





دانشکده: علوم زمین

گروه: آب شناسی

پایان نامه کارشناسی ارشد

شبیه سازی و برآورد آبدهی رودخانه مارون با استفاده از مدل های اتفاقی و
شبکه عصبی مصنوعی

رزیتا حمیدی

استاد راهنما:

دکتر صمد امامقلی زاده

پایان نامه جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

تیر ۱۳۸۹

پایان نامه کارشناسی ارشد خانم رزیتا حمیدی
 تحت عنوان: شبیه سازی و برآورد آینده رودخانه مارون با استفاده از مدل های اتفاقی و شبکه عصبی مصنوعی

در تاریخ ۱۳۸۹/۴/۱۴ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه عالی مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	استاد راهنما
	نام و نام خانوادگی : —		نام و نام خانوادگی : دکتر صمد امامقلی زاده
	نام و نام خانوادگی : —		

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی : فرج الله فردوست		نام و نام خانوادگی : غلامحسین کرمی
			نام و نام خانوادگی : فضل الله ساغروانی

«بسم الله الذی ہو کل شیء عظیم»

خداوند بزرگ را سپاس می گویم که دوازه علم و حکمتش را بر بنده کوچکش اندکی کشود و از بیکران علش قطره ای نصیبم ساخت تا این لطف و مرحمت، در قالب این دیباچه مبیاکرد.

در این راه دور، استادی استاید و معلمی معلمانی بس بزرگوار، همچون چراغی فروزان، روشنگر راه من بود که با شفقت و تدبیر، مرا چون کودکی نوپا، قدم به قدم پیش برده و راه نماینده اند، پنج حرف و کلمه ای اندازه و مقدار آن را ندارد تا به رسم سپاس من، به ایشان تقدیم شود. به همین الفاظ اندک و کوچک اکتفا می کنم تا نامی از ایشان در ابتدا برده باشم و سپاسی تقدیمشان؛ که «من لم یسکر المخلوق، لم یسکر الخالق». با تمام احترام و ادب نام می برم از استاد ارجمند جناب آقای دکتر صد اما مقلی زاده، که «تمام این مدت و «قدم به قدم این راه، در حتم بزرگواری نموده و حق استادی را بر من تمام، هر چند حق نگارودی را بجا نیآوردم، بشکر می کنم از استاید محترم آقایان دکتر غلامحسین کرمی و دکتر غلامعباس کاظمی که «تمام مراحل تحصیل، مرا از تجارب ارزشمند خود بی نصیب نگذارند. یاد می کنم از دو اسطوره صبر و شکیبایی، مهر و گذشت «پدر و مادر عزیزم» که اگر نبود یاری بی دریغشان، قاصت ناتوان من در برابر سختی ها و مرارت های این راه استوار نمی ماند. همچنین بشکر می کنم از حضور کرم خواهری که خالصانه و صمیمانه در تمام مراحل زندگی مرا همراهی کرده است.

سپاسگزارم از زحمات خالصانه کارمندان دانشکده علوم زمین و دانشگاه صنعتی شاهرود به خصوص آقای مهندس خاغلیراده و خانم مهندس فارسی. به بیان

اندازه از همراهی همیشگی دوستان عزیزم، خانم باجمشیدی، کیانی، حیدریان، محمدی، دم شناس، رضایی، الهیاری و زندگی کمال بشکر را دارم.

«حاصل تحقیق پیش رو، شاید جبران گوشه ای از زحماتشان»

تقدیم بہ:

پدر و مادر،

حامیان ہمیشگی ام

و

خواہر عزیزم،

آرامش خاطر م.

چکیده

رودخانه مارون با طول ۴۲۲ کیلومتر یکی از رودخانه های مهم استان خوزستان می باشد. نام اصلی و قدیمی این رودخانه تاب می باشد که از کوه های زاگرس سر چشمه می گیرد که پس از طی ۱۲۰ کیلومتر به دریاچه سد مارون در ۱۹ کیلومتری شمال شرق بهبهان در حوضه آبریز مارون می رسد. با توجه به اهمیت سد مارون در منطقه، در تحقیق حاضر به منظور پیش بینی و برآورد دبی ورودی رودخانه مارون به سد مخزنی روش های اتفاقی (استوکستیک) و شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفت. داده های مورد استفاده شامل دبی، بارش و درجه حرارت سالانه و ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک و آمار بارش ماهانه ایستگاه های چم نظام، بهبهان و خیر آباد بودند که از سازمان آب و برق خوزستان جمع آوری شدند. برای مدل سازی دبی به کمک روش های استوکستیک از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷ و به منظور مدل سازی دبی به روش شبکه های عصبی مصنوعی از نرم افزار Qnet ۲۰۰۰ استفاده گردید. در مدل های استوکستیک آمار دبی ۴۱ سال آبی (سال های ۴۸-۱۳۴۷ الی ۸۸-۱۳۸۷) ایستگاه هیدرومتری ایدنک به نرم افزار معرفی شد. از میان مدل های استوکستیک برای داده های سالانه از مدل های اتورگرسیو، اتورگرسیو میانگین متحرک و اتورگرسیو میانگین متحرک همزمان و برای داده های ماهانه مدل های اتورگرسیو میانگین متحرک تناوبی و اتورگرسیو تناوبی چند متغیره به داده ها برازش داده شدند. نتایج مدل سازی نشان می دهد که از میان مدل های مختلف استفاده شده بر روی داده های دبی ایستگاه هیدرومتری ایدنک، مدل $CARMA(1,1)$ ، با توجه به معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز به عنوان مدل برتر در شبیه سازی و برآورد دبی این ایستگاه می باشد. 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. در نهایت برای مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و مدل استوکستیک داده ها به ۷۰ و ۳۰ درصد به ترتیب برای آموزش و صحت سنجی تقسیم شدند. از آن جایی که از میان مدل های استوکستیک، مدل $CARMA(1,1)$ و از میان مدل های شبکه عصبی، مدل گوس با سه لایه میانی به عنوان مدل برتر انتخاب شدند، داده های تفکیک شده به صورت ۷۰ و ۳۰ درصد به دو مدل فوق الذکر معرفی شدند. نتایج و مقایسه انجام شده نشان می دهد مدل شبکه عصبی با داشتن بیشترین ضریب همبستگی و کمترین خطای میانگین مربع ریشه (RMSE) به عنوان مدل برتر برای شبیه سازی و برآورد دبی رودخانه مارون شناخته شد.

کلمات کلیدی: مدل های اتفاقی، شبکه عصبی مصنوعی، آبدی، رودخانه مارون، ایستگاه هیدرومتری ایدنک.

لیست مقالات استخراج شده از این پایان نامه عبارتند از:

۱- مدل سازی استوکستیک دبی سالانه رودخانه مارون با استفاده از مدل ARMA، نخستین کنفرانس ملی پژوهش‌های کاربردی منابع آب ایران، شرکت آب منطقه‌ای کرمانشاه، کرمانشاه، ۲۱-۲۳ اردیبهشت ۱۳۸۹.

۲- Forecasting Inflow Discharge into Maroon Reservoir with AR Stochastic Model, International symposium on hydraulic physical modeling and field investigation, Nanjing, China, September ۱۳-۱۵ ۲۰۱۰.

فهرست مطالب

فصل اول: کلیات تحقیق

- ۱-۱- بیان مسأله ۲
- ۱-۲- اهداف تحقیق ۳
- ۱-۳- معرفی منطقه مورد مطالعه و راه‌های دسترسی ۴
- ۱-۴- روش انجام تحقیق ۵
- ۱-۵- سازمان بندی پایان نامه ۶

فصل دوم: مروری بر مطالعات گذشته

- ۱-۲- مقدمه ۸
- ۲-۲- سابقه مدل سازی استوکستیک ۹
- ۲-۳- سابقه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ۱۶
- ۲-۴- سابقه استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷ ۲۶

فصل سوم: مواد و روش‌ها

- ۱-۳- فرآیند استوکستیک و سری‌های زمانی ۲۸
- ۲-۳- مدل‌های سری‌های زمانی ۲۸
- ۳-۳- مدل سازی سری‌های زمانی ۲۹
- ۳-۴- مبنای فیزیکی مدل سازی سری‌های زمانی در هیدرولوژی ۳۰
- ۳-۵- عملی بودن مدل سازی سری‌های زمانی در هیدرولوژی ۳۱
- ۳-۶- انواع سری‌های هیدرولوژیکی ۳۱
- ۳-۶-۱- سری‌های زمانی ۳۱
- ۳-۶-۲- سری‌های هیدرولوژیکی خطی ۳۲
- ۳-۶-۳- سری‌های شمارشی ۳۳
- ۳-۷- مؤلفه‌های سری‌های هیدرولوژیکی ۳۳
- ۳-۷-۱- خصوصیات آماری سری‌های زمانی سالانه ۳۳
- ۳-۷-۲- خصوصیات سری‌های زمانی دوره‌ای ۳۵
- ۳-۸- نرمال کردن متغیرهای سری‌های زمانی ۳۵
- ۳-۸-۱- نرمال سازی سری‌های زمانی سالانه ۳۶
- ۳-۸-۲- نرمال کردن سری‌های زمانی پریودیک ۳۷
- ۳-۹- تست‌های خوبی برازش ۳۸
- ۳-۹-۱- آزمون مستقل بودن ۳۸
- ۳-۹-۲- تست‌های نرمالیتی ۳۹
- ۳-۹-۳- معیار اطلاعاتی آکائیک ۴۰
- ۳-۱۰- مدل سازی اتورگرسیو ۴۰
- ۳-۱۰-۱- توصیف مدل‌های AR ۴۱

۴۵	۳-۱۰-۲- مدل سازی AR با سری های زمانی سالانه
۴۸	۳-۱۰-۳- مدل سازی AR با سری های زمانی پریودیک
۴۹	۳-۱۱-۱- مدل سازی اتورگرسیو میانگین متحرک
۴۹	۳-۱۱-۱- توصیف مدل های اتورگرسیو میانگین متحرک
۴۹	۳-۱۱-۲- خصوصیات مدل های اتورگرسیو میانگین متحرک
۵۱	۳-۱۱-۳- مدل سازی سری های زمانی سالانه با استفاده از مدل ARMA
۵۴	۳-۱۱-۴- مدل سازی سری های زمانی پریودیک با استفاده از مدل ARMA
۵۷	۳-۱۲- معرفی نرم افزار SAMS ۲۰۰۷
۵۷	۳-۱۲-۱- مقدمه
۵۸	۳-۱۲-۲- کاربردهای نرم افزار SAMS
۵۹	۳-۱۲-۳- توصیف نرم افزار SAMS
۶۲	۳-۱۲-۴- توابع تبدیل در SAMS
۶۳	۳-۱۲-۵- مدل های تک متغیره
۶۵	۳-۱۲-۶- مدل های چند متغیره
۶۷	۳-۱۲-۷- تست های مدل در نرم افزار SAMS
۶۷	۳-۱۲-۸- تست های نرمالیتی در SAMS
۶۸	۳-۱۳- معنای شبکه های عصبی
۷۰	۳-۱۳-۱- مدل نرون
۷۰	۳-۱۳-۲- مدل تک ورودی
۷۱	۳-۱۳-۳- مدل چند ورودی
۷۲	۳-۱۳-۴- توابع محرک
۷۵	۳-۱۳-۵- ساختار شبکه های عصبی
۷۷	۳-۱۳-۶- معرفی سه شبکه عصبی ساده
۸۱	۳-۱۳-۷- فرآیند یادگیری
۸۲	۳-۱۴- معرفی نرم افزار Qnet ۲۰۰۰
۸۲	۳-۱۴-۱- Qnet ۲۰۰۰
۸۳	۳-۱۴-۲- اجرا و سازمان دهی Qnet ۲۰۰۰
۸۳	۳-۱۴-۳- توابع انتقال مورد استفاده در Qnet ۲۰۰۰
۸۵	۳-۱۴-۴- داده های آموزش

فصل چهارم: نتایج حاصل از مدل ها

۸۸	۴-۱- مقدمه
۸۸	۴-۲- نتایج حاصل از مدل سازی استوکستیک برای پیش بینی دبی رودخانه مارون
۸۸	۴-۲-۱- داده های سالانه
۱۰۲	۴-۲-۲- داده های ماهانه
۱۵۱	۴-۲-۳- انتخاب بهترین مدل استوکستیک از میان مدل های برازش داده شده
۱۵۲	۴-۳- نتایج حاصل از مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی دبی رودخانه مارون
۱۶۳	۴-۳-۱- انتخاب بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی

۴-۴- مقایسه مدل‌های استوکستیک و شبکه عصبی مصنوعی و انتخاب بهترین مدل.....	۱۶۵
۵-۱- نتایج	۱۷۰
۵-۱-۱- مدل استوکستیک	۱۷۰
۵-۱-۲- مدل شبکه عصبی مصنوعی	۱۷۳
۵-۲- مقایسه مدل استوکستیک و شبکه عصبی مصنوعی	۱۷۶
۵-۳- پیشنهادها	۱۷۶
منابع.....	۱۷۷

فهرست شکل‌ها

فصل اول

شکل ۱-۱- منطقه مورد مطالعه و راه‌های ارتباطی آن ۵

فصل سوم

شکل ۱-۳- مدل نرون تک ورودی ۷۰
شکل ۲-۳- مدل چند ورودی یک نرون ۷۱
شکل ۳-۳- فرم ساده شده نرون با R ورودی ۷۲
شکل ۴-۳- تابع محرک خطی ۷۳
شکل ۵-۳- تابع محرک آستانه‌ای دومقداره حدی ۷۴
شکل ۶-۳- تابع محرک سیگموئید ۷۴
شکل ۷-۳- شبکه تک لایه با S نرون ۷۵
شکل ۸-۳- شبکه پیش‌خور دو لایه ۷۶
شکل ۹-۳- طراحی توپولوژی شبکه‌های عصبی مصنوعی ۷۷
شکل ۱۰-۳- پرسپترون تک لایه ۷۸
شکل ۱۱-۳- جدا سازی الگو ۷۸
شکل ۱۲-۳- نرون با تابع تبدیل دو مقدار متقارن ۷۹
شکل ۱۳-۳- شبکه همینگ ۸۰
شکل ۱۴-۳- شبکه هاپفیلد گسسته ۸۱
شکل ۱۵-۳- توابع انتقال سیگموئید، گوس، تانژانت و سکانت هیپربولیک سیگنال خروجی تولید شده از هر گره را نرمال می‌کنند. ۸۴

فصل چهارم

شکل ۱-۴- سری زمانی سالانه دبی ایستگاه هیدرومتری ایدنک ۸۸
شکل ۲-۴- تابع خود همبستگی سری زمانی اولیه داده‌های دبی سالانه ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷ ۹۰
شکل ۳-۴- تابع خود همبستگی جزئی سری زمانی اولیه داده‌های دبی سالانه ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷ ۹۰
شکل ۴-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی سالانه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال ۹۱
شکل ۵-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی سالانه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۹۲
شکل ۶-۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $AR(1)$ ۹۴
شکل ۷-۴- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $AR(1)$ ۹۵
شکل ۸-۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$ ۹۷
شکل ۹-۴- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$ ۹۷
شکل ۱۰-۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$ ۱۰۱
شکل ۱۱-۴- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$ ۱۰۱

شکل ۱۲-۴- سری زمانی ماهانه دبی ایستگاه هیدرومتری ایدنک واقع بر رودخانه مارون برای سال‌های آبی ۱۳۴۷-۴۸ تا ۱۳۸۷-۸۸	۱۰۵
شکل ۱۳-۴- تابع خود همبستگی سری کلی ماهانه داده‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک	۱۰۶
شکل ۱۴-۴- تابع خود همبستگی مهرهای ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۰۷
شکل ۱۵-۴- تابع خود همبستگی آبان‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۰۷
شکل ۱۶-۴- تابع خود همبستگی آذرهای ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۰۸
شکل ۱۷-۴- تابع خود همبستگی دی‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۰۸
شکل ۱۸-۴- تابع خود همبستگی بهمن‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۰۸
شکل ۱۹-۴- تابع خود همبستگی اسفندهای ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۰۸
شکل ۲۰-۴- تابع خود همبستگی فروردین‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۰۹
شکل ۲۱-۴- تابع خود همبستگی اردیبهشت‌های ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۰۹
شکل ۲۲-۴- تابع خود همبستگی خردادهای ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۰۹
شکل ۲۳-۴- تابع خود همبستگی تیرهای ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۰
شکل ۲۴-۴- تابع خود همبستگی مردادهای ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۰
شکل ۲۵-۴- تابع خود همبستگی شهریورهای ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۰
شکل ۲۶-۴- تابع خود همبستگی جزئی سری کلی ماهانه داده‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک	۱۱۱
شکل ۲۷-۴- تابع خود همبستگی جزئی مهرهای ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۳
شکل ۲۸-۴- تابع خود همبستگی جزئی آبان‌های ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۳
شکل ۲۹-۴- تابع خود همبستگی جزئی آذرهای ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۳
شکل ۳۰-۴- تابع خود همبستگی جزئی دی‌های ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۴
شکل ۳۱-۴- تابع خود همبستگی جزئی بهمن‌های ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۴
شکل ۳۲-۴- تابع خود همبستگی جزئی اسفندهای ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۴
شکل ۳۳-۴- تابع خود همبستگی جزئی فروردین‌های ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۵
شکل ۳۴-۴- تابع خود همبستگی جزئی اردیبهشت‌های ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۵
شکل ۳۵-۴- تابع خود همبستگی جزئی خردادهای ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۵
شکل ۳۶-۴- تابع خود همبستگی جزئی تیرهای ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۵
شکل ۳۷-۴- تابع خود همبستگی جزئی مردادهای ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۶
شکل ۳۸-۴- تابع خود همبستگی جزئی شهریورهای ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS	۱۱۶
شکل ۳۹-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی مهر ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال	۱۱۷
شکل ۴۰-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی آبان ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال	۱۱۸
شکل ۴۱-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی آذر ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال	۱۱۸
شکل ۴۲-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی دی ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال	۱۱۸
شکل ۴۳-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی بهمن ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال	۱۱۸
شکل ۴۴-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی اسفند ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال	۱۱۹
شکل ۴۵-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی فروردین ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال	۱۱۹
شکل ۴۶-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی اردیبهشت ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال	۱۱۹
شکل ۴۷-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی خرداد ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال	۱۱۹
شکل ۴۸-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی تیر ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال	۱۲۰

- شکل ۴-۴۹- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی مرداد ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال ۱۲۰
- شکل ۴-۵۰- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی شهریور ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال ۱۲۰
- شکل ۴-۵۱- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی مهر ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۱
- شکل ۴-۵۲- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی آبان ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۱
- شکل ۴-۵۳- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی آذر ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۲
- شکل ۴-۵۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی دی ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۲
- شکل ۴-۵۵- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی بهمن ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۲
- شکل ۴-۵۶- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی اسفند ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۲
- شکل ۴-۵۷- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی فروردین ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۳
- شکل ۴-۵۸- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی اردیبهشت ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۳
- شکل ۴-۵۹- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی خرداد ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۳
- شکل ۴-۶۰- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی تیر ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۳
- شکل ۴-۶۱- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی مرداد ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۴
- شکل ۴-۶۲- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی شهریور ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۱۲۴
- شکل ۴-۶۳- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مهر ماه برای مدل $PARMA(1,2)$ ۱۲۹
- شکل ۴-۶۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه آبان ماه برای مدل $PARMA(1,2)$ ۱۲۹
- شکل ۴-۶۵- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه آذر ماه برای مدل $PARMA(1,2)$ ۱۳۰
- شکل ۴-۶۶- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه دی ماه برای مدل $PARMA(1,2)$ ۱۳۰
- شکل ۴-۶۷- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه بهمن ماه برای مدل $PARMA(1,2)$... ۱۳۰
- شکل ۴-۶۸- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه اسفند ماه برای مدل $PARMA(1,2)$. ۱۳۰
- شکل ۴-۶۹- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه فروردین برای مدل $PARMA(1,2)$ ۱۳۱
- شکل ۴-۷۰- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه اردیبهشت برای مدل $PARMA(1,2)$.. ۱۳۱
- شکل ۴-۷۱- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه خرداد ماه برای مدل $PARMA(1,2)$... ۱۳۱
- شکل ۴-۷۲- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه تیر ماه برای مدل $PARMA(1,2)$ ۱۳۱
- شکل ۴-۷۳- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مرداد ماه برای مدل $PARMA(1,2)$... ۱۳۲
- شکل ۴-۷۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مرداد ماه برای مدل $PARMA(1,2)$... ۱۳۲
- شکل ۴-۷۵- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه مهر ماه ۱۳۵
- شکل ۴-۷۶- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه آبان ماه ۱۳۵
- شکل ۴-۷۷- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه آذر ماه ۱۳۵
- شکل ۴-۷۸- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه دی ماه ۱۳۵
- شکل ۴-۷۹- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه بهمن ماه ۱۳۶
- شکل ۴-۸۰- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه اسفند ماه ۱۳۶
- شکل ۴-۸۱- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه فروردین ماه ۱۳۶
- شکل ۴-۸۲- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه اردیبهشت ماه ۱۳۶
- شکل ۴-۸۳- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه خرداد ماه ۱۳۷
- شکل ۴-۸۴- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه تیر ماه ۱۳۷
- شکل ۴-۸۵- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه مرداد ماه ۱۳۷
- شکل ۴-۸۶- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه شهریور ماه ۱۳۷

- شکل ۴-۸۷- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مهر ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۳
- شکل ۴-۸۸- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه آبان ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۳
- شکل ۴-۸۹- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه آذر ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۳
- شکل ۴-۹۰- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه دی ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۳
- شکل ۴-۹۱- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه بهمن ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۴
- شکل ۴-۹۲- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه اسفند ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۴
- شکل ۴-۹۳- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه فروردین ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۴
- شکل ۴-۹۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه اردیبهشت ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۴
- شکل ۴-۹۵- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه خرداد ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۵
- شکل ۴-۹۶- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه تیر ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۵
- شکل ۴-۹۷- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مرداد ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۵
- شکل ۴-۹۸- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مرداد ماه برای مدل (I) MPAR..... ۱۴۵
- شکل ۴-۹۹- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه مهر ماه..... ۱۴۸
- شکل ۴-۱۰۰- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه آبان ماه..... ۱۴۸
- شکل ۴-۱۰۱- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه آذر ماه..... ۱۴۸
- شکل ۴-۱۰۲- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه دی ماه..... ۱۴۸
- شکل ۴-۱۰۳- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه بهمن ماه..... ۱۴۹
- شکل ۴-۱۰۴- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه اسفند ماه..... ۱۴۹
- شکل ۴-۱۰۵- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه فروردین ماه..... ۱۴۹
- شکل ۴-۱۰۶- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه اردیبهشت ماه..... ۱۴۹
- شکل ۴-۱۰۷- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه خرداد ماه..... ۱۵۰
- شکل ۴-۱۰۸- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه تیر ماه..... ۱۵۰
- شکل ۴-۱۰۹- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه مرداد ماه..... ۱۵۰
- شکل ۴-۱۱۰- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (I) MPAR با سری اولیه شهریور ماه..... ۱۵۰
- شکل ۴-۱۱۱- سری زمانی داده‌های ماهانه دبی ایستگاه ایدنک (۱۳۸۸-۱۳۶۰)..... ۱۵۲
- شکل ۴-۱۱۲- سری زمانی داده‌های ماهانه بارش ایستگاه ایدنک (۱۳۸۸-۱۳۶۰)..... ۱۵۳
- شکل ۴-۱۱۳- سری زمانی داده‌های ماهانه درجه حرارت ایستگاه ایدنک (۱۳۸۸-۱۳۶۰)..... ۱۵۳
- شکل ۴-۱۱۴- ارتباط بین دبی رودخانه و مقدار بارش برای ایستگاه ایدنک..... ۱۵۴
- شکل ۴-۱۱۵- ارتباط بین دبی رودخانه و درجه حرارت برای ایستگاه ایدنک..... ۱۵۵
- شکل ۴-۱۱۶- نتایج مربوطه به آموزش مدل در مرحله یادگیری با تابع محرک سکانت هیپربولیک (دبی متر مکعب بر ثانیه)..... ۱۵۵
- شکل ۴-۱۱۷- برازش بین داده‌های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرک سکانت هیپربولیک..... ۱۵۶
- شکل ۴-۱۱۸- مقایسه بین آبدی معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی با تابع محرک سکانت هیپربولیک (دبی متر مکعب بر ثانیه)..... ۱۵۶
- شکل ۴-۱۱۹- برازش بین داده‌های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی..... ۱۵۷
- شکل ۴-۱۲۰- سری زمانی داده‌های ماهانه دبی ایستگاه ایدنک (۱۳۸۸-۱۳۵۶)..... ۱۵۹
- شکل ۴-۱۲۱- نتایج مربوطه به آموزش مدل در مرحله یادگیری با تابع محرک گوس..... ۱۶۰

- شکل ۴-۱۲۲- برآزش بین داده معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرک گوس ۱۶۰
- شکل ۴-۱۲۳- مقایسه آبدھی معرفی شده به مدل و خروجی آن در مرحله صحت یابی با تابع محرک گوس ۱۶۱
- شکل ۴-۱۲۴- برآزش بین داده‌های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی برای تابع محرک گوس ۱۶۱
- شکل ۴-۱۲۵- آنالیز حساسیت سهم لایه‌های ورودی در نتایج مدل ۱۶۲
- شکل ۴-۱۲۶- نتایج مربوطه به آموزش مدل در مرحله یادگیری با تابع محرک گوس با ۳ لایه میانی ۱۶۴
- شکل ۴-۱۲۷- برآزش بین داده‌های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرک گوس با ۳ لایه میانی ۱۶۴
- شکل ۴-۱۲۸- مقایسه بین آبدھی معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی برای تابع محرک گوس با ۳ لایه میانی ۱۶۵
- شکل ۴-۱۲۹- برآزش بین داده‌های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی برای تابع محرک گوس با ۳ لایه میانی ۱۶۵
- شکل ۴-۱۳۰- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل CARMA(۱,۱) و داده‌های ۲۸ ساله ۱۶۶
- شکل ۴-۱۳۱- برآزش بین داده‌های تاریخی و تولید شده ۲۸ ساله و محاسبه ضریب همبستگی ۱۶۷
- شکل ۴-۱۳۲- برآزش بین داده‌های تاریخی و تولید شده ۱۳ ساله و محاسبه ضریب همبستگی ۱۶۸

فهرست جداول

فصل دوم

جدول ۱-۲- خلاصه‌ای از مدل‌های برازش شده در سری‌های دبی تبدیل یافته ۱۵

فصل سوم

جدول ۱-۳- فرم‌های مختلف مدل AR ۴۲

جدول ۲-۳- توابع محرک با علائم قراردادی ۷۳

فصل چهارم

جدول ۱-۴- آمار دبی سالانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک واقع بر رودخانه مارون برای سال‌های آبی ۱۳۴۶-۴۷ تا ۱۳۸۷-۸۸ ۸۹

جدول ۲-۴- تابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی دبی سالانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک ۸۹

جدول ۳-۴- خصوصیات آماری پایه سری زمانی دبی سالانه ایستگاه ایدنک ۹۰

جدول ۴-۴- نتایج تست نرمال بودن سری زمانی سالانه دبی قبل از اعمال تبدیل ۹۱

جدول ۵-۴- نتایج تست نرمالیتی سری زمانی سالانه دبی بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی ۹۱

جدول ۶-۴- پارامترهای مدل‌های $AR(1)$ ، $AR(2)$ و $AR(3)$ ۹۲

جدول ۷-۴- مقایسه خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $AR(1)$ ۹۳

جدول ۸-۴- مقایسه اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $AR(1)$ ۹۳

جدول ۹-۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $AR(1)$ ۹۳

جدول ۱۰-۴- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $AR(1)$ ۹۴

جدول ۱۱-۴- پارامترهای مدل‌های $ARMA(1,1)$ و $ARMA(1,2)$ ۹۵

جدول ۱۲-۴- مقایسه خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$ ۹۶

جدول ۱۳-۴- مقایسه اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$ ۹۶

جدول ۱۴-۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$ ۹۷

جدول ۱۵-۴- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$ ۹۸

جدول ۱۶-۴- پارامترهای مدل‌های $CARMA(1,1)$ ، $CARMA(1,2)$ و $CARMA(1,3)$ ۹۹

جدول ۱۷-۴- مقایسه خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$ ۱۰۰

جدول ۱۸-۴- مقایسه اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$ ۱۰۰

جدول ۱۹-۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$ ۱۰۰

جدول ۲۰-۴- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$ ۱۰۲

جدول ۲۱-۴- آمار دبی ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک واقع بر رودخانه مارون برای سال‌های آبی ۱۳۴۷-۴۸ تا ۱۳۸۷-۸۸ (متر مکعب بر ثانیه) ۱۰۳

جدول ۴-۲۲- تابع خود همبستگی سری ماهانه داده‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک	۱۰۵
جدول ۴-۲۳- توابع خود همبستگی سری ماهانه به صورت ماه به ماه	۱۰۶
جدول ۴-۲۴- تابع خود همبستگی جزئی سری کلی ماهانه داده‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک	۱۱۱
جدول ۴-۲۵- توابع خود همبستگی جزئی سری ماهانه به صورت ماه به ماه	۱۱۱
جدول ۴-۲۶- خصوصیات آماری پایه سری زمانی دبی ماهانه ایستگاه ایدنک	۱۱۶
جدول ۴-۲۷- نتایج تست نرمال بودن سری زمانی ماهانه دبی قبل از اعمال تبدیل	۱۱۷
جدول ۴-۲۸- نتایج تست نرمال بودن سری زمانی ماهانه دبی بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی	۱۲۱
جدول ۴-۲۹- پارامترهای مدل $PARMA(1,1)$ برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک	۱۲۵
جدول ۴-۳۰- پارامترهای مدل $PARMA(1,2)$ برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک	۱۲۵
جدول ۴-۳۱- پارامترهای مدل $PARMA(1,3)$ برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک	۱۲۶
جدول ۴-۳۲- مقایسه خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه برای داده‌های ماهانه و مدل $PARMA(1,2)$	۱۲۷
جدول ۴-۳۳- مقایسه اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $PARMA(1,2)$	۱۲۷
جدول ۴-۳۴- توابع خود همبستگی سری ماهانه تولید شده به صورت ماه به ماه برای مدل $PARMA(1,2)$	۱۲۸
جدول ۴-۳۵- آمار دبی ماهانه تولید شده ایستگاه هیدرومتری ایدنک توسط مدل $PARMA(1,2)$ (متر مکعب بر ثانیه)	۱۳۳
جدول ۴-۳۶- پارامترهای مدل $MPAR(1)$ برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک	۱۳۸
جدول ۴-۳۷- پارامترهای مدل $MPAR(2)$ برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک	۱۳۹
جدول ۴-۳۸- پارامترهای مدل $MPAR(3)$ برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک	۱۳۹
جدول ۴-۳۹- مقایسه خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه برای داده‌های ماهانه و مدل $MPAR(1)$	۱۴۰
جدول ۴-۴۰- مقایسه اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $MPAR(1)$	۱۴۱
جدول ۴-۴۱- توابع خود همبستگی سری ماهانه تولید شده به صورت ماه به ماه برای مدل $MPAR(1)$	۱۴۲
جدول ۴-۴۲- آمار دبی ماهانه تولید شده ایستگاه هیدرومتری ایدنک توسط مدل $MPAR(1)$ (متر مکعب بر ثانیه)	۱۴۶
جدول ۴-۴۳- انتخاب بهترین مدل استوکستیک از میان مدل‌های برازش داده شده به داده‌های سالانه و ماهانه	۱۵۱
جدول ۴-۴۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع‌های مختلف برای داده‌های ورودی بارش و دما	۱۵۵
جدول ۴-۴۵- نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع سکانت هیپربولیک برای داده‌های ورودی بارش و دما	۱۵۸
جدول ۴-۴۶- نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع‌های مختلف برای داده‌های ورودی بارش ایستگاه‌های مختلف	۱۵۹
جدول ۴-۴۷- نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع گوس برای داده‌های ورودی بارش ایستگاه‌های مختلف	۱۶۳
جدول ۴-۴۸- انتخاب بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی	۱۶۴
جدول ۴-۴۹- پارامترهای مدل‌های $CARMA(1,1)$ ، $CARMA(1,2)$ و $CARMA(1,3)$ برای داده‌های ۲۸ ساله ایستگاه ایدنک	۱۶۶
جدول ۴-۵۰- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$ و داده‌های ۲۸ ساله	۱۶۷
جدول ۴-۵۱- مقایسه مدل‌های انتخابی استوکستیک و شبکه عصبی مصنوعی	۱۶۸

فصل اول

کلیات تحقیق

۱-۱- بیان مسأله

در مقیاس جهانی بیش از دو سوم سطح کره زمین از آب پوشانده شده است و حجم کل آب‌های این کره ۱/۴ میلیارد متر مکعب برآورد می‌شود. از این حجم آب تنها ۲/۵٪ یعنی ۰/۰۳۵ میلیارد متر مکعب آن آب شیرین می‌باشد. ۶۹٪ از این مقدار آب شیرین در یخچال‌ها و ذخائر دائمی برف، ۰/۹٪ آن رطوبت و یخ درون خاک و آب باتلاق‌ها بوده و ۳۰/۱٪ بقیه آن شامل آب‌های زیر زمینی و آب شیرین رودخانه‌ها و دریاچه‌های آب شیرین می‌باشد. بنابراین به راحتی می‌توان دریافت که سهم بسیار کمی از کل آب‌های کره زمین آب شیرین می‌باشد.

میهن ما، ایران نیز با متوسط بارندگی ۲۵۰ میلیمتر در سال که کمتر از یک سوم متوسط بارندگی سالانه جهان است یکی از مناطق خشک جهان بوده و کمبود و نبود آب مشکلات عدیده‌ای را خصوصاً در نواحی مرکزی، شرقی و جنوب شرقی ایجاد نموده است. از طرفی توزیع ناهمگن مکانی و زمانی بارندگی در سطح کشور و ایجاد تنوع آب و هوایی هر از چند گاهی در برخی نقاط باعث وقوع سیلاب-های بزرگ می‌گردد که از بابت خسارت جانی و مالی، قابل توجه و تأمل است. از این رو تخمین و پیش بینی زمان و مقدار سیل و مهار آب‌های سطحی از اهمیت خاصی برخوردار است و پژوهشگران را بر آن داشته تا با کمک علوم مختلف در صدد رفع این نیاز برآیند.

در این راستا می‌توان دستیابی به روش‌های مختلف برآورد سیل و تناوب زمان وقوع آن را نام برد که با فناوری‌های جدید و توسعه علوم کامپیوتری، مدل‌های هیدرولیکی و هیدرولوژیکی مختلفی معرفی و با آزمایش‌های متعدد، کارایی آن‌ها به اثبات و تأیید رسیده است. از این رو مطالعات کمی و کیفی منابع آب و مدیریت دقیق توسعه و بهره برداری از این منابع حیاتی از اهمیت خاصی برخوردار است. تکنیک‌ها و روش‌های متعددی پیش روی برنامه ریزان است. روش‌های استوکستیک^۱، که اساس آن‌ها بر تشکیل سری‌های زمانی استوار است یکی از این تکنیک‌هاست که در این تحقیق مورد استفاده واقع شده است. در روش استوکستیک سعی بر آن است تا اطلاعات مفیدی در مورد رفتار

۱- Stochastic methods

طبیعی سیستم‌های ناهمگن با در نظر گرفتن متغیرهای موجود در سیستم به عنوان فرآیندهای تصادفی به دست آوریم. از مدل‌های استوکستیک می‌توان به عنوان یک ابزار مدیریتی، جهت پیش بینی مقادیر آتی فرآیندهای هیدرولوژیکی و هیدروژئولوژیکی استفاده کرد. با توجه به کاربرد فراوان سری‌های زمانی هیدرولوژیکی نظیر تبخیر، دبی چشمه‌ها و نظایر آن در مطالعات و برنامه‌ریزی‌های مدیریتی در بسیاری از علوم نظیر کشاورزی، هیدرولوژی، هیدروژئولوژی در مناطقی که با کمبود داده‌های تاریخی از این سری‌ها مواجه‌ایم، استفاده از این مدل‌ها بسیار مفید و ارزشمند می‌باشد.

اما روشی که در سال‌های اخیر مورد توجه مهندسين هیدرولوژی قرار گرفته است، استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد که در این پایان نامه مورد استفاده قرار گرفته است. استفاده از این روش در حال حاضر به نحو گسترده‌ای در کلیه شاخه‌های علوم مهندسی از جمله مهندسی آب کاربرد زیاد دارد. شبکه عصبی مصنوعی نوعی پردازشگر اطلاعات است که در آن سعی می‌شود با معرفی درصدی از داده‌های ورودی به آن، مدل آموزش دیده و سپس نحوه عملکرد سیستم در حافظه آن ذخیره شده و در نهایت از مابقی داده‌ها برای سنجش قدرت یادگیری مدل و یا به عبارت دیگر سنجش صحت کار مدل استفاده می‌گردد. پس از آموزش مدل و اطمینان از صحت کار آن، مدل برای مواردی که قبلاً با آن مواجه نشده است استفاده می‌گردد.

۱-۲- اهداف تحقیق

در این تحقیق سعی بر این است که با استفاده از داده‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک واقع بر روی رودخانه مارون، مقدار دبی با استفاده از روش‌های استوکستیک و شبکه عصبی پیش بینی شود و سپس بهترین مدل انتخاب گردد. در این راستا از دو نرم افزار قدرتمند SAMS ۲۰۰۷ و Qnet ۲۰۰۰، به ترتیب برای مدل سازی دبی به روش استوکستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی بهره گرفته شده است.

به منظور مدل سازی دبی به روش استوکستیک، تمامی داده‌های ماهانه و سالانه دبی در دسترس به نرم افزار SAMS ۲۰۰۷ معرفی گردیدند، اما در استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش بینی دبی، از آمار دبی، بارش و دما برای سال‌های آبی مشترک استفاده شد. سپس نتایج حاصل از این دو روش با استفاده از معیارهای آماری با هم مقایسه گردیدند.

