مرز سطح ۵ درصد یعنی ۱.۹۶- هستند. بیشترین تغییرات مربوط به ماه مهر می باشد که فاصله بین دهک ۲۵ درصد و ۷۵ درصد آن حدود ۳ واحد می باشد. بعد از مهر، ماه آبان دارای بیشترین تغییرات در روند جریان است و کمترین تغییرات جریان مربوط به اسفند ماه می باشد که فاصله بین خط بالا و پایین آن مطابق شکل بسیار کم است. بنابراین با توجه به شیب خطوط روند در تمام ماه ها می توان نتیجه گرفت که دبی رودخانه مارون در دهه های گذشته روندی نزولی دارد که این روند نزولی فاقد معنی در سطح ۵ درصد که مورد نظر این مطالعه بوده می باشد. با این وجود رودخانه مارون دارای روند کاهشی بوده و بیشترین کاهش نیز مربوط به ماه های اردیبهشت تا شهریور می باشد که تقریباً دو فصل بهار و تابستان را در بر می گیرد.

جدول ۴-۱۰ مقادیر آماره Z به روش TFPW برای سری داده های رواناب ماهانه رودخانه مارون در مقیاس ۵ درصد

نام رودخانه و ایستگاه	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	ردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
مارون-ایدنک	-۰.۳۹	-۰.۰۹	۰.۵۴	-۰.۰۵	۰.۱۷	-۰.۵۸	-۱.۳۷	-۱.۹۵	-۲.۱۱	-۱.۸۵	-۲.۲۸	-۱.۷۳
مارون-تنگ تکاب	۱.۷۳	۱.۱۶	۱.۰۶	۰.۵۸	۰.۶۲	-۰.۳۵	-۱.۰۲	-۱.۵۵	-۱.۲۶	-۱.۰۴	-۱.۰۶	-۰.۴۳
الله-چوکنک	-۳.۶۴	-۰.۹۵	۰.۲۴	-۰.۳۶	-۱.۰۷	-۰.۵۹	-۰.۹۴	-۲.۱۹	-۲.۶۸	-۲.۱۹	-۰.۲۰	-۱.۴۸
جراحی-گرگر	۰.۵۰	۱.۱۴	۰.۷۴	-۰.۰۷	-۰.۱۷	-۰.۴۱	-۱.۴۱	-۱.۵۳	-۱.۳۵	-۱.۷۳	-۱.۶۷	-۱.۷۳
تعداد ایستگاه با روند منفی	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۲	۱	۱	۰
تعداد ایستگاه با روند مثبت	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
تعداد ایستگاه بدون روند	۳	۴	۴	۴	۵	۴	۴	۳	۲	۳	۳	۴



شکل ۹-۴ نمودار جعبه و خط برای روند جریان در مقیاس ماهانه برای رودخانه مارون

۴-۱ نتایج حاصل از مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی دبی رودخانه مارون

به منظور انجام مدل سازی شبکه عصبی از نرم افزار Qnet 2000 که در فصل سوم در مورد آن به طور مختصر توضیحاتی ارائه شد، استفاده گردید. برای این منظور از دو نوع داده برای پیش بینی دبی رودخانه مارون بهره گرفته شد. در ابتدا از آمار بارش و درجه حرارت ایستگاه های هیدرومتری به عنوان ورودی مدل و پیش بینی دبی آن ها به عنوان خروجی، و سپس از آمار بارش ایستگاه های اطراف به عنوان ورودی و پیش بینی دبی ایستگاه هیدرومتری مورد نظر به عنوان خروجی بهره گرفته شد. این روند برای هر ایستگاه به صورت جداگانه انجام شده است.

متوسط ماهانه اطلاعات آبدهی، بارش و دما در ایستگاه های مورد نظر در سال های مشترک مورد استفاده قرار گرفت. از مجموعه داده های موجود، ۸۰٪ آن ها جهت آموزش شبکه عصبی و ۲۰٪ داده ها برای صحت سنجی آموزش انجام شده توسط نرم افزار استفاده شده است.

بنابراین در ابتدا آمار دبی، بارش و درجه حرارت استفاده شده در این تحقیق با توجه به سال های مشترک دارای داده ی ایستگاه های منتخب برای دوره ی ۳۵ ساله (۱۳۹۲-۱۳۵۷) مورد بررسی قرار

گرفته است. برای پیش بینی دبی رودخانه مارون از داده های دما، بارش و دبی ۴ ایستگاه استفاده شده است. اولین ایستگاه مورد بررسی ایستگاه ایدنک می باشد.

از آن جایی که در مدل های شبکه عصبی مصنوعی تعداد لایه های میانی و همچنین نوع توابع محرک در یادگیری شبکه تأثیر به سزایی دارند، لذا در تحقیق حاضر تأثیر آن ها مورد بررسی قرار گرفت که نتایج آن ها به ترتیب در بخش های زیر آمده است:

الف- بررسی تأثیر توابع محرک در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

ب- بررسی تأثیر لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

ج- بررسی تأثیر تعداد داده های ورودی بر روی یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

الف- بررسی تأثیر توابع محرک در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

برای اجرای مدل از ساختار یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی با توابع سیگموئید^۱، گوس^۲، تانژانت هیپربولیک^۳ و سکانت هیپربولیک^۴ استفاده گردید و سپس داده های مورد نظر به صورت ۲ گره ورودی شامل مقادیر بارش و دما در نظر گرفته شده است. توابع ذکر شده به صورت پیش فرض در نرم افزار وجود دارند. تعداد گره های میانی حداقل باید به اندازه تعداد گره های ورودی باشد که برای محاسبات از تعداد ۲ گره میانی استفاده شده است. ۱ گره خروجی شامل دبی ایستگاه می باشد که به مدل معرفی می گردد. برای اجرای مدل داده ها به صورت ۸۰ و ۲۰ درصد به ترتیب برای مرحله آموزش و صحت سنجی تفکیک شدند. اولین ایستگاه مورد بررسی، ایستگاه ایدنک می باشد. این ایستگاه دارای روند آبدهی کاملاً طبیعی می باشد زیرا از لحاظ موقعیت جغرافیایی قبل از

¹ Sigmoid function

² Gaussian

³ hyperbolic tangent

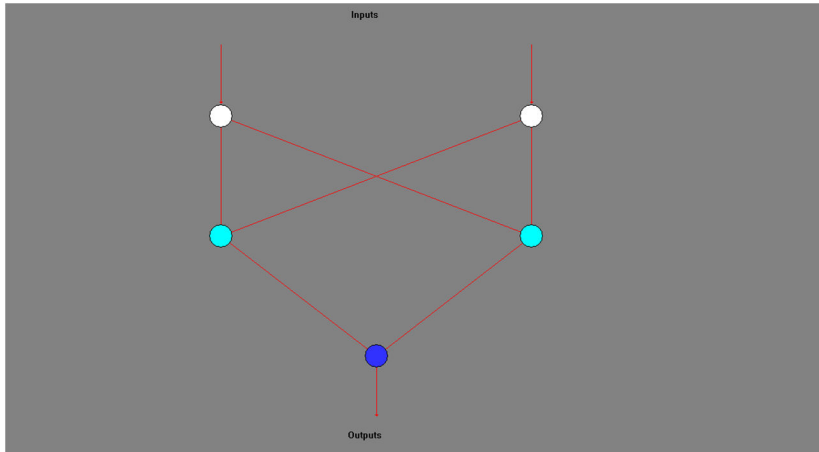
⁴ hyperbolic secant

سد مارون واقع شده است و در بالا دست آن سدی وجود ندارد. در ابتدا با سه لایه شامل یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی تحلیل انجام شده است. در لایه میانی از دو گره استفاده شده و با هر چهار تابع موجود بررسی گردید. به جز تابع گوس که نتایج از ابتدا فاقد معنا بودند، ما بقی توابع نتایج نزدیک به هم داشتند ولی با اضافه شدن لایه های میانی تابع سکانت هیپربولیک با سه لایه میانی و هر لایه با دو گره، بهترین نتیجه را بدست داد که در این حالت ضریب همبستگی برای آموزش شبکه ۰.۶۴ و میزان خطا (RMS¹)، برابر با ۰.۰۷ می باشد. همچنین میزان همبستگی در حالت صحت سنجی برابر با ۰.۷۵ می باشد. در جدول (۴-۱) نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای دو ورودی دما و بارش و خروجی دبی ایستگاه ایدنک نشان داده شده است. این نتایج مربوط به سه لایه شامل یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی می باشد و تابع سکانت هیپربولیک بیشترین ضریب همبستگی را بدست داد و ادامه روند تحلیل با این تابع صورت گرفت. الگوریتم طراحی شبکه عصبی مصنوعی برای این حالت در شکل ۴-۱ نشان داده شده است.

جدول ۴-۹ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای داده های ورودی بارش و دما

ساختار	تابع محرک	مرحله محاسباتی	RMS Error	ضریب همبستگی
۱	سیگموئید (Sigmoid)	آموزش	۰/۰۹	۰.۶۰۶
		صحت یابی	-	۰.۶۹
۲	گوس (Gaussian)	آموزش	۰/۲۹	۰/۰۰۰۰۰۰
		صحت یابی	-	۰/۰۰۰۰۰۰
۳	تانزانت هیپربولیک (Tanh)	آموزش	۰/۰۹۱۵۴۱	۰.۶۰۶
		صحت یابی	-	۰.۶۸۷
۴	سکانت هیپربولیک (Sech)	آموزش	۰/۰۹۱۸۱۰	۰.۶۱۲
		صحت یابی	-	۰.۷۵۰