۱-۳- معرفی منطقه مورد مطالعه و راه‌های دسترسی

مارون یکی از رودخانه‌های جنوب غربی ایران با طول ۴۲۲ کیلومتر می‌باشد که در سرحد جغرافیایی استان‌های فارس و خوزستان قرار دارد و امروز از میانه خاک کهگیلویه و سپس بهبهان می‌گذرد. نام اصلی و قدیمی رودخانه مارون، تاب است و از کوه‌های نیل و چشمه سارهای دامنه کوه-های سادات از زاگرس سرچشمه گرفته و پس از طی مسافت ۱۲۰ کیلومتر به دریاچه سد مارون در ۱۹ کیلومتری شمال شرق بهبهان درحوضه آبریز رودخانه مارون (محدوده بهبهان و جنوب شرق محدوده جایزان) با مساحت ۱۵۷۴/۵ کیلومترمربع می‌رسد (سلطانی، ۱۳۸۱) و از طریق تنگ تکاب وارد دشت بهبهان می‌شود و توسط سد انحرافی شهدا و شبکه آبیاری بهبهان، دشت بهبهان و سپس از طریق سد انحرافی جایزان، دشت جایزان را مشروب و در محلی به نام قلعه شیخ، پس از دریافت رود اعلا رامهرمز، نام جراحی به خود گرفته و به هور شادگان می‌ریزد. این رود در مواقع پر آبی از طریق خور موسی وارد خلیج فارس می‌شود. متوسط بارندگی شهرهای اطراف رودخانه مارون مثل بهبهان و سوق حدود ۴۰۰ میلیمتر می‌باشد. آب رودخانه مارون که در بالا دست از کیفیت بسیار خوبی برخوردار است، در قسمت‌های پایین دست، به خصوص از ایستگاه هیدرومتری ایدنک (در نزدیکی روستای لنده) به بعد و تا قبل از ورود به دشت بهبهان، به واسطه عبور از لایه‌های گچی و نمکی، دریافت شاخه‌های شور، و پس از آن، به علت گرما و تبخیر زیاد، کیفیت نامطلوبی پیدا می‌کند. البته علی رغم متفاوت بودن کیفیت آب، رود مارون نقشی اساسی در پیدایش حیات جوامع روستایی در حاشیه خود به عهده دارد و همچنین باعث به وجود آمدن شهرهای نسبتاً بزرگی مانند بهبهان،

رامشیر و شادگان در مسیر خود شده است. این رودخانه از طریق جاده معروف به کارخانه سیمان به راحتی قابل دسترسی است. منطقه مورد مطالعه ما بین عرض‌های $52^{\circ} 30'$ و $31^{\circ} 03'$ و طول‌های $64^{\circ} 49'$ و $52^{\circ} 50'$ قرار دارد و در شکل (۱-۱) قابل مشاهده است.



شکل ۱-۱- منطقه مورد مطالعه و راه‌های ارتباطی آن

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 داده‌های خام دبی، بارش و دمای روزانه ایستگاه هیدرومتری ایدینک و همچنین بارش‌های روزانه ایستگاه‌های اطراف

به نام‌های چم نظام، بهبهان و خیر آباد از امور آب استان خوزستان، پردازش و تجزیه و تحلیل داده‌ها، انجام مدل سازی‌های مورد نظر روی داده‌ها، جمع بندی اطلاعات و ارائه نتایج به دست آمده می‌باشد.

۱-۵- سازمان بندی پایان نامه

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

فصل اول: کلیات تحقیق.

فصل دوم: مروری بر مطالعات گذشته.

فصل سوم: مواد و روش‌ها.

فصل چهارم: نتایج حاصل از مدل‌ها.

فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادها.

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

فصل دوم

مروری بر مطالعات گذشته

۲-۱- مقدمه

با افزایش جمعیت و رشد نیازهای بشری، تأمین آب مورد نیاز تبدیل به یکی از مسائل مهم و عمده در پروژه‌های آب‌شناسی تبدیل شده است. ایران به علت موقعیت خاص و ویژگی‌های توپوگرافیک، از آب و هوای متنوعی برخوردار است و میزان بارندگی متوسط سالانه آن حدود ۲۲۴ تا ۲۷۵ میلیمتر گزارش شده است. این مقدار بارندگی حدود یک سوم متوسط بارندگی‌های خشکی‌ها (۸۰۰ میلیمتر) و کمتر از یک چهارم بارندگی متوسط کره زمین (۱۱۳۳ میلیمتر) می‌باشد. قسمت اعظم ایران در قلمرو آب و هوای خشک قرار گرفته است. کمبود و نوسانات شدید بارندگی در مقیاس‌های روزانه، فصلی و سالانه از جمله خصوصیات است که موجب عدم اطمینان کافی نسبت به بروز سیلاب، دریافت حداقل بارش مورد نیاز جهت مصارف کشاورزی، تغذیه جریان‌های سطحی و سفره آب‌های زیرزمینی و مصارف انسانی می‌شود. با توجه به کاهش میزان بارش در مناطق مختلف، وقوع خشکسالی‌های ضعیف تا شدید در کشور امری اجتناب ناپذیر است. وقوع این خشکسالی‌ها، اثرات بسیار زیان‌باری بر بخش‌های کشاورزی و اقتصادی کشور تحمیل کرده است. از طرف دیگر، وقوع سیلاب‌های بزرگ ناشی از تنوع آب و هوایی در بعضی نقاط، سبب خسارت‌های عمده به بخش‌های شهری و یا مناطق تحت کشت می‌شود. یکی از مسائل عمده در مطالعات هیدرولوژی، پیش‌بینی میزان طغیان و فروکش سیل یا صعود و نزول هیدروگراف رودخانه در نقطه مشخصی از آن می‌باشد. لذا پیش‌بینی وقوع سیلاب و میزان خشکسالی و دبی نیازمند مدل سازی دبی رودخانه می‌باشد. با توجه به اهمیت و ضرورت پیش‌بینی دبی و تخمین میزان آب، مدل سازی دبی با به کارگیری روش‌های مناسب برای رودخانه‌های مختلف، امری ضروری به نظر می‌رسد. نظر به این که رودخانه مارون جزء مهمترین رودخانه‌های ایران محسوب می‌شود، برآورد دبی آن با استفاده از روش‌های مدل سازی مناسب ضرورتی انکار ناپذیر است.

۲-۲- سابقه مدل سازی استوکستیک

آنالیز استوکستیک به دلیل کاربردهای فراوانی که در بررسی‌های منابع آب دارد، در سطح وسیعی در مطالعات هیدرولوژی و منابع آب به کار گرفته شده است. اما به کارگیری این روش‌ها در مطالعات آب‌های سطحی و عکس‌العمل آن نسبت به عوامل هیدرولوژیکی توسعه چندانی نیافته و مطالعات زیادی انجام نشده است. این مدل‌ها توسط محققین مختلف با کاربردهای متفاوت به کار گرفته شده و نتایج گوناگونی نیز بدست آمده است که از میان آن‌ها به برخی از مدل‌ها می‌پردازیم. البته لازم به ذکر است که مدل‌های بررسی شده در ایران صرفاً مدل‌های استوکستیک روی پدیده دبی نیستند، بلکه مدل‌های استوکستیک روی رخداد‌های دیگر و همچنین دیگر مدل‌های انجام شده روی حوضه مارون نیز ذکر خواهند شد. همچنین از مدل‌های اتورگرسیو- میانگین متحرک یکپارچه^۱ (ARIMA)، تناوبی با باقی مانده‌های مستقل^۲ (PIR-ARMA)، مدل آرنما (ARNMA) نیز مثالی ذکر خواهد شد.

یکی از مدل‌هایی که به طور گسترده برای ساخت جریان ماهانه رودخانه به کار می‌رود مدل چند فصلی مارکووین با تأخیر یک^۳ می‌باشد که توسط توماس و فیرینگ (Thomas and Fiering, ۱۹۶۲) پیشنهاد شده است. این مدل با مدل اتورگرسیو مرتبه ۱ با پارامترهای تناوبی^۴ (PAR^۱)، و با به‌سازی محدودتر با اصل بهترین انطباق^۵ برابری می‌کند. بیشتر کارهای انجام شده در سه دهه اخیر در زمینه جریان رودخانه می‌توانند به عنوان هیدرولوژی استوکستیک^۶ که توسط انجمن ASCE^۷ در خصوص هیدرولوژی آب‌های سطحی با عنوان "به کار بردن خصوصیات آماری متغیرهای هیدرولوژیکی برای حل مسایل هیدرولوژیکی بر پایه خصوصیات استوکستیک متغیرها" تعریف شده است، طبقه بندی شوند.

۱-Autoregressive Integrated Moving Average

۲-Periodic Independence Residual

۳-Lag-۱ Multiseasonal Markovian Model

۴-Periodic Autoregressive Model of Order ۱

۵-Best Fitting

۶-Stochastic Hydrology

۷-American Society Civil Engineering

کاربرد اولیه روش‌های اتورگرسیو (Autoregressive) و میانگین متحرک (Moving Average) در هیدرولوژی توسط کیزیل (Kisiel, ۱۹۶۹) ذکر شده است.

روش‌های پیشنهادی توسط باکس و جنکینز (Box and Jenkins, ۱۹۷۰) بر اساس معرفی روش‌های ترکیبی از اتورگرسیو و میانگین متحرک (ARMA)، کاربردهای فراوان‌تری یافتند (McKerchar and Delleur, ۱۹۷۴, Ubertini, ۱۹۷۸, Rao et al., ۱۹۸۲). تلاش‌های مشابهی روی کاربرد مدل‌های اتورگرسیو و اتورگرسیو-میانگین متحرک^۱ (ARMA) ماهانه جهت مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولوژیک مختلف انجام شد (Finzi et al., ۱۹۷۵, Salas et al., ۱۹۸۰, Salas et al., ۱۹۸۸, Bartolini et al., ۱۹۸۵).

چاو و کارلیوتیس (Chow and Karelitis, ۱۹۷۰) به تجزیه و تحلیل سیستم‌های هیدرولوژیکی استوکستیک پرداختند. منطقه مورد مطالعه آن‌ها حوضه بالایی رودخانه سنگامون^۲ در ایلینویز^۳ آمریکا بود. فرآیندهای مورد مطالعه آن‌ها شامل بارندگی، تبخیر و تعرق و ذخیره آب زیر زمینی بود که به صورت ماهانه برداشت شده بودند. محققین فوق این فرآیندها را به صورت یک متغیر در قلمرو زمان و فرکانس مورد بررسی قرار داده و با رسم همبستگی نگار و دوره نگار مشخص کردند که هر سه سری داده‌های فوق دارای مؤلفه تناوبی شدیدی با دوره یک ساله هستند.

دیسکین و لین (Diskin and Lane, ۱۹۷۱) با استفاده از داده‌های حوضه والنات گالچ^۴ در جنوب شرقی آریزونا^۵ یک مدل استوکستیک برای حوضه‌هایی با مساحت کمتر از ۱۰۰ مایل مربع به منظور ایجاد داده‌های ساختگی به دست آوردند. متغیرهایی که در این مدل رواناب را شرح می‌دهند شامل: شروع فصل رواناب، تعداد پدیده‌های رواناب در فصل، فاصله زمانی بین پدیده‌ها، زمان شروع رواناب، حجم رواناب، و حداکثر تخلیه می‌باشند. میانگین و انحراف معیار توزیع‌های مختلف و ثابت‌ها در معادله رگرسیونی مجموعه پارامترهایی را تشکیل می‌دهند که مدل استوکستیک را معین می‌کنند.

۱-Autoregressive Moving Average

۲-Upper Sangamon River

۳-Illinois

۴-Walnut Gulch

۵-Arizona

کارلیوتیس و چاو (Kareliotis and Chow, ۱۹۷۲) اقدام به تجزیه و تحلیل فرآیندهای استوکستیکی باقی مانده نمودند. محققین مذکور داده‌های تبخیر و تعرق، بارندگی و ذخیره سفره در حوضه بالایی رودخانه سنگامون را که در مطالعه قبلی خود به صورت یک متغیره بررسی کرده بودند مجدداً مورد بررسی قرار دادند و با حذف مؤلفه تناوبی، داده‌ها را به صورت ایستا درآورده و به صورت چند متغیره بررسی کردند و نشان دادند که رابطه خوبی بین بارندگی و ذخیره سفره وجود دارد، در حالی که بارندگی و تبخیر و تعرق و ذخیره سفره ارتباطی با هم ندارند. همچنین به این نتیجه رسیدند که ذخیره سفره تأخیر یک ماهه‌ای نسبت به بارندگی نشان می‌دهد و بر اساس این یافته‌ها آن‌ها مدل استوکستیکی سفره را بدست آوردند.

لاو (Love, ۱۹۷۴) روی داده‌های ماهانه سطح آب زیر زمینی در ۸۴ چاه در غرب رودخانه می‌سی‌سی‌پی، آنالیز استوکستیکی انجام داده و با محاسبه ضرائب خود همبستگی و رسم آن‌ها دریافت که مقادیر میانگین ضرائب در تأخیرهای ۱ و ۲ و ۳ در همه چاه‌ها، بالاتر از حد اطمینان ۹۵٪ واقع شده و معنی دار بوده‌اند و بر اساس این نتیجه، بیان داشت که سطح آب در هر ماه، با سطح آب سه ماه قبل وابستگی دارد.

هانگسون (Hongson, ۱۹۷۸) با استفاده از رگرسیون چند گانه، عکس العمل سطح آب زیر زمینی را نسبت به بارش و پمپاژ مطالعه نمود. ایشان بر روی سطح آب زیر زمینی آنالیز خود همبستگی انجام داد و وابستگی داده‌های سطح آب زیر زمینی را در هر ماه نسبت به داده‌های ماه قبل بدست آورد. نتایج مطالعات ایشان نشان داد که سطح آب زیر زمینی در هر ماه، با سطح آب ماه قبل وابستگی دارد.

روسی و سیلوانی (Rossi and Silvagni, ۱۹۸۰) رواناب را در مقیاس سالانه مورد مطالعه قرار دادند و دو مدل استوکستیک برای فرآیند تولید دوباره^۱ مطرح کردند. ساده‌ترین مدل پیشنهاد شده

۱-Reproduction

توسط آن‌ها یک مدل مستقل غیر-گوسی^۱ است و زمانی استفاده می‌شود که داده‌های رواناب غیر همبسته هستند. زمانی که خود همبستگی قابل ملاحظه‌ای برای داده‌های سالانه یافت شد، این محققین فرض کردند که اجزای رواناب به بیش از یک سال نسبت داده می‌شوند و با این فرض اعتبار مدل استوکستیک $ARMA(1,1)$ را ثابت کردند.

سالاس و اسمیت (Salas and Smith, ۱۹۸۱)، همچنین سالاس و همکاران (Salas et al., ۱۹۸۱) رسماً مدل $ARMA(1,1)$ را از یک مدل مفهومی حوضه با ورودی‌های گوسی غیر همبسته نتیجه گرفتند. قابل ذکر است که این محققین تمام بارش را به عنوان ورودی به سیستم مفهومی در نظر گرفتند. بنابراین، رابطه بین پارامترهای استوکستیک و مفهومی همان طور که کلیس و روسی (Claps and Rossi, ۱۹۹۱) برای حالت تک متغیره ذکر شد متفاوتند، اگر چه محدوده پارامترهای مشابه را تعیین می‌کنند.

بیدیسکومب و همکاران (Biddiscombe et al., ۱۹۸۵) با انجام آنالیز چگالی طیفی روی داده‌های ماهانه سطح آب زیر زمینی و بارندگی در جنوب غرب استرالیا انواع نوسانات سطح آب زیر زمینی را در پریودهای مختلف به دست آورده‌اند. این آنالیز را روی ۴ چاه که سطح آب آن‌ها متفاوت بود، انجام دادند و برای این چاه‌ها، نوسانات ۱۲، ۱۵ و ۳۶ ماهه به دست آورده‌اند. همچنین با آنالیز طیف متقابل، همبستگی سطح آب زیر زمینی را با بارش، در فراوانی‌های مختلف مطالعه نمودند.

برندسون و همکاران (Berndtsson et al., ۱۹۸۶) بین سری‌های بارندگی ساعتی، روزانه و ماهانه ۷ ایستگاه در شمال تونس به طور جداگانه همبستگی متقابل انجام داده و مقادیر ضریب همبستگی را در تأخیر صفر به دست آورده‌اند و با ثابت قرار دادن یک ایستگاه در شبکه ایستگاه‌ها، همبستگی این ایستگاه را با ایستگاه‌های دیگر به صورت خطوط میزان رسم نمودند که مقادیر منحنی‌ها با افزایش فاصله از ایستگاه مبنا کاهش پیدا می‌کند. آن‌ها منحنی همبستگی فوق را برای دو سری بارندگی یک ساعته و ماهانه به طور جداگانه رسم کردند. خطوط همبستگی برای سری بارندگی یک ساعته در

^۱-Non-Gaussian

جهت‌های مختلف مشابه، ولی در داده‌های ماهانه، منحنی‌های موازی ایجاد کردند که عمود بر ارتفاعات منطقه می‌باشند.

اطلاعات آماری موجود از دبی رودخانه‌های ایران کمتر از طول عمر مفید پروژه‌های منابع آب هستند. از این رو رئیسی (۱۳۶۸) به وسیله مدل‌های اتورگرسیو و میانگین متحرک بر روی رژیم رودخانه‌های فارس (به نام‌های حاه، مندیلکر) بهترین مدل را برای دبی متوسط ماهانه و دبی ماکزیمم ماهانه فرموله و طراحی کرد.

کلپس (Claps, ۱۹۹۰) مدل اتورگرسیو- میانگین متحرک مفهومی چند متغیره را برای رواناب ماهانه در ۹ ایستگاه در جنوب ایتالیا به کار برد. این مدل چند ایستگاهی یک مدل مقارن آرما^۱ (CARMA) می‌باشد که همبستگی مکانی و دوره‌ای رواناب را به طور جداگانه در نظر می‌گیرد.

کرزیک و همکاران (Kresic et al., ۱۹۹۰) به مطالعه خواص استوکستیک دبی روزانه چشمه گرزا^۲ در صرب شرقی^۳ در یوگوسلاوی و عکس العمل دبی آن با بارندگی در سال‌های خشک و تر با انجام آنالیزهای خود همبستگی و خود همبستگی متقابل پرداختند.

کلپس و همکاران (Claps et al., ۱۹۹۳) با فرض بارش مؤثر به عنوان فرآیند مستقل تناوبی و در نظر گرفتن پارامترهای غیر فصلی آب زیر زمینی، مدل $ARMA(2,2)$ با باقی مانده مستقل تناوبی (PIR-ARMA) را در هفت سری زمانی رواناب ماهانه از حوضه‌های موجود در منطقه آپنین^۴ ایتالیا به کار گرفتند و از میان مدل‌های مختلف استوکستیک مدل خطی تک متغیره اتورگرسیو- میانگین متحرک را برای رواناب فصلی پیشنهاد کردند. روش حداقل مربعات (Least squares) برای تخمین پارامترهای مدل $ARMA(1,1)$ استفاده گردید. محققین فوق به این نتیجه رسیدند که ساده‌ترین مدل برای مقیاس ماهانه مدل باقی مانده‌های مستقل تناوبی $PIR-ARMA(1,1)$ می‌باشد که مشابه مدل $ARMA(1,1)$ پیشنهاد شده برای مقیاس سالانه می‌باشد.

^۱-Contemporaneous-ARMA

^۲-Grza

^۳-Eastern Serbia

^۴-Apennine

سامانی و همکاران (۱۳۷۳) به مطالعه استوکستیکی دبی چند رودخانه در استان فارس ایران به صورت یک متغیره پرداختند. آن‌ها ابتدا با رسم همبستگی نگار و دوره نگار نشان دادند که داده‌های فوق فاقد هرگونه روند و دارای یک مؤلفه تناوبی ۱۲ ماهه هستند، سپس به حذف مؤلفه تناوبی پرداختند و داده‌ها را به صورت ایستا درآوردند و بعد برای هر سری از این داده‌های ایستا مدل استوکستیکی مناسب را تعیین نموده و پارامترهای آن را برآورد کردند و سپس اقدام به تولید داده و پیش بینی آینده هر فرآیند نمودند.

سامانی و همکاران (۱۳۷۳) سری‌های زمانی داده‌های طولانی مدت بارندگی و تبخیر در چند ایستگاه، جریان رودخانه نكاء و سطح آب زیر زمینی در چند چاه مشاهده‌ای در سفره آبرفتی دشت بهشهر- نكاء واقع در سواحل دریای خزر را مورد تحلیل‌های خود همبستگی، چگالی طیفی و همبستگی متقابل و طیف متقابل قرار داده و تغییرات دوره‌ای شش ماهه، سالانه و شش ساله را در این سری‌ها شناسایی نمودند. آن‌ها با استفاده از این تحلیل‌ها توانستند سفره آب زیر زمینی این دشت را از نظر رژیم تغذیه و تخلیه به سه بخش تفکیک نمایند. بر اساس نتایج حاصل از این مطالعه، این محققین اعمال مدیریت بهره برداری از این منابع و بهینه سازی پمپاژ به خصوص در بخش‌های یک و سه را توصیه نمودند.

کمالی (۱۳۷۴) در تحقیق خود قصد تولید قوانین مدیریت تقاضا و بهره برداری را داشته است تا بتواند مخزن سد وینار را از دوره‌های کمبود در مناطق خشک و نیمه خشک با حداقل خسارت وارده عبور دهد. وی ۴ مدل سری زمانی نیز توسعه داده است که شامل یک مدل اتورگرسیون- میانگین متحرک یکپارچه (ARIMA) برای پیش بینی جریان رودخانه‌ای در دوره‌های زمانی آینده، دو مدل آرنما (ARNMA) برای تولید آمار مصنوعی سالانه و ماهانه و یک مدل خرد کننده برای شکستن جریان رودخانه‌ای سالانه به جریان رودخانه‌ای ماهانه می‌باشند. بدین ترتیب سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری توسعه داده شده شامل دو بخش: ۱- مدل سری زمانی به عنوان مدل هیدرولوژیکی ۲- مدل غیر خطی ریاضی به عنوان مدل بهینه سازی، می باشد.

پادایلا و همکاران (Padilla et al., ۱۹۹۶) مدل‌های استوکستیک اتورگرسیو- میانگین متحرک را برای سری‌های زمانی پریودیک دبی سه چشمه کارستی لاویلا^۱ و فونته مایور^۲ در اسپانیا و چشمه آلیوو^۳ در فرانسه به کار گرفتند. این محققین روی سری‌ها یک تبدیل لگاریتمی انجام داده و برای حذف مؤلفه تناوبی، داده‌ها را نرمال کردند. پس از این تبدیل‌ها مناسب‌ترین مدل‌های برازش شده برای هر یک از چشمه‌ها تعیین گردید که در جدول ۱-۲ خلاصه‌ای از مدل‌های برازش شده ارائه شده است.

جدول ۱-۲- خلاصه‌ای از مدل‌های برازش شده در سری‌های دبی تبدیل یافته

چشمه	مدل	متغیر ثابت	φ_1	θ_1	θ_2	دبی	AIC
لاویلا	ARMA(۱,۲)	-۰/۰۰۰۴	۰/۹۳۸	-۰/۲۹۳	-۰/۱۳۶	۲۴/۹	-۲۲۶۰
فونته مایور	ARMA(۱,۰)	-۰/۰۱۱	۰/۸۹۲	-	-	۱۵/۶	-۴۳۱
آلیوو	ARMA(۱,۲)	-۰/۰۰۳	۰/۸۱۱	-۰/۰۷۱	۰/۱۱۹	۱۶/۳	-۱۴۲۵

پس از برازش مدل مناسب، سری‌های زمانی شبیه سازی شده توسط مدل‌ها به دست آمد. هیدروگراف به دست آمده از مدل‌ها و خود همبستگی نگار این هیدروگراف‌ها با هیدروگراف‌های واقعی و خود همبستگی نگار آن‌ها شباهت زیادی را از خود نشان می‌دهند که این مقایسه صحت مدل‌های برازش شده را تأیید می‌نماید.

رئیزی و همکاران (۱۳۷۸) در بررسی‌های خود، آنالیز طیفی سری‌های زمانی را بر روی آمار ماهانه بارندگی و درجه حرارت ۴۰ سال شهر شیراز انجام دادند. محققین مذکور نتیجه گرفتند که مدل استوکستیک، نشانگر عدم تغییرات بارندگی در دوره ۴۰ ساله آماری است و نتایج آن‌ها نشان داد که برای پارامترهای دمای ماهانه و بارش به ترتیب مدل‌های $AR(2)$ و $AR(1)$ مناسب‌تر می‌باشند.

تفرج نوروز و همکاران (۱۳۸۰) با توجه به آمار متوسط ماهانه تراز سطح آب برای سال‌های ۱۳۷۷-۱۳۶۶ در ایستگاه چونگ خرگوشی واقع در هامون پوزک، ساختار پریودیک و ساختار همبستگی سری زمانی تراز سطح آب را بررسی کردند و سرانجام پس از انجام تست آکائیک (AIC)، مدل $AR(2)$ با

۱-Lavilla
۲-Funte Mayor
۳-Aliou

داشتن کمترین معیار آکائیک مناسب‌ترین مدل شناخته شد. همچنین، در این تحقیق کفایت و دقت مدل در پیش بینی و تولید داده بررسی شد و نتایج نشان داد که پیش بینی مدل برای سال‌هایی که دریاچه کاملاً خشک نباشد، با داده‌های واقعی هماهنگی خوبی دارند.

نیکبخت شهبازی (۱۳۸۲) از یک روش استوکستیک برای تخمین شماره منحنی حوضه‌های آبریز امامه و کسلیان استفاده کرده است. در این روش از توزیع آماری حاکم بر وقایع بارندگی و رواناب بهره گرفته شد و کارایی آن در تخمین شماره منحنی ارزیابی و با روش‌های متداول مقایسه گردید.

ابریشم چی و همکاران (۱۳۸۴) با استفاده از داده‌های جریان رودخانه از ایستگاه‌های هیدرومتری به صورت روزانه از زمان تأسیس ایستگاه‌ها تا سال آبی ۱۳۷۵-۷۶ و داده‌های بارندگی و دمای روزانه از تعداد ۵۳ ایستگاه و سپس تولید داده‌های سالانه، مدل استوکستیک سالانه $AR(1)$ منطقه‌ای را برای جریان سالانه رودخانه‌های حوضه آبریز کرخه، کارون و دز ساختند. سپس سری‌های زمانی مصنوعی برای زیر حوضه مورد نظر که فاقد آمار یا آمار کم باشد، تولید می‌شود.

۲-۳- سابقه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

سیواکومار و همکاران (Sivakumar et al., ۲۰۰۲) از دو روش جعبه سیاه^۱ غیر خطی شامل: روش ترمیم فضای فازی^۲ (PSR) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش بینی دینامیک جریان رودخانه و مقایسه این روش‌ها استفاده کردند. برای این منظور، سری روزانه جریان رودخانه در ایستگاه اندازه گیری ناخون‌سوان^۳ واقع در حوضه رودخانه چاوفرایا^۴ را مورد آنالیز قرار دادند و پیش بینی‌ها را برای زمان‌های هدایت^۵ ۱ و ۷ روزه انجام دادند. نتایج آن‌ها حاکی از این مسأله بود که هر دو روش پیش بینی‌های معقولانه‌ای برای هر دو زمان ۱ و ۷ روزه ارائه می‌دهند، هر چند پیش بینی یک روزه نتایج بهتری ارائه داد. مقایسه این دو روش بیانگر نتایج بهتر روش PSR و همچنین مقادیر

^۱-Black Box

^۲-Phase-Space Reconstruction

^۳-Nakhun Sawan

^۴-Chao Phraya

^۵-Lead Time

پیش بینی شده جریان رودخانه با استفاده از این روش به مقادیر مشاهده شده بسیار نزدیک بوده است.

باراتی و همکاران (Baratti *et al.*, ۲۰۰۳) برای پیش بینی جریان و مدیریت ذخیره از شبکه‌های عصبی استفاده کردند. آن‌ها از شبکه‌های عصبی برای مدل کردن فرآیند بارش- رواناب با فاصله زمانی‌های مختلف در مدیریت ذخیره بهره بردند. مقایسه عددی با داده‌های مشاهده شده برای پیش بینی رواناب در حوضه تیرسو^۱ قسمت S.Chiaia در ساردینیای^۲ ایتالیا با داده‌های ماهانه انجام گرفت. آن‌ها 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 داده‌های روزانه امید بخش بود.

مندز و همکاران (Mendez *et al.*, ۲۰۰۴) برای بررسی رفتار هیدرولوژیکی حوضه رودخانه زالاس^۳ در شمال غرب اسپانیا به مدل سازی رفتار رواناب در مقیاس‌های زمانی مختلف پرداختند. محققین فوق از مدل‌های باکس- جنکینز^۴ برای پیش بینی میانگین رواناب ماهانه و میانگین بارش و برای پیش بینی جریان کوتاه مدت روزانه از دو تکنیک مدل‌های آماری کلاسیک باکس- جنکینز و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند و سپس به مقایسه این دو روش پرداختند. اگر چه شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر به آشکار سازی بعضی جریان‌های حداکثر نیستند، اما نتایج آن‌ها امید بخش بود.

امامقلی زاده و همکاران (۱۳۸۴) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مدل Qnet۲۰۰۰ که یک پرسپترون چند لایه می‌باشد، به پیش بینی آبدهی رودخانه بالا رود در استان خوزستان پرداختند. آن‌ها از داده‌های باران سنجی و درجه حرارت ماهانه ایستگاه‌های مجاور حوضه آبریز بالا رود و اطلاعات دبی در ایستگاه هیدرومتری دوکوهه بر روی رودخانه بالا رود در دوره آماری ۱۵ ساله

۱-Tirso
۲-Sardinia
۳-Xallas
۴-Box-Jenkins

(۱۳۷۸-۱۳۶۳) برای مدل استفاده کردند. نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد که شبکه به دست آمده دارای دقت بالایی جهت پیش‌گویی دبی جریان در رودخانه بالا رود می‌باشد.

یزدانی و چاوشی (۱۳۸۴) با استفاده از مدل شبکه عصبی به پیش‌بینی جریان رودخانه پلاسجان پرداختند. اطلاعات یا لایه ورودی به مدل شبکه عصبی، اطلاعات مربوط به ۵ ایستگاه باران سنجی و یک ایستگاه اندازه‌گیری درجه حرارت بود. خروجی مدل یا لایه خروجی، جریان عبوری از ایستگاه هیدرومتری اسکندری بود که کلیه جریان‌های بالا دست از آن عبور می‌کند. در این تحقیق مدل پرسپترون چند لایه جهت بررسی انتخاب گردید. مناسب‌ترین مدل، مدلی با ساختار ۱، ۴، ۶ با ۴ گره در لایه مخفی تعیین شد و بر مبنای آن تست انجام گرفت. نتایج بیانگر این بود که با افزایش تعداد لایه مخفی میزان خطا افزایش می‌یابد. همچنین شبکه‌های عصبی قادر بودند رفتار رودخانه را نسبت به بارندگی به خوبی مشخص نمایند، بدین معنی که مدل ایجاد شده به خوبی قادر به شبیه‌سازی عکس‌العمل حوضه مورد مطالعه نسبت به بارندگی است و تغییر در بارندگی میزان تغییر در دبی جریان ماهانه را به خوبی شبیه‌سازی می‌کند و مدل ایجاد شده، مدل نسبتاً خوبی است.

طارقیان و همکاران (۱۳۸۵) برای پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی از اطلاعات تبخیر و تعرق، باران سنجی و دبی رودخانه کارون در ایستگاه هیدرومتری پل شالو استفاده نمودند. آن‌ها از الگوهای مختلفی از اطلاعات ایستگاه‌های بالا دست در همان روز، یک روز قبل و دو روز قبل به منظور ورودی شبکه استفاده کردند و از الگوریتم پس انتشار خطا (BP) جهت آموزش و تست شبکه بهره بردند و نتایج به دست آمده را با نتایج حاصل از روش رگرسیون مقایسه کردند و با توجه به معیارهای ضریب همبستگی و خطای RMSE، نتایج حاصل از آموزش و تست شبکه نشان داد که شبکه‌های عصبی می‌توانند جریان رودخانه را با ضریب همبستگی زیاد (بیشتر از ۰/۹۴) و خطای کم پیش‌بینی کنند.

فروغی و همکاران (۱۳۸۵) برای مدیریت سطح ایستابی حوضه آبریز رودخانه مارون (محدوده بهبهان و جنوب شرق محدوده جایزان) از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند. آن‌ها از آمار

بارش و تبخیر ماهانه، تفاضل دبی ماهانه رودخانه در ابتدا و انتهای حوضه و میزان برداشت ماهانه به عنوان داده‌های ورودی و سطح ایستابی ماهانه در پیژومتر به عنوان داده‌های خروجی از سال‌های ۸۳-۱۳۷۷ و با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مدلی برای پیش بینی نوسانات سطح ایستابی در تعدادی پیژومترهای منطقه ارائه کردند که از همبستگی بالایی با داده‌های واقعی پیژومترها برخوردار بود.

محمدی و محمودیان (۱۳۸۵) برای پیش بینی دبی متوسط هفتگی ورودی به مخزن سد درودزن واقع در ۷۵ کیلومتری شمال شرق شیراز از شبکه عصبی مصنوعی بهره گرفتند. مدل ساخته شده قادر می‌باشد که با در اختیار داشتن دبی متوسط هفتگی هفته‌های قبل ایستگاه‌های دبی سنجی و دبی متوسط ورودی به مخزن سد در هفته مشابه سال قبل، دبی متوسط هفتگی ورودی به مخزن سد در هفته آینده را پیش بینی نماید. نتایج تحقیق آن‌ها شامل این موارد می‌باشد: (۱) شبکه عصبی از نوع MLP با ساختار ۱-۱۱-۱۲ تابع محرکه سیگموئید در لایه ورودی و تابع محرکه خطی در لایه خروجی می‌باشد و می‌تواند دبی متوسط هفتگی ورودی به مخزن سد درودزن را جهت یک هفته بعد به سادگی و با دقت قابل قبولی پیش بینی نماید. (۲) هر اندازه فاصله ایستگاه‌های دبی سنجی واقع بر سطح حوضه از ایستگاه سد درودزن بیشتر باشد تأثیر دبی آن‌ها بر دبی ورودی به مخزن سد در فاصله زمانی طولانی‌تری نمایان می‌گردد. نتایج حاصل از این تحقیق بیانگر سادگی، آسانی و دقت مناسب مدل ساخته شده در پیش بینی دبی متوسط هفتگی ورودی به مخزن سد درودزن می‌باشد.

سینگ و دئو (Singh and Deo, ۲۰۰۶) از شبکه‌های عصبی مختلفی برای پیش بینی جریان متوسط روزانه استفاده کردند. آمار ده ساله مورد استفاده در این تحقیق مربوط به کمیسیون آب مرکزی^۱ هندوستان، Bhopal، از سال‌های ۱۹۸۷ تا ۱۹۹۶ در ایستگاه اندازه‌گیری راجگات^۲ در طول رودخانه نارمادا^۳ در هند می‌باشد. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی مصنوعی مناسب برای

^۱-Central Water Commission

^۲-Rajghat

^۳-Narmada

تمام فصول، تابع پایه شعاعی^۱ می‌باشد که کارایی آن بهتر از روش‌های FFBP، GRNN و ANFIS می‌باشد که این امر به علت رفتار رضایت بخش این شبکه بر روی داده‌های غیر خطی می‌باشد.

کرح و لی (Kerh and Lee, ۲۰۰۶) از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی دبی سیل در ایستگاه‌های بدون اندازه‌گیری با استفاده از اطلاعات بالا دست جریان رودخانه بهره گرفتند. مدل شبکه عصبی با شاخص‌های RMSE، ضریب راندمان، خطای دبی‌های اوج و خطای زمان‌های اوج ارزیابی شد. نتایج تحقیق نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی قابل ترجیح هستند و نتایج بهتری نسبت به روش‌های قرار دادی ماسکینگام^۲ ارائه می‌دهند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که دبی سیل و سطح آب دو عامل حاکم بر صحت تخمین‌ها هستند.

ساهو و رای (Sahoo and Ray, ۲۰۰۶) در تحقیق خود از شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا^۳ برای پیش‌بینی جریان رودخانه‌های وایاکیکوا^۴ و مانوا^۵ در هاوایی استفاده نمودند. مرکز تحقیقات زمین‌شناسی آمریکا از منحنی‌های سنجش قرار دادی برای محاسبه دبی رودخانه‌های هاوایی استفاده می‌کند. از طرف دیگر روش‌های شبکه عصبی پیشنهاد شده‌اند. این شبکه‌ها برای دو دسته داده ورودی، یک دسته شامل سرعت متوسط، و یک دسته بدون سرعت متوسط، اما هر دو این دسته‌ها شامل سطح رودخانه، عرض، سطح مقطع برای دو ایستگاه اندازه‌گیری روی رودخانه انجام گرفتند. نتایج آن‌ها نشان داد که برای هر دو دسته ورودی‌ها، شبکه عصبی بهینه‌سازی شده قادر به محاسبه منحنی‌های سنجش برای محاسبه دبی هستند.

احمد و سارما (Ahmed and Sarma, ۲۰۰۶) از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تولید جریان ساختگی رودخانه پاگدالیا^۶، زیر شاخه شمالی رودخانه براهماپوترا^۷ بهره بردند و سپس مدل را با دیگر مدل‌ها شامل اتورگرسو- میانگین متحرک و توماس- فیرینگ و پنج خصوصیت آماری شامل میانگین

۱-Radial Basis Function

۲-Muskingum

۳-Feed Forward Back Propagation

۴-Waiakeakua

۵-Manoa

۶- Pagladia

۷- Brahmaputra

و انحراف معیار جریان هر ماه، میانگین و انحراف معیار و ضریب کجی^۱ داده‌های تاریخی و تولید شده مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که سری جریان ماهانه ساختگی رودخانه پاگدالیا با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی بهتر از مدل توماس- فیرینگ و $ARMA(2,0)$ می‌باشد. بر اساس توضیحات بالا، می‌توان به این نتیجه رسید که مدل شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده شده در این مطالعه را می‌توان به عنوان یک روش بالقوه برای تولید جریان ساختگی در نظر گرفت.

پرویز و خلقی (۱۳۸۶) برای مقایسه بین روش‌های استوکستیک و شبکه‌های عصبی در پیش بینی جریان رودخانه، جهت تفکیک سری سالانه به سری‌های شش ماهه و ماهانه از مدل‌های پایه و مبسوط استفاده کرده‌اند. همچنین با استفاده از شبکه‌های عصبی به پیش بینی جریان شش ماهه و ماهانه پرداختند و جهت مقایسه بین جریان‌های شش ماهه و ماهانه حاصل از روش‌های مذکور از آمار آبدی برخی از رودخانه‌های حوضه آبریز دریاچه ارومیه (با معیارهایی مانند RMSE) استفاده کردند. نتایج بیانگر سازگاری مدل مبسوط با مقادیر مشاهداتی بود. به طور کلی، روند مدل مبسوط و شبکه عصبی در تفکیک سری‌های کلیدی مشابه هم بوده ولی در تفکیک سری‌های اصلی به مقیاس‌های کوچک‌تر مدل مبسوط توصیه می‌شود.

شادمان مطلق و همکاران (۱۳۸۶) برای پیش بینی جریان رودخانه سفید رود از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و نرم افزار مطلب^۲ استفاده کردند. برای این منظور از داده‌های باران سنجی و درجه حرارت ماهانه ایستگاه‌های مجاور حوضه آبریز رودخانه سفید رود و اطلاعات دبی ایستگاه هیدرومتری بر روی رودخانه سفید رود در دوره آماری ۳۰ ساله (۱۳۵۰-۱۳۸۰) برای مدل استفاده کردند. نتایج اجرای مدل بیانگر دقت نسبتاً بالای شبکه عصبی در برآورد و تخمین دبی رودخانه سفید رود بود.

بختیاری و همکاران (۱۳۸۶) با استفاده از شبکه‌های عصبی به ارزیابی کیفی رودخانه کرخه پرداختند. آن‌ها پارامترهای اندازه‌گیری شده در ۳ ایستگاه هیدرومتری موجود در طول رودخانه (ایستگاه‌های حمیدیه، جلوگیر، پای‌پل) شامل پارامترهای هدایت هیدرولیکی (EC)، نسبت جذب

^۱- Skew

^۲-MATLAB

سدیم (SAR) و کل املاح موجود (TDS) را مدل کردند. بدین منظور دبی، اشل سطح آب و دمای آب اندازه گیری شده در ایستگاه‌های مورد نظر را به عنوان ورودی‌های مدل در نظر گرفته و با استفاده از مدل شبکه عصبی آلیودا^۱ پارامترهای مزبور را پیش بینی کردند. پژوهش آن‌ها نشان داد که تعداد ۱ و ۲ لایه پنهان با ۳، ۴ و ۵ نرون در هر لایه بهترین آرایش شبکه به منظور پیش بینی کیفیت آب رودخانه کرخه در ایستگاه‌های مورد ارزیابی بوده است.

زارع‌زاده مهریزی و قزاق (۱۳۸۶) برای پیش بینی جریان ماهانه رودخانه دز از شبکه عصبی استفاده نمودند. برای این منظور از آمار ماهانه ۲۰ ساله ایستگاه هیدرومتری تله‌زنگ استفاده نمودند و نتایج به دست آمده از مدل‌ها به لحاظ شاخص آماری میانگین مربع خطا (MSE) مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج آن‌ها حاکی از این بود که مدل ANN^۲ که از ۴ ورودی بارندگی و درجه حرارت در مرحله t و دبی با یک یا دو تأخیر زمانی تشکیل شده است، مدل مناسب‌تری می‌باشد و می‌توان از این شبکه برای پیش بینی ماه به ماه آورد رودخانه دز استفاده نمود.

آلکازار و همکاران (Alcazar et al., ۲۰۰۷) از مدل‌های شبکه عصبی برای تخمین جریان محیطی در حوضه رودخانه ابرو^۲ در اسپانیا استفاده نمودند. آمار مورد استفاده آن‌ها، آمار ۴۶ ایستگاه اندازه‌گیری در حوضه این رودخانه بود. مدلی که برای این منظور توسعه دادند مدل شبکه عصبی چند لایه غیر خطی پیش‌خوران آبشار-همبستگی^۳ بود. ۳ مدل که برآورد خوبی از جریان محیطی ارائه می‌دادند، بر اساس متغیرهایی مثل میانگین ۱۰ ساله جریان ماهانه حداقل، مقدار میانگین طول دوره در روزهایی با جریان دائماً زیر ۰.۴۰٪ میانگین جریان سالانه، و جریان برابر یا متجاوز ۲۷۰ روز در سال یافت شدند. ضریب همبستگی بین مقادیر محاسبه شده و تخمین زده شده بالا بود (۰.۹۰ >)، و میانگین خطای مطلق^۴ برای هر سه مدل کم بود ($0.44 \text{ m}^3/\text{s}$). نتایج آن‌ها پیشنهاد کرد که

^۱-Alyuda

^۲-Ebro

^۳- Feed-Forward Cascade-Correlation

^۴-Average Absolute Error

مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی می‌توانند ساده، قابل اطمینان و از نظر هزینه وسیله‌ای کار آمد برای تخمین جریان‌های محیطی در سطح حوضه باشند.

علیائی و همکاران (۱۳۸۷) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل اتورگرسیو برای تخمین جریان روزانه رودخانه ليقوان در قالب مقایسه عددی و ترسیمی بهره گرفته‌اند. بدین منظور داده‌های جریان روزانه رودخانه ليقوان به مدت پنج سال آبی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل سری زمانی (AR) مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار سه لایه و حافظه پنج روزه شبکه عصبی، با تعداد ۲ گره در لایه مخفی، میزان خطا کمترین مقدار (۰/۰۳۲۰) و بیشترین ضریب کرائی (۰/۹۸) نسبت به سایر حافظه‌ها را به خود اختصاص داد. در مدل سری زمانی اتورگرسیو نیز برای دوره تأخیر زمانی شش روزه میزان خطا دارای کمترین مقدار خود نسبت به سایر حافظه‌ها (۰/۰۴۱۷) و بیشترین ضریب کرائی (۰/۹۵۸) بوده است. در قیاس این دو مدل بر اساس مقادیر خطا و ضرایب تبیین، مدل شبکه‌های عصبی نتایج دقیق‌تری نسبت به مدل سری زمانی دارد.

احمدی زاده و همکاران (۱۳۸۷) برای پیش بینی جریان ورودی به مخزن سد ارس از سری‌های زمانی فصلی استفاده کردند. آن‌ها در تحقیق خود روش‌هایی برای ساختن، تشخیص و بررسی میزان سازش مدل سری‌های زمانی فصلی ارائه دادند. از این روش‌ها برای پیش بینی مقادیر آینده ورودی به مخزن سد ارس، از روی مقادیر فعلی و گذشته آن استفاده گردید. نتایج نشان داد که بهترین مدل برازش یافته برای انجام پیش بینی‌ها، مدل فصلی $ARIMA(1,0,1)(2,1,2)_{12}$ با کمترین مجذور میانگین مربعات خطا بوده است. لازم به ذکر است که نتایج به دست آمده از مرحله صحت سنجی نشان می‌دهند که مقادیر برآوردی از مقادیر واقعی کمتر می‌باشند و هر چه فاصله پیش بینی بیشتر شود این تفاوت بیشتر می‌شود و میزان خطا افزایش می‌یابد.

نورانی و صالحی (۱۳۸۷) برای مدل سازی بارش- رواناب در حوضه آبریز ليقوان چای واقع در استان آذربایجان شرقی از شبکه عصبی فازی تطبیقی استفاده کردند و سپس نتایج را با روش‌های

شبکه‌های عصبی و استنتاج فازی مقایسه کردند. بهترین مدل برای این حوضه مدل سازی با روش شبکه عصبی فازی تطبیقی می‌باشد. نتایج آن‌ها بیانگر این است که شبکه عصبی با مدل سازی غیر خطی و همچنین منطق فازی با ارائه توابع عضویت هر کدام به تنهایی تا حدودی قادر به بیان مدل یک حوضه هیدرولوژیکی می‌باشند ولی در صورت تلفیق این دو روش می‌توان گفت به نتیجه مطلوب جهت مدل سازی خواهیم رسید.

بنی حبیب و ولی‌پور (۱۳۸۷) قابلیت مدل‌های میانگین متحرک خود همبسته (آرما)، میانگین متحرک جامع خود همبسته (آریمما) و مدل خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی جریان ورودی به مخزن سد دز واقع در ایستگاه تله‌زنگ در بالا دست سد دز را مورد ارزیابی قرار دادند. برای این منظور از آمار دبی‌های ماهانه بین سال‌های ۱۳۳۴ تا ۱۳۸۰ استفاده کردند و آمار مربوط به ۴۲ سال اول را برای آموزش مدل‌ها و ۵ سال آخر را برای پیش بینی مدل‌ها در نظر گرفتند. در مدل‌های آرما و آریمما به ترتیب با تلفیق ۴ و ۶ پارامتر، چند جمله‌ای مورد نظر برای پیش بینی جریان را به دست آوردند. همچنین در مدل خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی از دو تابع فعالیت شعاعی و سیگموئیدی با تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی استفاده کردند. با مقایسه شاخص RMSE مدل خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی دینامیک با تابع فعالیت سیگموئید و تعداد ۱۷ نرون در لایه میانی را به عنوان بهترین مدل در پیش بینی جریان ورودی به مخزن سد انتخاب کردند. مدل آریمما با خطای کمتر، جریان ورودی به مخزن سد را از ۱۲ ماه قبل و مدل‌های خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی استاتیک و دینامیک با تابع فعالیت سیگموئیدی جریان ورودی به مخزن سد را از ۵ سال قبل پیش بینی می‌نمایند.

نورانی و همکاران (۱۳۸۷) از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای بهینه سازی مدل سری زمانی (ARIMA) بارش و رواناب استفاده کرده‌اند. در این تحقیق یک مدل ترکیبی که متشکل از دو مدل شبکه عصبی و مدل خطی سری زمانی است، ارائه شده و طی آن به مطالعه موردی در زمینه مدل سازی فرآیند بارش- رواناب حوضه اهر چای واقع در استان آذربایجان شرقی پرداخته شده است. مدل

ترکیبی شامل دو قسمت است؛ قسمت اول مدل سازی فرآیند بارش- رواناب با الگوی سری زمانی است، قسمت دیگر برآورد و تخمین باقیمانده‌های سری زمانی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است که مقدار پیش بینی رواناب را به مقدار واقعی نزدیک‌تر می‌کند. بر اساس نتایج بدست آمده از این تحقیق، دقت مدل ترکیبی از مدل سری زمانی بیشتر است به طوری که مدل ترکیبی می‌تواند جایگزین نسبتاً مناسبی برای پیش بینی فرآیند بارش- رواناب باشد که یک مدل نیمه- خطی از فرآیندهای استوکستیک را ارائه می‌دهد.

کنتل (Kentel, ۲۰۰۹) در مطالعه خود به تخمین جریان ماهانه رودخانه گوونس^۱ در آنکارا با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مختلف پرداخت. وی از آمار بارش و جریان رودخانه ۱۷۶ ماه یعنی از ژانویه ۱۹۸۷ تا سپتامبر ۲۰۰۱، همچنین ماه‌های وابسته برای پیش بینی خود استفاده کرد. ضعف عمده شبکه‌های عصبی مصنوعی این می‌باشد که این مدل‌ها قادر به تولید تخمین‌های خوبی از رویدادهای حداکثر، یعنی رویدادهایی که اصلاً یا به حد کافی در مجموعه داده‌های آموزش اتفاق نمی‌افتند، نیستند. تشخیص این رویدادهای بعید بسیار مهم می‌باشد. بنابراین کنترل در مطالعه خود از الگوریتم فازی c-mean برای دسته بندی ورودی‌های آموزش و صحت سنجی به رویدادهای معمول و حداکثر استفاده کردند. بنابراین فرد از ضعف شبکه‌های عصبی مصنوعی در تولید نتایج نامطمئن آگاه خواهد شد.

گولدال و تنگال (Guldal and Tongal, ۲۰۰۹) با مقایسه روش‌های شبکه عصبی بازگشت کننده (RNN) و سیستم استنباط فازی انطباقی (ANFIS) و مدل‌های استوکستیک به پیش بینی تغییرات آب- هواشناسی آینده سطح دریاچه اِگیردیر^۲ در ترکیه پرداختند. برای این منظور مدل‌های شبکه عصبی بازگشت کننده و سیستم استنباط فازی انطباقی به عنوان مدل‌های پیش بینی با ساختارهای متنوع ورودی طرح ریزی، آموزش و تست شدند و بهترین مدل شناسایی شد. همچنین، مدل‌های کلاسیک استوکستیک، شامل مدل‌های اتورگرسیو (AR) و اتورگرسیو- میانگین متحرک (ARMA)

^۱-Guvenç

^۲- Egirdir

تولید و با مدل‌های فوق مقایسه شدند. در کل توافق خوبی بین مقادیر داده‌های تخمینی و مشاهده شده به خصوص در مدل شبکه عصبی بازگشت کننده نسبت به سیستم استنباط فازی انطباق و مدل‌های استوکستیک به دست آوردند. مدل‌ها با کمک روش‌های عددی و نمودارهای ترسیمی همچنین بعضی خصوصیات آماری با هم مقایسه شدند. این محققین به این نتیجه رسیدند که روش‌های شبکه عصبی بازگشت کننده و سیستم استنباط فازی انطباقی با موفقیت قابل کاربرد هستند و نتایجی با صحت و قابلیت اطمینان بالا برای تغییرات سطح دریاچه نسبت به مدل‌های اتورگرسیو و اتورگرسیو- میانگین متحرک ارائه می‌دهند. همچنین مشخص شد که مدل‌های استوکستیک را می‌توان برای مدیریت روش‌ها با ریسک قابل قبول مورد استفاده قرار داد.

۲-۴- سابقه استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷

بررسی تحقیقات روی کارهای انجام شده با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷ نشان می‌دهد که این مدل در پروژه‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته است که برای مثال می‌توان به مدل سازی جریان رودخانه کلورادو بالایی^۱ در پروژه CRDSS (۱۹۹۹)، آنالیزهای استوکستیک جریان رودخانه اسنک^۲ (۲۰۰۰)، آنالیز و شبیه سازی حوضه دریاچه بزرگ^۳ (۲۰۰۴-۲۰۰۱)، توسعه جریان‌های ساختگی در حوضه آبریز گیوم^۴ در کره جنوبی با همکاری دانشگاه کلورادو و شرکت منابع آب کره (۲۰۰۵)، تولید جریان ساختگی ماهانه سیستم رودخانه‌ای تروکی^۵ در ایالت کلورادو (۲۰۰۵)، شبیه سازی استوکستیک سیستم جریان رودخانه کلورادو (۲۰۰۶)، مطالعات پیشرفته مدل‌های پیش بینی استوکستیک در مهندسی و مدیریت منابع آب در سوئیس (۲۰۰۸) اشاره کرد (Sveinsson et al., ۲۰۰۷).

۱-Upper Colorado

۲-Snake River

۳-Great Lake

۴-Geum River Basin

۵-Truckee River System

فصل سوم

مواد و روش‌ها

۳-۱- فرآیند استوکستیک و سری‌های زمانی

متغیری را در نظر بگیرید که با X نمایش داده می‌شود، اگر خروجی این متغیر با قطعیت قابل پیش بینی باشد به آن متغیر قطعی^۱ یا جبرگرایانه گفته می‌شود. از طرف دیگر، اگر خروجی این متغیر با قطعیت قابل پیش بینی نباشد، به آن متغیر تصادفی^۲ می‌گویند. حال فرض کنید اگر خروجی X با یک رفتار متوالی^۳ به صورت $X_1, \dots, X_t$ با فواصل زمان، مکان و نظایر آن قابل مشاهده باشد، این چنین توالی یک سری نامیده می‌شود. هنگامی که فواصل زمان باشند، به آن سری زمانی گفته می‌شود. اگر X یک متغیر جبری باشد، در این صورت توالی $X_1, \dots, X_t$ یک سری جبری^۴ و به طور مشابه اگر X یک متغیر تصادفی باشد، در این صورت توالی یک سری احتمالی^۵ و یا به طور کلی سری استوکستیک^۶ خوانده می‌شود. به علاوه، مجموعه متغیرهای تصادفی $X_1, \dots, X_t$ یک فرآیند احتمالی و در کل فرآیند استوکستیک اطلاق می‌شوند.

۳-۲- مدل‌های سری‌های زمانی^۷

یک مدل ریاضی نشان دهنده فرآیند استوکستیک، مدل استوکستیک یا مدل سری زمانی خوانده می‌شود. این مدل ساختار ریاضی معین و یک مجموعه از پارامترها را دارا می‌باشد. برای مثال، اگر X توزیع نرمال داشته و دارای میانگین μ و واریانس σ^2 باشد، مدل سری زمانی می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$y_t = \mu + \sigma \varepsilon_t \quad (۱-۳)$$

که در آن ε_t نیز دارای توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس یک می‌باشد و $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots$ مستقل از یکدیگر می‌باشند. در این معادله مدل دارای پارامترهای μ و σ می‌باشد.

۱-Deterministic Variable

۲-Random Variable

۳-Sequential Manner

۴-Deterministic Series

۵-Probabilistic Series

۶-Stochastic Series

۷-Time Series Model

۳-۳- مدل سازی سری های زمانی^۱

فرض کنید یک نمونه سری زمانی $X_1, X_2, \dots, X_N$ با اندازه N ، مانند N سال جریان سالانه رودخانه در اختیار داریم و علاقه مند به یافتن مدل ریاضی هستیم که بیانگر این سری زمانی باشد. تکنیک و روش هایی که برای یافتن این قبیل مدل ها به کار می رود به عنوان "مدل های سری های زمانی" بیان می شوند. مدل های استوکستیک فراوانی برای بیان سری های زمانی وجود دارد که بعضی از این مدل ها پیچیدگی بیشتری نسبت به بقیه دارند. این عامل به خصوصیات سری نمونه در دسترس، نوع مدل مورد استفاده و تکنیک انتخاب شده برای مدل سازی بستگی دارد. برای یک مدل ویژه، تکنیک های متنوعی به منظور تخمین پارامترهای مدل و آزمون خوبی مدل وجود دارد.

به طور کلی، مدل سازی سری های زمانی به صورت مراحل زیر قابل سازماندهی می باشد:

۱- انتخاب نوع مدل

۲- تعیین و تشخیص ساختار مدل

۳- تخمین پارامترهای مدل

۴- بررسی سودمند تشخیص مدل

مرحله اول به انتخاب نوع مدل از بین انواع مختلف مدل های موجود اختصاص دارد. برای نمونه، دو مدل برای بیان وابستگی سری های زمانی شامل مدل های زنجیره مارکوف^۲ و اتورگرسیو^۳ (AR) هستند. برای یک حالت ویژه مدل کننده ممکن است مجبور به انتخاب یک مدل از بین این مدل ها باشد. پس از انتخاب مدل، باید ساختار مدل و درجه مدل تشخیص داده شود. مرحله بعد تخمین پارامترهای مدل تعیین شده می باشد و در نهایت تشخیص خوبی مدل برازش شده بررسی می شود

(Salas et al., ۱۹۸۵).

^۱-Time Series Modeling

^۲-Markov Chain

^۳-Autoregressive

۳-۴- مبنای فیزیکی مدل سازی سری‌های زمانی در هیدرولوژی

همیشه تفاوت‌هایی بین مدل‌های حقیقی و تخمینی و پارامترهای آن‌ها وجود دارد. مدل سازی جریان رودخانه از دو روش پیروی کرده است: (۱) روش قطعی یا شبیه سازی فیزیکی سیستم هیدرولوژیکی، (۲) روش آماری یا شبیه سازی استوکستیک سیستم. در روش اول، سیستم هیدرولوژیکی توسط روابط فیزیکی و تئوری توصیف و بیان می‌شود و همیشه تطابق واحدی بین ورودی (مثل بارش) و خروجی (جریان) وجود دارد. برای مثال می‌توان به دو مدل استنفورد و اثرشد^۱ که توسط کرافورد و لینزی (Crawford and Linsley, ۱۹۶۶) و مدل MIT توسط هارلی و همکاران (Harley et al., ۱۹۷۰) ارائه شده، اشاره نمود. از طرف دیگر، روش‌های استوکستیک، مدل‌هایی هستند که هدف آن‌ها بیان اکثر خصوصیات آماری سری‌های تاریخی است. در این روش‌ها نیز، مدل اتورگرسیو به طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته است.

از ابتدای دهه ۱۹۶۰ توسعه رسمی مدل‌های استوکستیک با معرفی و کاربرد مدل‌های اتورگرسیو برای جریان سالانه و فصلی آغاز شد (Thomas and Fiering, ۱۹۶۲, Yevjevich, ۱۹۶۳). در گذشته مدل‌های استوکستیک گوناگونی برای مدل سازی سری‌های زمانی هیدرولوژیک پیشنهاد شده‌اند که می‌توان از میان آن‌ها موارد زیر را ذکر کرد. مدل‌های اتورگرسیو توسط توماس و فیرینگ (Thomas and Fiering, ۱۹۶۲) و یوجه‌ویچ (Yevjevich, ۱۹۶۳)، مدل‌های اتورگرسیو میانگین متحرک^۲ توسط کارلسون و همکاران (Carlson et al., ۱۹۷۰) و اکاتل (O'Connell, ۱۹۷۱)، مدل‌های خط شکسته^۳ توسط مجیا (Mejia, ۱۹۷۱)، مدل‌های شات-نویز^۴ توسط ویس (Weiss, ۱۹۷۳) و مدل‌های آرما-مارکوف^۵، توسط لتن مایر و برگز (Lettenmaier and Burges, ۱۹۷۷) معرفی شده‌اند.

۱-Stanford Watershed

۲-Autoregressive Moving Average

۳-Broken Line

۴-Shot-noise

۵-ARMA-Markov

۳-۵- عملی بودن مدل سازی سری های زمانی در هیدرولوژی

مدل سازی سری های زمانی دو استفاده اساسی در هیدرولوژی و منابع آب دارد: (۱) تولید سری های زمانی هیدرولوژیک ترکیبی، و (۲) پیش بینی سری های هیدرولوژیک در آینده. تولید سری های ترکیبی عموماً برای تعیین اندازه مخازن، تعیین ریسک عدم قطعیت یا قابلیت اعتماد ذخیره آب برای سیستم های آبیاری، برنامه ریزی بررسی سیستم ذخیره در آینده و نظایر آن و همچنین پیش بینی سری هیدرولوژیک عموماً برای برنامه ریزی کوتاه مدت عملکرد مخازن، عملکرد در زمان واقعی و کوتاه مدت حوضه های رودخانه یا سیستم ها، همچنین برنامه ریزی در طول خشکسالی در حال وقوع و کاربردهای مشابه مورد نیاز هستند.

۳-۶- انواع سری های هیدرولوژیک

انواع سری های هیدرولوژیک اساساً به صورت یک بعدی یا تک متغیره^۱ در زمان، و چند بعدی (چند نقطه ای^۲، یا چند متغیره^۳) در زمان، خط یا سری های شمارشی^۴ هستند. هرگاه مرجع زمان باشد به سری عموماً "سری زمانی" اطلاق می شود. از میان سری های فوق سری های زمانی به طور مفصل و سری های خطی و شمارشی به طور مختصر شرح داده می شوند.

۳-۶-۱- سری های زمانی

سری های زمانی هیدرولوژیک به دو گروه عمده تقسیم بندی می شوند:

الف- سری های زمانی یگانه^۵: به این نوع سری ها، یک متغیره نیز اطلاق می شود که از یک نقطه مشخص برداشت می شوند. بارش سالانه، دبی سالانه، بارش و دبی ماهانه در ایستگاه های اندازه گیری،

۱-Univariate
۲-Multipoint
۳-Multivariate
۴-Counting Series
۵-Single time Series

میانگین سالانه و ماهانه بارش در یک منطقه، مجموع دبی سالانه و ماهانه برای سیستم یک حوضه آبریز، مقادیر سطح آب زیر زمینی یک چاه همه مثال‌هایی از سری‌های زمانی واحد هستند.

ب- سری‌های زمانی چندگانه^۱: این سری‌ها می‌توانند شامل سری‌های متغیرهای مشابه بوده که در چند نقطه اندازه‌گیری می‌شوند. در این صورت به آن‌ها سری‌های زمانی چند نقطه‌ای می‌گویند. سری‌های ماهانه بارش چند ایستگاه، سری‌های ماهانه یا سالانه دبی رودخانه در نقاط مختلف یک رودخانه، سری‌های ماهانه سطح آب چاه‌ها از این نوع می‌باشند. و یا این که چند سری متغیر متفاوت در یک نقطه مشاهده گردند که به آن‌ها چند متغیره اطلاق می‌شود. سری زمانی مقدار آب و کیفیت مرتبط با آن، سری زمانی بارندگی و سطح آب چاه‌ها در این دسته قرار می‌گیرند. ولی عموماً در بررسی سری‌های زمانی، به سری‌های چند گانه اصطلاحاً سری‌های چند متغیره اطلاق می‌شود.

اساساً، فاصله زمانی انواع سری‌های زمانی را به صورت زیر دسته‌بندی می‌کنند:

- ۱- سری زمانی پیوسته که در آن متغیر به طور پیوسته اندازه‌گیری می‌شود (فاصله زمانی صفر).
- ۲- سری زمانی‌هایی که کسری از یک روز هستند، مثل ساعتی، ۲ ساعته، ۶ ساعته، ۱۲ ساعته و امثال آن (بارش با فاصله زمانی کوتاه).
- ۳- سری زمانی‌هایی که کسری از یک سال هستند، مثل روزانه، هفتگی، ماهانه، فصلی.
- ۴- سری‌های زمانی سالانه که با مجموع یا تراکم در طول یک سال ایجاد و گردشی را نشان نمی‌دهند.

۳-۶-۲- سری‌های هیدرولوژیکی خطی^۲

وقتی متغیرهای هیدرولوژیکی در امتداد یک خط و به فواصل طول مساوی از هم برداشت شوند ایجاد یک سری خطی می‌نمایند که مشابه سری‌های زمانی هیدرولوژیکی به دو دسته سری خطی

^۱-Multiple Time Series

^۲-Hydrologic Line Series

یگانه^۱ و چند خطی^۲ تقسیم می‌شوند. خواص کانال یا رودخانه در طول محور آن و خواص محیط متخلخل^۳ در طول یک چاه مثال‌هایی از سری خطی یگانه می‌باشند. وقتی چند سری خطی خواص یک سطح را تعریف کنند به صورت سری خطی چندگانه در می‌آیند.

۳-۶-۳- سری‌های شمارشی

این دسته نیز شامل سری‌هایی هستند که از شمارش تعداد رخدادهای یک پدیده در فواصل زمانی مشخص در طول یک خط یا سطح حاصل شده باشند که ممکن است یک متغیره یا چند متغیره باشند. تعداد روزهای بارانی در طول هر ماه، برای یک نقطه مشخص مثالی از سری‌های یگانه در این دسته می‌باشد (Salas et al., ۱۹۸۵).

۳-۷- مؤلفه‌های سری‌های هیدرولوژیکی

۳-۷-۱- خصوصیات آماری سری‌های زمانی سالانه

برای اطلاع در مورد خصوصیات آماری متنوع همچون میانگین^۴، واریانس^۵، چولگی^۶ و دیگر پارامترها، خواننده می‌تواند به کتاب‌های آمار موجود مراجعه کند. در این قسمت به توضیح برخی از این خصوصیات می‌پردازیم.

اتوکواریانس^۷: اتوکواریانس درجه خود همبستگی خطی سری زمانی را اندازه‌گیری می‌کند.

مقدار اتوکواریانس c_k بین x_t و x_{t+k} توسط فرمول زیر تعیین می‌شود:

$$c_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x}), \quad 0 \leq k < N \quad (2-3)$$

۱-Single Line Series
 ۲-Multiple Line Series
 ۳-Porous Media
 ۴-Mean
 ۵-Variance
 ۶-Skewness
 ۷-Autocovariance

c_k اتوکواریانس تأخیر k (Lag- k)، k فاصله زمانی بین جفت‌های مرتبط (x_t, x_{t+k}) و $\bar{x}$ میانگین نمونه و N اندازه نمونه است. در حالت ویژه زمانی که $k=0$ باشد، c برابر واریانس می‌شود که به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$c = \sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2 / N \quad (3-3)$$

با تقسیم c_k به c مطابق فرمول زیر، r_k حاصل می‌شود.

$$r_k = \frac{c_k}{c} = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2} \quad (4-3)$$

در این فرمول r_k ضریب یا تابع خود همبستگی^۱ (ACF) می‌باشد. نمودار r_k در مقابل k را در کل همبستگی نگاشت^۲ گویند.

مقدار r_k در اطراف صفر نوسان دارد اما ضرورتاً برابر صفر نیست. در این حالت استفاده از حدود احتمال برای همبستگی نگاشت مفید می‌باشد.

چت‌فیلد (Chatfield, ۱۹۸۲) جهت معنی‌دار بودن ضرائب خود همبستگی برای سری زمانی با طول N ، بازه اطمینان زیر را پیشنهاد کرده است:

$$r_k = \frac{\pm 2}{\sqrt{N}} \quad (5-3)$$

اندرسون (Anderson, ۱۹۴۱) برای احتمال‌های ۹۵ و ۹۹ درصد بازه اطمینان زیر را ارائه داده است (Padilla et al., ۱۹۹۶, Salas et al., ۱۹۸۸):

$$\begin{cases} r_k(95\%) = \frac{-1 \pm 1.96\sqrt{N-k-1}}{N-k} \\ r_k(99\%) = \frac{-1 \pm 2.58\sqrt{N-k-1}}{N-k} \end{cases} \quad (6-3)$$

N طول سری زمانی می‌باشد.

^۱-Autocorrelation Function

^۲-Correlogram

۳-۷-۲- خصوصیات سری‌های زمانی دوره‌ای

در این قسمت به بررسی خصوصیات آماری سری‌های دوره‌ای یا پریودیک همانند سری‌های فصلی، ماهانه، هفتگی و روزانه می‌پردازیم. این سری‌ها رفتار دوره‌ای معین در میانگین، انحراف معیار و چولگی دارند و می‌توان آن‌ها را توسط مدل‌های اتورگرسیو با ضرائب ثابت همچون سری‌های سالانه یا توسط مدل‌هایی با ضرائب دوره‌ای مدل کرد.

خصوصیات وابسته زمانی سری‌های دوره‌ای با تعیین همبستگی نگاشت $\Gamma_{k,\tau}$ از معادله (۳-۴) از سری اولیه $x_{v,\tau}$ که v نشان دهنده سال و τ نشان دهنده فاصله زمانی درون یک سال (روز، هفته، ماه، فصل، و...) می‌باشند، بررسی خواهد شد. در بیشتر حالات، همبستگی نگاشت بعد از هر طرف کردن میانگین و انحراف معیار دوره‌ای محاسبه می‌شوند. ساختار همبستگی سری زمانی $x_{v,\tau}$ پریودیک به صورت زیر با فاصله زمانی‌های τ تعیین می‌شود.

$$\Gamma_{k,\tau} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{v=1}^N (x_{v,\tau} - \bar{x}_\tau) (x_{v,\tau-k} - \bar{x}_{\tau-k})}{s_\tau \cdot s_{\tau-k}} \quad (۷-۳)$$

$\Gamma_{k,\tau}$ ضریب همبستگی تأخیر k (lag-k) می‌باشد.

در این حالت، سری استاندارد شده $z_{v,\tau}$ با رابطه (۳-۸) محاسبه می‌شود.

$$z_{v,\tau} = \frac{x_{v,\tau} - \bar{x}_\tau}{s_\tau} \quad (۸-۳)$$

که $\bar{x}_\tau$ و s_τ به ترتیب میانگین و انحراف معیار دوره‌ای می‌باشند. در صورتی که تابع خود همبستگی قبل از هر طرف کردن میانگین و انحراف معیار دوره‌ای محاسبه و ترسیم شود همبستگی نگاشت نیز تغییرات دوره‌ای را نشان می‌دهد.

۳-۸- نرمال کردن متغیرهای سری‌های زمانی

بیشتر تئوری‌های احتمال و تکنیک‌های آماری به کار گرفته شده در هیدرولوژی در کل و به ویژه در آنالیز سری‌های زمانی هیدرولوژیک با فرض توزیع نرمال متغیرها توسعه یافته‌اند، زیرا بیشتر منحنی‌های فراوانی متغیرهای هیدرولوژیک به صورت نامتقارن توزیع شده‌اند، یا در حد صفر واقع

شده‌اند، و اغلب تبدیل این متغیرها به متغیرهای نرمال قبل از انجام آنالیزهای آماری مورد نظر، ضروری می‌باشد. در ادامه به روش‌های نرمال سازی سری‌های سالانه و دوره‌ای مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۳-۸-۱- نرمال سازی سری‌های زمانی سالانه

برای اکثر سری‌های سالانه بارش و رواناب در آمریکا، تعداد زیادی از محققین مثل مارکوویک (Markovic, ۱۹۶۵) دریافتند که تابع توزیع احتمال لگاریتم-نرمال دوپارامتری (۲-log-normal) به خوبی بر توزیع فراوانی سری‌ها برازش داده می‌شود. در صورتی که سری زمانی سالانه x_t با توزیع لگاریتم-نرمال دوپارامتری نشان داده شود، تابع چگالی احتمالی آن به صورت زیر می‌باشد.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y} \exp. \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{\log(x) - \mu_y}{\sigma_y} \right]^2 \right\} \quad (9-3)$$

که μ_y و σ_y پارامترهای تابع هستند، که به ترتیب نشان دهنده میانگین و انحراف معیار $y = \log(x)$ هستند. بنابراین تبدیل x توسط رابطه زیر صورت می‌گیرد:

$$y = \log(x) \quad (10-3)$$

اگر تابع توزیع احتمال گاما دو پارامتری (۲-gamma) برای سری سالانه x_t استفاده شود، یعنی:

$$f(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} \quad (11-3)$$

که α و β پارامترها و $\Gamma(\cdot)$ بیانگر عملگر تابع گاما می‌باشد، در این صورت تبدیل معادله (۳-۱۲) ایجاد متغیرهای (نه کاملاً) نرمال می‌نماید.

$$y = \sqrt{x} \quad (12-3)$$

معادلات (۳-۱۰) و (۳-۱۲) می‌توانند شامل قسمت سوم شوند. اگر x در معادله (۳-۹) تا (۳-۱۱) توسط $x-c$ جایگزین شود، در این صورت x دارای توزیع لگاریتم-نرمال یا گاما با سه پارامتر می‌شود، که با تجزیه و تحلیل تخمینی قابل محاسبه هستند. معادله (۳-۱۲) را می‌توان به صورت فرم کلی‌تر زیر نوشت.

$$y = a(x - c)^b \quad (13-3)$$

c پارامتر محدوده پایین و a و b دیگر پارامترها هستند. مقادیر b معمولاً ۱/۲، ۱/۳، ۱/۴ هستند (Salas et al., ۱۹۸۵).

۳-۸-۲- نرمال کردن سری‌های زمانی پریودیک

اغلب در نرمال کردن سری‌های زمانی پریودیک مشکل این است که تبدیل در چه نقطه‌ای باید انجام شود. برای مثال، تبدیل می‌تواند مستقیماً روی سری اولیه $x_{v,\tau}$ (قبل از تخمین و بر طرف کردن میانگین و انحراف معیار پریودیک) یا بعد از تخمین پارامترهای پریودیک میانگین و انحراف معیار و حذف آن‌ها از سری $x_{v,\tau}$ و تولید سری استاندارد صورت گیرد. سری استاندارد شده مطابق رابطه (۱۴-۳) قابل محاسبه می‌باشد.

$$y_{v,\tau} = \frac{x_{v,\tau} - \hat{\mu}_\tau}{\hat{\sigma}_\tau} \quad (14-3)$$

در این صورت سری $y_{v,\tau}$ دارای مقادیر مثبت و منفی است و به طور کلی نیاز به تبدیل‌های پیچیده‌تری دارد. تبدیل سری زمانی پریودیک $x_{v,\tau}$ به سری زمانی با توزیع نرمال $y_{v,\tau}$ از طریق استفاده از توابع مختلفی قابل انجام است. یک تابع کلی تبدیل، دارای فرم زیر می‌باشد:

$$y_{v,\tau} = a_\tau(x_{v,\tau} - c_\tau)^{b_\tau} \quad (15-3)$$

c_τ پارامتر محدوده پایینی و a_τ و b_τ دیگر پارامترهای دوره‌ای هستند. تبدیل لگاریتم با رابطه (۱۶-۳) بیان می‌شود.

$$y_{v,\tau} = \log(x_{v,\tau} - c_\tau) \quad (16-3)$$

در تبدیل‌های معادلات (۱۵-۳) و (۱۶-۳) پارامترها با τ تغییر می‌کنند، که $\tau = 1, \dots, \omega$ ، شماره فاصله زمانی‌ها در یک سال است. اما به دست آوردن تمام پارامترهای متغیر با τ ضروری نیست. در بعضی از حالات مخصوصاً وقتی τ بزرگ است، $\omega = ۲۵$ برای سری‌های هفتگی، $\omega = ۳۶۵$

برای سری‌های روزانه و یا حتی $\omega = 12$ برای سری‌های ماهانه، پارامترها، هر چند که با زمان تغییر می‌کنند، می‌توانند برای مقادیر τ ثابت بمانند.

۳-۹- تست های خوبی برازش

تست‌های آماری گوناگونی برای بررسی فرضیه‌ها در مدل سازی سری‌های زمانی هیدرولوژیک وجود دارد. در آمار ریاضی تست‌های گوناگون پارامتری و غیر پارامتری فراوانی وجود دارد. اما تجربه نشان داده است که تعداد کمی از این تست‌ها نیازهای آنالیزی و مدل سازی در سری‌های زمانی هیدرولوژیک را برآورده می‌کنند.

در مدل سازی سری‌های زمانی هیدرولوژیک، معمولاً فرض می‌کنند که جزء استوکستیک، بعد از بر طرف کردن اجزاء پریودیک و ساختار وابسته زمانی، یک سری نرمال و مستقل است. تست‌های این فرضیات را در ادامه مورد بررسی قرار می‌دهیم.

۳-۹-۱- آزمون مستقل بودن^۱

تست‌های استقلال در زمان: تست همبستگی نگاشت اندرسون^۲ و تست پورت مانتئو^۳ معمولاً برای بررسی استقلال سری‌های زمانی به کار می‌روند. تست اندرسون در قسمت ۳-۷-۱ توضیح داده شده است.

تست پورت مانتئو: این تست توسط باکس و پیپرس (Box and Pierce, 1970) به عنوان یک تست تقریبی از صحت مدل معرفی شده است. این تست برای بررسی استقلال باقی مانده‌های ε_t مدل به کار می‌رود. در این تست، تابع خود همبستگی باقی مانده‌ها $\hat{\varepsilon}_t$ محاسبه می‌شود. برای محاسبه آماره Q از فرمول زیر استفاده می‌شود.

$$Q = N \sum_{k=1}^L r_k^2(\hat{\varepsilon}) \quad (3-17)$$

^۱-Test of Independence

^۲-Anderson

^۳- Porte Manteau Lack of Fit Test

$r_k(\hat{\varepsilon})$ توسط فرمول (۳-۴) محاسبه می‌شود. L برابر ۳۰-۱۰٪ اندازه نمونه N ، آماره Q تقریباً معادل کای اسکوئر^۱ با درجه آزادی $(L-p)$ و p مرتبه مدل اتورگسیو می‌باشند. اگر $Q < \chi^2(L-p)$ باشد در این صورت $\hat{\varepsilon}_t$ معادله (۳-۱۷) مستقل است که بیان می‌کند مدل انتخاب شده $AR(p)$ مناسب است. در غیر این صورت، باید مدل دیگری با درجه $p \neq 1$ انتخاب و مدل سازی شود. آماره Q برای مدل $ARMA(p,q)$ نیز به صورت زیر قابل محاسبه است. تابع خود همبستگی $r_k(\varepsilon)$ برای سری باقی مانده‌های ε_t با تأخیر -۴ (lag-۴) از مقدار یک تا $L = \frac{N}{1.} + p + q$ محاسبه می‌شود (p و q به ترتیب مرتبه قسمت اتورگسیو و میانگین متحرک مدل می‌باشند).

$$Q = N \sum_{k=1}^L [r_k(\varepsilon)]^2 \quad (۳-۱۸ \text{ الف})$$

در صورتی که Q کمتر از مقدار کای اسکوئر با درجه آزادی $L-p-q$ باشد، مدل مورد قبول است. زمانی که باقی مانده‌ها از یک سری دوره‌ای حاصل شده باشد، آماره اصلاح شده Q_1 مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$Q_1 = N \sum_{k=1}^L \sum_{\tau=1}^{\omega} [r_{k,\tau}(\varepsilon)]^2 \quad (۳-۱۸ \text{ ب})$$

۳-۹-۲- تست‌های نرمالیتی^۲

تست‌های فراوانی برای بررسی فرضیه نرمال بودن سری زمانی در دسترس هستند. یک تست کلی رسم توزیع سری زمانی بر روی کاغذهای احتمال نرمال و بررسی این که نقاط رسم شده به طور تقریبی بر روی یک خط صاف قرار دارند یا خیر می‌باشد. در ادامه تست چولگی^۳ توضیح داده خواهد شد.