¹ Root-mean-square deviation

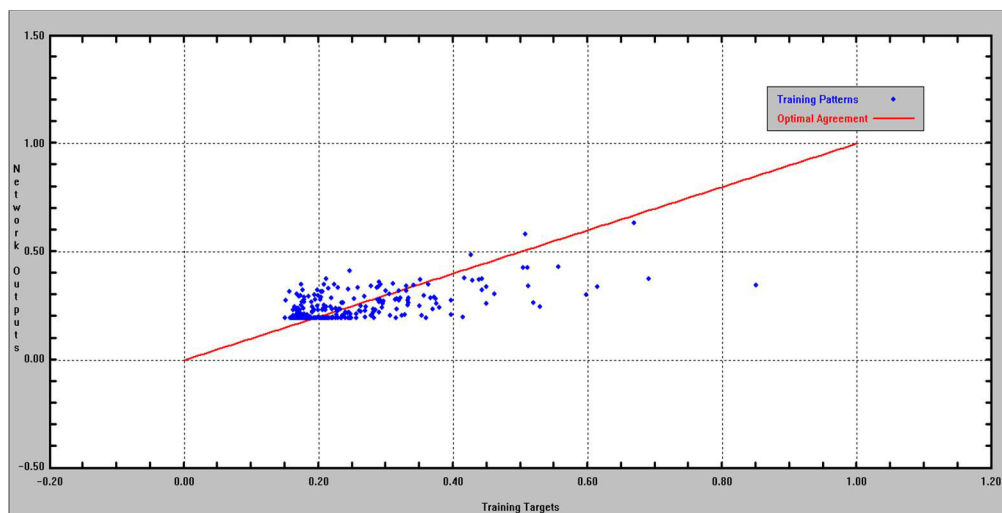


شکل ۴-۱۰ الگوریتم طراحی شبکه عصبی مصنوعی برای حالت اولیه

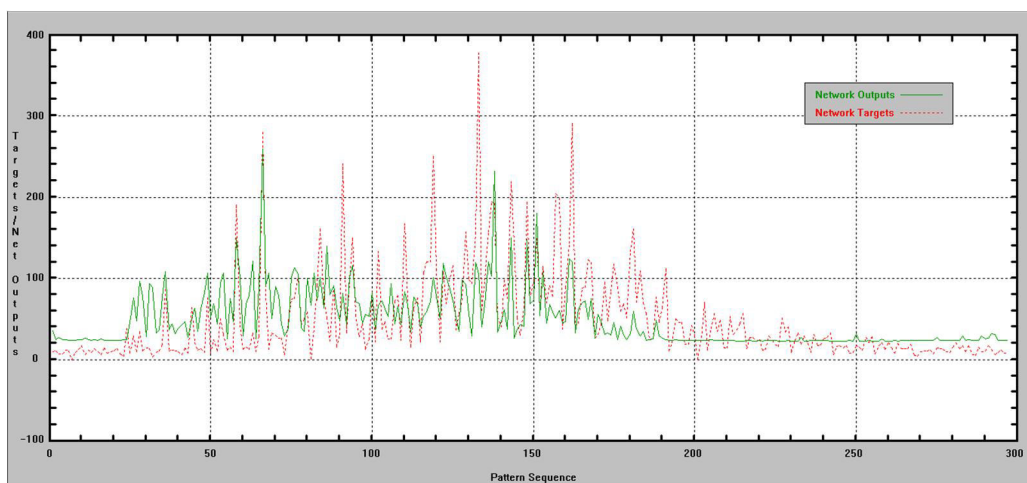
حداکثر تکرار برای بررسی داده ها صد هزار بار انتخاب شده است. در شکل (۴-۱۱)، خلاصه ای از نتایج مربوط به آموزش شبکه ارائه شده است.

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	5	Learn Control Start:	1
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.019687
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.019687
Hidden Nodes:	6	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sech	Momentum:	0.800
Connections:	14	Patterns per Update:	297
Training Patterns:	297	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	22050	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	11466K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.078008	0.639051	
Test Set:			

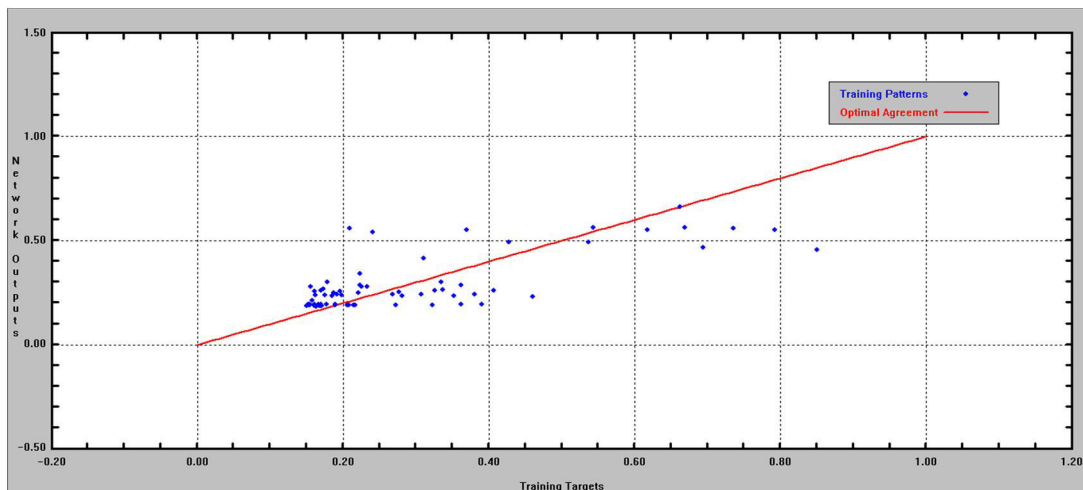
شکل ۴-۱۱ نتایج کلی مربوط به ایستگاه ایدنک



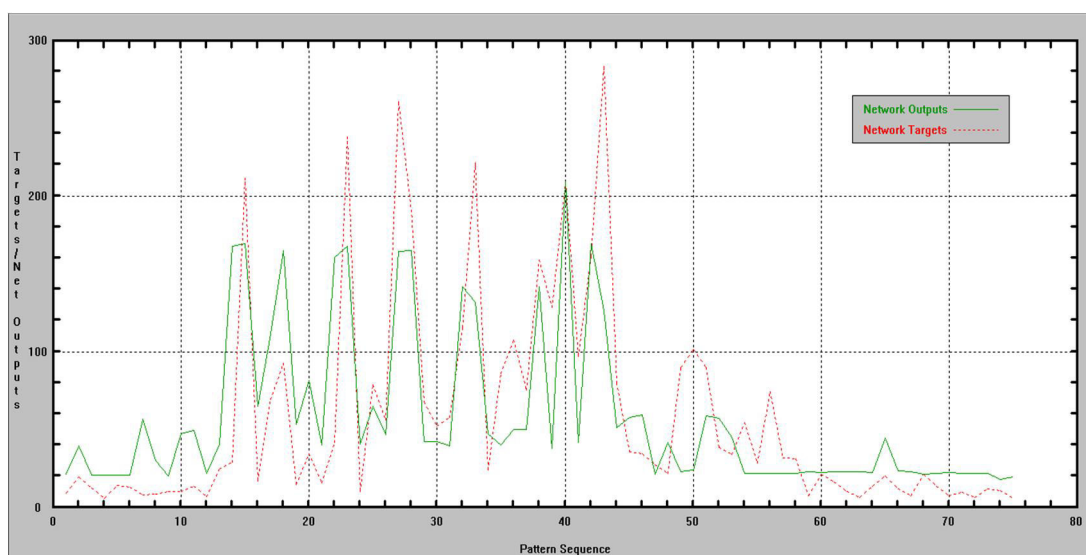
شکل ۴-۱۲. برازش بین داده های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرک سکانت هیپربولیک



شکل ۴-۱۳. مقایسه بین آبدهی معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرک سکانت هیپربولیک (دبی متر مکعب بر ثانیه)



شکل ۴-۱۴ برازش بین داده های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرک سکانت هیپربولیک



شکل ۴-۱۵ مقایسه بین آبدهی معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی با تابع محرک سکانت هیپربولیک (دبی متر مکعب بر ثانیه)

ب- بررسی تأثیر لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

پس از انتخاب تابع سکانت هیپربولیک به عنوان مدل برتر برای آمار دبی، بارش و درجه حرارت متعلق به ایستگاه هیدرومتری ایدنک، بار دیگر از این تابع برای پیش بینی دبی رودخانه مارون بهره گرفته شد، با این تفاوت که در شبکه های طراحی شده جدید تعداد لایه های مخفی متغیر هستند. با توجه

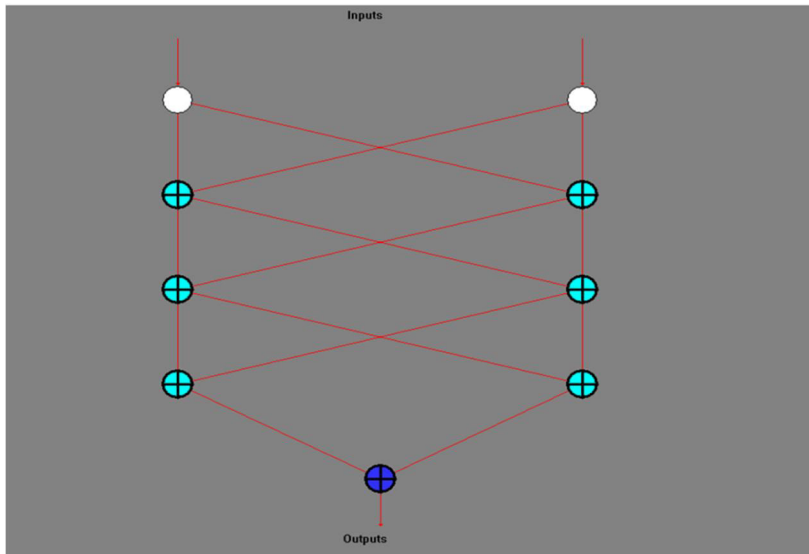
به این که در نرم افزار Qnet بیشترین تعداد لایه های میانی برابر ۸ می باشد، بنابراین برای طراحی شبکه های جدید به ترتیب ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸ لایه میانی در نظر گرفته شد. نتایج این مدل ها در جدول (۴-۱۶) قابل مشاهده می باشند.

همان طور که در قسمت قبل بیان شد و با توجه به جدول (۴-۱۶) قابل مشاهده است با افزایش تعداد لایه های میانی، ضریب همبستگی ابتدا افزایش پیدا می کند و سپس میزان همبستگی صفر میگردد و شبکه قادر به پیش بینی دبی نمی باشد. بیشترین ضریب همبستگی در حالت سه لایه میانی و هر لایه با دو گره بدست می آید.

جدول ۴-۱۶ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع سکانت هیپربولیک برای داده های ورودی بارش و دما

ساختار	تعداد لایه های میانی	مرحله محاسباتی	RMS Error	ضریب همبستگی
۱	۱	آموزش	۰/۰۸۵۶	۰/۶۰۶
		صحت یابی	-	۰/۷۵۰
۲	۲	آموزش	۰/۰۸۲	۰/۶۰۶
		صحت یابی	-	۰/۷۶۶
۳	۳	آموزش	۰/۰۷۸	۰/۶۴
		صحت یابی	-	۰/۷۵۳
۴	۴	آموزش	۰/۰۸۵	۰/۶۰۶
		صحت یابی	-	۰/۶۳۴
۵	۵	آموزش	۰/۰۸۶۲	۰/۶۰۲
		صحت یابی	-	۰/۶۲۱
۶	۶	آموزش	۰/۱۲۵	۰/۰۰۰۰۰
		صحت یابی	-	۰/۰۰۰۰۰
۷	۷	آموزش	۰/۱۲۵	۰/۰۰۰۰۰
		صحت یابی	-	۰/۰۰۰۰۰
۸	۸	آموزش	۰/۱۲۵	۰/۰۰۰۰۰
		صحت یابی	-	۰/۰۰۰۰۰

در شکل ۱۶-۴ الگوریتم طراحی شبکه برای حالت فوق نشان داده شده است.



شکل ۱۶-۴ الگوریتم طراحی شبکه عصبی مصنوعی برای حالت نهایی

در شکل (۱۷-۴) وزن هر لایه برای هر گره نشان داده شده است.