تست چولگی نرمال بودن: مقدار ضریب چولگی برای این تست توسط فرمول (۳-۱۹) برای

سری زمانی $x_t, t = 1, \dots, N$ محاسبه می‌شود.

^۱-Chi-Square

^۲-Tests of Normality

^۳-Skewness

$$\hat{\gamma} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2}{\left[\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2 \right]^{\gamma/2}} \quad (19-3)$$

در این فرمول $\bar{x}$ میانگین نمونه‌ها می باشد. حدود احتمال γ با رابطه (۲۰-۳) تعریف می شود.

$$\left[-u_{1-\alpha/\gamma} \sqrt{\frac{\epsilon}{N}}, u_{1-\alpha/\gamma} \sqrt{\frac{\epsilon}{N}} \right] \quad (20-3)$$

$u_{1-\alpha/\gamma}$ چارک $1 - \alpha/\gamma$ از توزیع نرمال استاندارد می باشد. اگر مقدار $\hat{\gamma}$ فرمول (۱۹-۳) بین مقادیر فرمول (۲۰-۳) قرار بگیرد فرضیه نرمال بودن پذیرفته می شود.

۳-۹-۳- معیار اطلاعاتی آکائیک

یک فرمول ریاضی که اصل امساک^۱ در مدل سازی را در نظر می گیرد، معیار اطلاعاتی آکائیک^۲ (AIC) می باشد که توسط آکائیک (Akaike, ۱۹۷۴) مطرح شده است. این معیار برای مقایسه بین مرتبه های مختلف مدل های AR(p) و ARMA(p,q) به ترتیب مورد استفاده قرار می گیرد.

$$\begin{cases} AIC(p) = N \times \ln(\sigma_{\epsilon}^2) + 2p \\ AIC(p, q) = N \times \ln(\sigma_{\epsilon}^2) + 2(p + q) \end{cases} \quad (21-3)$$

در این فرمول ها N اندازه نمونه و σ_{ϵ}^2 تخمین حداکثر درست نمایی واریانس باقی مانده ها می باشد. آکائیک این معیار را برای انتخاب مدل صحیح از بین دیگر مدل ها پیشنهاد کرده است. بر اساس این معیار مدلی که مقدار معیار اطلاعاتی آکائیک آن نسبت به بقیه کمتر باشد، انتخاب می شود. به عنوان مثال می توان مقایسه ای بین $AIC(p)$ با $AIC(p-1)$ و $AIC(p+1)$ انجام داد و در صورتی که $AIC(p)$ کمتر از $AIC(p-1)$ و $AIC(p+1)$ باشد، در نتیجه مدل AR(p) به عنوان بهترین مدل شناخته می شود.

۳-۱۰- مدل سازی اتورگرسیو^۳

مدل های اتورگرسیو (AR) از سال ۱۹۶۰ به طور گسترده در هیدرولوژی و منابع آب به منظور مدل کردن سری های زمانی هیدرولوژیک تناوبی و سالانه مورد استفاده قرار گرفته اند. کاربرد این

^۱-Principle of Parsimony

^۲-Akaike Information Criterion

^۳-Autoregressive Modeling

مدل‌ها به دلایل زیر در هیدرولوژی جالب به نظر می‌رسد: (۱) فرم مدل اتورگرسیو (AR) یک شکل ذاتی وابسته به زمان است (مقدار متغیر در زمان حال به مقدار آن در زمان گذشته وابسته است) و (۲) ساده‌ترین نوع مدل برای استفاده هستند. توسعه مدل‌های AR در هیدرولوژی ممکن است به دو دوره تقسیم شود: دهه ۱۹۶۰، که با کار توماس و فیرینگ (Thomas and Fiering, ۱۹۶۲) و یوچه‌ویچ (Yevjevich, ۱۹۶۳) آغاز به کار کرد و دهه ۱۹۷۰، که با انتشار کتاب باکس و جنکینز (Box and Jenkins, ۱۹۷۰) توسعه یافت.

۳-۱۰-۱- توصیف مدل‌های AR

مدل‌های اتورگرسیو ممکن است پارامترهای ثابت، پارامترهای متغیر با زمان یا ترکیبی از هر دو داشته باشند، که اولی برای مدل سازی سری زمانی مقادیر سالانه به کار می‌رود در حالی که دو تای آخر ممکن است برای فاصله سری زمانی‌هایی که کسری از سال هستند مورد استفاده قرار گیرد. ساختار ریاضی مدل‌های AR با پارامترهای ثابت و تناوبی در ادامه بیان شده‌اند.

الف- مدل‌های AR با پارامترهای ثابت: سری زمانی y_t با توزیع نرمال و میانگین μ و واریانس σ^2 را در نظر بگیرید. مدل اتورگرسیو مرتبه p که به صورت $AR(p)$ نشان داده می‌شود، معمولاً به صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$\begin{cases} y_t = \mu + \phi_1(y_{t-1} - \mu) + \dots + \phi_p(y_{t-p} - \mu) + \varepsilon_t \\ y_t = \mu + \sum_{j=1}^p \phi_j (y_{t-j} - \mu) + \varepsilon_t \end{cases} \quad (۲۲-۳)$$

که y_t سری (متغیر) وابسته زمانی و ε_t سری مستقل زمانی (غیر همبسته) است که مستقل از y_t می‌باشد و به صورت نرمال با میانگین صفر و واریانس σ^2_{ε} توزیع شده است. ضریب‌های $\phi_1, \dots, \phi_p$ ضریب‌های اتورگرسیو نامیده می‌شوند. مجموعه پارامترهای مدل $\{\phi_1, \dots, \phi_p, \mu, \sigma^2_{\varepsilon}\}$ می‌باشند که باید از داده‌ها تخمین و یا تعیین شوند.

فرم‌های مختلفی از مدل‌های AR در زمینه فرآیند استوکستیک استفاده شده‌اند. این ساختارها در جدول (۳-۱) قابل مشاهده هستند، که در حقیقت مدل‌های یکسانی هستند و فرآیند اتورگرسیو

مشابهی را نمایش می‌دهند و فقط در ساختارهای مختلفی نوشته شده‌اند، که استفاده از هر ساختار به سلیقه شخص مدل‌کننده بستگی دارد.

جدول ۳-۱- فرم‌های مختلف مدل AR

منبع	پارامترها	شکل مدل
Fiering and Jackso (۱۹۷۱), Beard (۱۹۶۷)	$\mu, \sigma^2, \varphi_1, \dots, \varphi_p, R^2$ ($\sigma_\xi^2 = 1$)	$y_t = \mu + \sum_{j=1}^p \varphi_j (y_{t-j} - \mu) + \sigma(1 - R^2)^{1/2} \xi_t$
Yevjevich (۱۹۷۲)	$\mu, \sigma^2, \varphi_1, \dots, \varphi_p, \sigma_\varepsilon^2$ ($\sigma_\xi^2 = 1$)	$y_t = \mu + \sigma z_t,$ $z_t = \sum_{j=1}^p \varphi_j z_{t-j} + \varepsilon_t$ or $z_t = \sum_{j=1}^p \varphi_j z_{t-j} + \sigma_\varepsilon \xi_t$
Box and Jenkins (۱۹۷۰)	$\mu, \varphi_1, \dots, \varphi_p, \sigma_\varepsilon^2$	$y_t = \mu + \sum_{j=1}^p \varphi_j (y_{t-j} - \mu) + \varepsilon_t$ $y_t = \mu + \sum_{j=1}^p \varphi_j (y_{t-j} - \mu) + \sigma_\varepsilon \xi_t$
Box and Jenkins (۱۹۷۰)	$\mu, \varphi_1, \dots, \varphi_p, \sigma_\varepsilon^2$ ($\sigma_\xi^2 = 1$)	$z_t = \sum_{j=1}^p \varphi_j z_{t-j} + \varepsilon_t$ $z_t = \sum_{j=1}^p \varphi_j z_{t-j} + \sigma_\varepsilon \xi_t$

ب- مدل‌های AR با پارامترهای تناوبی: مدل‌های اتورگرسیو با پارامترهای تناوبی مدل‌هایی هستند که قسمتی یا تمام پارامتر آن‌ها در طول سال تغییر می‌کند یا به عبارت بهتر تناوبی هستند. این مدل‌ها اغلب مدل‌های AR تناوبی نامیده می‌شوند. این تناوب ممکن است در میانگین، واریانس، یا ضریب اتورگرسیو باشد. برای مثال، یک مدل AR(P) با میانگین و واریانس پریودیک اما ضریب اتورگرسیو ثابت ممکن است به صورت زیر نمایش داده شود.

$$y_{v,\tau} = \mu_\tau + \sigma_\tau z_{v,\tau} \quad (23-3)$$

$$z_{v,\tau} = \sum_{j=1}^p \varphi_j z_{\tau-j} + \varepsilon_{v,\tau} \quad (24-3)$$

که $y_{v,\tau}$ متغیر وابسته زمانی برای سال v و زمان τ (ماه، هفته و ...) و $\omega = 1, \dots, \omega$ و $\tau = 1, \dots, \omega$ کل فاصله زمانی‌ها در یک سال می‌باشد که توزیع نرمال با میانگین μ_τ و واریانس σ_τ^2 و ساختار همبستگی اتورگرسیو با درجه p و ضریب ثابت دارد. متغیر وابسته $z_{v,\tau}$ همانند متغیر مستقل $\varepsilon_{v,\tau}$ نرمال با میانگین صفر و به ترتیب واریانس یک و σ_ε^2 هستند. مجموعه پارامترهای معادلات (۲۳-۳) و (۲۴-۴) برابر $\{\mu_\tau, \sigma_\tau^2, \varphi_1, \dots, \varphi_p, \sigma_\varepsilon^2, \tau = 1, \dots, \omega\}$ هستند.

ج- خصوصیات مدل‌های AR

خصوصیات اصلی مدل‌های اتورگرسیو که در این قسمت بررسی می‌شوند تابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی و شرایطی که باید توسط پارامترهای مدل ارضا شوند، می‌باشند.

ج ۱- خصوصیات مدل‌های AR با پارامترهای ثابت

تابع خود همبستگی: تابع خود همبستگی ρ_k متغیر y_t معادله (۲۲-۳) توسط ضرب دو طرف معادله در y_{t-k} و گرفتن امید ریاضی به صورت جمله به جمله به دست می‌آید، که به کمک معادله یول-واکر^۱ قابل محاسبه هستند:

$$\begin{cases} \rho_k = \varphi_1 \rho_{k-1} + \varphi_2 \rho_{k-2} + \dots + \varphi_p \rho_{k-p}, & k > 0 \\ \rho_k = \sum_{j=1}^p \rho_{k-j} \varphi_j, & k < 0 \end{cases} \quad (25-3)$$

این معادله نتیجه مطالعات یول (Yule, ۱۹۲۶) و واکر (Walker, ۱۳۹۱) می‌باشد و به طور مشابه برای تخمین پارامترهای $AR(p)$ به روش گشتاور و تعیین همبستگی نگاشت ρ_k برای مجموعه پارامترهای $\varphi_j, j = 1, \dots, p$ به کار می‌روند. ساختار ρ_k در تشخیص مرتبه مدل اهمیت دارد.

تابع خود همبستگی جزئی: این تابع روش دیگری برای نمایش ساختار وابسته زمانی یک سری یا یک مدل است. همچنین در تعیین نوع و مرتبه مدل برای سری‌های زمانی مورد نظر مفید است. در صورتی که z امین ضریب اتورگرسیو توسط $\varphi_j(k)$ مشخص شود، $\varphi_k(k)$ آخرین ضریب می‌باشد. سپس معادله (۲۵-۳) بدین صورت باز نویسی می‌شود.

$$\rho_j = \varphi_1(k) \rho_{j-1} + \varphi_2(k) \rho_{j-2} + \dots + \varphi_k(k) \rho_{j-k}; \quad j = 1, \dots, k \quad (26-3)$$

که $\varphi_k(k)$ تابع خود همبستگی جزئی است و با حل معادله (۲۶-۳) برای هر $k=1, 2, \dots$ محاسبه می‌شود. معادله (۲۶-۳) برای مدل $AR(p)$ نتیجه می‌دهد:

$$\begin{cases} \varphi_k(k) \neq 0, & k \leq p \\ \varphi_k(k) = 0, & k > p \end{cases} \quad (27-3)$$

^۱-Yule-Walker Equation

شرطی که باید توسط پارامترهای مدل ارضا شود: شرط ایستا بودن^۱: برای این که مدل $AR(p)$ با پارامترهای ثابت معادلات (۲۲-۳) یا (۲۴-۳) ایستا باشد باید مجموعه پارامترهای $\varphi_1, \dots, \varphi_p$ شرط ایستا بودن را ارضا کنند. این شرط در صورتی ارضا می‌شود که ریشه معادله زیر در دایره واحد قرار گیرد (Yevjevich, ۱۹۷۲).

$$u^p - \varphi_1 u^{p-1} - \varphi_2 u^{p-2} - \dots - \varphi_p = 0 \quad (28-3)$$

که باید $|u_i| < 1$ و $i = 1, \dots, p$ باشند، که u_i ریشه‌های معادله (۲۸-۳) هستند. برای مدل $AR(1)$ معادله (۲۸-۳) به صورت $u - \varphi_1 = 0$ در می‌آید که نتیجه می‌دهد $u = \varphi_1$ و $\varphi_1 < 1$ که شرط ایستایی برای مدل $AR(1)$ می‌باشد و معادل $-1 < \varphi_1 < 1$ می‌باشد.

معادله (۲۸-۳) برای $AR(2)$ به صورت $u^2 - \varphi_1 u - \varphi_2 = 0$ در می‌آید. این شرط بیان می‌کند که پارامترهای φ_1 و φ_2 باید در محدوده‌ای که به صورت زیر تعریف می‌شود، قرار گیرند.

$$\begin{cases} \varphi_1 + \varphi_2 < 1 \\ \varphi_2 - \varphi_1 < 1 \\ -1 < \varphi_2 < 1 \end{cases} \quad (29-3)$$

ج ۲- خصوصیات مدل‌های AR با پارامترهای پریودیک

تابع خود همبستگی: تابع خود همبستگی مدل $Z_{V,\tau}$ معادله (۲۴-۳) به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$\rho_{k,\tau} = \sum_{j=1}^p \varphi_{j,\tau} \rho_{|k-j|,\tau-l_j}, \quad k > 0 \quad (30-3)$$

که $l_j = \min(k, j)$ و $\rho_{\cdot,\tau} = 1$ می‌باشند. توسط این معادله می‌توان پارامترهای مدل و همچنین همبستگی نگاشت $\rho_k(\tau)$ را محاسبه کرد.

شرطی که باید توسط پارامترهای مدل ارضا شود: در کل این شرایط برای پارامترهای پریودیک $\varphi_{j,\tau}$ به آسانی قابل بررسی نیستند. بنابراین، از شرایط مورد استفاده برای مدل‌های AR با پارامترهای ثابت به صورت تقریبی استفاده می‌شود (Salas et al., ۱۹۸۵).

^۱-Stationary

۳-۱۰-۲- مدل سازی AR با سری های زمانی سالانه

الف- مدل های AR سالانه

متغیر هیدرولوژیک سالانه x_t که را در نظر بگیرید. در صورتی که x_t نرمال نباشد، ابتدا باید آن را به صورت نرمال در آورد.

$$y_t = g(x_t) \quad (3-31)$$

در رابطه فوق g تابع انتقال و y_t متغیر نرمال شده می باشد. مدل AR برای برازش به سری y_t با معادله (۳-۳۲) نشان داده می شود و دارای میانگین μ و واریانس σ^2 و z_t مدل $AR(\cdot)$ می باشد

$$z_t = \varepsilon_t$$

$$y_t = \mu + z_t \quad (3-32)$$

مدل $AR(p)$ با رابطه (۳-۳۳) نشان داده می شود.

$$z_t = \varphi_1 z_{t-1} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3-33)$$

ب- تخمین پارامترهای مدل AR سالانه

در صورتی که سری هیدرولوژیک سالانه توسط $x_1, x_2, \dots, x_N$ نمایش داده شود و سری نرمال توسط $y_1, y_2, \dots, y_N$ نمایش داده شود و N تعداد سال های داده مورد نظر ما باشد، دو روش برای تخمین پارامترها $\{\mu, \sigma^2, \varphi_1, \dots, \varphi_p, \sigma_\varepsilon^2\}$ وجود دارد، روش گشتاور و روش حداکثر درست نمایی. تخمین گر گشتاور پارامترهای مدل: تخمین گر گشتاور پارامتر μ برابر است با:

$$\hat{\mu} = 1/N \sum_{t=1}^N y_t \quad (3-34)$$

$\hat{\mu}$ میانگین توالی y_t می باشد و تخمین گر گشتاور واریانس نیز به صورت زیر می باشد:

$$\hat{\sigma}^2 = 1/N \sum_{t=1}^N (y_t - \bar{y})^2 \quad (3-35)$$

معادله (۳-۳۴) تخمین اریب σ^2 را ارائه می دهد.

دیگر پارامترهای مدل $\varphi_1, \dots, \varphi_p, \sigma_\varepsilon^2$ را با استفاده از توالی زیر می توان تخمین زد:

$$z_t = y_t - \bar{y}, \quad t = 1, \dots, N \quad (36-3)$$

پارامترهای $\varphi_1, \dots, \varphi_p$ با حل سیستم معادلات خطی (35-3) که در آن ρ_j توسط r_j و φ_j توسط $\hat{\varphi}_j$ جایگزین شده‌اند، با رابطه زیر تخمین زده می‌شوند.

$$r_k = \hat{\varphi}_1 r_{k-1} + \hat{\varphi}_2 r_{k-2} + \dots + \hat{\varphi}_p r_{k-p}, \quad k > 0 \quad (37-3)$$

در این رابطه $r_1, r_2, \dots$ توسط فرمول (3-4) محاسبه می‌شوند. در کل، برای مدل $AR(1)$ می‌توان نوشت:

$$\hat{\varphi}_1 = r_1 \quad (38-3)$$

همچنین برای مدل $AR(2)$ نتیجه می‌دهد:

$$\hat{\varphi}_1 = \frac{r_1(1-r_2)}{1-r_1^2}, \quad \hat{\varphi}_2 = \frac{r_2-r_1^2}{1-r_1^2} \quad (39-3)$$

در نهایت، پارامتر σ_ε^2 توسط رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \sigma^2 \left(1 - \sum_{j=1}^p \varphi_j \rho_j\right) \quad (40-3)$$

برای مدل $AR(1)$ ، معادلات (38-3) و (39-3) نتیجه می‌دهند:

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \frac{N\hat{\sigma}^2}{(n-1)} (1 - \hat{\varphi}_1^2) \quad (41-3)$$

و برای مدل $AR(2)$ ، معادلات (39-3) و (40-3) معادله زیر را ارائه می‌دهند:

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \frac{N\hat{\sigma}^2(1+\hat{\varphi}_2)}{(n-2)(1-\hat{\varphi}_2)} \{(1 - \hat{\varphi}_2)^2 - \hat{\varphi}_1^2\} \quad (42-3)$$

ج- تست‌های خوبی برازش برای مدل‌های AR سالانه

تست خوبی برازش مدل‌های AR سری‌های هیدرولوژیک سالانه به دو صورت قابل انجام است، (۱) تست روی فرضیه‌های ساخته شده برای مدل AR و (۲) مقایسه همبستگی نگاشت نمونه‌های تاریخی با همبستگی نگاشت مدل برازش شده. تست‌های آماری پیشنهاد شده بالا باید بعد از مدل سازی حتماً مورد بررسی قرار گیرند. اما در بعضی شرایط، آنالیزگر ممکن است از انجام بعضی از این تست‌ها منصرف شود و بر اساس درجه مدل و پارامترهای مربوط تصمیم‌گیری کند.

د- تولید و پیش بینی با استفاده از مدل های AR سالانه

پس از تعیین پارامترهای مدل و انجام تست های خوبی برازش و انتخاب مدل مناسب، می توان از مدل برای تولید سری سالانه و یا پیش بینی مقادیر سالانه آینده استفاده کرد. در استفاده از مدل در تولید سری سالانه باید مراحل زیر در نظر گرفته شود. اگر سری اولیه برای شروع مدل سازی به سری نرمال تبدیل شده است در آن صورت باید عکس تبدیل صورت گیرد، بدین معنی که:

$$\hat{x}_t = \hat{g}^{-1}(\hat{y}_t) \quad (43-3)$$

(.) $\hat{g}^{-1}$ نشان دهنده عکس تابع تبدیل $\hat{g}(\cdot)$ می باشد.

برای مثال، اگر $y_t = \log(x_t)$ باشد، $x_t = \text{antilog}(y_t)$ می شود. متغیر $\hat{y}_t$ را می توان از معادلات (32-3) و (33-3) بدین صورت بدست آورد:

$$\begin{cases} \hat{y}_t = \bar{y} + \hat{z}_t \\ \hat{z}_t = \hat{\varphi}_1 \hat{z}_{t-1} + \dots + \hat{\varphi}_p \hat{z}_{t-p} + \varepsilon_t \end{cases} \quad (44-3)$$

ε_t باقی مانده نرمال با میانگین صفر و واریانس $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ می باشد. می توان از متغیر نرمال استاندارد شده ξ_t استفاده کرد، بنابراین $\varepsilon_t = \hat{\sigma}_\varepsilon \xi_t$ می شود. بنابراین برای معادله (44-3) می توان نوشت:

$$\hat{z}_t = \hat{\varphi}_1 \hat{z}_{t-1} + \dots + \hat{\varphi}_p \hat{z}_{t-p} + \hat{\sigma}_\varepsilon \xi_t \quad (45-3)$$

با استفاده از معادلات (43-3)، (44-3) و (45-3) می توان سری سالانه $\hat{x}_t$ را تولید کرد. مراحل تولید به صورت زیر می باشد: (۱) تولید عدد تصادفی نرمال استاندارد ξ_1 و استفاده از معادله (45-3) برای تعیین $\hat{z}_1$ با این فرض که $\hat{z}_1, \hat{z}_{-1}, \dots, \hat{z}_{-p+1}$ برابر صفر هستند. به همین ترتیب تولید ξ_2 و محاسبه $\hat{z}_2$ توسط معادله (45-3) و استفاده از $\hat{z}_1$ که در مرحله قبل بدست آمد و مقادیر $\hat{z}_1, \hat{z}_{-1}, \dots$ که برابر صفر هستند. این روش تا محاسبه $\hat{z}_N$ تکرار می شود. (۲) بر اساس توالی تولید شده $\hat{z}_1, \dots, \hat{z}_N$ ، توالی $\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_N$ با استفاده از فرمول (44-3) تعیین می شوند. (۳) بر اساس توالی تولید شده $\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_N$ و استفاده از فرمول (43-3) سری زمانی سالانه $\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_N$ محاسبه می شود.

۳-۱۰-۳- مدل سازی AR با سری های زمانی پریودیک

الف- مدل AR پریودیک با ضرائب ثابت

سری پریودیک با $x_{v,\tau}$ که v و τ به ترتیب نشان دهنده سال و فاصله زمانی ها در سال (روز، هفته، ماه، فصل و ...) می باشند، نشان داده می شود. تابع انتقال برای تبدیل این سری به سری نرمال با g_τ نشان داده می شود. سری نرمال $y_{v,\tau}$ برابر است با:

$$y_{v,\tau} = g_\tau(x_{v,\tau}) \quad (46-3)$$

خواهد بود. سری نرمال پریودیک $y_{v,\tau}$ به صورت زیر نوشته می شود:

$$y_{v,\tau} = \mu_\tau + \sigma_\tau z_{v,\tau} \quad (47-3)$$

μ_τ و σ_τ میانگین و انحراف معیار پریودیک و $z_{v,\tau}$ سری وابسته زمانی با میانگین صفر و واریانس یک می باشد. سری زمانی $z_{v,\tau}$ توسط مدل های AR با ضریب اتورگرسیون ثابت یا پریودیک مدل می شود. در صورتی که سری $z_{v,\tau}$ توسط مدل های AR با ضرائب ثابت همانند سری های سالانه مدل شود، مدل $AR(p)$ برای این سری زمانی در کل همانند معادله (۳۳-۳) خواهد بود:

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + \dots + \phi_p z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (48-3)$$

پارامترهای این مدل شامل $\{g_\tau, \mu_\tau, \sigma_\tau, \phi_1, \dots, \phi_p, \sigma_\varepsilon, \tau = 1, \dots, \omega\}$ می باشد که باید از نمونه داده ها تخمین زده شود.

ب- مدل AR پریودیک با ضرائب پریودیک

مدل $AR(p)$ برای این مدل ها به صورت زیر می باشد:

$$z_{v,\tau} = \phi_{1,\tau} z_{v,\tau-1} + \dots + \phi_{p,\tau} z_{v,\tau-p} + \sigma_{\varepsilon\tau} \xi_{v,\tau} \quad (49-3)$$

مدل $AR(0)$ ، $AR(1)$ و $AR(2)$ را می توان به ترتیب توسط روابط زیر نشان داد:

$$z_{v,\tau} = \varepsilon_{v,\tau} \quad (50-3)$$

$$z_{v,\tau} = \phi_{1,\tau} z_{v,\tau-1} + \sigma_{\varepsilon\tau} \xi_{v,\tau} \quad (51-3)$$

$$Z_{v,\tau} = \varphi_{1,\tau} Z_{v,\tau-1} + \varphi_{2,\tau} Z_{v,\tau-2} + \sigma_{\varepsilon\tau} \xi_{v,\tau} \quad (52-3)$$

که در روابط فوق $\varphi_{j,\tau}$ ضریب اتورگرسیو پریودیک و $\sigma_{\varepsilon\tau}^2$ واریانس پریودیک باقی مانده‌ها می‌باشند. مجموعه پارامترهای این مدل‌ها شامل $\{g_\tau, \mu_\tau, \sigma_\tau, \varphi_{1,\tau} \dots \varphi_{p,\tau}, \sigma_{\varepsilon\tau}; \tau = 1, \dots, \omega\}$ می‌باشد و باید از داده‌ها تخمین زده شود. ضریب اتورگرسیو پریودیک برای مدل $AR(1)$ فرمول $(51-3)$ با حل معادله $(30-3)$ به صورت زیر به دست می‌آید.

$$\hat{\varphi}_{1,\tau} = \hat{\rho}_{1,\tau}, \quad \tau = 1, \dots, \omega \quad (53-3)$$

حل معادله $(30-3)$ برای مدل $AR(2)$ نتیجه می‌دهد (Salas et al., ۱۹۸۵):

$$\begin{cases} \hat{\varphi}_{1,\tau} = \frac{\hat{\rho}_{1,\tau} - \hat{\rho}_{1,\tau-1} \hat{\rho}_{2,\tau}}{1 - \hat{\rho}_{1,\tau-1}^2}, & \tau = 1, \dots, \omega \\ \hat{\varphi}_{2,\tau} = \frac{\hat{\rho}_{2,\tau} - \hat{\rho}_{1,\tau} \hat{\rho}_{1,\tau-1}}{1 - \hat{\rho}_{1,\tau-1}^2}, & \tau = 1, \dots, \omega \end{cases} \quad (54-3)$$

۳-۱۱-۱- مدل سازی اتورگرسیو میانگین متحرک^۱

۳-۱۱-۱-۱- توصیف مدل‌های اتورگرسیو میانگین متحرک

جریان‌های بسیار زیاد توسط بارش‌های بزرگ یا در اثر ذوب برف‌ها یا هر دو ایجاد می‌شوند. این رفتار می‌تواند با اضافه کردن قسمت میانگین متحرک به قسمت اتورگرسیو مدل شود.

۳-۱۱-۲- خصوصیات مدل‌های اتورگرسیو میانگین متحرک

در این قسمت خصوصیات ریاضی پایه مدل‌های ARMA بررسی خواهند شد، در ابتدا خصوصیات مدل‌های MA و سپس مدل‌های ARMA بررسی خواهند شد.

الف- خصوصیات مدل‌های MA(q)

اتوکواریانس این مدل‌ها (با قرارداد $\theta_0 = -1$) به صورت زیر محاسبه می‌شود.

^۱-Autoregressive-Moving Average Modeling (ARMA Modeling)

$$\begin{cases} \gamma_k = \text{Cov}[z_t, z_{t-k}] = \sigma_\varepsilon^2 \sum_{j=0}^{q-k} \theta_j \theta_{j+k}, & k \leq q \\ = 0, & k > q \end{cases} \quad (55-3)$$

برای $k=0$ واریانس برابر است با:

$$\text{Var}[z_t] = \gamma_0 = \sigma_\varepsilon^2 \sum_{j=0}^q \theta_j^2 \quad (56-3)$$

تابع خود همبستگی (ACF) با نسبت گرفتن دو معادله فوق (با قرارداد $\theta_0 = 1$) به دست می‌آید.

$$\begin{cases} \rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\sum_{j=0}^{q-k} \theta_j \theta_{j+k}}{\sum_{j=0}^q \theta_j^2}, & k \leq q \\ = 0, & k > q \end{cases} \quad (57-3)$$

فرآیند $MA(1)$ توسط فرمول زیر تعریف می‌شود.

$$z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (58-3)$$

اتوکوواریانس در تأخیر برابر یک توسط فرمول (3-2) بدین صورت محاسبه می‌شود.

$$\gamma_1 = -\theta_1 \sigma_\varepsilon^2 \quad (59-3)$$

و واریانس نیز برابر:

$$\gamma_0 = (1 + \theta_1^2) \sigma_\varepsilon^2 \quad (60-3)$$

همچنین ضریب خود همبستگی نیز برابر است با:

$$\rho_1 = \frac{\gamma_1}{\gamma_0} = \frac{-\theta_1}{1 + \theta_1^2} \quad (61-3)$$

شرطی که باید توسط پارامترها ارضا شود شرط وارونگی^۱ نام دارد. برای ارضا شدن این شرط باید ریشه چند جمله‌ای زیر در دایره واحد قرار گیرد.

$$r^q - \theta_1 r^{q-1} - \theta_2 r^{q-2} - \dots - \theta_q = 0 \quad (62-3)$$

ب- خصوصیات کلی مدل‌های $ARMA(p,q)$

اتوکوواریانس مدل $ARMA(p,q)$ به صورت زیر محاسبه می‌شود:

^۱-Invertibility Condition

$$\begin{cases} \gamma_k = \sum_{i=1}^p \varphi_i \gamma_{k-1} - \sum_{i=1}^q \theta_i \gamma_{z\varepsilon}(k-i), & k \leq q+1 \\ \gamma_k = \sum_{i=1}^p \varphi_i \gamma_{k-i}, & k \geq q+1 \end{cases} \quad (63-3)$$

واریانس برای $k=0$ طبق فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{Var}[z_t] = \sigma_\varepsilon^2 + \sum_{i=1}^p \varphi_i \gamma_i - \sum_{i=1}^q \theta_i \gamma_{z\varepsilon}(-i) \quad (64-3)$$

تابع خود همبستگی نیز به صورت زیر می‌باشد:

$$\rho_k = \sum_{i=1}^p \varphi_i \rho_{k-i}, \quad k \geq q+1 \quad (65-3)$$

خود همبستگی جزئی $\varphi_k(k)$ با برازش فرآیند AR با درجه‌های $k=1, 2, \dots$ به سری مورد نظر به

صورت زیر به دست می‌آید:

$$z_t = \varphi_1(k)z_{t-1} + \varphi_2(k)z_{t-2} + \dots + \varphi_j(k)z_{t-j} + \dots + \varphi_k(k)z_{t-k} \quad (66-3)$$

که در این فرمول $\varphi_j(k)$ ، زامین ضریب فرآیند AR با درجه k را نشان می‌دهد. رسم $\varphi_k(k)$ در

برابر k تابع خود همبستگی جزئی را ارائه می‌دهد. خود همبستگی جزئی از معادله یول-واکر به وجود

آمده است.

۳-۱۱-۳- مدل سازی سری‌های زمانی سالانه با استفاده از مدل ARMA

الف- مدل‌های ARMA سالانه

فرض می‌شود که سری زمانی هیدرولوژیک سالانه توسط x_t نشان داده شود. در صورتی که x_t

توزیع نرمال نداشته باشد باید به سری نرمال y_t تبدیل شود. با توجه به این فرضیات، مدل آرما برای

سری هیدرولوژیک y_t به صورت زیر بیان می‌شود:

$$y_t = \mu + z_t \quad (67-3)$$

که z_t مدل $\text{ARMA}(p, q)$ می‌باشد.

$$z_t = \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (68-3)$$

مدل اتورگرسیو که در قسمت‌های قبل توضیح داده شده حالت خاصی از مدل‌های ARMA می‌باشد که در آن تمام ضرایب θ صفر هستند. مدل $ARMA(1,1)$ به طور گسترده در هیدرولوژی کاربرد دارد و به صورت زیر بیان می‌شود.

$$z_t = \varphi_1 z_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (69-3)$$

پارامترهای مدل $ARMA(p,q)$ برای سری y_t شامل $\{\mu, \varphi_1, \dots, \varphi_p, \theta_1, \dots, \theta_q, \sigma_\varepsilon^2\}$ هستند که از داده‌های هیدرولوژیک سالانه تخمین زده می‌شوند.

ب- تخمین پارامترهای مدل ARMA سالانه

تشخیص مدل: وسیله اصلی برای تشخیص مدل، تابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی سری اولیه می‌باشد. برای تشخیص مدل با استفاده از تابع خود همبستگی باید r_k را در مقابل k رسم کرد. نشان دادن حدود احتمال روی نمودار خود همبستگی مفید می‌باشد. حدود احتمال ۹۵٪ برابر $\pm 2/\sqrt{N}$ می‌باشد و N طول سری مورد نظر می‌باشد.

تخمین پارامترها: معادلات (۳-۵۵) و (۳-۵۶) به صورت تکرار شونده^۱ برای به دست آوردن پارامترهای θ قابل حل هستند. این معادلات به ترتیب به این صورت نوشته می‌شوند.

$$\sigma_\varepsilon^2 = \frac{c'}{1 + \hat{\theta}_1^2 + \dots + \hat{\theta}_q^2} \quad (70-3)$$

$$\theta_j = -\left(\frac{c_j}{\hat{\sigma}_\varepsilon^2} - \hat{\theta}_1 \hat{\theta}_{j+1} - \hat{\theta}_2 \hat{\theta}_{j+2} - \dots - \hat{\theta}_{q-j} \hat{\theta}_q\right) \quad (71-3)$$

که c و c_j به ترتیب تخمین‌گرهای واریانس و اتوکواریانس می‌باشند. برای نمونه برای فرآیند $MA(1)$ این معادلات به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$\begin{cases} \hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \frac{c'}{1 + \hat{\theta}_1^2} \\ \theta_1 = -\frac{c'_1}{\hat{\sigma}_\varepsilon^2} \end{cases} \quad (72-3)$$

و به طور مشابه، برای فرآیند $MA(2)$ معادله (۳-۷۰) و (۳-۷۱) به صورت زیر نوشته می‌شود.

^۱-Iteratively

$$\begin{cases} \hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \frac{c'_1}{1 + \hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2} \\ \theta_2 = -\frac{c'_2}{\hat{\sigma}_\varepsilon} \\ \theta_1 = -\left(\frac{c'_1}{\hat{\sigma}_\varepsilon} - \hat{\theta}_1 \hat{\theta}_2\right) \end{cases} \quad (73-3)$$

برای فرآیند ARMA ابتدا پارامترهای اتورگرسیو تخمین زده می‌شوند. بعد از تخمین اولیه پارامترهای مدل مورد نظر، تخمین مؤثر دیگری از پارامترها، یعنی محاسبه باقی مانده‌ها، مورد نیاز است که از تمام اطلاعات موجود در داده‌ها استفاده می‌کند.

$$\varepsilon_t = z_t - \varphi_1 z_{t-1} - \dots - \varphi_p z_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (74-3)$$

باقی مانده‌ها ε_t توزیع نرمال دارند. برای نمونه برای مدل $MA(1)$ می‌توان نوشت:

$$z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (75-3)$$

و باقی مانده‌ها توسط فرمول (76-3) قابل محاسبه‌اند:

$$\varepsilon_t = z_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (76-3)$$

برای محاسبه این مجموع نیاز به مقدار آغازین ε می‌باشد که صفر در نظر گرفته می‌شود. بنابراین

$$\begin{cases} \varepsilon_1 = z_1 \\ \varepsilon_2 = z_2 + \theta_1 \varepsilon_1 = z_2 + \theta_1 z_1 \\ \varepsilon_3 = z_3 + \theta_1 \varepsilon_2 = z_3 + \theta_1 z_2 + \theta_1^2 z_1 \end{cases} \quad (77-3)$$

انتخاب مقدار آغازین فقط چند باقی مانده اولیه را تحت تاثیر قرار می‌دهد و به طور معنی داری روی تخمین پارامترها اثری ندارد.

ج- خوبی برازش برای مدل‌های ARMA سالانه

تست‌های بررسی استقلال باقی مانده‌ها و امساک پارامترها در قسمت ۳-۹ ارائه شده‌اند.

د- تولید سری سالانه با استفاده از مدل‌های ARMA

پس از انتخاب مدل ARMA، این مدل ممکن است برای تولید سری مصنوعی یا پیش بینی وقایع آینده مورد استفاده قرار گیرد. برای تولید سری مقادیر $\hat{z}_t$ از مدل $ARMA(p,q)$ با ساختار ارائه شده

در رابطه (۳-۶۸) استفاده می‌شود. با تولید سری به اندازه کافی بزرگ و حذف کردن حدود ۵۰ مقدار اول، اثر مقادیر اولیه نیز ناچیز می‌شود.