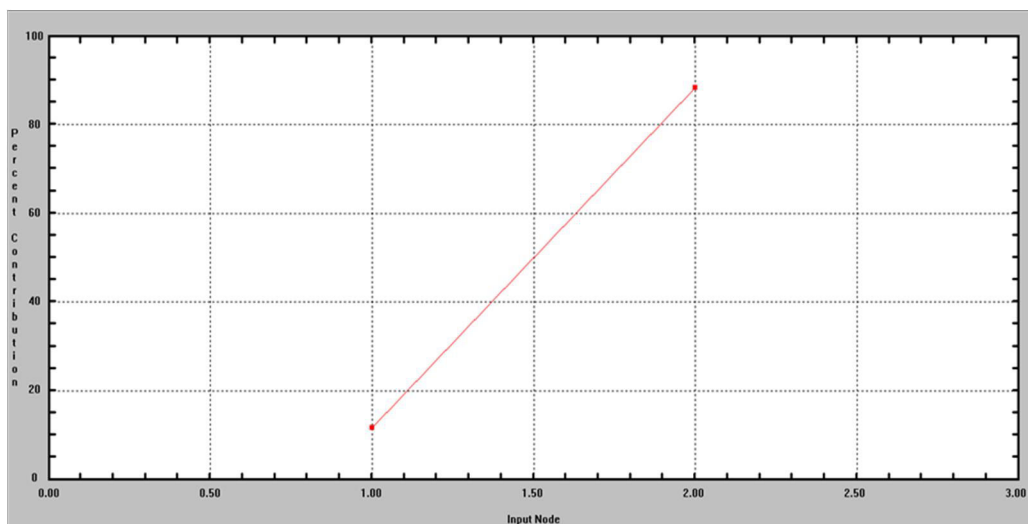
Network Weights and Current Adjustment Deltas

Network Name: NO NAME
Iterations: 100000

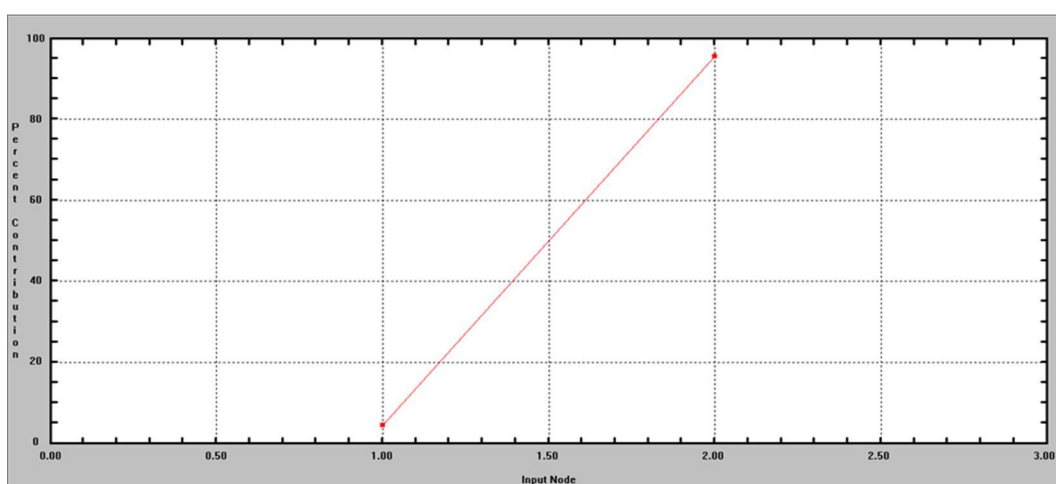
Layer	Node	Connection	Weight	Weight Delta
2	1	1	-35.59660	0.000002
2	1	2	-4.31465	0.000000
2	1	3	14.50024	0.000000
2	2	1	0.12263	0.000000
2	2	2	-8.16330	-0.000001
2	2	3	-1.82302	0.000000
3	1	1	-0.18513	0.000000
3	1	2	4.24402	0.000000
3	1	3	1.04403	0.000001
3	2	1	2.81779	0.000000
3	2	2	4.06712	0.000000
3	2	3	10.09700	0.000000
4	1	1	-17.37342	-0.000002
4	1	2	1.04171	0.000000
4	1	3	-0.56611	-0.000005
4	2	1	-5.01250	-0.000003
4	2	2	2.43633	0.000000
4	2	3	5.67418	0.000001
5	1	1	-6.44511	0.000001
5	1	2	-6.94281	0.000000
5	1	3	2.74191	0.000000

شکل ۱۷-۴ وزن لایه ها و گره ها

در شکل های (۱۸-۴) و (۱۹-۴) درصد تاثیر داده های ورودی به ترتیب در مرحله آموزش و صحت سنجی نشان داده شده است.



شکل ۴-۱۸ درصد تاثیر لایه های میانی در مرحله آموزش



شکل ۴-۱۹ درصد تاثیر لایه های میانی در مرحله صحت سنجی

ج- بررسی تأثیر تعداد داده های ورودی بر روی یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

در حالتی دیگر برای یادگیری شبکه عصبی مصنوعی از چهار داده ورودی و یک داده خروجی جهت پیش بینی دبی ایستگاه ایدنک استفاده شد. داده های ورودی مدل شامل اطلاعات بارش سه ایستگاه نزدیک به ایستگاه مبنا و داده های بارش ایستگاه ایدنک می باشد که چهار گره ورودی مدل را تشکیل می دهند. خروجی مدل نیز دبی ایستگاه ایدنک می باشد. اطلاعات بکار برده شده برای یک دوره ۳۶

ساله (۱۳۹۲-۱۳۵۶) می باشد. به دلیل وجود چهار گره ورودی، در لایه میانی نیز حداقل چهار گره باید وجود داشته باشد. برای اجرای این مدل نیز از ساختار یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی با توابع سیگموئید، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک استفاده گردید. نتایج اجرای مدل در جدول (۴-۱۱) آمده است.

جدول ۴-۱۱ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای داده های ورودی بارش ایستگاه های مختلف

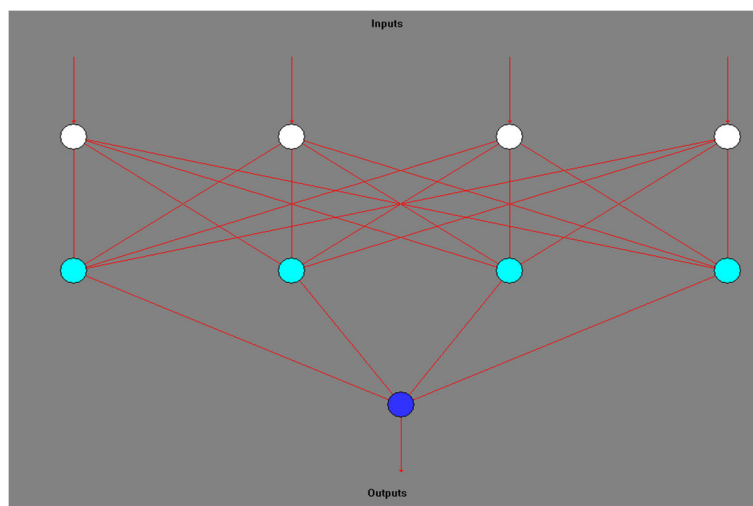
ضریب همبستگی	RMS Error	مرحله محاسباتی	تابع محرک	ساختار
۰/۷۱۱	۰/۰۷۵	آموزش	سیگموئید (Sigmoid)	۱
۰/۸۲۳	-	صحت یابی		
-	-	آموزش	گوس (Gaussian)	۲
-	-	صحت یابی		
۰/۶۵	۰/۰۸	آموزش	تانژانت هیپربولیک (Tanh)	۳
۰/۷۶	-	صحت یابی		
۰/۵۴	۰/۱۲۹	آموزش	سکانت هیپربولیک (Sech)	۴
۰/۶۱	-	صحت یابی		

همانطور که در جدول فوق قابل مشاهده است تابع سیگموئید دارای بهترین جواب مدل برای چهار ورودی است و تابع گوس از ابتدا بدون جواب بوده است. در ادامه برای بدست آوردن بهترین جواب به جای یک لایه میانی از ۲ تا ۸ لایه میانی با چهار گره برای تابع سیگموئید استفاده شد که با اضافه شدن لایه ها، میزان درصد ضریب همبستگی کاهش پیدا کرد و در لایه ششم میزان آن به صفر رسید. بنابراین بهترین جواب با یک لایه میانی همراه با چهار گره که به تعداد داده های ورودی هستند بدست آمد. شکل ۴-۲۰ خلاصه ای از نتایج مدل را نشان می دهد.

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	3	Learn Control Start:	1
Input Nodes:	4	Learn Rate:	0.046008
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.075750
Hidden Nodes:	4	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	20	Patterns per Update:	432
Training Patterns:	432	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	28414	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	34542K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.075327	0.711534	
Test Set:			

شکل ۴-۲۰ نتایج مدل برای داده های ورودی بارش

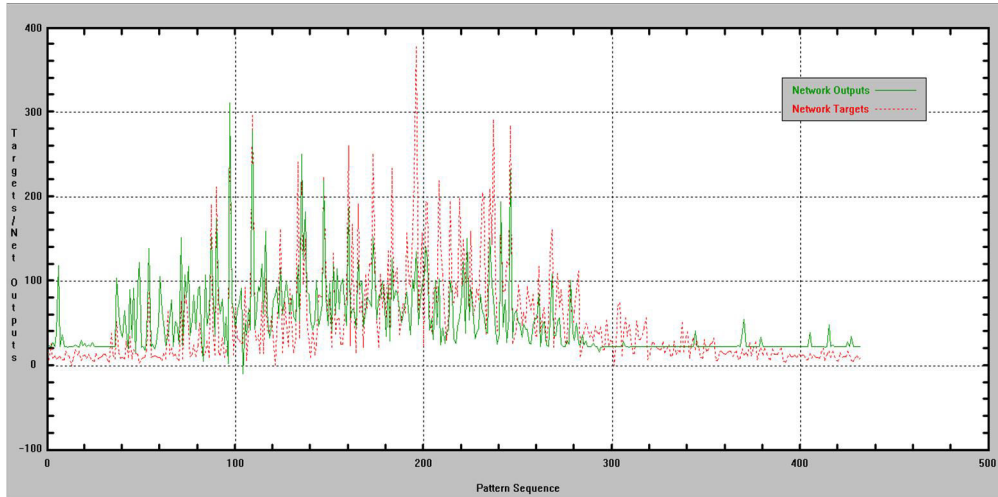
همانطور که در شکل ۴-۲۱ نشان داده شده است و در توضیحات قید شد جواب نهایی با یک لایه میانی متشکل از چهار گره که متناسب با لایه ورودی می باشد بدست آمده است.



شکل ۴-۲۱ الگوریتم طراحی مدل برای داده های ورودی بارش

در شکل ۴-۲۲ نمودار تفاوت بین دبی ایستگاه ایدنک و دبی خروجی مدل نشان داده شده است. مدل شبکه عصبی مصنوعی قادر به آنالیز حساسیت پارامتر های ورودی بر روی نتایج می باشد. سهم لایه های میانی برای ایستگاه های جوکنک، ایدنک، سد شهدا و چم نظام به ترتیب برابر ۱۵/۹۲، ۲۰/۵۴،

۵۶/۲۱ و ۷/۳۳ درصد می باشد که نشان دهنده این موضوع است که بارش ایستگاه های سد شهدا و ایدنک به ترتیب بیشترین تاثیر را بر لایه خروجی گذاشته اند. در شکل ۴-۲۳ سهم هر ایستگاه بر روی داده ی خروجی نشان داده شده است.



شکل ۴-۲۲ مقایسه بین آبدهی معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یاد گیری با تابع محرک سیگموئید (دبی متر مکعب بر ثانیه)

Average Contribution of Input Node on Outputs		
Network Name: NO NAME		
Iterations: 100000		
Output Node	Input Node	Percent Contribution
1	1	15.92
1	2	20.54
1	3	56.21
1	4	7.33

شکل ۴-۲۳ میزان تاثیر گذاری داده های ورودی بر روی لایه خروجی

برای بررسی تأثیر لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، پس از انتخاب تابع سیگموئید به عنوان مدل برتر برای آمار بارش ایستگاه ها به عنوان ورودی مدل، بار دیگر از این تابع برای پیش بینی دبی رودخانه مارون بهره گرفته شد، با این تفاوت که در شبکه های طراحی شده جدید تعداد لایه های مخفی متغیر و حداکثر برابر ۸ هستند. بنابراین برای طراحی شبکه های جدید

به ترتیب ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸ لایه میانی در نظر گرفته شد. نتایج این مدل ها در جدول (۴-۱۲) قابل مشاهده می باشند.

نتایج این مدل سازی نیز حاکی از این مسئله می باشد که با افزایش تعداد لایه های میانی، ضریب همبستگی شبکه ها کاهش می یابد و شبکه قادر به پیش بینی دبی نمی باشد و شبکه با تعداد لایه های میانی برابر با ۱ همراه با ۴ گره ورودی نتایج بهتری ارائه داده است.

جدول ۴-۱۲ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع سیگموئید برای داده های ورودی بارش و دما

ساختار	تعداد لایه های میانی	مرحله محاسباتی	RMS Error	ضریب همبستگی
۱	۱	آموزش	۰/۰۷	۰/۷۱۱
		صحت یابی	-	۰/۸۵۱
۲	۲	آموزش	۰/۰۸	۰/۶۵
		صحت یابی	-	۰/۷۹
۳	۳	آموزش	۰/۰۸	۰/۶۵
		صحت یابی	-	۰/۷۶۹
۴	۴	آموزش	۰/۰۸	۰/۶۵
		صحت یابی	-	۰/۷۴۵
۵	۵	آموزش	۰/۰۸	۰/۶۵
		صحت یابی	-	۰/۷۳
۶	۶	آموزش	-	-
		صحت یابی	-	-
۷	۷	آموزش	-	-
		صحت یابی	-	-
۸	۸	آموزش	-	-
		صحت یابی	-	-

۴-۱-۲ ایستگاه تنگ تکاب

الف- بررسی تأثیر توابع محرک در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

دومین ایستگاهی که در پیش بینی دبی رودخانه مارون مورد بررسی قرار میگیرد، ایستگاه تنگ تکاب می باشد. این ایستگاه بعد از خروجی سد مارون واقع شده است. از آنجایی که روند جریان در این ایستگاه به دلیل وجود سد طبیعی نیست باید روند آن اصلاح شود که در بخش قبل به آن پرداخته شده است. برای وارد کردن اطلاعات این ایستگاه به مدل qnet2000 مانند ایستگاه ایدنک عمل شده

است. به این ترتیب که ابتدا با سه لایه ورودی، میانی و خروجی برای همه توابع موجود در نرم افزار عملیات انجام می شود و تابعی که در این مرحله بهترین جواب را بدست داده است در ادامه مبنای محاسبات در مدل می شود. در لایه ورودی از دو پارامتر دما و بارش ایستگاه تنگ تکاب استفاده شده است و در لایه میانی نیز دو گره به مدل معرفی می گردد که متناسب با داده های ورودی می باشد. در لایه خروجی نیز دبی ایستگاه تنگ تکاب معرفی می گردد. طبق نتایج مدل در این حالت به جز تابع گوس که ضریب همبستگی در آن صفر است، نتایج بقیه توابع تقریباً با هم برابر هستند ولی تابع سیگموئید ضریب همبستگی بیشتر و خطای کمتری دارد. ضریب همبستگی برای تابع سیگموئید برای حالت آموزش شبکه عصبی مصنوعی برابر با ۰/۶۵ و برای صحت سنجی برابر ۰/۶۷ است. در جدول ۴-۱۳ نتایج مدل برای ایستگاه تنگ تکاب نشان داده شده است.

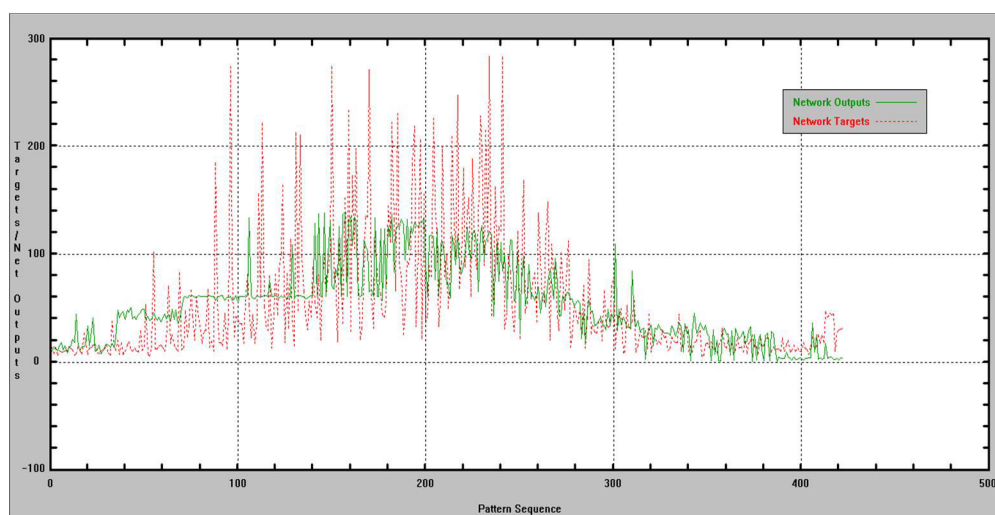
جدول ۴-۱۳ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای داده های ورودی بارش و دما

ساختار	تابع محرک	مرحله محاسباتی	RMS Error	ضریب همبستگی
۱	سیگموئید (Sigmoid)	آموزش	۰/۱۰۸	۰.۶۴۲
		صحت یابی	۰.۰۹۱	۰.۶۶۹
۲	گوس (Gaussian)	آموزش	۰/۲۹	۰/۰۰۰۰۰۰
		صحت یابی	-	۰/۰۰۰۰۰۰
۳	تانژانت هیپربولیک (Tanh)	آموزش	۰/۱۰۹	۰.۶۴
		صحت یابی	-	۰.۶۶
۴	سکانت هیپربولیک (Sech)	آموزش	۰/۱۰۹	۰.۶۴
		صحت یابی	-	۰.۶۶

خلاصه نتایج مدل برای تابع سیگموئید برای مرحله آموزش در شکل ۴-۲۴ نشان داده شده است. در شکل ۴-۲۵ مقایسه دبی خروجی حاصل از مدل و دبی ورودی به مدل در حالت آموزش نشان داده شده است. در شکل ۴-۲۶ نتایج مدل برای تابع سیگموئید در حالت صحت سنجی و همچنین در شکل ۴-۲۷ مقایسه دبی ورودی و خروجی به مدل در حالت صحت سنجی نشان داده شده است.

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	3	Learn Control Start:	1
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.075750
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.075750
Hidden Nodes:	2	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	6	Patterns per Update:	422
Training Patterns:	422	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	20618	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	15806K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.108891	0.642538	
Test Set:			

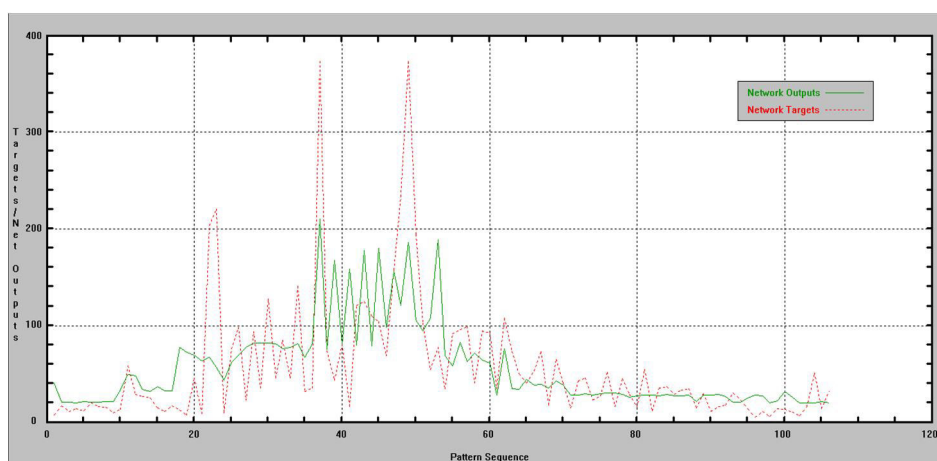
شکل ۲۴-۴ نتایج تابع سیگموئید برای حالت آموزش شبکه



شکل ۲۵-۴ مقایسه دبی ورودی به مدل و خروجی از آن در مرحله آموزش

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	3	Learn Control Start:	10001
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.149748
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.150500
Hidden Nodes:	2	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	6	Patterns per Update:	106
Training Patterns:	106	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	5450	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	6340K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.091189	0.669524	
Test Set:			

شکل ۴-۲۶ نتایج تابع سیگموئید برای صحت سنجی مدل

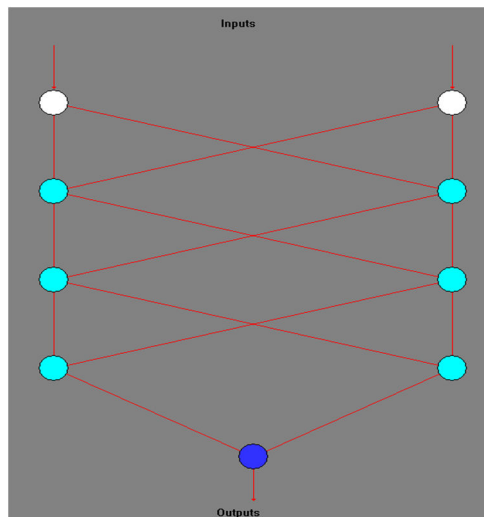


شکل ۴-۲۷ مقایسه دبی ورودی به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت سنجی

ب- بررسی تأثیر لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

تابع سیگموئید به عنوان تابع مبنای محاسبات در نظر گرفته شده است و ادامه محاسبات با این تابع انجام شده است. در این حالت با افزایش لایه میانی تا ۸ لایه نتایج بررسی شده است و بهترین جواب انتخاب شده است. در تابع سیگموئید با افزایش لایه های میانی، ضریب همبستگی افزایش پیدا کرده

است و بعد از سه لایه میانی، ضریب همبستگی روند کاهشی در پیش گرفته است و در لایه حالت ۶ لایه میانی و یک لایه ورودی و یک لایه خروجی به صفر رسیده است. بهترین جواب برای تابع سیگموئید با ۵ لایه است که شامل سه لایه میانی و یک لایه ورودی و یک لایه خروجی است. در لایه های میانی، هر لایه دو گره دارد و لایه ورودی نیز شامل دو گره دما و بارش است و لایه خروجی را دبی ایستگاه تنگ تکاب تشکیل می دهد. ضریب همبستگی در حالت آموزش برابر ۰/۶۷۵ و برای حالت صحت سنجی برابر ۰/۸۶۸ می باشد. نتایج کلی لایه ها در جدول ۴-۱۴ نشان داده شده است. طرح شماتیک طراحی شبکه در بهترین حالت در شکل ۴-۲۸ نشان داده شده است.