۵- پیش بینی با استفاده از مدل‌های ARMA سالانه

یکی از کاربردهای مهم فرآیندهای ARMA در هیدرولوژی، پیش بینی متغیرهای هیدرولوژیک یک یا چند گام زمانی جلوتر می‌باشد. با مراجعه به زمان اولیه "t"، استفاده از مدل‌های ARMA برای پیش بینی Z_{t+L} برای $L \geq 1$ ، که L به عنوان "زمان تدارک"^۱ توصیف می‌شود، مد نظر می‌باشد. مقادیر پیش بینی شده Z_{t+L} برای زمان اولیه t و زمان تدارک L به صورت $Z_t(L)$ نوشته می‌شود. Z_{t+L} به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$Z_{t+L} = \varphi_1 Z_{t+L-1} + \dots + \varphi_p Z_{t+L-p} + \varepsilon_{t+1} - \theta_1 \varepsilon_{t+L-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t+L-q} \quad (۷۸-۳)$$

پیش بینی یک قدم جلوتر در زمان t (با $L=1$) برابر است با:

$$Z_t(1) = \varphi_1 Z_t + \dots + \varphi_p Z_{t-p+1} - \theta_1 \varepsilon_t - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q+1} \quad (۷۹-۳)$$

و برای $L = 2 < q$ داریم:

$$Z_t(2) = \varphi_1 Z_t(1) + \varphi_2 Z_t + \dots + \varphi_p Z_{t-p+2} - \theta_2 \varepsilon_t - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q+2} \quad (۸۰-۳)$$

این فرآیند برای پیش بینی $Z_t(L)$ های بعدی به همین صورت ادامه می‌یابد.

۳-۱۱-۴- مدل سازی سری‌های زمانی پریودیک با استفاده از مدل ARMA

سری‌های زمانی هیدرولوژیک پریودیک، سری‌هایی هستند که فاصله زمانی آن‌ها کمتر از یک سال می‌باشد. برای مثال، می‌توان سری‌های فصلی، ماهانه، هفتگی یا روزانه را نام برد. ساختار این سری‌های پریودیک را می‌توان با فرآیند ARMA با ضرائب ثابت یا پریودیک مدل کرد. در هر دو حالت مدلی که سری زمانی اولیه را نشان می‌دهد، مدل ARMA پریودیک خوانده می‌شود.

^۱ -Lead time

الف- مدل های ARMA پریودیک

فرض می کنیم که سری پریودیک اولیه به صورت $x_{v,\tau}$ نشان داده شود. در صورتی که این سری نرمال نباشد آن را به سری نرمال $y_{v,\tau}$ تبدیل می کنیم. سپس مدل ARMA پریودیک برای $y_{v,\tau}$ می تواند بدین صورت نوشته شود:

$$y_{v,\tau} = \mu_\tau + \sigma_\tau z_{v,\tau} \quad (۸۱-۳)$$

که μ_τ و σ_τ میانگین و انحراف معیار پریودیک و $z_{v,\tau}$ با مدل ARMA با ضرائب ثابت یا پریودیک نشان داده می شود. مدل $ARMA(p,q)$ با ضرائب ثابت بدین صورت نوشته می شود:

$$z_t = \sum_{j=1}^p \varphi_j z_{t-j} - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (۸۲-۳)$$

که $t = (v-1)\omega + \tau$ ، φ و θ ضرائب مدل و ε_t متغیر مستقل نرمال می باشند.

تائو و دلنور (Tao and Delleur, ۱۹۷۶) مدل $ARMA(p,q)$ با ضرائب پریودیک را به صورت زیر مورد استفاده قرار دادند.

$$z_{v,t} = \sum_{j=1}^p \varphi_{j,\tau} z_{v,\tau-j} - \sum_{i=1}^q \theta_{i,\tau} \varepsilon_{v,\tau-i} + \varepsilon_{v,\tau} \quad (۸۳-۳)$$

$\varphi_{j,\tau}$ و $\theta_{i,\tau}$ ضریب های اتورگرسیو- میانگین متحرک پریودیک هستند و $\varepsilon_{v,\tau}$ مستقل و نرمال می باشد.

ب- تخمین پارامترهای مدل ARMA پریودیک

تخمین پارامترهای مدل های ARMA پریودیک همانند مدل های AR پریودیک می باشد.

ج- از بین بردن رفتار پریودیک

برای سری های ماهانه، میانگین $\hat{\mu}_\tau$ و انحراف معیار $\hat{\sigma}_\tau$ ماهانه، ماه به ماه محاسبه می شود. سپس سری $y_{v,\tau}$ به صورت زیر استاندارد می شود:

$$z_{v,t} = \frac{y_{v,\tau} - \hat{\mu}_\tau}{\hat{\sigma}_\tau} \quad (۸۴-۳)$$

د- برازش مدل های ARMA با ضرائب ثابت

روش برازش مدل $ARMA(p,q)$ به سری $z_{v,t}$ همانند روش توضیح داده شده در قسمت ۳-۱۱-۳ (ب) می باشد. قابل ذکر است که، سری مصنوعی تولید شده $z_{v,t}$ می باشد که عکس عمل استاندارد لازم است تا سری $y_{v,t}$ معادله (۳-۸۲) حاصل شود. همچنین اگر تبدیلی برای دستیابی به سری نرمال $y_{v,t}$ صورت گرفته عکس عمل تبدیل برای دستیابی به سری $x_{v,t}$ نیز ضروری می باشد.

ه- برازش مدل های ARMA با ضرائب پریودیک

خود همبستگی پریودیک $r_{v,t}$ سری $z_{v,t}$ به وسیله فرمول (۳-۷) محاسبه می شود. بنابراین تخمین تقریبی $\varphi_{k,t}$ و $\theta_{k,t}$ با استفاده از معادلات یول-واکر بدست می آیند. برای مثال،

$$ARMA(1,0) \quad \hat{\varphi}_{1,t} = r_{1,t} \quad (3-85)$$

$$ARMA(2,0) \quad \begin{cases} \hat{\varphi}_{1,t} = \frac{r_{1,t} - r_{1,t-1} \cdot r_{2,t}}{1 - r_{1,t-1}^2} \\ \hat{\varphi}_{2,t} = \frac{r_{2,t} - r_{1,t} \cdot r_{1,t-1}}{1 - r_{1,t-1}^2} \end{cases} \quad (3-86)$$

$$ARMA(1,1) \quad r_{2,t} = r_{1,t} \cdot \hat{\varphi}_{1,t} \quad (3-87)$$

$$r_{1,t} = \frac{(1 - \hat{\theta}_{1,t} \cdot \hat{\varphi}_{1,t})(\hat{\varphi}_{1,t} - \hat{\theta}_{1,t})}{1 + \hat{\theta}_{1,t}^2 - 2\hat{\varphi}_{1,t}\hat{\theta}_{1,t}} \quad (3-88)$$

و- تست خوبی برازش برای مدل های ARMA پریودیک

تست های خوبی برازش برای مدل های ARMA پریودیک با ضرائب ثابت همانند تست های توضیح داده شده در قسمت ۳-۲-۵ برای سری های سالانه می باشد. برای مدل های ARMA با ضرائب پریودیک، تست های نظری یا تجربی برای بررسی همبستگی باقی مانده ها در مدل های استوکستیک وجود ندارد. برای مدل $ARMA(1,1)$ واریانس تقریبی باقی مانده ها برابر است با:

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = \frac{1 - \varphi_{1,t}^2}{1 + \theta_{1,t}^2 - 2\varphi_{1,t}\theta_{1,t}} \quad (3-89)$$

تائو و دلتور (Tao and Delleur, ۱۹۷۶) پیشنهاد جایگزینی آماره Q غیر پریودیک پورت مانتو را

کردند:

$$Q_1 = N \sum_{k=1}^L \sum_{t=\tau}^{\omega} (r_{k,t})^2 \quad (90-3)$$

N مقدار سال‌های مشاهده شده، ω تعداد مشاهدات درون سال، L تعداد تأخیرهای در نظر گرفته شده و $r_{k,t}$ ضریب همبستگی پریودیک باقی مانده‌ها در زمان τ با تأخیر k می‌باشد. آماره Q_1 را آماره پورت مانتو اصلاح شده گویند (Salas et al., ۱۹۸۵).

۳-۱۲- معرفی نرم افزار SAMS ۲۰۰۷

۳-۱۲-۱- مقدمه

بسته‌های نرم افزاری کامپیوتری فراوانی از سال ۱۹۷۰ برای آنالیز رفتارهای استوکستیکی سری زمانی و به ویژه سری زمانی هیدرولوژیکی و منابع آب توسعه یافته‌اند. برای مثال، نرم افزار LAST طی سال‌های ۱۹۷۷-۱۹۷۹ توسط کمیته USBR آمریکا در دنور^۱، در دانشگاه کلرادو^۲ (CSU) ایجاد شده است. این نرم افزار در ابتدا برای کامپیوترهای بزرگ (پردازنده مرکزی) طراحی شده بود اما بعداً برای استفاده روی کامپیوترهای شخصی اصلاح شد. طی ۲۰ سال گذشته اصلاحات بیشتری روی نرم افزار LAST صورت گرفت. این مسأله کمیته اصلاح US و دانشگاه کلرادو را به توسعه اولیه SAMS تحت نظارت پروژه تحقیقاتی توسعه یافته آب شناسی کمیته اصلاح و موافقت پروفیسور سالاس (Jose D.Salas) به عنوان مدیر تحقیقات وادار کرد، که این بسته نرم افزاری قادر به تجزیه و تحلیل استوکستیکی، مدل سازی و شبیه سازی سری زمانی می‌باشد. این برنامه به زبان‌های C، Fortran و C++ نوشته شده است و توسط سیستم عامل ویندوز پیشرفته مثل WINDOS XP قابل اجرا می‌باشد. در این جا نسخه رایج این نرم افزار با عنوان SAMS ۲۰۰۷ توصیف می‌شود.

^۱-Denver

^۲-Colorado State University

۳-۱۲-۲- کاربردهای نرم افزار SAMS

شبیه سازی استوکستیک سری زمانی منابع آب به طور گسترده در دهه های بسیاری برای مسائل متنوع مرتبط با برنامه ریزی و مدیریت سیستم های منابع آب مورد استفاده قرار گرفته است. نرم افزارهای بسیاری توسعه یافته اند، از این میان می توان به نرم افزارهای IMSL، STATGRAPHICS، MINITAB، SAS/ETS، SPSS و MATLAB اشاره نمود. این نرم افزارها برای آنالیز سری زمانی استاندارد در فرآیندهای هیدرولوژیکی بسیار مفید هستند. اولین نسخه نرم افزار^۱ SAMS با عنوان SAMS-۹۶.۱ در سال ۱۹۹۶ منتشر شده است. از آن زمان به بعد با توجه به نیاز مصرف کنندگان اصلاحاتی روی این نرم افزار صورت گرفته و همچنین، توابع و توانایی های جدیدی به این نرم افزار اضافه شده است. در اکتبر ۲۰۰۰ نسخه جدید با عنوان SAMS ۲۰۰۰ منتشر شد. جدیدترین نسخه این نرم افزار، SAMS ۲۰۰۷ و دارای روش های جدید مدل سازی و تجزیه و تحلیل داده می باشد. SAMS ۲۰۰۷ دارای توانایی های زیر می باشد:

- ۱- قادر به تجزیه و تحلیل استوکستیک داده سالانه و ماهانه می باشد.
 - ۲- دارای روش های مختلف تبدیل داده اولیه به نرمال می باشد.
 - ۳- دارای مدل های استوکستیک فراوانی می باشد که به طور گسترده در آب شناسی مورد استفاده هستند.
 - ۴- دارای ۲ طرح مدل سازی اصلی برای تولید داده سیستم های شبکه رودخانه پیچیده می باشد.
 - ۵- تعداد نمونه های تولید شده نامحدود است.
 - ۶- تعداد سال هایی که می توانند تولید شوند نامحدود است.
- هدف اصلی SAMS تولید داده هیدرولوژیکی ساختگی می باشد (Sveinsson et al., ۲۰۰۷).

^۱-Stochastic Analysis, Modeling and Simulation

۳-۱۲-۳- توصیف نرم افزار SAMS

در این بخش به توصیف عمومی SAMS و عملیات‌های مختلفی که توسط این نرم افزار قابل انجام است می‌پردازیم. SAMS نرم افزاری است که با تجزیه و تحلیل استوکستیک، مدل سازی و شبیه سازی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی سر و کار دارد. این نرم افزار دارای سه کاربرد ابتدایی می‌باشد:

۱- آنالیز آماری داده

با انتخاب گزینه آنالیز داده^۱ کاربر قادر به انجام آنالیزهای آماری بر روی داده‌های سالانه یا فصلی و داده اولیه یا تبدیل شده می‌باشد که شامل ۴ عملگر زیر است:

➤ رسم سری زمانی که خود شامل رسم سری زمانی، محاسبه و رسم توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی و طیف می‌باشد. همچنین کاربر قادر به رسم تمام سری زمانی یا فقط قسمتی از آن می‌باشد.

➤ تبدیل سری زمانی. این نرم افزار با رسم داده بر روی کاغذ احتمال نرمال^۲ و استفاده از تست-های نرمالیتی چولگی^۳ و فیلین^۴ نرمال بودن داده‌ها را بررسی می‌کند و مقادیر بحرانی و نتیجه تست را به شکل جدول و همچنین بعد از تبدیل نتایج را برای داده‌های اولیه و تبدیل شده به صورت ترسیمی ارائه می‌دهد.

➤ ارائه آمارها. خصوصیات آماری داده سالانه و فصلی و اولیه یا تبدیل شده قابل محاسبه هستند که شامل: الف) آمارهای پایه مثل میانگین، انحراف معیار، ضریب چولگی، ضریب تغییرات، مقادیر مینیمم و ماکزیمم، ضریب‌های خود همبستگی، همبستگی فصل به فصل، طیف‌ها و همبستگی متقاطع، و ب) اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی مثل طولانی‌ترین دوره خشکسالی، حجم ماکزیمم کمبود^۵، طولانی‌ترین دوره پر آبی^۶، حجم ماکزیمم پر آبی، ظرفیت ذخیره می‌باشند.

۱-Data Analysis

۲-Normal Probability Paper

۳-Skewness Test of Normality

۴-Filliben Test of Normality

۵-Maximum Deficit Volume

۶-Maximum Surplus

➤ نمایش آمارها. بعضی از خصوصیات آماری به صورت ترسیمی قابل ارائه هستند که شامل ضریب همبستگی سالانه و فصلی، همبستگی فصل به فصل، همبستگی متقاطع بین مکان‌های مختلف، طیف، آمارهای فصلی شامل میانگین، انحراف معیار، ضریب چولگی، ضریب تغییرات، مقادیر مینیمم و ماکزیمم هستند.

۲- برآزش مدل استوکستیک

نرم افزار SAMS دارای دو روش تخمین به نام‌های روش گشتاورها^۱ (MOM) و روش کمترین مربعات^۲ (LS) می‌باشد. روش گشتاورها برای مدل‌های $ARMA(p,q)$ ، $GAR(1)$ ، SM ، $MAR(p)$ ، قسمت CMS مدل $CSM-CARMA$ ، $PARMA(p,q)$ و $MPAR(p)$ و روش کمترین مربعات فقط برای مدل‌های $ARMA(p,q)$ ، $PARMA(p,q)$ و $CARMA(p,q)$ قابل استفاده می‌باشند. برای مدل $CARMA$ دو روش گشتاورها و حداکثر درست نمایی در دسترس هستند. در خصوص مدل‌های چند متغیره تراکمی سالانه، تخمین پارامترها بر اساس روش‌های والنسیا-شاک^۳ و مجیا-راسته^۴ امکان پذیر می‌باشد، در حالی که برای مدل‌های سالانه به فصلی تراکمی روش لین^۵ به کار گرفته می‌شود. این نرم افزار دو روش مدل سازی مستقیم و غیر مستقیم دارد. مدل سازی مستقیم به معنای برآزش مدل پایا (مثل $ARMA$ تک متغیره یا AR چند متغیره، $CARMA$ یا $CSM-CARMA$) مستقیماً به داده سالانه و مدل‌های تناوبی (مثل $PARMA$ تک متغیره یا PAR چند متغیره) به داده فصلی می‌باشد. از طرف دیگر، مدل‌های تراکمی روش‌های غیر مستقیم هستند بدین دلیل که مدل سازی داده سالانه یک ایستگاه می‌تواند به مدل سازی ایستگاه‌های دیگر وابسته باشد و مدل سازی داده فصلی شامل مدل سازی داده سالانه مربوطه قبل از دستیابی به داده فصلی توسط مدل‌های تراکمی زمانی می‌باشد. در این نرم افزار مدل‌ها به دو دسته مدل‌های

^۱-Method of Moments

^۲-Least Squares Method

^۳-Valencia-Schaake

^۴-Mejia-Rousselle

^۵-Lane

داده سالانه و فصلی تقسیم بندی شده‌اند که هر دسته شامل مدل‌های تک متغیره، چند متغیره و تراکمی می‌باشد. مدل‌های زیر در دو دسته در SAMS موجود هستند:

الف- داده‌های سالانه

- مدل تک متغیره $ARMA(p,q)$.
- مدل تک متغیره $GAR(1)$.
- مدل تک متغیره SM.
- مدل $AR(p)$ چند متغیره (MAR).
- مدل همزمان $ARMA(p,q)$ یا CARMA.
- مدل همزمان CSM-CARMA(p,q).
- مدل چند متغیره تراکمی مکانی سالانه.

ب- داده فصلی

- مدل $PARMA(p,q)$ تک متغیره.
- مدل $PAR(p)$ چند متغیره (MPAR(p)).
- مدل تراکمی فصلی تک متغیره.
- مدل تراکمی مکانی- فصلی چند متغیره^۱.
- مدل تراکمی فصلی- مکانی چند متغیره^۲.

عملگر برازش مدل برای تمام مدل‌ها به غیر از مدل تراکمی یکسان می‌باشد. در کل، مدل سازی به داده‌هایی که میانگین از آن‌ها کسر شده برازش داده می‌شود، اما در صورتی که استفاده از داده‌های استاندارد شده مورد نظر کاربر باشد، انتخاب گزینه داده استاندارد شده این امر را امکان پذیر می‌کند. برازش مدل‌های تراکمی نیازمند عملکرد اضافی می‌باشد. در مدل سازی تراکمی، فرد باید به صورت گام به گام با ترکیب مدل در ارتباط باشد. ترکیب به درجه و محل ایستگاه‌های مرتبط به هم در

^۱-Multivariate Spatial-Seasonal Disaggregation Model

^۲-Multivariate Seasonal-Spatial Disaggregation Model

سیستم مورد بررسی بستگی دارد. SAMS از مفهوم ایستگاه‌های راهنما^۱ استفاده می‌کند. ایستگاه راهنما ایستگاه پایین دست رودخانه می‌باشد که می‌تواند دورترین ایستگاه پایین دست و یا با توجه به مشکل مورد بررسی هر ایستگاه دیگری باشد.

۳- تولید سری ساختگی

تولید داده در استوکستیک هیدرولوژی یک موضوع حائز اهمیت می‌باشد و آب شناسان به هدف-های فراوانی توسط تولید داده همانند اندازه مخزن ذخیره، برنامه ریزی و مدیریت مخزن موجود، قابلیت اطمینان منابع آب مثل تأمین آب یا سیستم آبیاری دست یافته‌اند. تولید داده‌های تصادفی در اتخاذ تصمیم‌های مدیریتی در وضعیت‌های بحرانی مثل دوره‌های طولانی مدت خشکسالی کمک می‌نماید. فلسفه اصلی تولید داده ساختگی این مسأله می‌باشد که داده‌های ساختگی دارای خصوصیات آماری می‌باشند که در فرآیندهای هیدرولوژیک طبیعی نیز موجود هستند. در نتیجه، در آینده هر دو داده تولید شده و تاریخی قابل اتفاق می‌باشند. تولید سری زمانی ساختگی بر اساس مدل‌ها، روش‌ها و طرح‌ها می‌باشد. بعد از تعیین مدل و تخمین پارامترها، تولید نمونه ساختگی بر اساس این مدل قابل انجام می‌باشد. SAMS امکان مقایسه خصوصیات آماری داده‌های تاریخی و تولید شده را به کاربر می‌دهد. این مقایسه برای بررسی صحت مدل از اهمیت خاصی برخوردار است و در صورتی که آمارهای داده‌های تاریخی و تولید شده قابل مقایسه با هم باشند می‌توان اظهار داشت که مدل مناسب می‌باشد.

۳-۱۲-۴- توابع تبدیل در SAMS

تمام مدل‌های موجود در SAMS ۲۰۰۷ به غیر از مدل (۱) GAR بر این فرض استوارند که داده-های مورد استفاده دارای توزیع نرمال هستند. مدل (۱) GAR با پیش فرض این که داده‌ها دارای

۱-Key Stations

توزیع گاما هستند به مدل سازی می پردازد. بنابراین برای تمام مدل های دیگر تبدیل داده به داده های نرمال ضروری است.

تبدیل های داده: در قسمت تست های بررسی نرمالیتی در SAMS در صورتی که سری مشاهده شده توزیع نرمال نداشته باشد، قبل از اجرای مدل سازی داده موجود باید به داده نرمال تبدیل شود. برای نرمال سازی داده، تبدیل های زیر $Y = f(X)$ در SAMS موجود هستند. تبدیل لگاریتمی:

$$Y = \ln(X + a) \quad (91-3)$$

گاما:

$$Y = \text{Gamma}(X) \quad (92-3)$$

نمایی:

$$Y = (X + a)^b \quad (93-3)$$

باکس - کاکس:

$$Y = \frac{(X+a)^{b-1}}{b}, b \neq 0 \quad (94-3)$$

در این فرمول ها Y سری نرمال شده، X سری مشاهده شده اولیه، و a و b ضریب های تبدیل هستند. متغیرهای Y و X نشان دهنده داده های سالانه و ماهانه هستند، که برای داده ماهانه a و b با ماه ها تغییر می کنند. توجه داشته باشید که تبدیل لگاریتمی فرم محدود شده تبدیل باکس - کاکس است که در آن ضریب b برابر صفر می باشد.

۳-۱۲-۵- مدل های تک متغیره

مدل های تک متغیره فراوانی در SAMS وجود دارند، از این میان می توان به مدل های سالانه شامل مدل اتورگرسیون- میانگین متحرک $ARMA(p,q)$ ، مدل $GAR(1)$ برای مدل سازی فرآیندهایی با توزیع گاما، مدل SM برای مدل سازی فرآیندهایی با الگوی انتقال در میانگین، و $PARMA(p,q)$ برای مدل سازی فرآیندهای تناوبی همانند داده های فصلی یا ماهانه اشاره نمود. فرم مدل

ARMA(p,q) قبلاً ارائه شده است. در زیر به طور مختصر فرم کلی مدل‌های موجود در SAMS ۲۰۰۷ ارائه شده است.

الف- مدل تک متغیره (۱)GAR: مدل گاما- اتورگرسیو (۱)GAR شبیه مدل معروف (۱)AR

می‌باشد، با آن تفاوت که در این مدل داده‌ها به جای توزیع نرمال، توزیع گاما دارند. بنابراین اگر تمایل به استفاده از مدل (۱)GAR وجود دارد، نباید داده‌های مورد نظر را توسط SAMS به داده نرمال تبدیل کرد. مدل (۱)GAR به صورت زیر بیان می‌شود:

$$X_t = \varphi X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (95-3)$$

X_t متغیر گاما در زمان t ، φ ضریب اتورگرسیو و ε_t عبارت مستقل نویز^۱ می‌باشد.

ب- مدل SM با الگوی انتقال در میانگین: این مدل با یک انتقال یا پرش در میانگین مشخص

می‌شود. این فرآیند با حالت‌های پایای چند گانه^۲ توصیف می‌شود که تفاوت آن‌ها داشتن میانگین‌های مختلف می‌باشد. شکل عمومی مدل SM بدین صورت ارائه می‌شود:

$$X_t = Y_t + Z_t \quad (96-3)$$

در این فرمول $\{X_t\}$ توالی متغیرهای تصادفی نشان دهنده فرآیند هیدرولوژیک مورد نظر، $\{Y_t\}$

توالی متغیرهای تصادفی با میانگین μ_Y و واریانس σ_Y^2 ، $\{Z_t\}$ یک توالی با میانگین صفر و واریانس σ_Z^2

می‌باشند. توالی‌های $\{Y_t\}$ و $\{Z_t\}$ متقابلاً از یکدیگر مستقل هستند. فرآیند X_t با حالت‌های پایای

چند گانه برای طول هر داده تصادفی $N_i, i = 1, 2, \dots$ توصیف می‌شود.

ج- مدل فصلی تک متغیره PARMA(p,q): برای سری‌های زمانی هیدرولوژیک ماهانه،

آمارهای ماهانه شامل میانگین، انحراف معیار توسط مدل ARMA با استاندارد کردن سری زمانی در

دسترس، تولید می‌شوند. هر چند، این مرحله فرض می‌کند که همبستگی ماه به ماه برای یک تأخیر

در نظر گرفته شده یکسان است. این سری‌های زمانی هیدرولوژیک، با ساختارهای وابسته مختلف

^۱-Independence Noise Term

^۲-Multiple Stationary States

توصیف می‌شود. مدل‌های ARMA تناوبی^۱ یا PARMA برای مدل سازی این ساختارهای تناوبی پیشنهاد شده است. مدل $PARMA(p,q)$ می‌تواند به صورت زیر بیان شود:

$$Y_{v,\tau} = \sum_{i=1}^p \varphi_{i,\tau} Y_{v,\tau-i} + \varepsilon_{v,\tau} - \sum_{j=1}^q \theta_{j,\tau} \varepsilon_{v,\tau-j} \quad (97-3)$$

$Y_{v,\tau}$ نشان دهنده جریان برای سال v و فصل τ می‌باشد. برای هر ماه، τ ، این فرآیند دارای توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس $\sigma^2_\tau(Y)$ و $\varepsilon_{v,\tau}$ عبارت غیر همبسته نویز می‌باشد. $\{\varphi_{1,\tau}, \dots, \varphi_{p,\tau}\}$ پارامترهای اتورگرسیو تناوبی و $\{\theta_{1,\tau}, \dots, \theta_{q,\tau}\}$ پارامترهای میانگین متحرک تناوبی هستند.

۳-۱۲-۶- مدل‌های چند متغیره

آنالیز و مدل سازی سری‌های زمانی چند گانه اغلب در هیدرولوژی نیاز می‌باشند. در SAMS مدل‌های چند متغیره کامل برای مدل سازی ساختارهای پیچیده و وابسته در زمان و مکان برای تأخیرهای چند گانه وجود دارد. مدل‌های چند متغیره در این نرم افزار شامل مدل اتورگرسیو چند گانه $MAR(P)$ ، اتورگرسیو میانگین متحرک هم‌زمان به صورت $CARMA(p,q)$ ، مدل مختلط SM و $CARMA(p,q)$ به صورت $CSM-CARMA(p,q)$ ، مدل فصلی تناوبی اتورگرسیو چند متغیره $MPAR(p)$ می‌باشند. در ادامه این مدل‌ها به طور مختصر شرح داده می‌شوند.

الف- مدل اتورگرسیو چند متغیره $(MPAR(p))$: این مدل برای n ایستگاه به صورت زیر قابل

بیان می‌باشد:

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (98-3)$$

Y_t نشان دهنده ایستگاه‌های مختلف، $\varphi_1, \dots, \varphi_p$ پارامترهای اتورگرسیو، و ε_t عبارت نویز با توزیع نرمال می‌باشد.

ب- مدل اتورگرسیو میانگین متحرک هم‌زمان چند متغیره $(CARMA(p,q))$: در هنگام

مدل سازی فرآیند هیدرولوژیک چند متغیره بر اساس مدل ARAM چند متغیره کامل، اغلب در

^۱-Periodic ARMA models

تخمین پارامترها مشکلاتی ایجاد می‌شود. مدل اتورگرسیو میانگین متحرک هم‌زمان CARMA به عنوان روشی ساده‌تر برای مدل سازی اتورگرسیو میانگین متحرک کامل ارائه شده است. در این مدل به جای تخمین پارامترها به صورت پیوسته، پارامترها به صورت مستقل برای هر ایستگاه توسط فرآیند تخمین مدل ARMA تک متغیره قابل محاسبه هستند. این مدل برای n ایستگاه بدین صورت بیان می‌شود:

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (99-3)$$

در این فرمول Y_t نشان دهنده ایستگاه‌های مختلف، $\varphi_1, \dots, \varphi_p$ پارامترهای اتورگرسیو و $\theta_1, \dots, \theta_q$ پارامترهای میانگین متحرک هستند.

ج- مدل CSM-CARMA(p,q) چند متغیره: بررسی سری‌های زمانی چند متغیره هیدرولوژیک گوناگون ممکن است به اختلاط مدل‌ها نیاز داشته باشد. برای مثال شیفت^۱ یا جابه‌جایی در سری زمانی یک متغیر هیدرولوژیک ممکن است در متغیر هیدرولوژیک سری زمانی دیگر نشان داده نشود. یا، اگر برای یک متغیر هیدرولوژیک مکان‌های مختلف مورد استفاده قرار بگیرند، در این صورت خصوصیات سری زمانی مربوطه به مکان‌هایش بستگی دارد. در چنین شرایطی اختلاط مدل‌های SM چند گانه و دیگر مدل‌های سری زمانی، مثل ARMA(p,q)، مد نظر قرار می‌گیرد. در قسمت CSM مدل فرض شده است که تمام ایستگاه‌ها در یک زمان دارای شیفت هستند. قسمت CSM مدل قادر به ارائه ساختار وابسته معینی در زمان و مکان از طریق فرآیند سطح نویز^۲ می‌باشد.

د- مدل فصلی MPAR(p) چند متغیره: این مدل را برای n ایستگاه می‌توان بدین صورت نشان

داد:

$$Y_{v,\tau} = \sum_{i=1}^p \varphi_{i,\tau} Y_{v,\tau} + \varepsilon_{v,\tau} \quad (100-3)$$

$Y_{v,\tau}$ نشان دهنده فرآیند برای سال v و فصل τ و $\varphi_{1,\tau}, \dots, \varphi_{p,\tau}$ پارامترهای اتورگرسیو تناوبی

می‌باشند. $\varepsilon_{v,\tau}$ اصطلاح نویز با توزیع نرمال و میانگین صفر می‌باشد (Sveinsson et al., ۲۰۰۷).

^۱-Shift

^۲-Noise level process

۳-۱۲-۷- تست‌های مدل در نرم افزار SAMS

مدل برازش شده باید از نظر این که با فرضیات در نظر گرفته شده مطابقت دارد و قادر به تولید دوباره خصوصیات آماری داده تاریخی در دست می‌باشد، تست شود. معیارهای اطلاعاتی که در این نرم افزار برای انتخاب بهترین مدل مورد استفاده قرار می‌گیرند شامل دو معیار اطلاعاتی آکائیک اصلاح شده^۱ (AICC) و معیار اطلاعاتی شوارز^۲ (SIC) می‌باشند. معیار اصلاح شده آکائیک توسط فرمول زیر نشان داده شده است:

$$AICC = n \ln \hat{\sigma}^2(\varepsilon) + n + \frac{r(k+1)n}{n-k-r} \quad (۱۰۱-۳)$$

در این فرمول n اندازه نمونه، k نشان دهنده مجموع پارامترهای مدل (برای مثال $k=p+q$ برای مدل $ARMA(p,q)$ ، $\hat{\sigma}^2(\varepsilon)$ تخمین حداکثر درست نمایی واریانس باقی مانده‌ها می‌باشند. این معیار برای نمونه‌های کوچک به خوبی جواب می‌دهد، اما برای نمونه‌ها و k بزرگ، مقادیر را بیش از حد معمول نشان می‌دهد.

معیار اطلاعاتی شوارز نیز با رابطه (۱۰۲-۳) بیان می‌شود:

$$SIC = n \ln \hat{\sigma}^2(\varepsilon) + n + k \ln n \quad (۱۰۲-۳)$$

در این رابطه، n ، k و $\hat{\sigma}^2(\varepsilon)$ همانند معیار اصلاح شده آکائیک توصیف می‌شوند. به طور کلی این معیار برای نمونه‌های بزرگ مناسب است، اما برای نمونه‌های کوچک مقادیر را کمتر از حد معمول نشان می‌دهد.

۳-۱۲-۸- تست‌های نرمالیتی در SAMS

دو تست نرمالیتی در این نرم افزار به نام‌های تست چولگی نرمالیتی و تست احتمال همبستگی فیلین (Filliben, ۱۹۷۵) وجود دارند، که هر دو برای سطح اعتماد ۱۰٪ به کار برده می‌شوند. این

^۱-Corrected Akaike Information Criterion

^۲-Schwarz Information Criterion

تست‌ها برای داده‌های سالانه و فصلی قابل استفاده هستند. در تست چولگی نرمالیتی، مقدار چولگی

نمونه را با فرمول (۱۰۳-۳) محاسبه می‌شود، که g دارای توزیع $N(0, \sigma^2 = 6/N)$ می‌باشد.

$$g = \frac{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \bar{y})^2}{s^2} \quad (103-3)$$

در این فرمول N اندازه نمونه می‌باشد. فرضیه $H_0: g = 0$ در برابر $H_1: g \neq 0$ در سطح اعتماد α در

صورتی که $abs(g) > z_{1-\alpha/2} \sqrt{6/N}$ رد می‌شود؛ و z_q چارک q ام از توزیع نرمال استاندارد می‌باشد.

تست احتمال همبستگی فیلبین یک تکنیک گرافیکی برای تشخیص نوع توزیعی می‌باشد که بهترین توصیف را از نمونه در دسترس ارائه می‌دهد. این تست به عنوان ضریب همبستگی بین درجه مشاهده شده y_i و درجه میانه M_i برای یک توزیع نرمال استاندارد شده می‌باشد، که ضریب همبستگی با فرمول (۱۰۴-۳) محاسبه می‌گردد. تست آماری وی به صورت زیر می‌باشد:

$$\hat{r} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{(i)} - \bar{y})(M_i - \bar{M})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_{(i)} - \bar{y})^2 \sum_{j=1}^n (M_j - \bar{M})^2}} \quad (104-3)$$

در این فرمول M_i برابر مقدار میانه یا میانگین i امین بزرگ‌ترین مشاهده در یک نمونه متغیر تصادفی استاندارد شده از توزیع فرض شده می‌باشد.

فرضیه $H_0: r = 1$ در برابر $H_1: r < 1$ در سطح اعتماد α در صورتی که $r < \rho_\alpha(N)$ باشد، رد

می‌شود؛ که $\rho_\alpha(N)$ آماره تست فهرست بندی شده‌ای می‌باشد که توسط فیلبین و وگل

(Vogel, ۱۹۸۶) ارائه شده است (Sveinsson et al., ۲۰۰۷).

۳-۱۳- معنای شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی چه در بعد آنالیز و توسعه ساختاری و چه در بعد پیاده سازی سخت افزاری، از

نظر کمی، کیفی و توانایی، در حال رشد و پیشرفت می‌باشند و تکنیک‌های مختلف محاسبات عصبی

از لحاظ تعداد همچنان در حال افزایش است. در این قسمت قصد داریم به معنای شبکه‌های عصبی

مصنوعی، حدود انتظارات ما از این شبکه‌ها و شباهت‌های آن‌ها با شبکه‌های واقعی پردازیم. از مغز به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات با ساختار موازی و کاملاً پیچیده استفاده می‌شود. این که چگونه مغز این کارها را انجام می‌دهد از زمانی مطرح شد که دریافتند، مغز برای محاسبات خود، از ساختاری کاملاً مغایر با ساختار کامپیوترهای متداول برخوردار می‌باشد. تلاش برای فهم این موضوع خصوصاً از سال ۱۹۱۱ قوت گرفت، زمانی که برای نخستین بار شخصی به نام سگال^۱ اعلام کرد که مغز از عناصر اصلی ساختاری به نام نرون^۲ تشکیل یافته است. هر نرون بیولوژیکی به عنوان اجتماعی از مواد آلی، اگرچه دارای پیچیدگی یک میکروپروسسور می‌باشد، ولی دارای سرعت محاسباتی برابر یک میکروپروسسور نیست. دانشمندان علم بیولوژی به تازگی دریافته‌اند که عملکرد نرون‌های بیولوژیکی از قبیل ذخیره سازی و حفظ اطلاعات، در خود نرون‌ها و ارتباطات بین نرون‌ها نهفته است. به عبارت فنی‌تر، یادگیری به عنوان ایجاد ارتباطات جدید بین نرون‌ها و تنظیم مجدد ارتباطات موجود استنباط می‌شود. نرون‌هایی که در مبحث ما مورد بررسی قرار می‌گیرند، نرون‌های بیولوژیکی نیستند بلکه شکل بسیار ساده‌ای از نرون‌های بیولوژیکی می‌باشند که می‌توان آن‌ها را به عنوان عناصری از یک برنامه کامپیتری یا شاید تراشه‌های نیمه هادی در نظر گرفت. باید توجه کرد که شبکه‌های عصبی تشکیل شده از این نرون‌ها، اگر چه در مقابل نرون‌های بیولوژیکی از سرعت بسیار بالایی (۱۰۰۰۰۰۰ برابر) برخوردارند، ولی تنها از کسری از توانایی بالای نرون‌های بیولوژیکی بهره می‌برند. در شبکه‌های عصبی مصنوعی به کمک دانش برنامه نویسی، ساختار داده‌ای طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نرون عمل کند. که به این ساختار داده گره گفته می‌شود. سپس با ایجاد شبکه‌ای بین این گره‌ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند. در این حافظه یا شبکه عصبی گره‌ها دارای دو حالت فعال و غیرفعال هستند و هر یال (سیناپس یا ارتباط بین گره‌ها) دارای یک وزن می‌باشد. یال‌های با وزن مثبت، موجب تحریک یا فعال کردن گره غیر فعال بعدی می‌شوند و یال‌های با وزن منفی، گره متصل بعدی را غیر فعال یا مهار می‌کنند.

^۱-Segal

^۲-Neuron

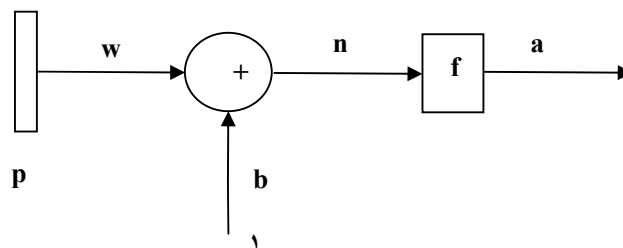
پس از توصیف اجمالی نرون‌های بیولوژیکی و شبکه‌های عصبی، در ادامه مدل ساده‌ای از یک نرون واقعی ارائه خواهد شد و سپس توضیح خواهیم داد که چگونه می‌توان ساختارهای عصبی مصنوعی را، از ترکیب و کنار هم گذاشتن تعداد زیادی از این نرون‌ها به وجود آورد.

۳-۱۳-۱- مدل نرون

نرون کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات است، که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد.

۳-۱۳-۲- مدل تک ورودی

شکل (۱-۳) ساختار یک نرون تک ورودی را نشان می‌دهد. اسکالرهایی p و a به ترتیب ورودی و خروجی می‌باشند.