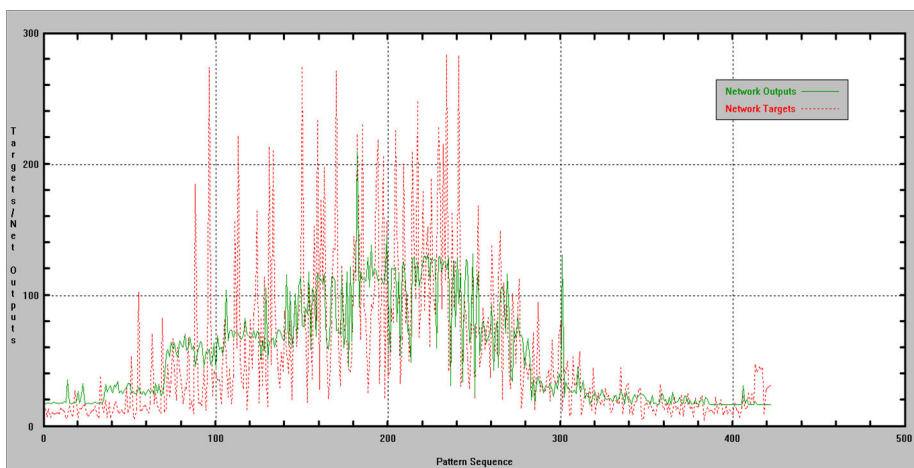


شکل ۴-۲۸ الگوریتم طراحی شبکه عصبی مصنوعی برای حالت نهایی

خلاصه نتایج برای حالت نهایی در شکل ۴-۲۹ ارایه شده است. در شکل ۴-۳۰ مقایسه بین دبی ورودی به مدل و دبی پیش بینی شده حاصل از داده های ورودی از مدل نشان داده شده است.

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	5	Learn Control Start:	10001
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.008345
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.150500
Hidden Nodes:	6	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	14	Patterns per Update:	422
Training Patterns:	422	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	31050	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	23835K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.104848	0.675027	
Test Set:			

شکل ۴-۲۹ نتایج مدل در حالت آموزش برای ایستگاه تنگ تکاب



شکل ۴-۳۰ مقایسه بین دبی ورودی و دبی خروجی مدل

در شکل ۴-۳۱ تاثیر داده های ورودی که دما و بارش ایستگاه تنگ تکاب هستند بر روی داده ی خروجی که دبی ایستگاه تنگ تکاب است، نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می شود هر دو داده ورودی تقریباً سهم یکسانی در تاثیر گذاری بر روی دبی دارند. همچنین در شکل ۴-۳۲ وزن لایه های میانی و گره های آن ها مشخص شده است.

Average Contribution of Input Node on Outputs
Network Name: NO NAME
Iterations: 100000

Output Node	Input Node	Percent Contribution
1	1	48.93
1	2	51.07

شکل ۴-۳۱ تاثیر لایه ورودی بر لایه خروجی

Network Weights and Current Adjustment Deltas
Network Name: NO NAME
Iterations: 100000

Layer	Node	Connection	Weight	Weight Delta
2	1	1	-0.42591	0.000147
2	1	2	12.53719	0.000355
2	1	3	-4.01640	0.000966
2	2	1	-19.08154	0.000109
2	2	2	-12.50885	0.000302
2	2	3	6.92087	0.000932
3	1	1	-8.86715	-0.000779
3	1	2	-8.55777	-0.000260
3	1	3	8.73939	-0.001015
3	2	1	-4.26005	-0.000028
3	2	2	-8.32418	-0.000053
3	2	3	0.27406	-0.000040
4	1	1	-13.92653	0.000126
4	1	2	-3.16102	0.000008
4	1	3	5.23901	0.000346
4	2	1	-1.20489	-0.000189
4	2	2	4.88716	0.000010
4	2	3	0.18034	-0.000397
5	1	1	-8.47926	-0.000075
5	1	2	4.84491	-0.000123
5	1	3	-1.83271	-0.000331

شکل ۴-۳۲ وزن لایه ها و گره های میانی

در شکل ۴-۳۳ نتایج صحت سنجی مدل نشان داده شده است.

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	5	Learn Control Start:	10001
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.026338
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.150500
Hidden Nodes:	6	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	14	Patterns per Update:	106
Training Patterns:	106	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	8298	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	11632K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.060937	0.868127	
Test Set:			

شکل ۴-۳۳ نتایج صحت سنجی مدل

جدول ۴-۱۴ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع سیگموئید برای داده های ورودی بارش و دما

ساختار	تعداد لایه های میانی	مرحله محاسباتی	RMS Error	ضریب همبستگی
۱	۱	آموزش	۰/۱۰۴	۰/۶۴
		صحت یابی	۰/۰۹	۰/۶۷
۲	۲	آموزش	۰/۰۸	۰/۶۵
		صحت یابی	-	۰/۷۹
۳	۳	آموزش	۰/۱۰۴	۰/۶۵۷
		صحت یابی	۰/۰۶	۰/۸۶۸
۴	۴	آموزش	۰/۱۰۴	۰/۶۷
		صحت یابی	-	۰/۷۴۵
۵	۵	آموزش	۰/۱۰۴	۰/۰۶۵۱
		صحت یابی	-	۰/۷۳
۶	۶	آموزش	-	-
		صحت یابی	-	-
۷	۷	آموزش	-	-
		صحت یابی	-	-
۸	۸	آموزش	-	-
		صحت یابی	-	-

۴-۱-۳ ایستگاه گرگر

الف- بررسی تأثیر توابع محرک در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

سومین ایستگاهی که در پیش بینی دبی رودخانه مارون مورد بررسی قرار میگیرد، ایستگاه گرگر می باشد. این ایستگاه در انتهای رودخانه مارون - جراحی واقع شده است. از آنجایی که روند جریان در این ایستگاه به دلیل وجود سد طبیعی نیست باید روند آن اصلاح شود که در بخش قبل به آن پرداخته شده است. برای وارد کردن اطلاعات این ایستگاه به مدل qnet2000 مانند ایستگاه ایدنک عمل شده است. به این ترتیب که ابتدا با سه لایه ورودی، میانی و خروجی برای همه توابع موجود در نرم افزار عملیات انجام می شود و تابعی که در این مرحله بهترین جواب را بدست داده است در ادامه مبنای محاسبات در مدل می شود. در لایه ورودی از دو پارامتر دما و بارش ایستگاه گرگر استفاده شده است و در لایه میانی نیز دو گره به مدل معرفی می گردد که متناسب با داده های ورودی می باشد. در لایه خروجی نیز دبی ایستگاه گرگر معرفی می گردد. طبق نتایج مدل در این حالت به جز تابع گوس که ضریب همبستگی در آن صفر است، نتایج بقیه توابع تقریباً با هم برابر هستند ولی تابع سیگموئید ضریب همبستگی بیشتر و خطای کمتری دارد. ضریب همبستگی برای تابع سیگموئید برای حالت آموزش شبکه عصبی مصنوعی برابر با ۰/۶۱۴ و برای صحت سنجی برابر ۰/۷۱۶ است. در جدول ۴-۱۵ نتایج مدل برای ایستگاه گرگر نشان داده شده است.

جدول ۴-۱۵ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای داده های ورودی بارش و دما

ساختار	تابع محرک	مرحله محاسباتی	RMS Error	ضریب همبستگی
۱	سیگموئید (Sigmoid)	آموزش	۰/۱۰۳	۰/۶۱۴
		صحت یابی	۰/۱۰۱	۰/۷۱۶
۲	گوس (Gaussian)	آموزش	۰/۲۹	۰/۰۰۰۰۰۰
		صحت یابی	-	۰/۰۰۰۰۰۰
۳	تانژانت هیپربولیک (Tanh)	آموزش	۰/۱۰۴	۰/۶۱۴
		صحت یابی	۰/۱۰۲	۰/۶۶
۴	سکانت هیپربولیک (Sech)	آموزش	۰/۱۰۳	۰/۶۱۳
		صحت یابی	-	۰/۶۵۸

همانطور که در جدول ۴-۱۵ نشان داده شده است نتایج برای تابع های تانژانت هیپربولیک و سیگموئید نزدیک به همدیگر هستند و تابع سیگموئید برای ادامه کار انتخاب می شود. در شکل های

۳۴-۴ و ۳۵-۴ به ترتیب خلاصه نتایج مدل با تابع سیگموئید برای سه لایه شامل یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی نشان داده شده است. در لایه ورودی دو گره شامل دما و بارش ایستگاه گرگر وجود دارد و در لایه میانی نیز دو گره وجود دارد.

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	3	Learn Control Start:	1
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.075750
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.075750
Hidden Nodes:	2	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	6	Patterns per Update:	403
Training Patterns:	403	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	19706	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	9929K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.103069	0.614541	
Test Set:			

شکل ۳۴-۴ نتایج مدل در حالت آموزش برای ایستگاه گرگر

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	3	Learn Control Start:	1
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.075750
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.075750
Hidden Nodes:	2	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	6	Patterns per Update:	101
Training Patterns:	101	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	5210	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	3662K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.101848	0.716620	
Test Set:			

شکل ۳۵-۴ نتایج مدل در حالت صحت سنجی برای ایستگاه گرگر

ب- بررسی تأثیر لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

تابع سیگموئید به عنوان تابع مبنای محاسبات در نظر گرفته شده است و ادامه محاسبات با این تابع انجام شده است. در این حالت با افزایش لایه میانی تا ۸ لایه نتایج بررسی شده است و بهترین جواب انتخاب شده است. در تابع سیگموئید با افزایش لایه های میانی، ضریب همبستگی افزایش پیدا کرده است و بعد از سه لایه میانی، ضریب همبستگی روند کاهشی در پیش گرفته است و در لایه حالت ۶ لایه میانی و یک لایه ورودی و یک لایه خروجی، ضریب همبستگی به صفر رسیده است. بهترین جواب برای تابع سیگموئید با ۵ لایه است که شامل سه لایه میانی و یک لایه ورودی و یک لایه خروجی است. در لایه های میانی، هر لایه دو گره دارد و لایه ورودی نیز شامل دو گره دما و بارش است و لایه خروجی را دبی ایستگاه تنگ تکاب تشکیل می دهد. ضریب همبستگی در حالت آموزش برابر ۰/۶۱۶ و برای حالت صحت سنجی برابر ۰/۸۰۴ می باشد. نتایج مدل برای دو حالت آموزش و صحت سنجی شبکه در شکل های ۴-۳۶ و ۴-۳۷ آمده است.

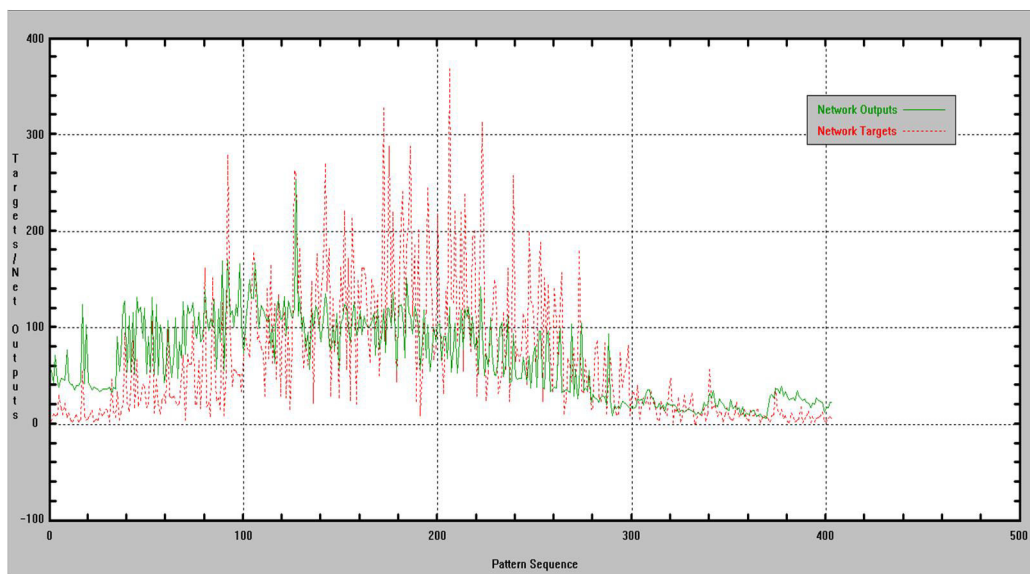
Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	5	Learn Control Start:	1
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.014159
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.075750
Hidden Nodes:	6	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	14	Patterns per Update:	403
Training Patterns:	403	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	29682	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	14931K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.102872	0.616479	
Test Set:			

شکل ۴-۳۶ نتایج مدل در حالت آموزش برای ایستگاه گرگر

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	5	Learn Control Start:	10001
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.038604
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.150500
Hidden Nodes:	6	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	14	Patterns per Update:	101
Training Patterns:	101	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	7938	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	7724K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.086827	0.804022	
Test Set:			

شکل ۴-۳۷ نتایج مدل در حالت صحت سنجی برای ایستگاه گرگر

در شکل ۴-۳۸ مقایسه بین دبی پیش بینی مدل و دبی معرفی شده به مدل نشان داده شده است. همچنین در شکل ۴-۳۹ تاثیر داده های ورودی در لایه ورودی بر روی لایه خروجی نشان داده شده است. همانطور که مشخص است سهم داده بارش به مراتب بیشتر از داده ی دما ایستگاه گرگر می باشد.



شکل ۴-۳۸ مقایسه بین دبی ورودی به مدل و دبی پیش بینی توسط مدل

```

Average Contribution of Input Node on Outputs
Network Name: NO NAME
Iterations: 100000

Output Node   Input Node   Percent Contribution
    1           1           87.20
    1           2           12.80
  
```

شکل ۴-۳۹ تاثیر داده های ورودی بر روی لایه خروجی

نتایج کلی لایه ها که در آن نتایج برای هر لایه از ۲ لایه تا ۸ لایه موجود است در جدول ۴-۱۶ نشان

داده شده است.

جدول ۴-۱۶ نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع سیگموئید برای داده های ورودی بارش و دما

ضریب همبستگی	RMS Error	مرحله محاسباتی	تعداد لایه های میانی	ساختار
۰/۶۱۴	۰/۱۰۳	آموزش	۱	۱
۰/۷۱۶	۰/۱۰۱	صحت یابی		
۰/۶۱۶	۰/۰۱۰۲	آموزش	۲	۲
۰/۷۸۷	۰/۰۹۴	صحت یابی		
۰/۶۱۶	۰/۱۰۲	آموزش	۳	۳
۰/۸۰۴	۰/۰۸	صحت یابی		
۰/۶۱۹	۰/۱۰۲	آموزش	۴	۴
۰/۷۳۹	-	صحت یابی		
۰/۶۱۶	۰/۱۰۲	آموزش	۵	۵
۰/۷۱۲	-	صحت یابی		
-	-	آموزش	۶	۶
-	-	صحت یابی		
-	-	آموزش	۷	۷
-	-	صحت یابی		
-	-	آموزش	۸	۸
-	-	صحت یابی		

۴-۱-۴ ایستگاه جوکنک

چهارمین ایستگاهی که در پیش بینی دبی رودخانه مارون مورد بررسی قرار میگیرد، ایستگاه گرگر می باشد. این ایستگاه در حوضه رودخانه مارون - جراحی و بر روی رودخانه الله قرار دارد. رودخانه الله در پایین دست به رودخانه مارون می ریزد و از محل اتصال دو رودخانه، رود جراحی به وجود می آید. برای وارد کردن اطلاعات این ایستگاه به مدل qnet2000 مانند ایستگاه های قبل عمل شده است. به این ترتیب که ابتدا با سه لایه ورودی، میانی و خروجی برای همه توابع موجود در نرم افزار عملیات انجام می شود و تابعی که در این مرحله بهترین جواب را بدست داده است در ادامه مبنای محاسبات در مدل می شود. در لایه ورودی از دو پارامتر دما و بارش ایستگاه جوکنک استفاده شده است و در لایه میانی نیز دو گره به مدل معرفی می گردد که متناسب با داده های ورودی می باشد. در لایه خروجی نیز دبی ایستگاه جوکنک معرفی می گردد. طبق نتایج مدل در این حالت به جز تابع گوس که ضریب همبستگی در آن صفر است، نتایج بقیه توابع تقریباً با هم برابر هستند ولی تابع سیگموئید ضریب همبستگی بیشتر و خطای کمتری دارد. ضریب همبستگی برای تابع سیگموئید برای حالت

آموزش شبکه عصبی مصنوعی برابر با ۰/۵۹ و برای صحت سنجی برابر ۰/۷۹۵ است. در جدول ۴-۱۷ نتایج مدل برای ایستگاه جوکنک نشان داده شده است. نتایج تابع های چهار گانه برای ایستگاه جوکنک به جز تابع گوس برای حالت یک لایه میانی با دو گره، تقریبا با هم برابر هستند. خروجی مدل برای صحت سنجی این حالت نشان دهنده ضریب همبستگی بیشتر برای تابع سیگموئید است. جهت ادامه تحلیل داده ها با لایه های مختلف از تابع سیگموئید استفاده شده است.

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	3	Learn Control Start:	1
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.075750
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.075750
Hidden Nodes:	2	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	6	Patterns per Update:	355
Training Patterns:	355	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	17402	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	8656K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.099505	0.595172	
Test Set:			

شکل ۴-۴۰ نتایج مدل در حالت آموزش برای ایستگاه جوکنک

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	3	Learn Control Start:	10001
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.149748
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.150500
Hidden Nodes:	2	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	6	Patterns per Update:	89
Training Patterns:	89	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	4634	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	3248K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.066031	0.795947	
Test Set:			

شکل ۴-۴۱. نتایج مدل در حالت صحت سنجی برای ایستگاه جوکنک

جدول ۴-۱۷. نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع های مختلف برای داده های ورودی بارش و دما

ضریب همبستگی	RMS Error	مرحله محاسباتی	تابع محرک	ساختار
۰.۵۹	۰/۰.۰۹	آموزش	سیگموئید (Sigmoid)	۱
۰.۷۹۵	۰.۰۶	صحت یابی		
۰/۰.۰۰۰۰۰	۰/۲۹	آموزش	گوس (Gaussian)	۲
۰/۰.۰۰۰۰۰	-	صحت یابی		
۰.۵۹	۰/۰.۰۹	آموزش	تانزانته هیپربولیک (Tanh)	۳
۰.۷۵۱	۰/۰.۰۸	صحت یابی		
۰.۵۹	۰/۰.۰۹	آموزش	سکانته هیپربولیک (Sech)	۴
۰.۷۵۹	۰/۰.۰۸	صحت یابی		

ب- بررسی تأثیر لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

تابع سیگموئید به عنوان تابع مبنای محاسبات در نظر گرفته شده است و ادامه محاسبات با این تابع انجام شده است. در این حالت با افزایش لایه میانی تا ۸ لایه نتایج بررسی شده است و بهترین جواب انتخاب شده است. در تابع سیگموئید با افزایش لایه های میانی، ضریب همبستگی تقریباً ثابت مانده است و میزان خطا نیز تغییر ملموسی پیدا نکرده است. با این وجود از بعد از ۴ لایه میانی، ضریب

همبستگی صفر می‌گردد. بهترین جواب برای تابع سیگموئید با ۵ لایه است که شامل سه لایه میانی و یک لایه ورودی و یک لایه خروجی است. در لایه های میانی، هر لایه دو گره دارد و لایه ورودی نیز شامل دو گره دما و بارش است و لایه خروجی را دبی ایستگاه جوکنک تشکیل می دهد. ضریب همبستگی در حالت آموزش برابر ۰/۶۰ و برای حالت صحت سنجی برابر ۰/۸۴۹ می باشد. نتایج مدل برای دو حالت آموزش و صحت سنجی شبکه در شکل های ۴-۴۲ و ۴-۴۳ آمده است.

Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	5	Learn Control Start:	1
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.074986
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.075750
Hidden Nodes:	6	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	14	Patterns per Update:	355
Training Patterns:	355	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	26226	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	13862K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.099136	0.599224	
Test Set:			

شکل ۴-۴۲ نتایج مدل در حالت آموزش برای ایستگاه جوکنک

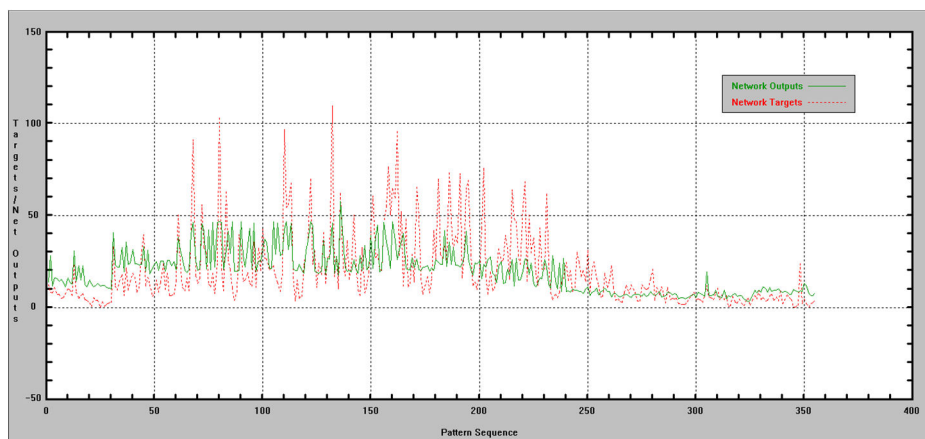
Network Definition		Training Controls	
NO NAME		Max Iterations:	100000
Network Layers:	5	Learn Control Start:	10001
Input Nodes:	2	Learn Rate:	0.150500
Output Nodes:	1	Learn Rate Max:	0.150500
Hidden Nodes:	6	Learn Rate Min:	0.001000
Transfer Functions:	Sigmoid	Momentum:	0.800
Connections:	14	Patterns per Update:	89
Training Patterns:	89	FAST-Prop:	0.000
Test Patterns:	0	Screen Update:	5
Network Size (Bytes):	7074	AutoSave Rate:	500
Training Mode:	standard	Tolerance:	0.00000
Net Training/Total:	1/1	Quit at RMS Error:	0.00000
Training Results			
Iteration:	100000	Training Speed (CPS):	6594K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.057451	0.849975	
Test Set:			

شکل ۴-۴۳ نتایج مدل در حالت صحت سنجی برای ایستگاه جوکنک

در شکل ۴-۴۴ تاثیر داده های ورودی در لایه ورودی بر روی لایه خروجی نشان داده شده است. همانطور که مشخص است سهم داده بارش بیشتر از داده ی دما ایستگاه گرگر می باشد. گره شماره یک در ستون ورودی مربوط به دمای ایستگاه جوکنک و گره شماره دو مربوط به بارش ایستگاه جوکنک می باشد. در شکل ۴-۴۵ مقایسه بین دبی پیش بینی مدل و دبی معرفی شده به مدل نشان داده شده است.