شکل ۱-۳- مدل نرون تک ورودی

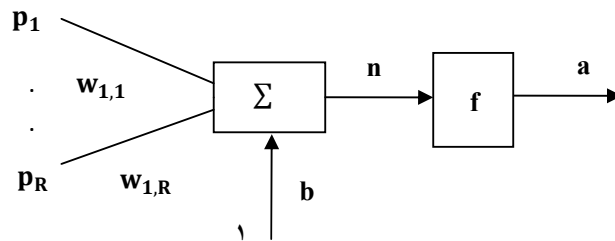
میزان تأثیر ورودی p روی a به وسیله اسکالر w تعیین می‌شود. ورودی دیگر که مقدار ثابت یک است، در جمله بایاس b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود، این حاصل جمع، ورودی خالص^۱ n برای تابع محرک (یا تابع تبدیل) f خواهد بود. بدین ترتیب خروجی نرون با معادله زیر تعریف می‌شود:

$$a = f(wp + b) \quad (۱۰۵-۳)$$

^۱-Net Input

۳-۱۳-۳- مدل چند ورودی

عموماً یک نرون بیش از یک ورودی دارد. شکل (۳-۳) یک مدل نرون با R ورودی را ارائه می‌دهد. بردار ورودی با $\underline{p}$ نمایش داده می‌شود. اسکالرهایی $p_i (i = 1, 2, \dots, R)$ عناصر بردار $\underline{p}$ هستند. مجموعه سیناپس‌های $w_{1,i}$ ، عناصر ماتریس وزن W را تشکیل می‌دهند.

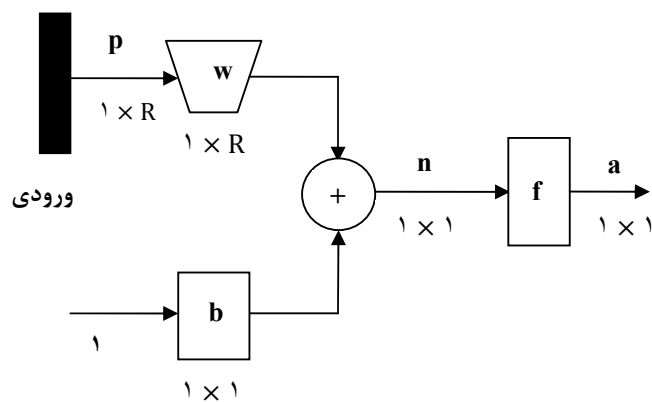


شکل ۳-۳-۲- مدل چند ورودی یک نرون

خروجی نرون به صورت زیر خواهد بود:

$$a = f(W\underline{p} + b) \quad (۳-۱۰۶)$$

همان گونه که در شکل (۳-۳) مشاهده می‌شود، بردار ورودی $\underline{p}$ با یک ستون عمودی در سمت چپ نمایش داده شده است. ابعاد $\underline{p}$ در زیر متغیر $\underline{p}$ دارای عنصر $1 \times R$ مشخص شده است. این نماد نشان دهنده آن است که بردار ورودی $\underline{p}$ دارای عنصر R است. بردار $\underline{p}$ در یک ماتریس W با R ستون، ضرب می‌شود. مقدار ثابت یک به عنوان یک ورودی به نرون اعمال شده و در جمله اسکالر بایاس b ضرب می‌شود. ورودی خالص n ، به تابع تبدیل f اعمال شده و خروجی مربوطه به وجود می‌آید. a عملاً نشان دهنده خروجی شبکه تک نرونی است و در این حالت یک اسکالر با ابعاد 1×1 است که در شکل (۳-۶) مشخص شده است (منهاج، ۱۳۷۹).



شکل ۳-۳- فرم ساده شده نرون با R ورودی

۳-۱۳-۴- توابع محرک

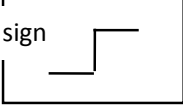
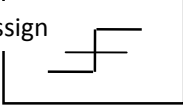
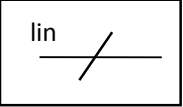
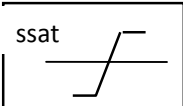
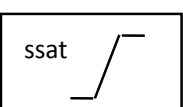
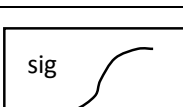
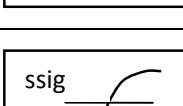
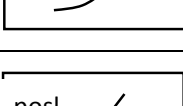
تابع محرک f می‌تواند خطی یا غیر خطی باشد. یک تابع محرک بر اساس نیاز خاص حل یک مسأله (مسأله‌ای که قرار است به وسیله شبکه عصبی حل شود) انتخاب می‌شود. در عمل تعداد محدودی از توابع محرک مورد استفاده قرار می‌گیرند، که در جدول (۳-۲) لیست شده است. در این جا به چند مورد از مهم‌ترین آن‌ها اشاره می‌کنیم.

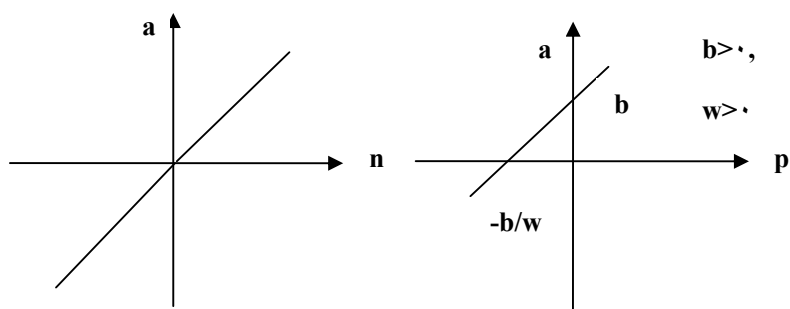
۱- تابع محرک خطی: خروجی این تابع برابر ورودی آن است:

$$a = f_1(n) = n \quad (۳-۱۰۷)$$

تابع خطی در شکل (۳-۴) نمایش داده شده است. از نرون‌هایی با تابع تبدیل فوق، در شبکه‌های خاصی مانند آدالاین استفاده شده است.

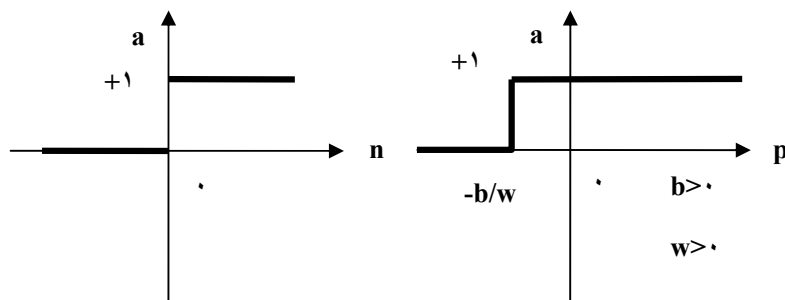
جدول ۳-۲- توابع محرک با علائم قراردادی

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



شکل ۳-۴- تابع محرک خطی

۲- تابع محرک آستانه‌ای دومقداره حدی: این تابع در شکل (۵-۳) نشان داده شده است. همان گونه که مشاهده می‌شود، مقدار خروجی صفر یا یک است. اگر آرگومان n کوچک‌تر از صفر باشد و به عبارتی ورودی p کوچک‌تر از $-b/w$ باشد، مقدار تابع صفر است و در غیر این صورت خروجی نرون برابر یک خواهد شد.

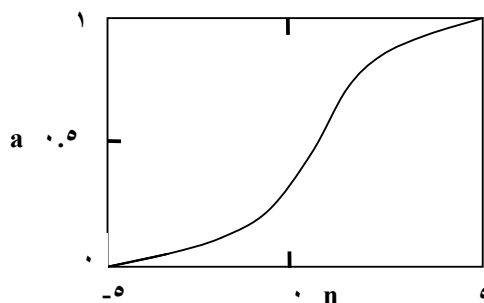


شکل ۵-۳- تابع محرک آستانه‌ای دومقداره حدی

۳- تابع محرک سیگموئید: این تابع با فرم کلی زیر بیان می‌شود:

$$a = f_s(n) = \frac{1}{1 + e^{-cn}}, c > 0 \quad (۱۰۸-۳)$$

شکل این تابع به ازای $c=1$ در تصویر (۶-۳) رسم شده است. مقدار c وسعت ناحیه خطی بودن تابع را تعیین می‌کند. مثلاً اگر c خیلی بزرگ باشد، شکل منحنی به تابع محرک آستانه دو مقداره حدی نزدیک‌تر می‌شود. این تابع در شبکه‌های عصبی مورد استفاده زیادی دارد که به عنوان مثال، می‌توان به شبکه‌های عصبی چند لایه با قانون یادگیری پس انتشار خطا اشاره کرد (منهاج، ۱۳۷۹).

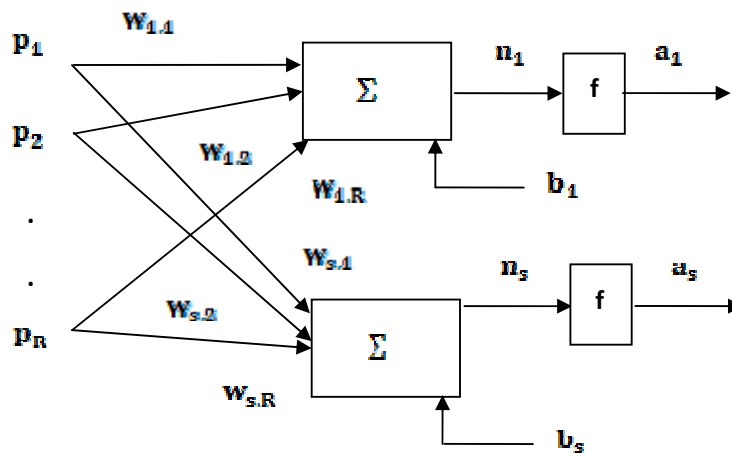


شکل ۶-۳- تابع محرک سیگموئید

۳-۱۳-۵- ساختار شبکه‌های عصبی

باید توجه داشت که معمولاً نرونی با ورودی‌های زیاد نیز، به تنهایی برای حل مسائل فنی-مهندسی کفایت نمی‌کند.

الف- شبکه تک لایه: یک شبکه تک لایه با S نرون در شکل (۳-۷) 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 ورودی‌ها به همه نرون‌ها متصل شده است. ماتریس W نیز در این حالت دارای S سطر و R ستون می‌باشد.



شکل ۳-۷- شبکه تک لایه با S نرون

ب- شبکه‌های چند لایه: در شبکه‌های تک لایه، همان طور که ذکر شد، بردار ورودی ($\underline{p}$) توسط نرون‌های لایه (عناصر محاسباتی)، طبق رابطه $\underline{a} = \underline{f}(W\underline{p} + \underline{b})$ به بردار خروجی متصل می‌شوند. این شبکه شکل ساده‌ای از شبکه‌های پیشخور^۱ می‌باشند.

یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه‌ها و وزن‌ها می‌باشد. رفتار شبکه نیز به ارتباط بین اعضا وابسته است. در حالت کلی در شبکه‌های عصبی سه نوع لایه نرونی وجود دارد:

^۱-Feed-Forward

لایه ورودی: لایه ورودی شبکه عصبی وظیفه توزیع مقادیر داده‌های ورودی به اولین لایه مخفی

را بر عهده دارد. تعداد گره‌های لایه ورودی برابر با تعداد مقادیر داده‌های ورودی به مدل می‌باشد.

لایه‌های پردازش گر مخفی: عملکرد این لایه‌ها به وسیله ورودی‌ها و وزن ارتباط بین آن‌ها و

لایه‌های پنهان تعیین می‌شود. وزن‌های بین واحدهای ورودی و پنهان تعیین می‌کنند که چه وقت

یک واحد پنهان باید فعال شود. انتخاب تعداد لایه‌های مخفی و تعداد گره‌های مخفی در هر لایه

مسأله ناچیزی نیست. ساختار پردازش مخفی شبکه عصبی اختیاری می‌باشد، اما عوامل زیادی در

انتخاب ساختار نقش دارند که شامل کمیت نمونه‌های آموزش، تعداد گره‌های ورودی و خروجی و

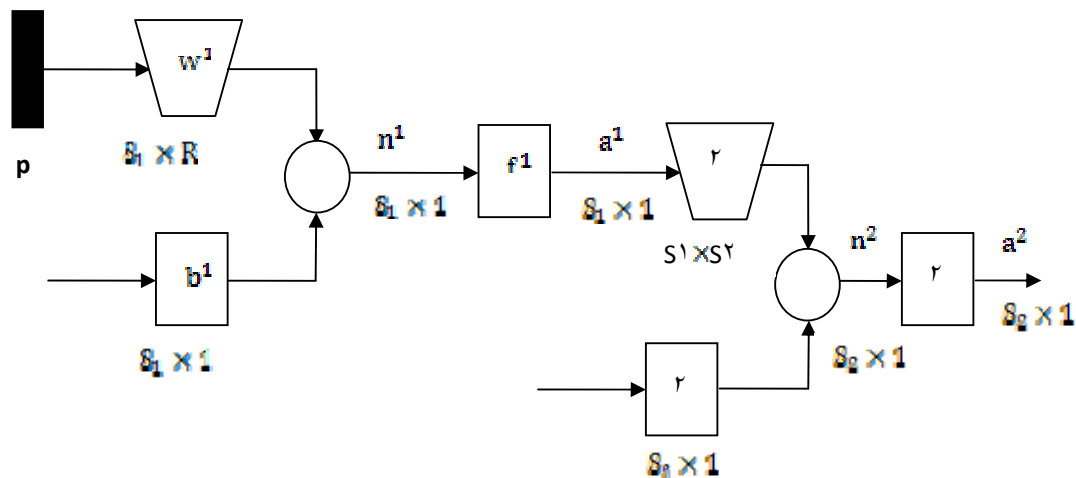
روابط بین داده‌های ورودی و خروجی می‌باشند.

لایه خروجی: لایه‌ای 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.

شبکه موجود در شکل (۸-۳) دارای یک لایه میانی^۱ است. در شکل (۹-۳) شبکه عصبی مصنوعی

و لایه‌های ورودی، میانی و خروجی نشان داده شده است.



شکل ۸-۳- شبکه پیش خور دو لایه

^۱ -Hidden Layer

چند نکته:

(۱) شبکه‌های عصبی چند لایه نسبت به شبکه‌های عصبی تک لایه دارای توانایی

بیشتری هستند.

(۲) به نظر می‌رسد که تعداد درجات آزادی (مثلاً تعداد ورودی‌ها، خروجی‌ها، نرون‌های

هر لایه) برای طراحی یک شبکه چند لایه پیشخور زیاد باشد. ولی باید توجه داشت که تعداد

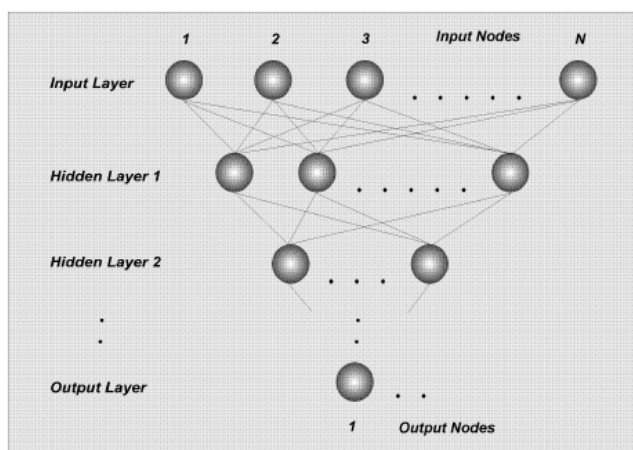
ورودی‌های شبکه (R) و تعداد خروجی‌های شبکه (S)، بر اساس مسأله خاص که شبکه قرار

است حل کند، به دست می‌آیند. به عبارت دیگر این دو پارامتر جزء پارامترهای آزاد طراح

نیستند، بلکه انتخاب آن‌ها بستگی به مسأله‌ای دارد که در حال بررسی است. بنابراین می‌توان

گفت که ساختار شبکه‌های عصبی تک لایه پیشخور را کاملاً از روی ویژگی‌های مسئله مورد

بررسی، می‌توان مشخص نمود.



شکل ۳-۹- طراحی توپولوژی شبکه‌های عصبی مصنوعی

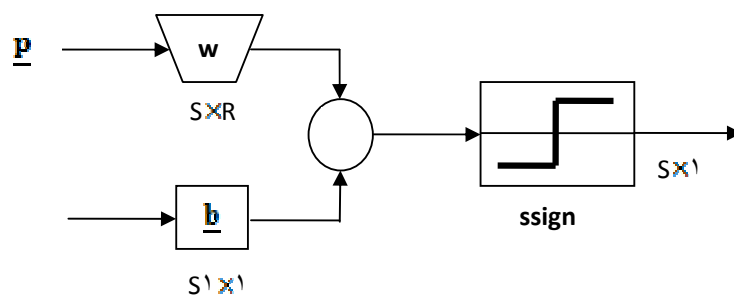
در مورد شبکه عصبی چند لایه، مطالب فوق ساده نیست. یعنی از روی ویژگی‌های مسئله مورد

بررسی، نمی‌توان اطلاعاتی در مورد تعداد نرون‌های لایه میانی کسب نمود.

۳-۱۳-۶- معرفی سه شبکه عصبی ساده

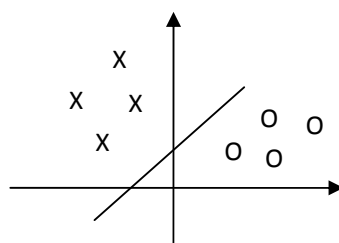
سه نوع شبکه عصبی پرسپترون، همینگ و هاپفیلد به طور مختصر توضیح داده می‌شوند.

الف- پرسپترون^۱: شبکه‌های عصبی پرسپترون، به ویژه پرسپترون چند لایه، در زمره کاربردی-ترین شبکه عصبی می‌باشند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و سلول‌های عصبی، که اغلب زیاد هم نیستند، یک نگاشت غیر خطی را با دقت دلخواه انجام دهند. این همان چیزی است که در بسیاری از مسائل فنی مهندسی به عنوان راه حل اصلی مطرح می‌باشد. شبکه پرسپترون تک لایه در شکل (۳-۱۰) ترسیم شده است.



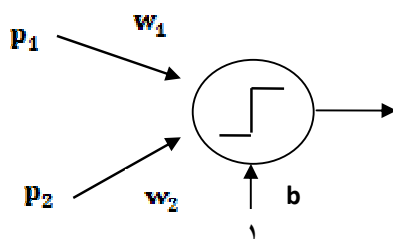
شکل ۳-۱۰- پرسپترون تک لایه

برای درک توانایی‌های این شبکه فرض کنید که بخواهیم سیستمی داشته باشیم که دو گروه الگوهای 'O' و 'X' را در فضای دو بعدی، چنان که در شکل (۳-۱۱) نشان داده شده است از یکدیگر تفکیک نماییم. نرون شکل (۳-۱۲) از عهده این کار بر می‌آید، به طوری که اگر یکی از الگوهای ورودی 'O' به سلول اعمال شود، مقدار a (۱) یا (-۱) و اگر یکی از الگوهای 'X' به نرون اعمال شود مقدار آن (-۱) یا (۱) می‌شود. این شرایط هنگامی فراهم می‌شود که آرگومان تابع ssign با انتخاب مناسب b ، w_1 و w_2 مقدار مناسبی کسب کند. اگر آرگومان (n) بزرگ‌تر از صفر باشد a برابر ۱ و اگر n کوچک‌تر از صفر باشد a برابر -۱ خواهد شد.



شکل ۳-۱۱- جدا سازی الگو

^۱-Perceptron



شکل ۳-۱۲- نرون با تابع تبدیل دو مقداره متقارن

از الگوریتم پس انتشار خطا^۱ (BP) برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور که عموماً شبکه‌های چند لایه پرسپترون^۲ (MLP) نامیده می‌شوند، استفاده می‌شود. به عبارتی توپولوژی این شبکه‌ها با یادگیری پس انتشار خطا تکمیل می‌شود. قانون پس انتشار خطا از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود. مسیر اول به مسیر رفت موسوم می‌باشد که در این مسیر، بردار ورودی به شبکه چند لایه پرسپترون اعمال می‌شود. مسیر دوم به مسیر برگشت موسوم است و در این مسیر پارامترهای شبکه چند لایه پرسپترون تغییر و تنظیم می‌گردند.

ب- شبکه همینگ: این شبکه‌ها اساساً جهت حل مسأله شناسایی الگوهای باینری (الگوهای برداری که عنصرشان فقط دو مقدار مثلاً ۱ و ۰ را قبول می‌کند) طراحی شده است. این شبکه هم در چهار چوب شبکه عصبی قرار می‌گیرد، زیرا از یک سری نرون‌ها به مثابه گره‌ها و یک سری وزن‌های ارتباطی بین گره‌ها تشکیل یافته است. هر گره یک سطح فعال دارد که خروجی نرون را می‌سازد. شبکه همینگ از دو ساختار پیشخور و پسخور تشکیل شده است. شکل (۳-۱۳) شبکه همینگ را نشان می‌دهد. هدف اصلی در شبکه همینگ این است که تشخیص دهد کدام الگوی مرجع^۳ بیشترین نزدیکی را به الگوی ورودی دارد، و سپس آن را در خروجی شبکه ظاهر کند. این شبکه از سه لایه تشکیل شده است: ۱- لایه پیشخور اول، به عنوان نخستین لایه، ۲- لایه برگشتی (لایه WAT)، به عنوان لایه میانی، ۳- لایه سوم شبکه همینگ.

^۱-Back-Propagation

^۲-Multi-layer Perceptron

^۳-Prototype

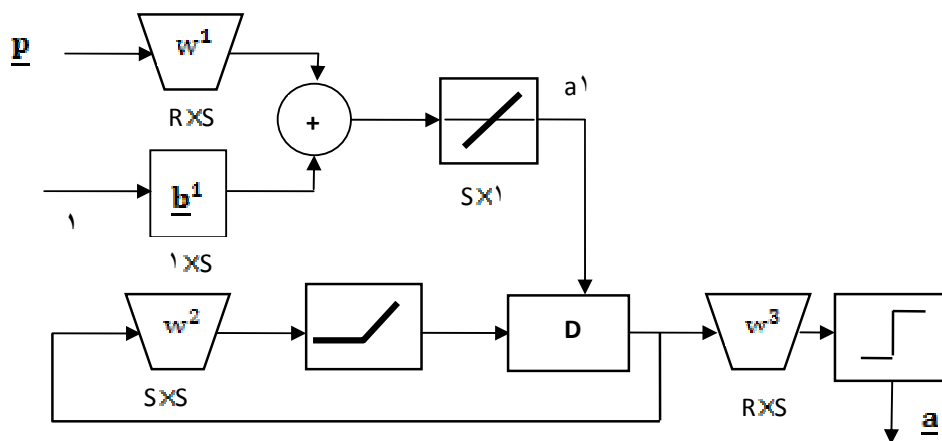
ج- شبکه هاپفیلد: دیاگرام بلوکی شبکه هاپفیلد در شکل (۳-۱۴) نمایش داده شده است. همان

طور که در شکل قابل مشاهده است همه نرون‌ها شبیه یکدیگر عمل می‌کنند و هیچ یک از این نرون‌ها به عنوان ورودی یا خروجی از هم متمایز نمی‌شوند، این وجه بازر اختلاف این شبکه با دیگر شبکه‌هاست.

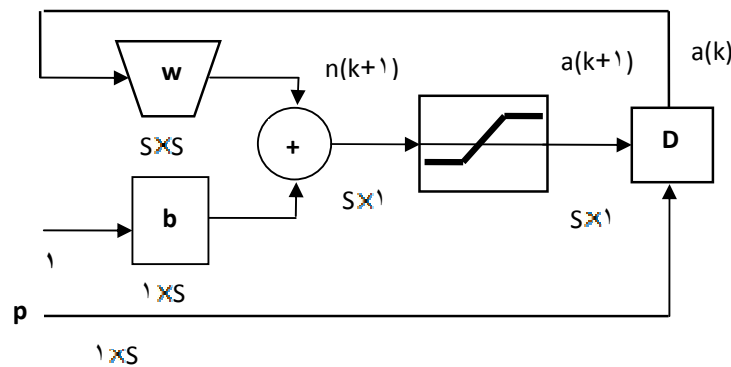
نرون‌ها نخست توسط ورودی مقادیر اولیه می‌گیرند و آن گاه شبکه طوری خود را تکرار می‌کند که نتیجه نهایی، همگرایی شبکه به یکی از الگوهای مرجع باشد. معادلاتی که رفتار شبکه هاپفیلد را تبیین می‌کنند عبارتند از:

$$\begin{cases} \underline{a}(k+1) = \text{ssatl}[\underline{w}a(k) + \underline{b}] \\ \underline{a}(\cdot) = \underline{p} \end{cases} \quad (3-109)$$

که در آن تابع تبدیل غیر خطی ssatl تابع مقارنی می‌باشد در فاصله $[-1,1]$ خطی می‌باشد و برای مقادیر کوچک‌تر از -1 مقدار -1 و برای مقادیر بزرگ‌تر از 1 مقدار $+1$ می‌گیرد. طراحی ماتریس وزن و بردار بایاس برای شبکه هاپفیلد در مقایسه با شبکه‌های قبل روند پیچیده‌تری دارد (منهاج، ۱۳۷۹).



شکل ۳-۱۳- شبکه همینگ



شکل ۳-۱۴- شبکه هاپفیلد گسسته

۳-۱۳-۷- فرآیند یادگیری

سیستم‌های یادگیر^۱ سیستم‌هایی هستند که صرفاً با مشاهده عملکردشان، می‌توانند رفتارشان را جهت دستیابی به هدف و مقصدی خاص بهبود بخشند. زمانی به پروسه یادگیری نیاز است که اطلاعات کامل در مورد اهداف موجود نباشد. رفتار سیستم‌های یادگیر توسط الگوریتم‌های بازگشتی بیان می‌شود. به همین خاطر به این الگوریتم‌ها قوانین یادگیری می‌گویند و عموماً توسط معادلات تفاضلی (دیفرانسیلی) بیان می‌شوند. این الگوریتم‌ها روی اطلاعات موجود آن گونه پردازش می‌کنند که شاخص اجرایی مشخص شده‌ای که عموماً تقریبی است از هدف خاص که مقصور پروسه یادگیری می‌باشد بهینه گردد و این کار تنها راه جبران نمودن نقصان اطلاعات اولیه می‌باشد. به پروسه یادگیری نیاز است چون اطلاعات (ارتباط ورودی و خروجی) کاملاً مشخص نیستند. در حالت کلی دو نوع یادگیری موجود است: یادگیری با ناظر^۲ و یادگیری بدون ناظر^۳. در یادگیری با ناظر فرض بر این است که در مرحله تکرار الگوریتم یادگیری، جواب مطلوب سیستم یادگیرنده از قبل آماده است، در حالی که در یادگیری بدون ناظر جواب مطلوب برای سیستم یادگیرنده موجود نیست.

بین تمام خواص شبکه‌های عصبی، خاصیت یادگیری از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

^۱-Learning Systems

^۲-Supervised-Learning

^۳-Unsupervised-Learning

۳-۱۴- معرفی نرم افزار Qnet ۲۰۰۰

نرم افزار مورد استفاده در این تحقیق، نرم افزار تخصصی Qnet ۲۰۰۰ می باشد، که به طور مختصر شرح داده می شود.

۳-۱۴-۱- Qnet ۲۰۰۰

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^۱ 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 کمک^۲ نرم افزار برای تمامی مدل ها، طراحی شبکه سریع و آسان، وجه مشترک آسان داده ها^۳، مجموعه تست های خودکار برای آنالیز مدل و آموزش اضافی، آنالیز متقابل کامل فرآیند 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 را به عنوان قدرتمندترین و راحت ترین نرم افزار شبکه عصبی

^۱-Backprobagation

^۲-Help

^۳-Easy Data Interfacing

برای استفاده تبدیل کرده است. این برنامه روی سیستم عامل‌های ویندوز ۹۵، ۹۸، ۲۰۰۰ یا ویندوز NT قابل اجرا می‌باشد.

۳-۱۴-۲- اجرا و سازمان دهی Qnet ۲۰۰۰

در ادامه به طور مختصر ساختار این نرم افزار مورد بررسی قرار می‌گیرد. پنجره اصلی این نرم افزار شامل باز کردن شبکه جدید یا فایل‌های توصیف شبکه موجود و انتخاب حالت آموزش یا صحت سنجی برای اجرا می‌باشد. 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 داده‌های آموزش و تعیین پارامترهای آموزش و سپس مدل آموزش، کنترل آموزش و بهینه سازی، بررسی گراف‌های شبکه، بررسی خصوصیات آماری و ذخیره نتایج قابل اجرا می‌باشد. انتخاب صحت سنجی^۲ نرم افزار نیز شامل تعیین داده‌های صحت سنجی، بررسی و آنالیز گراف‌های شبکه، بررسی خصوصیات آماری و ذخیره نتایج می‌باشد. برای طراحی یک شبکه، مدل کننده باید اطلاعات زیر را تعیین نماید: تعداد گره‌های ورودی، تعداد لایه‌های مخفی (۱ الی ۸)، تعداد گره‌های هر لایه مخفی، تعداد گره‌های خروجی. همچنین طراحی اتصالات شبکه، تابع انتقال مورد استفاده در هر لایه طراحی را می‌توان استفاده نمود (راهنمای نرم افزار Qnet ۲۰۰۰).

۳-۱۴-۳- توابع انتقال مورد استفاده در Qnet ۲۰۰۰

توابع انتقال گره، در ایفای هدف کنترل شدت سیگنال^۳ خروجی گره نقش دارد. این توابع شدت صوت خروجی را بین صفر و یک قرار می‌دهند. ورودی تابع انتقال حاصل ضرب نقطه‌ای سیگنال‌های ورودی تمامی گره‌ها و بردار وزن گره‌ها می‌باشد. Qnet گزینه انتخاب چهار تابع انتقال را به کاربر ارائه

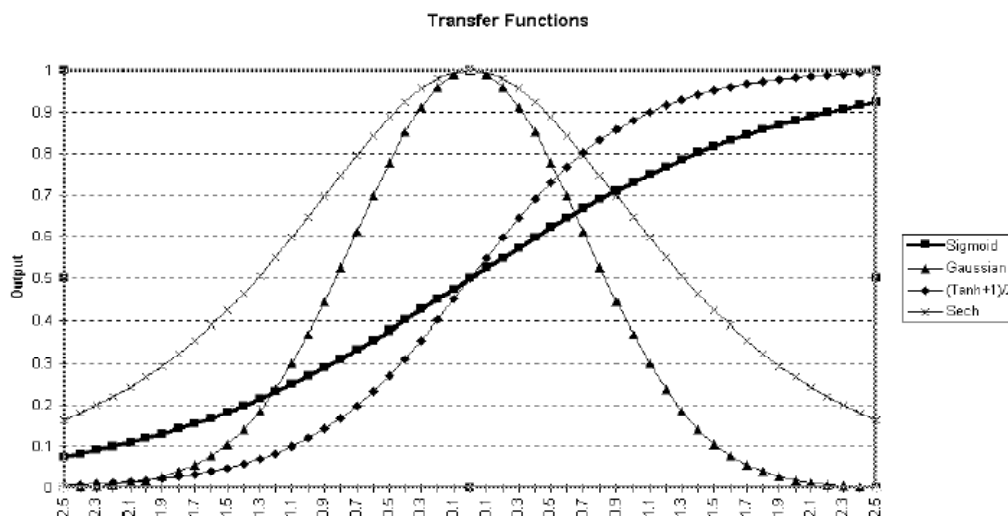
۱-Training Setup

۲-Recall Setup

۳-Signal Strength

می‌دهد که شامل سیگموئید^۱ با رابطه ریاضی $(1/(1+\exp(-x)))$ ، گوس^۲ با رابطه ریاضی $(\exp(-x^2))$ ، تانژانت هیپربولیک^۳ $(\tanh(x))$ و سکانت هیپربولیک^۴ $(\operatorname{sech}(x))$ می‌باشند. توابع در Qnet برای هر لایه به طور جداگانه قابل انتخاب هستند و می‌توان شبکه‌هایی با انواع مختلف توابع ترکیبی تولید کرد. شکل (۳-۱۵) رفتار هر تابع را نشان می‌دهد.

تابع سیگموئید، تابعی می‌باشد که این نرم افزار به صورت پیش فرض در نظر می‌گیرد و تابعی است که به صورت گسترده برای شبکه‌های 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 می‌کند. 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. مدل‌هایی که از تابع انتقال سیگموئید استفاده می‌کنند اغلب در تولید خصوصیات یادگیری تعمیم یافته کمک می‌کنند و مدل‌هایی با درجه دقت ثابت شده ایجاد می‌کنند. استفاده از تابع انتقال سیگموئید به زمان یادگیری طولانی‌تری نیاز دارد.



شکل ۳-۱۵- توابع انتقال سیگموئید، گوس، تانژانت و سکانت هیپربولیک سیگنال خروجی تولید شده از هر گره را نرمال می‌کنند.

-
- ۱-Sigmoid
 - ۲-Gaussian
 - ۳-Hyperbolic Tangent
 - ۴-Hyperbolic Secant

تابع انتقال گوس به صورت معنی داری دینامیک یادگیری مدل‌های شبکه عصبی را تغییر داده است. در جایی که تابع سیگموئید به عنوان یک مدخل برای پاسخ یک گره عمل می‌کند، تابع گوس به عنوان ناظر احتمالاتی خروجی عمل می‌کند. همانند تابع سیگموئید، پاسخ خروجی‌ها به صورت نرمال شده بین صفر و یک هستند، اما تابع انتقال گوس احتمال بیشتری برای تولید حالت‌های فی مابین دارد. با ارائه یک مجموعه ورودی‌ها به یک گره، خروجی‌های نرمال به صورت پاسخ‌های جزئی هستند. مدخل خروجی به صورت جزئی باز می‌شود. شبکه‌هایی 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 می‌باشد اما در طول یادگیری دینامیک یادگیری متفاوتی ارائه می‌دهد. این تابع یادگیری را برای برخی مدل‌ها تسریع می‌کند و همچنین روی صحت پیش‌گویی اثر دارد.

۳-۱۴-۴- داده‌های آموزش

برای شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا، هر چه تعداد داده‌های آموزش بیشتر باشد، مدل نتایج بهتری ارائه می‌دهد. کاربر با حالت‌های آموزش بیشتر در دسترس، قادر به طراحی شبکه پیچیده‌تر می‌باشد.

شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا به داده‌های آموزش نرمال شده بین صفر و یک نیازمند هستند. این مسأله بدین دلیل است که سیگنال گره خروجی بین صفر و یک محدود است. این نرم افزار همچنین به داده‌های نرمال شده برای بهبود خصوصیات آموزش احتیاج دارد و خود قادر به نرمال کردن داده‌ها به صورت خودکار می‌باشد. در طول انتخاب این گزینه در مرحله آموزش، تمام داده‌ها برای گره‌های لایه ورودی یا هدف‌های آموزش برای لایه خروجی بین محدوده ۰/۱۵ و ۰/۸۵ نرمال می‌شوند. برای تعیین این که شبکه به حالت بهینه رسیده است، روش‌های زیر وجود دارند:

(۱) آنالیز RMS: پایان یافتن فرآیند آموزش در نقطه‌ای که تست خطا کم‌ترین مقدار را داشته باشد.

(۲) آنالیز همبستگی: پایان یافتن فرآیند آموزش در نقطه‌ای 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 ۲۰۰۰ Qnet).

^۱-Tolerance Analysis

فصل چهارم

نتایج مدل سازی‌ها

۴-۱- مقدمه

در این فصل نتایج حاصل از مدل سازی دبی رودخانه مارون مربوط به ایستگاه هیدرومتری ایدنک که توسط نرم افزارهای SAMS ۲۰۰۷ و Qnet ۲۰۰۰ به ترتیب برای روش‌های استوکستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفته‌اند، ارائه می‌شوند.

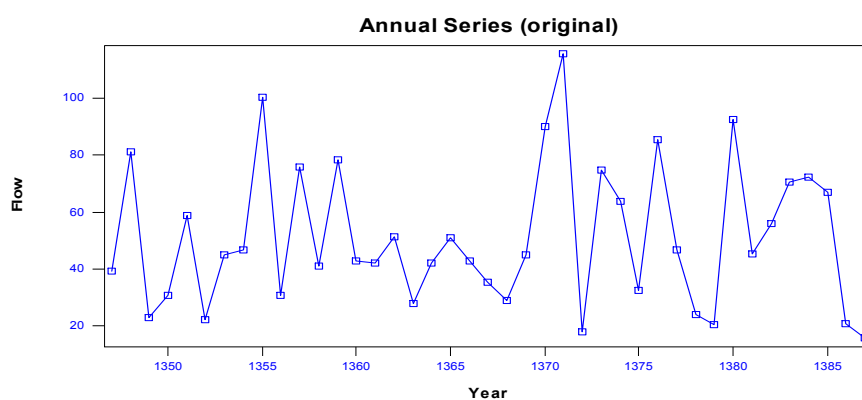
۴-۲- نتایج حاصل از مدل سازی استوکستیک برای پیش بینی دبی رودخانه

مارون

۴-۲-۱- داده‌های سالانه

الف- مدل سازی اتورگرسیو تک متغیره

در این تحقیق آمار دبی ۴۱ ساله ایستگاه هیدرومتری ایدنک واقع بر روی رودخانه مارون برای سال‌های ۱۳۴۷-۴۸ تا ۱۳۸۷-۸۸ مورد استفاده قرار گرفت. این آمار در جدول (۴-۱) آورده شده‌اند. پس از معرفی داده‌های مورد نظر به نرم افزار SAMS ۲۰۰۷ سری زمانی اولیه برای داده‌های دبی سالانه ایستگاه ایدنک رسم شده است که در شکل (۴-۱) قابل مشاهده است.