Average Contribution of Input Node on Outputs		
Network Name: NO NAME		
Iterations: 100000		
Output Node	Input Node	Percent Contribution
1	1	38.09
1	2	61.91

شکل ۴-۴۴ تاثیر داده های ورودی بر روی لایه خروجی



شکل ۴-۴۵ مقایسه بین دبی ورودی به مدل و دبی پیش بینی توسط مدل

فصل پنجم

نتایج

مقدمه

در این تحقیق به منظور تغییرات روند دبی و پیش بینی آن در رودخانه مارون، واقع در استان های کهگیلویه و بویراحمد و خوزستان، از روش نا پارامتری من کندال و سپس روش اصلاح شده پیش سفید کردن بدون روند، جهت بررسی روند استفاده شده است و برای پیش بینی آبدهی از شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. داده های مورد استفاده شامل آمار دبی، بارش و درجه حرارت سالانه و ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک، تنگ تکاب، جوکنک و گرگر و آمار بارش ماهانه ایستگاه های چم نظام، بهبهان و خیر آباد بود. برای بررسی روند تغییرات آبدهی به کمک روش من کندال از نرم افزاری که در محیط ویژوال بیسیک نوشته شده استفاده گردیده است. همچنین جهت پیش بینی آبدهی با شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزار qnet2000 استفاده شده است.

۵-۱ نتایج

۵-۱-۱ روش نا پارامتری من کندال

برای بررسی روند تغییرات آبدهی رودخانه مارون از اطلاعات ۴ ایستگاه هیدرومتری به عنوان ایستگاه های مبنا استفاده شده است. به دلیل اینکه روند جریان و همچنین پارامتر های هیدرولیکی و هیدرولوژیکی در رودخانه، پارامتر های متغیری هستند و این سری ها از توزیع نرمال تبعیت نمی کنند، از روش های نا پارامتری برای تحلیل آن ها استفاده شده است. در این تحقیق از روش نا پارامتری من کندال استفاده شده است. جهت بدست آوردن نتایج بهتر، از روش پیش سفید کردن بدون روند (TFPW) برای تکمیل روش من کندال بهره گرفته شده است. این روش جهت کاهش موثر ضریب خود همبستگی بر روی آزمون من کندال و توسط یو و همکاران (۲۰۰۲) ارائه شده است. بازه زمانی مورد مطالعه در این تحقیق ۱۳۹۱-۱۳۴۵ به مدت ۴۶ سال می باشد.

۵-۱-۲ آبدهی

جهت بررسی روند تغییرات دبی رودخانه مارون از نرم افزار ویژوال بیسیک و برنامه ای که تحت این نرم افزار اجرا می شود استفاده شده است. داده های دبی ماهانه و سالانه ایستگاه های مبنا جمع آوری شده و جهت بررسی به نرم افزار داده شده است. خروجی مدل عبارت است از آماره Z من کندال که با توجه به آن روند رودخانه مورد ارزیابی قرا گرفت. بررسی های آبدهی مطالعه حاضر در سطح ۵ درصد انجام گرفته است و بدین معنا است که آماره ی من کندال بدست آمده اگر در بازه $+1.96$ و -1.96 قرار بگیرد، روند آبدهی جریان رودخانه در ایستگاه مورد نظر فاقد معنا می باشد. همچنین شیب روند نیز از خروجی های مدل می باشد. جواب های بدست آمده در سه مقیاس ماهانه، فصلی و سالانه مورد ارزیابی قرار گرفت.

الف - سالانه

روند آبدهی در مقیاس سالانه در هر چهار ایستگاه دارای روند نزولی بوده ولی هیچ کدام از آن ها روند معنی داری در سطح ۵ درصد نداشتند. به این معنا که روند آبدهی در رودخانه مارون در بازه زمانی مورد مطالعه و در سطح ۵ درصد فاقد معنا می باشد.

ب - فصلی

در مقیاس فصلی، فصل تابستان بحرانی ترین فصل سال در آبدهی رودخانه مارون است. در سه فصل بهار، پاییز و زمستان روند جریان در هیچ ایستگاهی معنا دار نبوده است ولی در تابستان ایستگاه ایدنک با آماره من کندال $-2/09$ در سطح ۵ درصد دارای روند نزولی معنا دار و بحرانی ترین ایستگاه است. این ایستگاه در بین بقیه ی ایستگاه های مبنا به ابتدای رودخانه نزدیک تر است و در بالا دست آن سدی وجود ندارد و روند جریان در آن طبیعی است. در فصل بهار نیز روند جریان در همه ایستگاه ها منفی است ولی فاقد معنا داری در سطح ۵ درصد هستند. در فصل پاییز، سه ایستگاه دارای روند مثبت جریان هستند که آماره من کندال همه آن ها نشان دهنده بی معنا بودن روند جریان است.

مثبت ترین نتایج در بین فصل هاف فصل پاییز است. نمودار جعبه و خط، روند جریان را در مقیاس فصلی و سالانه نشان داده است. در فصل پاییز به جز ایستگاه هیدرومتری جوکنک که روند منفی غیر معنی دار دارد بقیه ایستگاه ها دارای روند مثبت هستند که بیشترین آن ها ایستگاه هیدرومتری تنگ تکاب با آماره ۱.۸۱+ است.

ج - ماهانه

در مقیاس ماهانه بیشترین تعداد ایستگاه ها که دارای روند منفی می باشند مربوط به خردادماه بوده بطوری که در این فصل تعداد ۲ ایستگاه از ۴ ایستگاه هیدرومتری دارای روند منفی معنا دار بوده اند. بیشترین روند منفی مربوط به ایستگاه جوکنک با آماره ۲.۶۸- است و بعد از آن ایستگاه ایدنک با آماره ۲.۱۱- قرار دارد. همچنین در ۴ ماه، مهر، اردیبهشت، تیر و مرداد هر کدام یک ایستگاه با روند منفی دارند که ایستگاه جوکنک بیشترین میزان را بین بقیه ایستگاه ها در روند منفی معنا دار دارد. در بقیه ماه های سال هیچ ایستگاهی دارای روند منفی معنا دار یا مثبت معنی دار نیست. در ماه آذر روند جریان در همه ایستگاه ها مثبت است ولی فاقد معنی داری در سطح ۵ درصد می باشند. بعد از آذر، ماه های مهر، آبان و بهمن بیشترین میزان روند مثبت را دارا می باشند. ماه های آبان، آذر و بهمن دارای شیب میانه مثبت هستند که همانطور که در بالا ذکر شد ماه آذر مثبت ترین روند را بین ماه های سال دارد. همچنین اردیبهشت و خرداد ماه دارای کمترین شیب خط میانه جریان می باشند که نزدیک به مرز سطح ۵ درصد یعنی ۱.۹۶- هستند. بیشترین تغییرات مربوط به ماه مهر می باشد که فاصله بین دهک ۲۵ درصد و ۷۵ درصد آن حدود ۳ واحد می باشد. بعد از مهر، ماه آبان دارای بیشترین تغییرات در روند جریان است و کمترین تغییرات جریان مربوط به اسفند ماه می باشد که فاصله بین خط بالا و پایین آن مطابق شکل بسیار کم است. بنابراین با توجه به شیب خطوط روند در تمام ماه ها می توان نتیجه گرفت که دبی رودخانه مارون در دهه های گذشته روندی نزولی دارد که این روند نزولی فاقد معنی در سطح ۵ درصد که مورد نظر این مطالعه بوده می باشد. با این وجود

رودخانه مارون دارای روند کاهشی بوده و بیشترین کاهش نیز مربوط به ماه های اردیبهشت تا شهریور می باشد که تقریباً دو فصل بهار و تابستان را در بر می گیرد.

۵-۲ مدل شبکه عصبی مصنوعی

در این تحقیق سه حالت برای مدل سازی دبی رودخانه مارون با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی در نظر گرفته شده: الف- بررسی تأثیر توابع محرک در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، ب- بررسی تأثیر لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، ج- بررسی تأثیر تعداد داده های ورودی بر روی یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

الف- تأثیر توابع محرک

در این شبکه آمار بارش، درجه حرارت و دبی ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک برای دوره آماری ۲۸ ساله ۱۳۸۸-۱۳۶۰ مشترک بین این سه آمار که به صورت ۷۰-۳۰٪ تقسیم بندی شده بودند، استفاده گردید. ۷۰٪ آمار معرفی شده به شبکه برای مرحله آموزش و ۳۰٪ مابقی برای مرحله صحت سنجی مدل مورد استفاده قرار گرفتند. با معرفی ۷۰٪ داده ها برای مرحله آموزش به نرم افزار Qnet2000 شبکه ای طراحی شد که دارای سه لایه ورودی، میانی و خروجی بود. نظر به این که داده های ورودی شامل بارش، درجه حرارت و داده خروجی دبی این ایستگاه بود، ۲ گره برای لایه ورودی، ۲ گره برای لایه میانی (تعداد گره های لایه های میانی برابر یا یکی کمتر از گره های لایه ورودی است) و ۱ گره برای لایه خروجی در نظر گرفته شد. توابع محرک سیگموئید، گوس، تانژانت و سکانت هیپربولیک برای تمام لایه های میانی به طور جداگانه قابل انتخاب هستند. بنابراین در این شبکه طراحی شده، مدل سازی دبی با تمام توابع صورت گرفت و شبکه برای محاسبه دبی با توجه به داده های در دسترس آموزش دید. خطای مربع ریشه میانگین، انحراف معیار و ضریب همبستگی برای مرحله آموزش حاصل گردید. سپس در مرحله صحت سنجی ۳۰٪ مابقی داده ها به شبکه معرفی گردیدند و شبکه با توجه به مرحله آموزش به پیش بینی داده هایی پرداخت که برای شبکه شناخته شده نبودند.

معیار های مقایسه در مرحله صحت سنجی با معیار های مرحله آموزش برای تمامی شبکه ها با توابع محرک گوناگون مقایسه گردید. در این مرحله در ایستگاه ایدنک تابع سکانت هیپربولیک دارای بهترین نتیجه بوده است و ادامه محاسبات در این ایستگاه با این تابع انجام گرفته است. در بقیه ایستگاه های مورد بررسی، تابع سیگموئید بهترین نتیجه را بدست داده است. بعد از اینکه مدل با سه لایه تعریف شد یعنی یک لایه ورودی متشکل از دو گره شامل دما و بارش، یک لایه میانی که دو گره به تعداد ورودی های مدل در آن تعریف شد و یک لایه خروجی که دبی پیش بینی را نتیجه می دهد، تابعی که در آن ضریب همبستگی بیشترین و درصد خطای کمترین را داشته باشد به عنوان تابع مبنای ادامه محاسبات انتخاب شده است.