شکل ۴-۱- سری زمانی سالانه دبی ایستگاه هیدرومتری ایدنک

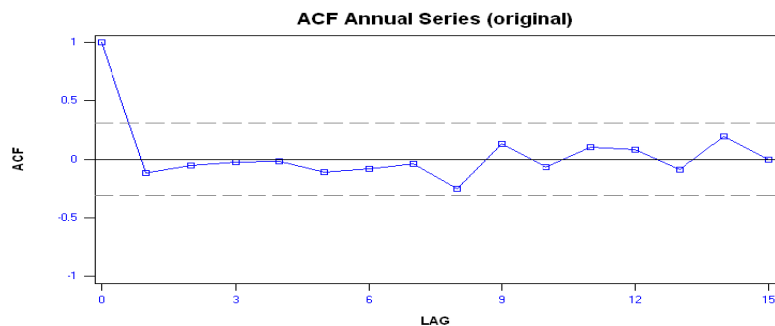
جدول ۴-۱- آمار دبی سالانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک واقع بر رودخانه مارون
برای سال‌های آبی ۴۷-۱۳۴۶ تا ۸۸-۱۳۸۷

سال آبی	دبی سالانه (متر مکعب بر ثانیه)	سال آبی	دبی سالانه (متر مکعب بر ثانیه)
۱۳۴۷-۴۸	۳۹/۳۸۵	۱۳۶۸-۶۹	۲۸/۸۷۵
۱۳۴۸-۴۹	۸۱/۳۶۸	۱۳۶۹-۷۰	۴۴/۸۷۷
۱۳۴۹-۵۰	۲۳/۰۱۲	۱۳۷۰-۷۱	۹۰/۲۲۶
۱۳۵۰-۵۱	۳۰/۷۵۶	۱۳۷۱-۷۲	۱۱۵/۷۱۳
۱۳۵۱-۵۲	۵۸/۷۴۶	۱۳۷۲-۷۳	۱۸/۰۹۸
۱۳۵۲-۵۳	۲۲/۲۷۶	۱۳۷۳-۷۴	۷۴/۸۷۴
۱۳۵۳-۵۴	۴۴/۹۳۵	۱۳۷۴-۷۵	۶۳/۹۰۸
۱۳۵۴-۵۵	۴۶/۸۸۵	۱۳۷۵-۷۶	۳۲/۶۹
۱۳۵۵-۵۶	۱۰۰/۴۴۸	۱۳۷۶-۷۷	۸۵/۶۳۸
۱۳۵۶-۵۷	۳۰/۸۹۱	۱۳۷۷-۷۸	۴۶/۶۷۱
۱۳۵۷-۵۸	۷۵/۷۱۸	۱۳۷۸-۷۹	۲۴/۰۵۶
۱۳۵۸-۵۹	۴۱/۱۲۳	۱۳۷۹-۸۰	۲۰/۵۶۷
۱۳۵۹-۶۰	۷۸/۳۴۱	۱۳۸۰-۸۱	۹۲/۵۵۹
۱۳۶۰-۶۱	۴۲/۸۱۱	۱۳۸۱-۸۲	۴۵/۳۷۴
۱۳۶۱-۶۲	۴۱/۹۹۳	۱۳۸۲-۸۳	۵۶/۱۲۴
۱۳۶۲-۶۳	۵۱/۴۱۱	۱۳۸۳-۸۴	۷۰/۶۸۷
۱۳۶۳-۶۴	۲۸/۰۰۲	۱۳۸۴-۸۵	۷۲/۵۰۱
۱۳۶۴-۶۵	۴۱/۹۸۶	۱۳۸۵-۸۶	۶۷/۱۳۲
۱۳۶۵-۶۶	۵۱/۱۸۶	۱۳۸۶-۸۷	۲۰/۶۵۸
۱۳۶۶-۶۷	۴۲/۶۷۵	۱۳۸۷-۸۸	۱۵/۸۲۶
۱۳۶۷-۶۸	۳۵/۵۱۶	-	-

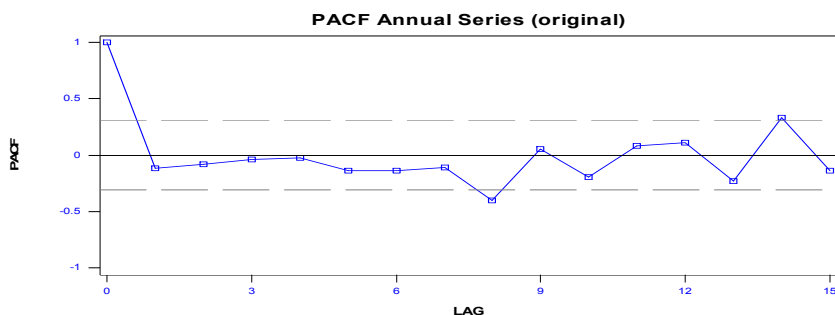
همان طوری که در فصل ۳ اشاره شد، وسیله اصلی برای تشخیص مدل، ترسیم تابع خود همبستگی (ACF) و خود همبستگی جزئی (PACF) سری اولیه می‌باشد. مقادیر محاسبه شده توابع فوق توسط ۲۰۰۷ SAMS در جدول (۴-۲) ارائه شده‌اند و سپس توابع مذکور مطابق شکل‌های (۴-۲) و (۴-۳) ترسیم شدند.

جدول ۴-۲- تابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی دبی سالانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک

PACF	X	PACF	X	ACF	X	ACF	X
-۰/۳۹۹۵	۸	۱	۰	-۰/۲۵۰۳	۸	۱	۰
۰/۰۵۳۲	۹	-۰/۱۲۰۷	۱	۰/۱۳۴۰	۹	-۰/۱۱۴۶	۱
-۰/۱۹۴۱	۱۰	-۰/۰۸۱۷	۲	-۰/۰۶۵۳	۱۰	-۰/۰۵۵۷	۲
۰/۰۸۵۱	۱۱	-۰/۰۴۲۴	۳	۰/۱۰۴۱	۱۱	-۰/۰۲۱۹	۳
۰/۱۱۳۲	۱۲	-۰/۰۲۵۴	۴	۰/۰۸۳۴	۱۲	-۰/۰۱۴۵	۴
-۰/۲۳۳۰	۱۳	-۰/۱۳۵۱	۵	-۰/۰۸۶۳	۱۳	-۰/۱۱۰۹	۵
۰/۳۳۳۶	۱۴	-۰/۱۳۸۹	۶	۰/۱۹۳۴	۱۴	-۰/۰۸۲۷	۶
-۰/۱۳۹۷	۱۵	-۰/۱۰۸۱	۷	-۰/۰۰۰۳	۱۵	-۰/۰۳۹۴	۷



شکل ۴-۲- تابع خود همبستگی سری زمانی اولیه داده‌های دبی سالانه ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



شکل ۴-۳- تابع خود همبستگی جزئی سری زمانی اولیه داده‌های دبی سالانه ایستگاه ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷

در شرایطی که استفاده از تابع خود همبستگی برای تعیین مقدار q مدل $ARMA(0, q)$ مناسب است، تابع خود همبستگی جزئی نیز برای مشخص کردن مقدار p مدل $ARMA(p, 0)$ سودمند می‌باشد (Ahmed and Sarma, ۲۰۰۶). در نتیجه با توجه به شکل (۴-۳) قابل مشاهده است هیچ کدام از ضرائب خود همبستگی جزئی خارج از حدود اعتماد قرار نگرفته‌اند و مدل پیشنهادی برای این سری زمانی مدل $AR(1)$ می‌باشد.

خصوصیات آماری این سری زمانی در جدول (۴-۳) قابل مشاهده است.

جدول ۴-۳- خصوصیات آماری پایه سری زمانی دبی سالانه ایستگاه ایدنک

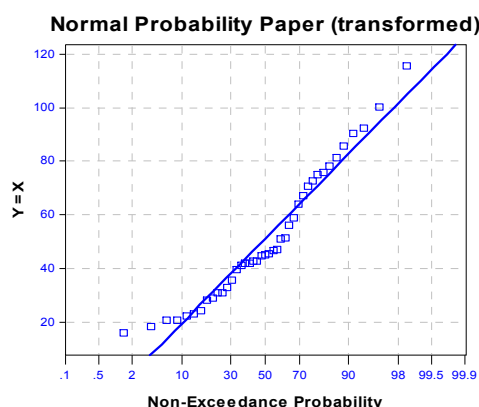
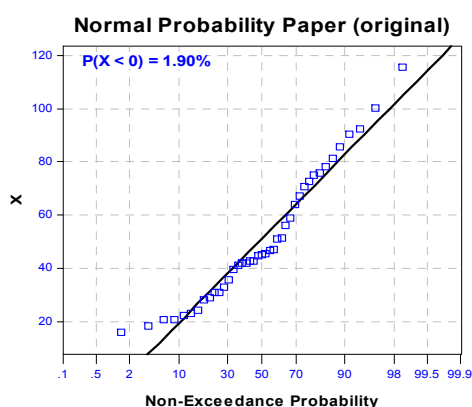
متوسط (متر مکعب بر ثانیه)	انحراف معیار	ضریب تغییرات (CV)	ضریب چولگی (SKW)	حداقل (متر مکعب بر ثانیه)	حداکثر (متر مکعب بر ثانیه)	تابع خود همبستگی تاخیر $acf(1)$	تابع خود همبستگی تاخیر $acf(2)$
۵۱/۱۳	۲۴/۶۴	۰/۴۸۱۸	۰/۶۵۴۹	۱۵/۸۳	۱۱۵/۷	-۰/۱۱۴۷	-۰/۰۵۵۷

نرم افزار SAMS ۲۰۰۷ نرمال بودن داده‌ها را با دو تست چولگی و تست فیلیپین مورد بررسی قرار داد. نتایج تست بر روی داده‌ها نشان که داده‌های خام دارای توزیع نرمال نمی‌باشند. نتایج و نمودار

ترسیمی توزیع فراوانی سری اولیه بر روی کاغذ احتمال نرمال قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال در جدول (۴-۴) و شکل (۴-۴) قابل مشاهده می‌باشد. همان طوری که در جدول (۴-۴) نشان داده شده است، نرمال بودن داده‌ها به وسیله هر دو تست رد شده است.

جدول ۴-۴- نتایج تست نرمال بودن سری زمانی سالانه دبی قبل از اعمال تبدیل

تبدیل فعلی			تبدیل مورد استفاده			تست چولگی		تست فیلیپین	
تبدیل	ضریب a	ضریب b	تبدیل	ضریب a	ضریب b	مقدار مقایسه	نتیجه	مقدار مقایسه	نتیجه
-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	-	۴/۵۰۸	۱/۰۰۰	۰/۶۵۴	رد	۰/۹۷۴	رد

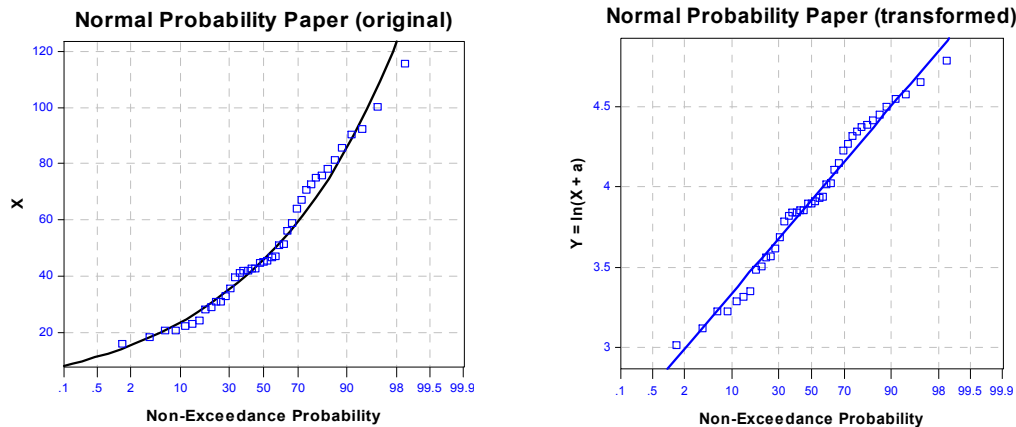


شکل ۴-۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی سالانه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال

با توجه به بررسی انجام شده، چون داده‌های اولیه نرمال نبودند، برای نرمال کردن آن‌ها از توابع تبدیل لگاریتمی، نمائی و نظایر آن استفاده شد. نتایج بررسی نرمال بودن داده‌ها با استفاده از توابع تبدیل مذکور نشان می‌دهد که سری تولید شده با استفاده از تابع تبدیل لگاریتمی نسبت به سایر توابع نرمال‌تر بوده است. نتیجه استفاده از تابع تبدیل لگاریتمی در جدول (۵-۴) و نمودار ترسیمی آن که نشان دهنده توزیع فراوانی سری اولیه و داده‌های تبدیل شده می‌باشد نیز در شکل (۵-۴) آورده شده‌اند.

جدول ۵-۴- نتایج تست نرمالیتی سری زمانی سالانه دبی بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی

تبدیل فعلی			تبدیل مورد استفاده			تست چولگی		تست فیلیپین	
تبدیل	ضریب a	ضریب b	تبدیل	ضریب a	ضریب b	مقدار مقایسه	نتیجه	مقدار مقایسه	نتیجه
لگاریتمی	۴/۵۰۸	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۴/۵۰۸	۱/۰۰۰	-۰/۱۰۱	قبول	۰/۹۹۲	قبول



شکل ۴-۵- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی سالانه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی

سپس مدل $AR(1)$ ، $AR(2)$ و $AR(3)$ توسط این نرم افزار به داده‌های نرمال استاندارد شده برازش گردید. پارامترهای مدل‌ها به روش گشتاورها (MOM) محاسبه و در جدول (۴-۶) ارائه شده‌اند.

جدول ۴-۶- پارامترهای مدل‌های $AR(1)$ ، $AR(2)$ و $AR(3)$

مدل	$AR(1)$	$AR(2)$	$AR(3)$
میانگین	۳/۹۱۹۲۹	۳/۹۱۹۲۹	۳/۹۱۹۲۹
واریانس	۰/۲۰۵۱۵۳	۰/۲۰۵۱۵۳	۰/۲۰۵۱۵۳
معیار اطلاعاتی آکائیک	۴۴/۹۵۸	۴۶/۵۰۷	۴۹/۳۱۱
معیار اطلاعاتی شوارز	۴۴/۳۵۵	۴۷/۲۸۶	۵۱/۳۴۱
پارامترهای اتورگرسیو			
ϕ_1	-۰/۰۹۳۲۸	-۰/۱۰۶۱۰۵	-۰/۱۲۵۲۶
ϕ_2	-	-۰/۱۳۷۵۲۵	-۰/۰۷۴۳۶
ϕ_3	-	-	-۰/۰۳۷۴۲

همان طور که از جدول (۴-۶) قابل فهم است مدل $AR(1)$ با داشتن کمترین مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز به عنوان مدل مناسب برای این سری زمانی تشخیص داده شد و تولید سری جدید توسط این مدل صورت گرفت. در جدول (۴-۷) خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه مقایسه شده‌اند، که نشان می‌دهد این خصوصیات به خصوصیات سری اولیه نزدیک می‌باشد.

جدول ۴-۷- مقایسه خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $AR(1)$

پارامتر	سری تاریخی	سری تولید شده
میانگین	۵۱/۱۳	۵۰/۶۳
انحراف معیار	۲۴/۶۴	۲۵/۳۱
ضریب تغییرات	۰/۴۸۱۸	۰/۴۸۹۴
چولگی	۰/۶۵۴۹	۱/۰۵۳
حداقل	۱۵/۸۳	۱۵/۴۳
حداکثر	۱۱۵/۷	۱۲۸/۳
تابع خود همبستگی تاخیر ۱ ($acf(1)$)	-۰/۱۱۴۷	-۰/۱۲۶۸
تابع خود همبستگی تاخیر ۲ ($acf(2)$)	-۰/۰۵۵۷	-۰/۰۳۵۲۲

یکی از توانایی‌های نرم افزار $SMAS$ ۲۰۰۷ قابلیت پیش‌بینی حداکثر دوره خشکسالی، مقدار دبی خشکسالی، حداکثر دوره پر آبی و حداکثر دبی پر آبی و ظرفیت ذخیره می‌باشد. این اطلاعات در جدول (۴-۸) برای سری تولید شده و سری اولیه با هم مقایسه شده‌اند. نتایج این جدول نشان می‌دهد که سری تولید شده به خوبی با سری اولیه قابل مقایسه است.

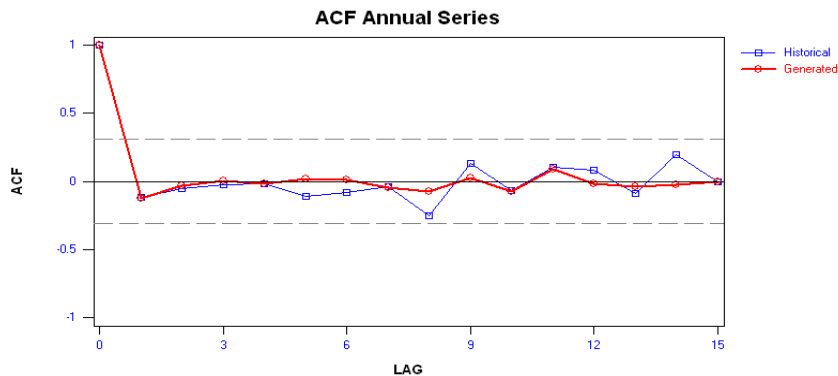
جدول ۴-۸- مقایسه اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $AR(1)$

پارامتر	سری تاریخی	سری تولید شده
حداکثر دوره خشکسالی (سال) (Longest Drought)	۴	۶/۴
مقدار دبی خشکسالی (متر مکعب در ثانیه) (Max Deficit)	۶۵/۷۸	۱۰۶/۲
حداکثر دوره پر آبی (سال) (Longest Surplus)	۴	۳/۶
حداکثر دبی پر آبی (متر مکعب در ثانیه) (Max Surplus)	۱۰۳/۷	۱۱۳/۵
ظرفیت ذخیره (میلیون متر مکعب) (Storage Capacity)	۱۱۱/۴	۱۸۳/۶

مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه در جدول (۴-۹) و شکل (۴-۶) نشان داده شده است. در این جدول X و Y به ترتیب نشان دهنده تأخیر (Lag) و تابع خود همبستگی هستند. تابع خود همبستگی سری تولید شده نیز همانند سری اولیه در میان حدود اطمینان ۱۰٪ قرار دارد.

جدول ۴-۹- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $AR(1)$

X	$-Y$ سری تاریخی	$-Y$ سری تولید شده	X	$-Y$ سری تاریخی	$-Y$ سری تولید شده
۰	۱	۱	۸	-۰/۲۵۰۳	-۰/۰۷۱۵
۱	-۰/۱۱۴۶	-۰/۱۲۶۷	۹	۰/۱۳۴۰	۰/۰۲۳۷
۲	-۰/۰۵۵۷	-۰/۰۳۵۲	۱۰	-۰/۰۶۵۳	-۰/۰۷۵۸
۳	-۰/۰۲۱۹	۰/۰۰۲۷	۱۱	۰/۱۰۴۲	۰/۰۸۵۷
۴	-۰/۰۱۴۵	-۰/۰۲۱۲	۱۲	۰/۰۸۳۴	-۰/۰۱۵۹
۵	-۰/۱۱۰۹	۰/۰۱۷۵	۱۳	-۰/۰۸۶۳	-۰/۰۳۸۹
۶	-۰/۰۸۲۷	۰/۰۰۸۶	۱۴	۰/۱۹۳۵	-۰/۰۲۳۳
۷	-۰/۰۳۹۴	-۰/۰۴۸۱	۱۵	-۰/۰۰۰۳	۰

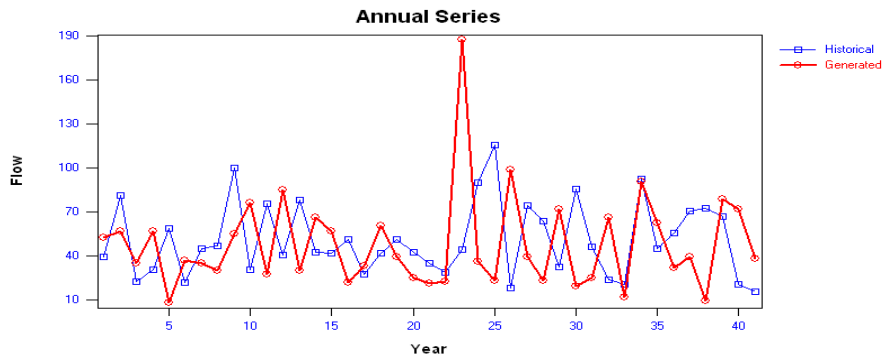


شکل ۴-۶- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $AR(1)$

سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $AR(1)$ در جدول (۴-۱۰) و شکل (۴-۷) با هم مقایسه شده‌اند. در این جدول X و Y به ترتیب نشان دهنده تعداد داده‌ها و دبی سالانه ایستگاه ایدنک می‌باشند.

جدول ۴-۱۰- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $AR(1)$

X	$-Y$ سری تاریخی	$-Y$ سری تولید شده	X	$-Y$ سری تاریخی	$-Y$ سری تولید شده
۱	۳۹/۳۸۵	۵۲/۸۲۵	۲۲	۲۸/۸۷۵	۲۲/۴۵۳
۲	۸۱/۳۶۸	۵۷/۲۸۲	۲۳	۴۴/۸۷۷	۱۸۷/۹۲۴
۳	۲۳/۰۱۲	۳۵/۲۳	۲۴	۹۰/۲۲۶	۳۶/۵۸۵
۴	۳۰/۷۵۶	۵۶/۹۲۰	۲۵	۱۱۵/۷۱۳	۲۳/۱۰۵
۵	۵۸/۷۴۶	۸/۱۱۹	۲۶	۱۸/۰۹۸	۹۸/۷۱۷
۶	۲۲/۲۷۶	۳۶/۸۷۲	۲۷	۷۴/۸۷۴	۳۹/۶۰۳
۷	۴۴/۹۳۵	۳۵/۱۹۱	۲۸	۶۳/۹۰۸	۲۳/۱۶۱
۸	۴۶/۸۸۵	۳۰/۰۱۳	۲۹	۳۲/۶۹	۷۱/۹۳۴
۹	۱۰۰/۴۴۸	۵۵/۰۱۵	۳۰	۸۵/۶۳۸	۱۹/۷۱۴
۱۰	۳۰/۸۹۱	۷۶/۳۵۰	۳۱	۴۶/۶۷۱	۲۵/۰۰۱
۱۱	۷۵/۷۱۸	۲۷/۸۳۳	۳۲	۲۴/۰۵۶	۶۶/۳۵۶
۱۲	۴۱/۱۲۳	۸۵/۴۳۹	۳۳	۲۰/۵۶۷	۱۲/۱۶۵
۱۳	۷۸/۲۴۱	۳۰/۱۸۵	۳۴	۹۲/۵۵۹	۹۰/۷۲۸
۱۴	۴۲/۸۱۱	۶۶/۴۶۷	۳۵	۴۵/۳۷۴	۶۲/۴۸۱
۱۵	۴۱/۹۹۳	۵۷/۰۷۲	۳۶	۵۶/۱۲۴	۳۲/۰۳۳
۱۶	۵۱/۴۱۱	۲۲/۲۰۵	۳۷	۷۰/۶۸۷	۳۹/۴۱۹
۱۷	۲۸/۰۰۲	۳۳/۲۶۹	۳۸	۷۲/۵۰۱	۹/۵۰۴
۱۸	۴۱/۹۸۶	۶۰/۹۴۳	۳۹	۶۷/۱۳۲	۷۹/۱۱۱
۱۹	۵۱/۱۸۶	۳۹/۸۴۵	۴۰	۲۰/۶۵۸	۷۱/۹۹۶
۲۰	۴۲/۶۷۵	۲۵/۴۸۲	۴۱	۱۵/۸۲۶	۳۸/۴۱۸
۲۱	۳۵/۵۱۶	۲۱/۶۰۹	-	-	-



شکل ۴-۷- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $AR(1)$

ب- مدل سازی اتورگرسو- میانگین متحرک

با توجه به تابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی سری اولیه شکل‌های $(4-2)$ و $(4-3)$ مدل $ARMA(1,1)$ برای داده‌های سالانه پیشنهاد شد. در نهایت برای انتخاب بهترین مدل، مدل‌های $ARMA(1,1)$ و $ARMA(1,2)$ توسط این نرم افزار به داده‌های نرمال استاندارد شده سالانه برازش گردید. پارامترهای مدل‌ها به روش گشتاورها (MOM) محاسبه و در جدول (۴-۱۱) ارائه شده‌اند. برای مدل $ARMA(1,2)$ محاسبه پارامترها به روش گشتاورها مدل پایایی ارائه نمی‌دهد و پارامترها قابل تخمین زدن نمی‌باشند.

جدول ۴-۱۱- پارامترهای مدل‌های $ARMA(1,1)$ و $ARMA(1,2)$

مدل	$ARMA(1,1)$	$ARMA(1,2)$
میانگین	۴/۲۷۶۴	۳/۹۱۹۲۹
واریانس	۰/۱۰۲۰۸۸	۰/۲۰۵۱۵۳
معیار اطلاعاتی آکائیک	۵۳/۸۰۷	۴۸/۸۴
معیار اطلاعاتی شوارز	۵۴/۵۸۶	۵۰/۸۷
پارامترهای اتورگرسو		
φ_1	۰/۹۹۹۴۰۶	۰/۱۴۶۴۵۲
پارامترهای میانگین متحرک		
θ_1	۰/۹۵۰۵۰۶	۰/۲۶۰۷۰۸
θ_2	-	۰/۱۱۷۵۵۶

همان طور که از جدول (۴-۱۱) قابل فهم است مدل $ARMA(1,2)$ با داشتن کمترین مقدار معیارهای آکائیک و شوارز به عنوان مدل مناسب برای این سری زمانی در نظر گرفته شد و تولید

سری جدید توسط این مدل صورت پذیرفت. خصوصیات آماری پایه سری زمانی اولیه و تولید شده برای این مدل در جدول (۴-۱۲) با هم مقایسه شده‌اند، که نشان می‌دهد خصوصیات آماری پایه سری تولید شده به سری اولیه نزدیک می‌باشد.

همچنین مقایسه حداکثر دوره خشکسالی، مقدار دبی خشکسالی، حداکثر دوره پر آبی و حداکثر دبی پر آبی و ظرفیت ذخیره سری تولید شده با سری اولیه در جدول (۴-۱۳) قابل مشاهده می‌باشد. برای این مدل نیز سری تولید شده به خوبی با سری اولیه قابل مقایسه می‌باشد.

جدول ۴-۱۲- مقایسه خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه برای مدل

ARMA(1,2)

پارامتر	سری تاریخی	سری تولید شده
میانگین	۵۱/۱۳	۵۲/۰۸
انحراف معیار	۲۴/۶۴	۲۸/۴۱
ضریب تغییرات	۰/۴۸۱۸	۰/۵۲۹۳
چولگی	۰/۶۵۴۹	۱/۲۷۱
حداقل	۱۵/۸۳	۱۵/۵۷
حداکثر	۱۱۵/۷	۱۴۶/۹
تابع خود همبستگی تاخیر ۱ ($acf(1)$)	-۰/۱۱۴۷	-۰/۱۱۸۶
تابع خود همبستگی تاخیر ۲ ($acf(2)$)	-۰/۰۵۵۷	-۰/۰۹۹۵۲

جدول ۴-۱۳- مقایسه اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری اولیه

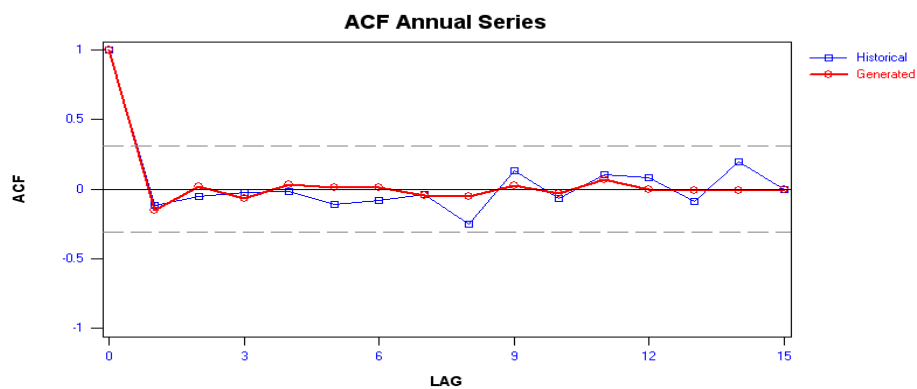
برای مدل ARMA(1,2)

پارامتر	سری تاریخی	سری تولید شده
حداکثر دوره خشکسالی (سال) (Longest Drought)	۴	۴/۷
مقدار دبی خشکسالی (متر مکعب در ثانیه) (Max Deficit)	۶۵/۷۸	۸۲/۰۳
حداکثر دوره پر آبی (سال) (Longest Surplus)	۴	۳/۴
حداکثر دبی پر آبی (متر مکعب در ثانیه) (Max Surplus)	۱۰۳/۷	۱۱۸/۳
ظرفیت ذخیره (میلیون متر مکعب) (Storage Capacity)	۱۱۱/۴	۱۴۵/۳

تابع خود همبستگی سری تولید شده و سری اولیه در جدول (۴-۱۴) و شکل (۴-۸) با یکدیگر مقایسه شده‌اند. در این جدول X و Y به ترتیب نشان دهنده تأخیر (Lag) و تابع خود همبستگی هستند. در این مدل نیز تابع خود همبستگی سری تولید شده همانند سری اولیه در میان حدود اطمینان ۱۰٪ قرار گرفته است.

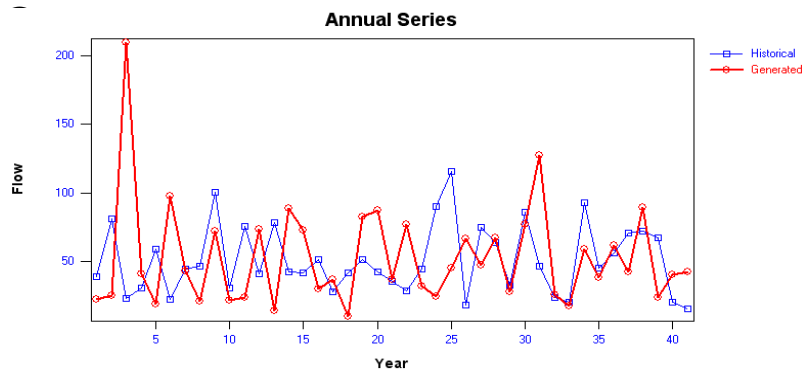
جدول ۴-۱۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$

X	-Y سری تاریخی	-Y سری تولید شده	X	-Y سری تاریخی	-Y سری تولید شده
۰	۱	۱	۸	-۰/۲۵۰۳	-۰/۰۵۶۶
۱	-۰/۱۱۴۶	-۰/۱۱۸۶	۹	۰/۱۳۴۰	۰/۰۲۳۳
۲	-۰/۰۵۵۷	-۰/۰۹۹۵	۱۰	-۰/۰۶۵۳	-۰/۰۲۰۵
۳	-۰/۰۲۱۹	-۰/۰۸۱۸	۱۱	۰/۱۰۴۲	۰/۰۵۷۵
۴	-۰/۰۱۴۵	۰/۰۳۱۸	۱۲	۰/۰۸۳۴	۰/۰۰۸۴
۵	-۰/۱۱۰۹	۰/۰۳۶۲	۱۳	-۰/۰۸۶۳	-۰/۰۱۷۵
۶	-۰/۰۸۲۷	۰/۰۱۹۹	۱۴	۰/۱۹۳۵	-۰/۰۱۳۷
۷	-۰/۰۳۹۴	-۰/۰۴۹۳	۱۵	-۰/۰۰۰۳	۰



شکل ۴-۸- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$

سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$ در جدول (۴-۱۵) و شکل (۴-۹) با هم مقایسه شده‌اند. در این جدول X و Y به ترتیب نشان دهنده تعداد داده‌ها و دبی سالانه ایستگاه ایدنک می‌باشند.



شکل ۴-۹- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$

جدول ۴-۱۵- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $ARMA(1,2)$

X	-Y سری تاریخی	-Y سری تولید شده	X	-Y سری تاریخی	-Y سری تولید شده
۱	۳۹/۳۸۵	۲۲/۲۴۳	۲۲	۲۸/۸۷۵	۷۶/۹۶۱
۲	۸۱/۳۶۸	۲۵/۰۴۵	۲۳	۴۴/۸۷۷	۳۲/۴۷۲
۳	۲۳/۰۱۲	۲۰۹/۲۵۸	۲۴	۹۰/۲۲۶	۲۴/۶۵۶
۴	۳۰/۷۵۶	۴۱/۰۱۹	۲۵	۱۱۵/۷۱۳	۴۴/۹۷۳
۵	۵۸/۷۴۶	۱۹/۰۰۱	۲۶	۱۸/۰۹۸	۶۶/۴۱۷
۶	۲۲/۲۷۶	۹۷/۴۱۷	۲۷	۷۴/۸۷۴	۴۷/۰۶۵
۷	۴۴/۹۳۵	۴۳/۳۴۰	۲۸	۶۳/۹۰۸	۶۷/۶۴۰
۸	۴۶/۸۸۵	۲۱/۱۳۸	۲۹	۳۲/۶۹	۲۷/۹۳۳
۹	۱۰۰/۴۴۸	۷۱/۹۵۷	۳۰	۸۵/۶۳۸	۷۶/۷۵۵
۱۰	۳۰/۸۹۱	۲۲/۰۲۶	۳۱	۴۶/۶۷۱	۱۲۷/۵۷۹
۱۱	۷۵/۷۱۸	۲۴/۲۲۳	۳۲	۲۴/۰۵۶	۲۶/۲۶۳
۱۲	۴۱/۱۲۳	۷۳/۷۷۳	۳۳	۲۰/۵۶۷	۱۷/۴۰۶
۱۳	۷۸/۲۴۱	۱۴/۰۶۶	۳۴	۹۲/۵۵۹	۵۹/۰۵۶
۱۴	۴۲/۸۱۱	۸۸/۵۱۵	۳۵	۴۵/۳۷۴	۳۸/۷۲۴
۱۵	۴۱/۹۹۳	۷۲/۶۷۱	۳۶	۵۶/۱۲۴	۶۲/۰۸۷
۱۶	۵۱/۴۱۱	۳۰/۰۳۳	۳۷	۷۰/۶۸۷	۴۲/۵۶۱
۱۷	۲۸/۰۰۲	۳۷/۱۸۲	۳۸	۷۲/۵۰۱	۸۹/۲۸۵
۱۸	۴۱/۹۸۶	۱۰/۲۱۷	۳۹	۶۷/۱۳۲	۲۳/۵۸۲
۱۹	۵۱/۱۸۶	۸۲/۲۶۹	۴۰	۲۰/۶۵۸	۴۰/۴۰۹
۲۰	۴۲/۶۷۵	۸۷/۱۶۶	۴۱	۱۵/۸۲۶	۴۲/۳۲۷
۲۱	۳۵/۵۱۶	۳۷/۰۳۴	-	-	-

نرم افزار از بین مدل‌های تک متغیره، مدل‌های $GAR(1)$ و $SM-Shifting\ Mean$ را به داده‌های

موجود برازش نداد. برای مدل $GAR(1)$ در مقدار چولگی و تابع خود همبستگی و برای مدل SM با

توجه به انتخاب تأخیرهای مختلف برای محاسبه تابع خود همبستگی خطا می‌گرفت.

نتایج مدل اتورگرسیو چند متغیره MAR همانند نتایج مدل برازش شده اتورگرسیو- میانگین

متحرک تک متغیره $ARMA(p,q)$ با قرار دادن مقدار q برابر صفر و دست یابی به مدل اتورگرسیو

تک متغیره می‌باشد، بنابراین از تکرار نتایج این مدل در این قسمت خودداری می‌کنیم.

ج- مدل سازی اتورگرسیو- میانگین متحرک همزمان^۱

برای این مدل نیز با توجه به تابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی سری اولیه شکل‌های (۲-۴) و (۳-۴) مدل $CARMA(1,1)$ برای داده‌های سالانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک پیشنهاد شد. برای انتخاب بهترین مدل، مدل‌های $CARMA(1,1)$ ، $CARMA(1,2)$ و $CARMA(1,3)$ توسط این نرم افزار به داده‌های سالانه نرمال که مقدار میانگین از آن‌ها کم شده، برازش گردید. این نرم افزار برای برازش مدل اتورگرسیو- میانگین متحرک همزمان به داده‌های سالانه در اختیار ما به صورت خودکار از داده‌هایی که میانگین از آن‌ها کسر شده به جای داده‌های استاندارد شده استفاده کرده است. پارامترهای مدل‌ها به روش گشتاورها (MOM) محاسبه و در جدول (۴-۱۶) ارائه شده‌اند.

جدول ۴-۱۶- پارامترهای مدل‌های $CARMA(1,1)$ ، $CARMA(1,2)$ و $CARMA(1,3)$

مدل	$CARMA(1,1)$	$CARMA(1,2)$	$CARMA(1,3)$
میانگین	۳/۹۱۹۲۹	۳/۹۱۹۲۹	۳/۹۱۹۲۹
واریانس	۰/۲۵۱۵۳	۰/۲۵۱۵۳	۰/۲۵۱۵۳
معیار اطلاعاتی آکائیک	-۱۷/۶۸۹	-۱۶/۴۵۹	-۱۲/۴۷
معیار اطلاعاتی شوارز	-۱۶/۹۱	-۱۴/۴۲۹	-۹/۳۳
پارامترهای اتورگرسیو			
φ_1	-۰/۱۱۴۸	-۳۲۰۲	-۰/۰۳۸۴
پارامترهای میانگین متحرک			
θ_1	-۰/۰۰۰۰۰۲	-۰/۱۸۱۶	۰
θ_2	-	۰/۲۱۵۷	۰
θ_3	-	-	۰

با توجه به جدول (۴-۱۶) مدل $CARMA(1,1)$ با داشتن کمترین مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز به عنوان بهترین مدل برای این سری زمانی شناخته شد و تولید سری جدید و مقایسه خصوصیات سری زمانی اولیه و تولید شده برای این مدل صورت می‌گیرد. خصوصیات آماری پایه سری زمانی اولیه و تولید شده در جدول (۴-۱۷) با هم مقایسه شده‌اند. نتایج این جدول نشان می‌دهد که خصوصیات آماری پایه سری تولید شده به سری اولیه نزدیک می‌باشد و نشان دهنده خوبی مدل برازش شده می‌باشد.

^۱-Contemporaneous ARMA(p,q) Model (CARMA)

جدول ۴-۱۷- مقایسه خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$

پارامتر	سری تاریخی	سری تولید شده
میانگین	۵۱/۱۳	۵۱/۱۶
انحراف معیار	۲۴/۶۴	۲۷/۱۵
ضریب تغییرات	۰/۴۸۱۸	۰/۵۲۲۱
چولگی	۰/۶۵۴۹	۱/۲۶۸
حداقل	۱۵/۸۳	۱۵/۹۸
حداکثر	۱۱۵/۷	۱۴۰/۸
تابع خود همبستگی تاخیر ۱ ($acf(1)$)	-۰/۱۱۴۷	-۰/۱۳۷۴
تابع خود همبستگی تاخیر ۲ ($acf(2)$)	-۰/۰۵۵۷	۰/۰۱۵۹۹

همچنین مقایسه حداکثر دوره خشکسالی، مقدار دبی خشکسالی، حداکثر دوره پر آبی و حداکثر دبی پر آبی و ظرفیت ذخیره سری تولید شده با سری اولیه در جدول (۴-۱۸) قابل مشاهده می‌باشد و نشان می‌دهد که نتایج به خوبی با هم قابل مقایسه هستند.