ب- تاثیر لایه میانی

پس از انتخاب تابع به عنوان مبنای مدل، برای آمار دبی، بارش و درجه حرارت متعلق به ایستگاه های هیدرومتری، بار دیگر از این تابع برای پیش بینی دبی رودخانه مارون بهره گرفته شد، با این تفاوت که در شبکه های طراحی شده جدید تعداد لایه های مخفی متغیر هستند. با توجه به این که در نرم افزار Qnet بیشترین تعداد لایه های میانی برابر ۸ می باشد، بنابراین برای طراحی شبکه های جدید به ترتیب ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸ لایه میانی در نظر گرفته شد. با افزایش تعداد لایه های میانی، ضریب همبستگی ابتدا افزایش پیدا می کند و سپس میزان همبستگی صفر میگردد و شبکه قادر به پیش بینی دبی نمی باشد. بیشترین ضریب همبستگی در حالت سه لایه میانی و هر لایه با دو گره بدست می آید. این الگوریتم غالب ترین حالت در بین ایستگاه های مبنا است به طوری که در همه ایستگاه ها وقتی در لایه میانی از سه لایه و هر لایه دو گره داشته باشد، ضریب همبستگی بهترین جواب را می دهد و خطای مربعات نیز دارای کمترین درصد است. در ایستگاه ایدنک ضریب همبستگی در این حالت ۰/۶۴ و خطای مربعات نیز ۰/۰۷ است. با افزایش تعداد لایه ها، ضریب همبستگی کاهش پیدا کرده و درصد خطا نیز افزایش پیدا می کند. در ایستگاه تنگ تکاب با سه لایه میانی و هر لایه با دو

گره و با تابع سیگموئید بهترین جواب بدست آمده است. در مرحله آموزش ضریب همبستگی ۰/۶۶ و خطا نیز ۰/۱۰۴ می باشد. همچنین در مرحله صحت سنجی نیز ضریب همبستگی ۰/۸۶ و خطا نیز ۰/۰۶ می باشد.

در ایستگاه گرگر ضریب همبستگی ۰/۶۱ و خطا ۰/۱۰۲ می باشد. همچنین در حالت صحت سنجی، مدل برای ضریب همبستگی ۰/۸ و برای خطا ۰/۰۸ را نشان می دهد. در ایستگاه جوکنک نیز مانند دو ایستگاه قبل بهترین جواب با سه لایه میانی همراه با هر لایه دو گره و مبنای محاسبات نیز تابع سیگموئید است. ضریب همبستگی در مرحله آموزش برابر با ۰/۶ و در مرحله صحت سنجی برابر با ۰/۸۵ می باشد.

ج - تاثیر تعداد داده ورودی

در حالتی دیگر برای یادگیری شبکه عصبی مصنوعی از چهار داده ورودی و یک داده خروجی جهت پیش بینی دبی ایستگاه ایدنک استفاده شد. داده های ورودی مدل شامل اطلاعات بارش سه ایستگاه نزدیک به ایستگاه مبنا و داده های بارش ایستگاه ایدنک می باشد که چهار گره ورودی مدل را تشکیل می دهند. خروجی مدل نیز دبی ایستگاه ایدنک می باشد. اطلاعات بکار برده شده برای یک دوره ۳۶ ساله (۱۳۹۲-۱۳۵۶) می باشد. به دلیل وجود چهار گره ورودی، در لایه میانی نیز حداقل چهار گره باید وجود داشته باشد. برای اجرای این مدل نیز از ساختار یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی با توابع سیگموئید، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک استفاده گردید. تابع سیگموئید دارای بهترین جواب مدل برای چهار ورودی است و تابع گوس از ابتدا بدون جواب بوده است. در ادامه برای بدست آوردن بهترین جواب به جای یک لایه میانی از ۲ تا ۸ لایه میانی با چهار گره برای تابع سیگموئید استفاده شد که با اضافه شدن لایه ها، میزان درصد ضریب همبستگی کاهش پیدا کرد و در لایه ششم میزان آن به صفر رسید. بنابراین بهترین جواب با یک لایه میانی همراه با چهار گره که به تعداد داده های ورودی هستند بدست آمد. مدل شبکه عصبی مصنوعی قادر به آنالیز

حساسیت پارامتر های ورودی بر روی نتایج می باشد. سهم لایه های میانی برای ایستگاه های جوکنک، ایدنک، سد شهدا و چم نظام به ترتیب برابر $۱۵/۹۲$ ، $۲۰/۵۴$ ، $۵۶/۲۱$ و $۷/۳۳$ درصد می باشد که نشان دهنده این موضوع است که بارش ایستگاه های سد شهدا و ایدنک به ترتیب بیشترین تاثیر را بر لایه خروجی گذاشته اند. برای بررسی تأثیر لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، پس از انتخاب تابع سیگموئید به عنوان مدل برتر برای آمار بارش ایستگاه ها به عنوان ورودی مدل، بار دیگر از این تابع برای پیش بینی دبی رودخانه مارون بهره گرفته شد، با این تفاوت که در شبکه های طراحی شده جدید تعداد لایه های مخفی متغیر و حداکثر برابر ۸ هستند. بنابراین برای طراحی شبکه های جدید به ترتیب ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸ لایه میانی در نظر گرفته شد. نتایج این مدل سازی نیز حاکی از این مسأله می باشد که با افزایش تعداد لایه های میانی، ضریب همبستگی شبکه ها کاهش می یابد و شبکه قادر به پیش بینی دبی نمی باشد و شبکه با تعداد لایه های میانی برابر با ۱ همراه با ۴ گره ورودی نتایج بهتری ارائه داده است.

منابع

- کارآموز، محمد و عراقی نژاد، ش. (۱۳۹۳)، "هیدرولوژی پیشرفته." انتشارات دانشگاه امیر کبیر، تهران.
- ترابی پوده، حسن و امامقلی زاده، صمد. (۱۳۹۳)، "بررسی روند تغییرات آبدهی رودخانه های استان لرستان با استفاده از روش TFPW-MK"، نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی، سال چهاردهم، شماره ۳۵، زمستان ۱۳۹۳، ۷۳-۹۳
- معروفی، صفر و طبری، ح (۱۳۹۰)، " آشکارسازی روند تغییرات دبی رودخانه مارون با استفاده از روشهای پارامتری و ناپارامتری." فصلنامه تحقیقات جغرافیایی، جلد ۲۶ ، شماره ۲ . ۱۷۱۴۱ - ۱۷۱۱۹ .
- محمد سالاریان، آ.ج. و علیزاده.ا. (۱۳۹۲)، "روندیابی کیفی رودخانه های سلیمان تنگه، کردخیل، ریگ چشمه
- به کمک آزمون ناپارامتری من کندال، " اولین همایش ملی چالشهای منابع آب و کشاورزی، اصفهان، ۲۴ بهمن ۱۳۹۲.
- میرعباسی نجف آبادی، رسول و دین پژوهی، یعقوب.(۱۳۸۹)تحلیل روند تغییرات آبدهی رودخانه های استان لرستان غرب ایران در سه دهه اخیر .مجله آب و خاک، جلد ۲۴، شماره ۴، مهر- آبان ۱۳۸۹، ۷۵۷-۷۶۸

- Gilbert, R.O. (1987), *Statistical Methods for Environmental Pollution Monitoring*, Van Nostrand Reinhold Company, 86-26758
- Lettenmaier D.P., Wood E.F., and Wallis J.R. 1994. Hydro-climatological trends in the continental United States, 1948-88. *Journal of Climate*, 7: 586–607
- Hirsch, R.M., Slack, J.M., & Smith, R.A. (1982). Techniques of trend analysis for monthly water quality data. *Water Resources Research*. 18(1), 107-121
- Khaliq, M.N., Ouarda, T.B.M.J., & Gachon, P. (2009). Identification of temporal trends in annual and seasonal low flows occurring in Canadian rivers: The effect of short- and long-term persistence. *Journal of Hydrology*, 369, 183–197.
- Kumar, S., Merwade Kam, V., & Thurner, K. (2009). Streamflow trends in Indiana: Effects of long term persistence, precipitation and subsurface drains. *Journal of Hydrology*, 374(1-2), 171-183.
- Douglas E.M., Vogel R.M., and Kroll C.N. 2000. Trends in floods and low flows in the United States: Impact of spatial correlation. *Journal of Hydrology*, 240:90– 105.
- Zhang X., Harvey K.D., Hogg W.D., and Yuzyk T.R. 2001. Trends in Canadian streamflow. *Water Resources Research*, 37: 987-998.
- Burn D.H., and Hag-Elnur M.A. 2002. Detection of hydrologic trend and variability. *Journal of Hydrology*, 255: 107-122.
- Hamed K.H., and Rao A.R. 1998. A modified Mann–Kendall trend test for autocorrelated data. *Journal of Hydrology*, 204: 182–196.
- Yue, S., Pilon, P., Phinney, B., (2003). Canadian streamflow trend detection: impacts of serial and crosscorrelation. *Hydrological Sciences Journal*, 48(1), 51-64, 2003.

Von Storch, H. (1995). *Analysis of Climate Variability, Misuses of statistical analysis in climate research* (Chapter 2, pp: 11–26), Springer Berlin

Abstract

The purpose of this thesis is to investigate the discharge and sediment of the Maroon - Garahi River and their prediction by artificial neural network. The length of the river is 438 kilometers and its altitude is 2200 meters. The Jarahi River originates from the mountain Rah barik, White, and Gol Gilak, 53 kilometers northwest of Yasuj, located in the village of Dohran, Boyerahmad, and flows through the northwest river, Ludab River. After passing the mountain of Dezkouh on the western slope with the Ghalat River, the river is diverted to the south and goes to the Mansouri village of Behbahan city and passing through the north of Behbahan plain with several large and small lobes, including the water of the crust. This river is blended on the eastern slopes of Mount Aralon with the river Baba Ahmad and passes through the south of Ramhormoz city with the riverside abrazak and Aala and beside the city of Ramshir in the name of the rivers of Jarahi to the Jarahi section of the port city of Mahshahr and is 17 kilometers north of the port of Mahshahr It crosses and goes northwest to the Persian Gulf. The basin of the Rivers Jarahi and Zohreh rivers is made up of two independent and separate sub-basins adjacent to each other, which are seen in the form of a single unit due to similarities between the two sub-basins. To study the Maroon River discharge, we use the hydrometric information of the 10 selected stations along the river. Two Man-Kendall tests and Sen estimators, which are one of the most common non-parametric methods, were used for analyzing the flow rate at the annual scale. Ten synoptic stations located in the area of Zohreh - Jarahi that had statistics during the years 1345 to 1392 were selected and the two tests were applied to their data, and the results of these two methods were compared together. The results showed that the efficiency of the two methods is similar in many cases in the analysis of sedimentation and sedimentation trend, indicating a significant decrease in the flow rate at these stations. In this study, an artificial neural network was used to predict and estimate the Maroon River discharge. The data used included rainfall, rainfall and annual and monthly temperatures, and monthly rainfall data from the station that were collected from the Water Resources Management Agency of Iran. The qnet 2000 software has been used to model the discharge using artificial neural network. For modeling using artificial neural network, three modes were considered:

- A. Investigating the effect of stimulus functions on artificial neural network learning
- B. To study the effect of intermediate layers on learning the artificial neural network
- C. Investigating the effect of the number of input data on artificial neural network learning

The results of this study showed that among artificial neural network models, the neural network model with Goss actuator function and the number of intermediate layers of 3 with the

highest correlation coefficient in the training and verification phases were 0.617 and 0.633 as the model. The highest was estimated in the forecast and estimation of the Maroon River discharge.

key words: Mann-Kendall test, Artificial Neural Network, Discharge, Maroon River, Zohreh – Jarahi basin



Shahrood University of Technology
Department of Electronic Learning

M.Sc. Thesis in Water and Environmental Engineering

Investigation of the process of changes in the discharge and
sediment of the Marun River and their prediction using artificial
neural network

By :Babak Majidi Koraei

Supervisor:

DR: Samad Emamgholizadeh

Advisor:

DR: Ahmad Ahmadi

September 2017