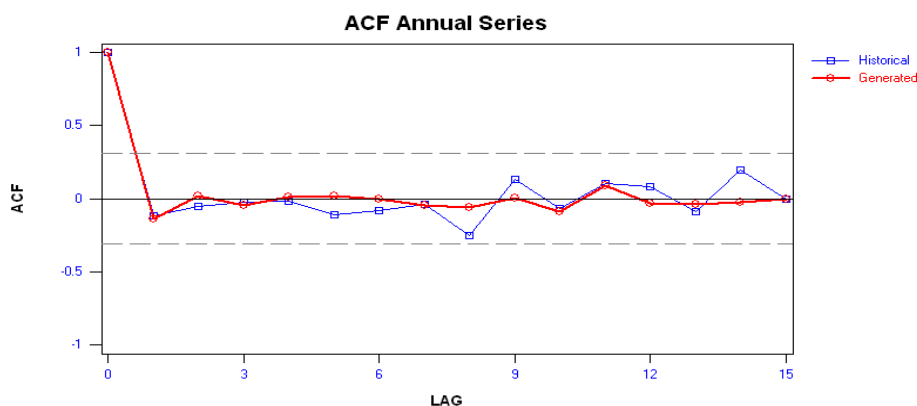
جدول ۴-۱۸- مقایسه اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$

پارامتر	سری تاریخی	سری تولید شده
حداکثر دوره خشکسالی (سال) (Longest Drought)	۴	۶/۲
مقدار دبی خشکسالی (متر مکعب در ثانیه) (Max Deficit)	۶۵/۷۸	۱۰۷/۷
حداکثر دوره پر آبی (سال) (Longest Surplus)	۴	۳/۵
حداکثر دبی پر آبی (متر مکعب در ثانیه) (Max Surplus)	۱۰۳/۷	۱۲۲/۷
ظرفیت ذخیره (میلیون متر مکعب) (Storage Capacity)	۱۱۱/۴	۱۷۶/۸

تابع خود همبستگی سری تولید شده و سری اولیه در جدول (۴-۱۹) و شکل (۴-۱۰) با یکدیگر مقایسه شده‌اند. در این جدول X و Y به ترتیب نشان دهنده تأخیر (Lag) و تابع خود همبستگی هستند.

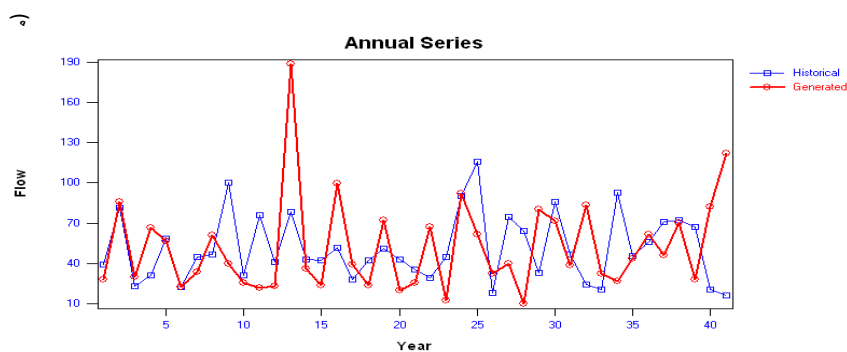
جدول ۴-۱۹- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$

X	$-Y$ سری تاریخی	$-Y$ سری تولید شده	X	$-Y$ سری تاریخی	$-Y$ سری تولید شده
۰	۱	۱	۸	-۰/۲۵۰۳	-۰/۰۵۷۸
۱	-۰/۱۱۴۶	-۰/۱۳۷۴	۹	۰/۱۳۴۰	۰/۰۰۴۲
۲	-۰/۰۵۵۷	۰/۰۱۵۹	۱۰	-۰/۰۶۵۳	-۰/۰۸۹۷
۳	-۰/۰۲۱۹	-۰/۰۴۴۵	۱۱	۰/۱۰۴۲	۰/۰۹۱۳
۴	-۰/۰۱۴۵	۰/۰۱۳۰	۱۲	۰/۰۸۳۴	-۰/۰۳۰۱
۵	-۰/۱۱۰۹	۰/۰۲۱۰	۱۳	-۰/۰۸۶۳	-۰/۰۳۶۲
۶	-۰/۰۸۲۷	-۰/۰۰۳۴	۱۴	۰/۱۹۳۵	-۰/۰۲۶۳
۷	-۰/۰۳۹۴	-۰/۰۴۷۵	۱۵	-۰/۰۰۰۳	۰



شکل ۴-۱۰- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$

سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$ در جدول (۴-۲۰) و شکل (۴-۱۱) با هم مقایسه شده‌اند. در این جدول X و Y به ترتیب نشان دهنده تعداد داده‌ها و دبی سالانه ایستگاه ایدنک می‌باشند.



شکل ۴-۱۱- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$

مدل‌های چند متغیره $CSM-CARMA(p,q)$ و غیر تجمعی فاصله‌ای سالانه^۱ به دلیل استفاده ما از داده‌های دبی سالانه یک ایستگاه هیدرومتری قابل اجرا نبودند. برای برازش مدل $CSM-CARMA(p,q)$ نیاز به معرفی ایستگاه‌های مجزا برای قسمت SM و $ARMA$ مدل می‌باشد.

^۱-Multivariate Annual (Spatial) Disaggregation

جدول ۴-۲۰- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $CARMA(1, 1)$

X	-Y سری تاریخی	-Y سری تولید شده	X	-Y سری تاریخی	-Y سری تولید شده
۱	۳۹/۳۸۵	۲۷/۶۶۶	۲۲	۲۸/۸۷۵	۶۶/۸۹۹
۲	۸۱/۳۶۸	۸۵/۹۵۴	۲۳	۴۴/۸۷۷	۱۲/۰۸۸
۳	۲۳/۰۱۲	۲۹/۹۳۲	۲۴	۹۰/۲۲۶	۹۱/۹۹۷
۴	۳۰/۷۵۶	۶۶/۸۳۲	۲۵	۱۱۵/۷۱۳	۶۱/۸۹۳
۵	۵۸/۷۴۶	۵۶/۷۹۴	۲۶	۱۸/۰۹۸	۳۱/۹۵۰
۶	۲۲/۲۷۶	۲۲/۱۵۶	۲۷	۷۴/۸۷۴	۳۹/۵۹۲
۷	۴۴/۹۳۵	۳۳/۵۵۲	۲۸	۶۳/۹۰۸	۹/۵۱۸
۸	۴۶/۸۸۵	۶۱/۱۰۳	۲۹	۳۲/۶۹	۸۰/۳۳۸
۹	۱۰۰/۴۴۸	۳۹/۶۹۹	۳۰	۸۵/۶۳۸	۷۱/۴۲۷
۱۰	۳۰/۸۹۱	۲۵/۵۳۵	۳۱	۴۶/۶۷۱	۳۸/۲۴۹
۱۱	۷۵/۷۱۸	۲۱/۷۵۷	۳۲	۲۴/۰۵۶	۸۳/۵۱۸
۱۲	۴۱/۱۲۳	۲۲/۶۳۷	۳۳	۲۰/۵۶۷	۳۲/۰۴۳
۱۳	۷۸/۲۴۱	۱۸۹/۱۷	۳۴	۹۲/۵۵۹	۲۶/۸۷۲
۱۴	۴۲/۸۱۱	۳۵/۹۲۸	۳۵	۴۵/۳۷۴	۴۳/۶۰۴
۱۵	۴۱/۹۹۳	۲۳/۲۲۰	۳۶	۵۶/۱۲۴	۶۱/۳۲۶
۱۶	۵۱/۴۱۱	۹۹/۳۸۴	۳۷	۷۰/۶۸۷	۴۵/۸۱۷
۱۷	۲۸/۰۰۲	۳۹/۲۰۹	۳۸	۷۲/۵۰۱	۷۰/۵۱۸
۱۸	۴۱/۹۸۶	۲۳/۲۳۱	۳۹	۶۷/۱۳۲	۲۸/۰۵۳
۱۹	۵۱/۱۸۶	۷۲/۴۴۰	۴۰	۲۰/۶۵۸	۸۲/۲۴۸
۲۰	۴۲/۶۷۵	۱۹/۵۷۹	۴۱	۱۵/۸۲۶	۱۲۲/۳۹
۲۱	۳۵/۵۱۶	۲۵/۲۶۷	-	-	-

۴-۲-۲- داده‌های ماهانه

در قسمت برازش مدل‌های ماهانه، از آمار دبی ماهانه ۴۱ ساله از سال‌های ۴۸-۱۳۴۷ تا

۸۸-۱۳۸۷ ایستگاه هیدرومتری ایدنک استفاده گردید.

آمار ماهانه در جدول (۴-۲۱) آورده شده است. داده‌های ماهانه به نرم افزار ۲۰۰۷ SAMS معرفی

شدند و سری زمانی اولیه برای داده‌های دبی ماهانه ایستگاه ایدنک به صورت کلی در شکل (۴-۱۲)

قابل مشاهده است. از تکرار سری زمانی داده‌های ماهانه به صورت ماه به ماه در این جا به این دلیل

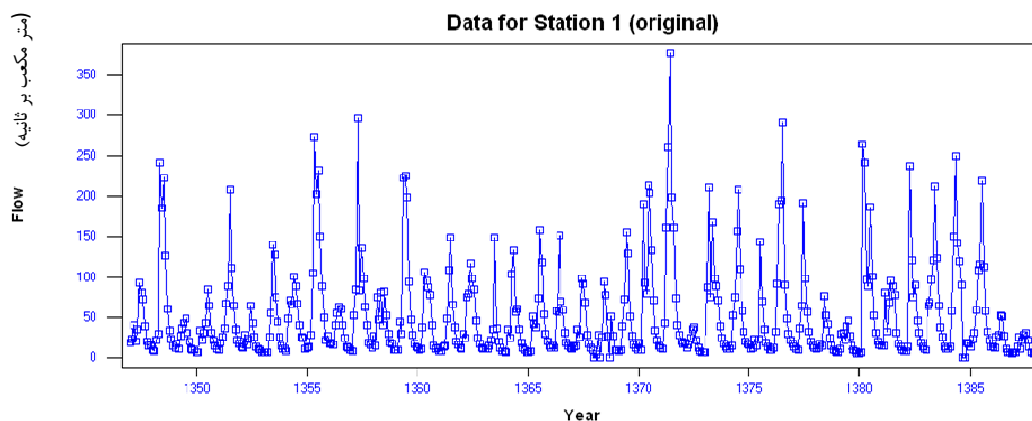
که در قسمت مقایسه سری‌های زمانی تاریخی و تولید شده ارائه شده‌اند، خودداری می‌کنیم.

جدول ۴-۲۱- آمار دبی ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک واقع بر رودخانه مارون برای سال‌های آبی ۱۳۴۷-۴۸ تا ۱۳۸۷-۸۸ (متر مکعب بر ثانیه)

شهریور	مرداد	تیر	خرداد	اردیبهشت	فروردین	اسفند	بهمن	دی	آذر	آبان	مهر	سال آبی
۱۶/۳۷۸	۱۴/۳۴۸	۲۰/۲۵۸	۳۸/۸۰۹	۷۱/۸۹۴	۸۰/۰۴۶	۹۳/۲۹۶	۳۴/۸۲۳	۲۰/۱۸۳	۴۰/۳۷۶	۲۳/۵۱۳	۱۸/۷	۱۳۴۷-۴۸
۱۵/۳۰۶	۲۳/۲۸۴	۳۳/۵۰۶	۵۹/۸۵۱	۱۲۵/۸۵۸	۲۳۲/۵۸۱	۱۸۵/۴۱۴	۲۴۱/۳۳۳	۳۰/۱۸۳	۲۲/۱۶	۸/۶۴۲	۹/۳	۱۳۴۸-۴۹
۹/۷۵۸	۱۰/۰۲۴	۱۱/۳۱۱	۲۰/۳۴۸	۳۰/۵۳۹	۴۷/۷۱۹	۴۳/۴۶۶	۳۶/۵۲۳	۲۶/۸۳۷	۱۱/۱۶	۱۶/۹۴۷	۱۱/۵۱۳	۱۳۴۹-۵۰
۱۱/۲۱۹	۱۴/۶	۲۱/۸۷۱	۳۰/۶۰۶	۶۴/۷۷۱	۸۳/۹۴۵	۴۳/۰۷۹	۳۰/۴۹۳	۲۱/۸۶۳	۳۳/۵۵	۶/۳۲۷	۶/۷۵۷	۱۳۵۰-۵۱
۱۸/۰۲۳	۲۲/۰۸۴	۳۴/۶۷۷	۶۴/۳۲۹	۱۱۱/۹۷۷	۲۰۷/۹۶۸	۸۸/۳۳۳	۶۶/۹	۲۵/۷۴۳	۲۶/۰۶۳	۱۸/۸۰۶	۱۰/۱۴۲	۱۳۵۱-۵۲
۷/۱۷۵	۸/۹۷۲	۱۰/۷۲۳	۱۲/۳۲۳	۲۵/۲	۴۳/۵۱	۶۴/۱۰۳	۲۲/۲۹	۱۶/۶۹۷	۲۸/۶۰۴	۱۱/۶۷۷	۱۴/۰۴	۱۳۵۲-۵۳
۱۰/۵۲۸	۱۴/۸۲۹	۲۵/۴۶۸	۴۲/۷۵۸	۷۵/۵۲۳	۱۲۷/۱۲۹	۱۴۰/۱۲۸	۵۵/۴۹۷	۲۵/۵۵۷	۷/۴۵	۶/۵۵۸	۶/۹۹	۱۳۵۳-۵۴
۱۱/۴۵۱	۲۳/۸۲۶	۲۵/۹۲۶	۴۰/۷۰۶	۶۷/۵۸۱	۸۸/۳۵۵	۱۰۰/۳۶۶	۶۵/۵۳	۷۱/۰۵۳	۴۸/۵۷	۸/۷۴۳	۱۰/۵۴	۱۳۵۴-۵۵
۲۷/۴۸۴	۲۱/۰۹۷	۴۹/۹۹۷	۸۸/۳۴۲	۱۵۰/۳۵۵	۲۳۲/۵۰۵	۲۰۲/۰۶۷	۲۷۳/۹۱۲	۱۰/۴۴۹	۲۷/۷۱۵	۱۴/۰۳۸	۱۲/۳۷۷	۱۳۵۵-۵۶
۹/۱۶۱	۱۲/۴۱۹	۱۴	۲۲/۹۰۳	۴۰/۴۶۵	۵۹/۹۴۸	۶۲/۷۲۴	۵۵/۱۸	۴۰/۳۸	۱۶/۲۰۳	۱۸/۹۷	۱۷/۴۳۳	۱۳۵۶-۵۷
۱۲/۸۰۱	۱۵/۹۰۳	۱۸/۹۳۵	۴۰/۲۹۷	۶۳/۵۷۱	۹۷/۹۰۳	۱۳۵/۹۱۳	۸۲/۸۶۳	۲۹/۶۶	۸۴/۰۴۳	۵۲/۱۰۳	۷/۶۷۹	۱۳۵۷-۵۸
۹/۷۰۳	۱۶/۹۶۱	۱۹/۲۵۸	۲۹/۱۴۵	۵۱/۸۹۳	۸۱/۵۲۹	۴۰/۳۹	۸۰/۶۹۳	۴۶/۷۴۷	۷۵/۱۵۷	۱۵/۴۲۵	۲۶/۶۷۷	۱۳۵۸-۵۹
۱۳/۳۶۸	۱۷/۴۴۲	۲۸/۳۸۴	۴۶/۸۹۷	۹۳/۴۳۹	۱۹۸/۲۲۵	۲۲۵/۶۱۷	۲۲۲/۷۵	۲۹/۹۰۷	۴۴/۱۲	۹/۴۸۹	۹/۲۶۲	۱۳۵۹-۶۰
۱۱/۵۶۱	۱۱/۱۱۴	۴۱۹/۱۵	۳۹/۷۸۱	۷۷/۹۱۶	۸۷/۶۹۴	۹۴/۹۸۶	۱۰۵/۸۷۳	۳۷/۱۵۷	۱۰/۷۷۳	۹/۸۳۸	۱۱/۶۲	۱۳۶۰-۶۱
۱۲/۸۲۳	۱۵/۹۲۳	۲۰/۲۷۴	۳۷/۳۳۵	۶۶/۱	۱۴۹/۲۵۸	۱۰۹/۴۱۴	۴۷/۷۵۷	۱۴/۴۳	۱۳/۶۳	۸/۵۲۶	۸/۴۴۵	۱۳۶۱-۶۲
۱۲/۲۷۱	۱۷/۲۷۱	۲۴/۵۴۵	۴۵/۵۸۷	۸۴/۲۰۶	۹۸/۶۳۹	۱۱۶/۲۴۸	۷۸/۹۱۷	۷۵/۴۳۳	۲۴/۳۵۳	۲۹/۱۰۷	۱۰/۳۴۷	۱۳۶۲-۶۳
۷/۵۳۹	۸/۶۲۳	۱۱/۵۹	۱۹/۶۹۳	۳۵/۶۶۱	۱۴۸/۶۶۱	۳۵/۲۱۷	۲۱/۸۴۳	۱۴/۶۶	۱۱/۳۶۲	۱۰/۴۵۱	۱۰/۷۲	۱۳۶۳-۶۴
۷/۲۹۴	۹/۴۷۴	۱۲/۵۹۶	۱۹/۲۴۵	۳۴/۵۲۳	۶۰/۴۸۱	۵۷/۰۹۳	۱۳۳/۰۸	۱۰/۳۱۷	۲۴/۸۰۳	۳۴/۸۲۱	۷/۲۵۹	۱۳۶۴-۶۵
۱۵	۲۰/۲۹	۲۹/۳۱	۵۴/۳۵۸	۱۱۸/۲۲۳	۱۵۸/۹۳۹	۷۳/۷۲۴	۳۷/۲۴	۴۱/۸۲۷	۵۰/۸۲۳	۷/۹۰۲	۶/۸۴۷	۱۳۶۵-۶۶
۱۲/۵۴۸	۱۵/۲۵۲	۱۸/۷۳۹	۳۰/۷۰۳	۵۹/۶۹۷	۷۰/۳۱۹	۱۵۲/۲۴۷	۵۵/۸۹	۵۸/۳۹۷	۱۱/۸۸۱	۱۴/۶۴	۱۱/۷۹	۱۳۶۶-۶۷
۹/۹۳۵	۱۱/۶۸۶	۱۶/۸۷۱	۲۸/۶۵۲	۶۹/۰۷۴	۹۱/۰۵۵	۹۸/۲۰۳	۲۶/۰۷۷	۳۴/۵۸	۱۵/۲۱۷	۱۴/۰۴۱	۱۰/۷۹۷	۱۳۶۷-۶۸

ادامہ جدول ۲۱-۴

سال آبی	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
۱۳۶۸-۶۹	۰	۳/۵۵۲	۲۸/۹۳۳	۰/۶۸	۲۵/۷۴	۹۳/۵۵۲	۷۸/۰۰۹	۲۷/۵۵۸	۰	۵۱/۲۹	۲۷/۲۲۶	۹/۹۳۵
۱۳۶۹-۷۰	۹/۲۰۸	۸/۵۱۱	۹/۸۱۶	۳۸/۴۳۴	۷۲/۱۸	۱۵۵/۰۹۷	۱۳۸/۴۹	۵۱/۵۹۴	۲۷/۱۸۱	۱۶/۵۶۱	۱۷/۰۹۷	۹/۳۵۵
۱۳۷۰-۷۱	۱۹/۴۷۱	۸/۹۱۸	۱۹۰/۶	۹۲/۲۵	۷۸/۸۱۷	۲۱۳/۹۸۷	۲۰۴/۰۰۳۳	۱۳۳/۱۹۴	۷۱/۰۰۶	۳۴/۳۷۷	۲۰/۹۷۱	۱۵/۱۸۷
۱۳۷۱-۷۲	۱۲/۷۰۳	۱۱/۲۵۷	۴۲/۳۷	۱۶۱/۳۵۷	۲۶۰/۴۳۳	۳۷۷/۱۱۷۲	۱۹۷/۸۰۷	۱۶۱/۱۲۹	۷۴/۱۳۵	۴۰/۵۷۱	۲۸/۰۸۴	۲۰/۶۴۲
۱۳۷۲-۷۳	۱۷/۴۱	۱۸/۶۴۷	۱۲/۶۹۳	۱۵/۶۲۳	۲۳/۶۴۳	۳۴/۴۱۷	۳۷/۷۸۷	۲۲/۰۱۳	۱۲/۲۰۶	۸/۷۲۶	۷/۲۸۸	۶/۵۲۶
۱۳۷۳-۷۴	۶/۷۷۱	۸۶/۶۷۶	۲۱۱/۲۶۷	۷۵/۰۳۳	۱۶۷/۷۶۷	۹۸/۱۰۳	۸۹/۲۹	۷۰/۵۴۸	۲۸/۳۵۵	۲۴/۲۹	۱۷/۰۹۷	۱۲/۲۹
۱۳۷۴-۷۵	۱۱/۴۲۷	۱۰/۱۷۳	۱۵/۲۳۳	۵۱/۷۸	۷۴/۷۱۳	۱۵۷/۴۲۸	۲۰۸/۷۱	۱۰۹/۶۲۳	۵۷/۲۲۳	۳۲/۶۱۶	۲۰/۶۹	۱۷/۲۸۱
۱۳۷۵-۷۶	۱۶/۰۱۳	۱۰/۵۰۵	۱۲/۶۰۳	۲۲/۳۸۳	۱۵/۱۸	۲۳/۱۹۷	۱۴۳/۷۶۸	۷۰/۲۴۵	۳۵/۰۴۵	۱۹/۴۱۳	۱۳/۰۳۳	۹/۸۹۷
۱۳۷۶-۷۷	۸/۹۴۷	۱۱/۹۳۹	۳۲/۸۱	۹۱/۰۲۷	۱۹۱/۱۳۳	۱۹۴/۵۵۲	۲۹۱/۰۶۵	۸۹/۷۹	۴۸/۴۷۵	۲۹/۷۳۹	۲۱/۱۷۸	۱۶/۹۹۵
۱۳۷۷-۷۸	۱۳/۵۶	۱۱/۲۵۱	۹/۸۱۱	۳۶/۴۶۱	۶۲/۸۱۷	۱۹۲/۱۱۷	۹۷/۵۱۹	۵۷/۰۰۳	۳۱/۹۰۶	۱۹/۹۲۳	۱۴/۷۵۲	۱۱/۹۱۹
۱۳۷۸-۷۹	۱۰/۳۹	۱۲/۴۸	۱۷/۰۴۷	۱۵/۱۸۳	۷۵/۹۳۷	۵۲/۶۲۱	۴۱/۰۶۴	۲۴/۶۷۷	۱۴/۷۸۱	۱۰/۰۴۲	۷/۶۸۱	۶/۵۸۷
۱۳۷۹-۸۰	۶/۷۴۱	۱۰/۱۶۴	۲۹/۰۷۳	۳۰/۷۹۳	۲۲/۰۴۳	۳۹/۱۴	۴۵/۲۰۶	۲۶/۲۹	۱۴/۵۸۲	۹/۱۲۴	۷/۵۰۷	۵/۷۰۱
۱۳۸۰-۸۱	۵/۷۴۲	۶/۶۱۵	۲۶۴/۸۳۶	۲۴۰/۹۸۷	۹۶/۸۸	۸۸/۱۶۹	۱۸۶/۸۷۱	۱۰۱/۱۲۶	۵۲/۹۹	۳۰/۶۰۳	۱۹/۹۸۴	۱۵/۹۰۳
۱۳۸۱-۸۲	۱۵/۱	۱۴/۸۷۳	۸۰/۶۱۳	۳۲/۵۹۷	۶۷/۸۸۳	۹۵/۳۴۶	۸۸/۴۲۹	۷۷/۷۱	۳۱/۰۱	۱۷/۷۱	۱۳/۴	۹/۸۱۵
۱۳۸۲-۸۳	۸/۰۱	۷/۷۹۷	۱۳/۰۶۵	۲۳۷/۷۷۷	۱۲۰/۹۴۷	۷۵/۵۴۸	۸۹/۴۱	۴۶/۱۷۷	۳۱/۳۱۶	۱۸/۷۴۸	۱۳/۹۲۳	۱۰/۷۶۹
۱۳۸۳-۸۴	۹/۶۸۵	۶۶/۵۲۱	۶۹/۱۳۷	۹۷/۰۲۷	۱۲۰/۴۷	۲۱۱/۸۵	۱۲۳/۷۰۳	۶۳/۹۶۸	۳۷/۰۴۵	۲۵/۵۱۹	۱۳/۹۸۸	۱۱/۲۳
۱۳۸۴-۸۵	۱۰/۴۸۶	۱۴/۱۷۵	۵۷/۲۵	۱۵۰/۱۹	۲۵۰/۰۲۳	۱۴۲/۲۰۷	۱۱۹/۲۱۳	۸۹/۷۸۷	۰	۰	۱۹/۴۵۷	۱۷/۲۲
۱۳۸۵-۸۶	۱۳/۷۵۷	۲۲/۶۳۳	۳۰/۴۹	۵۸/۸۳۷	۱۰۸/۱۲	۱۱۵/۴۱	۲۱۸/۷۷۴	۱۱۳/۱۶۱	۵۷/۵۳۹	۳۲/۷۸۱	۲۱/۱۱۷۷	۱۲/۹۰۵
۱۳۸۶-۸۷	۱۳/۹۰۷	۱۲/۲۴	۲۶/۲۱۷	۲۸/۳۷۷	۵۲/۴۶۳	۵۱/۴۱۴	۲۶/۴۳۹	۱۱/۰۸	۷/۲۷۵	۶/۴۵۷	۵/۶۵۲	۶/۳۷۷
۱۳۸۷-۸۸	۶/۲۵۳	۱۲/۷۴۲	۲۶/۱۹۵	۱۰/۱۹۲	۲۱/۷۲	۲۸/۸۹۷	۳۱	۲۱/۳۱۳	۱۳/۳۳۹	۶/۷۲۸	۴/۹۰۳	۵/۶۲۸

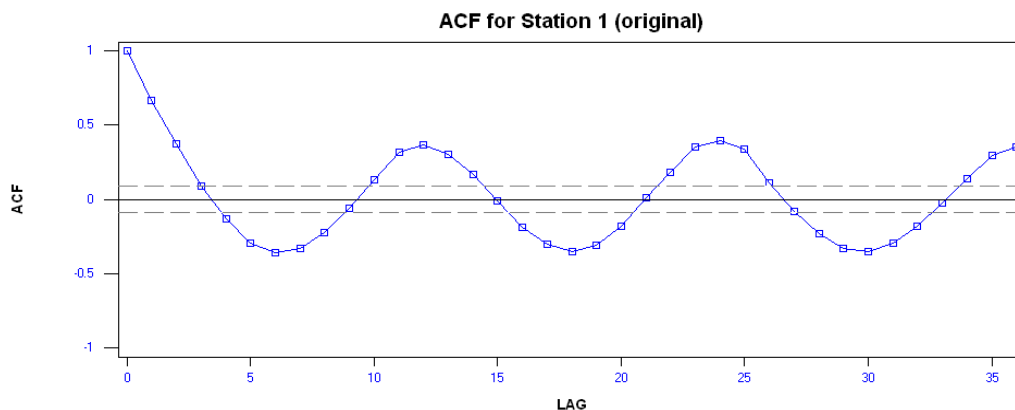


شکل ۴-۱۲- سری زمانی ماهانه دبی ایستگاه هیدرومتری ایدنک واقع بر رودخانه مارون برای سال‌های آبی ۴۸- تا ۱۳۴۷-۸۸ تا ۱۳۸۷

مقادیر تابع خود همبستگی سری کلی ماهانه در جدول (۴-۲۲) و شکل (۴-۱۳) آورده شده‌اند. این تابع برای داده‌های ماهانه تغییرات متناوب و دوره‌ای را نشان می‌دهد و دلیل آن این است که تابع خود همبستگی قبل از برطرف کردن میانگین و انحراف معیار پریودیک از سری اولیه محاسبه و رسم شده است.

جدول ۴-۲۲- تابع خود همبستگی سری ماهانه داده‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک

ACF	X	ACF	X
-۰/۳۰۸۳	۱۹	۱	۰
-۰/۱۷۹۶	۲۰	۰/۶۶۱۶	۱
۰/۰۱۲۳	۲۱	۰/۳۷۰۶	۲
۰/۱۷۸۳	۲۲	۰/۰۸۶۲	۳
۰/۳۴۹۱	۲۳	-۰/۱۳۳۸	۴
۰/۳۹۷۲	۲۴	-۰/۲۹۲	۵
۰/۳۳۶۷	۲۵	-۰/۳۵۵۹	۶
۰/۱۱۳۲	۲۶	-۰/۳۲۹۷	۷
-۰/۰۸۳۲	۲۷	-۰/۲۲۵۶	۸
-۰/۲۲۹۹	۲۸	-۰/۰۶۱۱	۹
-۰/۳۳۲۴	۲۹	۰/۱۲۹۲	۱۰
-۰/۳۵۲۷	۳۰	۰/۳۱۶۴	۱۱
-۰/۲۹۴۶	۳۱	۰/۳۶۸۴	۱۲
-۰/۱۸۲۱	۳۲	۰/۲۹۹۱	۱۳
-۰/۰۲۳۶	۳۳	۰/۱۶۷۴	۱۴
۰/۱۴۱۵	۳۴	-۰/۰۱۳۵	۱۵
۰/۲۹۴۱	۳۵	-۰/۱۸۹۳	۱۶
۰/۳۴۹۵	۳۶	-۰/۳۰۲۵	۱۷
-	-	-۰/۳۵۱۱	۱۸



شکل ۴-۱۳- تابع خود همبستگی سری کلی ماهانه داده‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنگ

همچنین مقادیر توابع خود همبستگی سری ماهانه به صورت ماه به ماه توسط ۲۰۰۷ SMAS

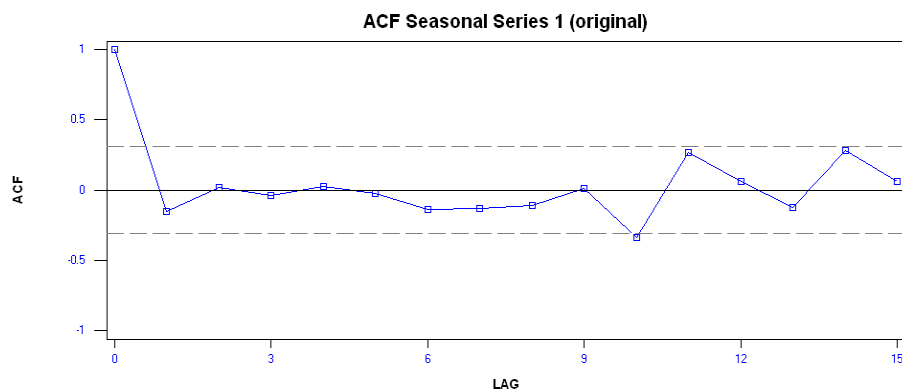
محاسبه شده‌اند و در جدول (۴-۲۳) و شکل‌های (۴-۱۴) تا (۴-۲۵) آورده شده‌اند.

جدول ۴-۲۳- توابع خود همبستگی سری ماهانه به صورت ماه به ماه

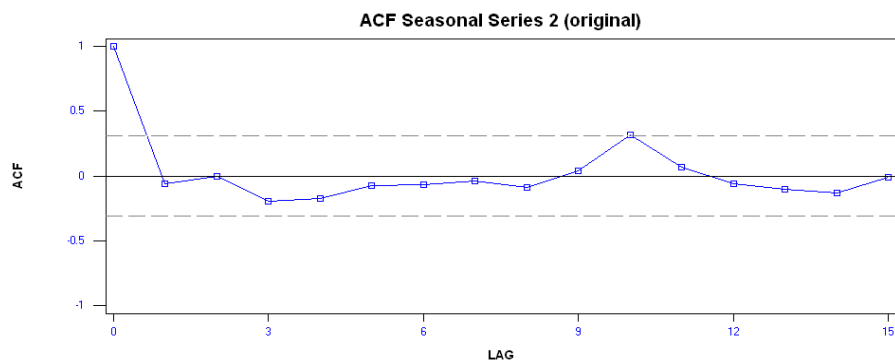
ACF(اسفند)	ACF(بهمن)	ACF(دی)	ACF(آذر)	ACF(آبان)	ACF(مهر)	X
۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰
-۰/۰۱۲۲	-۰/۱۴۴۴	-۰/۰۴۲۸	-۰/۰۱۴۷	-۰/۰۶۱۲	-۰/۱۵۰۶	۱
-۰/۰۲۹۷	۰/۰۳۰۱	۰/۲۵۱۷	-۰/۱۵۶۶	-۰/۰۰۶۴	۰/۰۱۷۷	۲
-۰/۰۷۵۸	-۰/۱۵۸۷	-۰/۰۸۴۵	۰/۱۹۹۵	-۰/۱۹۷۰	-۰/۰۳۸۷	۳
-۰/۱۷۲۵	-۰/۰۶۴۱	-۰/۰۹۶۸	-۰/۱۳۸۵	-۰/۱۷۶۵	۰/۰۲۲۷	۴
-۰/۰۰۲۷	۰/۰۰۴۵	-۰/۱۵۵۸	-۰/۱۲۹۷	-۰/۰۷۶۹	-۰/۰۲۴۴	۵
۰/۰۶۴۵	-۰/۲۰۱۸	-۰/۱۱۴۳	-۰/۱۵۷۴	-۰/۰۶۶۳	-۰/۱۴۰۲	۶
۰/۰۸۴۵	۰/۱۷۱۶	-۰/۰۳۰۷	۰/۱۹۵۳	-۰/۰۴۱۳۳	-۰/۱۳۱۱	۷
-۰/۲۱۹۳	-۰/۲۵۵۷	-۰/۱۴۷۳	۰/۰۰۷۹	-۰/۰۸۶۶	-۰/۱۱۱۷	۸
-۰/۰۷۴۹	۰/۰۱۲	۰/۱۴۸۶	-۰/۱۱۴۳	۰/۰۳۶۹	۰/۰۰۷۵	۹
-۰/۱۴۷۲	-۰/۱۶۰۶	-۰/۱۰۱۳	۰/۲۶۲۳	۰/۳۱۹۹	-۰/۳۳۹۸	۱۰
۰/۰۱۵۶	۰/۱۷۵۹	۰/۰۱۹۹	۰/۰۳۵۲	۰/۰۶۷۶	۰/۲۶۷۳	۱۱
۰/۲۲۸۲	۰/۱۲۱۹	-۰/۰۲۰۵	-۰/۰۴۴۶	-۰/۰۵۹۴	۰/۰۶۲۴	۱۲
-۰/۰۸۳۸	۰/۰۱۵۱	۰/۰۵۶۳	۰/۰۲۵۳	-۰/۱۰۶۱	-۰/۱۲۲۸	۱۳
۰/۱۵۱۶	۰/۰۹۳۵	۰/۱۰۷۱	-۰/۰۵۵۲	-۰/۱۳۰۷	۰/۲۸۲۳	۱۴
۰/۰۰۴۸	-۰/۱۲۹۶	-۰/۱۲۰۸	-۰/۰۵۴۲	-۰/۰۱۱۳	۰/۰۵۹۷	۱۵

ادامه جدول ۴-۲۳

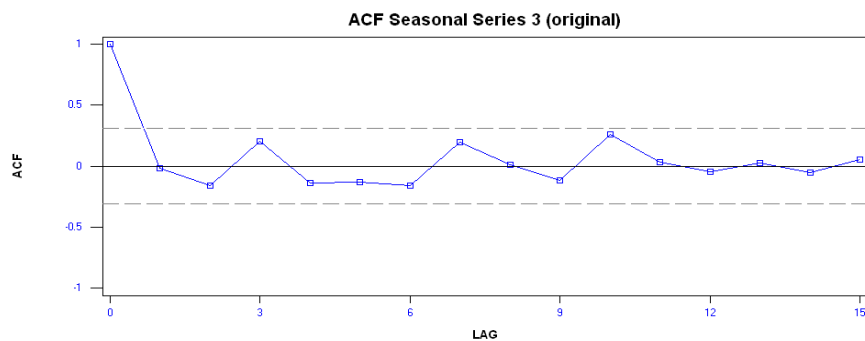
X	ACF(فروردین)	ACF(اردیبهشت)	ACF(خرداد)	ACF(تیر)	ACF(مرداد)	ACF(شهریور)
۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱
۱	-۰/۲۰۳۶	-۰/۰۹۳۲	-۰/۱۲۱۵	-۰/۲۲۲۰	-۰/۱۱۴۳	-۰/۰۹۵۹
۲	-۰/۱۱۵۳	-۰/۳۲۶۹	-۰/۱۴۲۵	-۰/۰۱۹۵	-۰/۲۸۸۸	-۰/۲۱۷۵
۳	-۰/۳۱۳۶	-۰/۰۸۶۱	-۰/۰۳۹۸	۰/۲۹۲۷	۰/۳۲۹۲	-۰/۰۹۸۳
۴	-۰/۱۲۴۳	۰/۱۵۱۷	۰/۱۲۲۱	-۰/۱۲۷۰	-۰/۱۰۶۰	۰/۲۰۴۵
۵	۰/۰۴۰۱	۰/۱۰۶۴	۰/۱۱۸۲	-۰/۰۱۴۳	-۰/۰۷۹۰	-۰/۰۷۵۰
۶	۰/۰۸۲۰	-۰/۰۴۱۶	۰/۰۱۳	۰/۱۲۲۰	-۰/۰۸۴۵	۰/۰۲۴۷
۷	-۰/۱۱۹۲	-۰/۱۲۷۲	-۰/۰۷۱۹	-۰/۰۵۵۲	-۰/۱۳۷۷	-۰/۰۸۳۷
۸	-۰/۰۳۶۹	-۰/۱۶۲۷	-۰/۱۵۸۶	-۰/۱۱۰۶	-۰/۰۰۳۷	-۰/۰۰۸۷
۹	۰/۰۵۹۰	۰/۰۸۷۷	۰/۰۶۳۹	۰/۰۹۳۶	۰/۰۸۶۴	۰/۰۰۴۱
۱۰	-۰/۰۳۴۶	۰/۱۱۴۷	۰/۰۲۱۸	-۰/۱۸۵۵	-۰/۱۴۹۸	۰/۰۵۸۰
۱۱	۰/۰۲۹۸	۰/۰۹۸۱	۰/۰۹۰۴	-۰/۰۷۹۱	۰/۰۰۶۵	۰/۰۳۹۳
۱۲	-۰/۱۱۳۹	-۰/۰۷۶۹	۰/۰۰۱۳	۰/۰۵۷۱	-۰/۰۲۴۶	-۰/۱۰۸۵
۱۳	-۰/۱۳۲۷	-۰/۲۷۵۵	-۰/۳۶۳۸	-۰/۱۱۴۵	-۰/۱۵۸۹	-۰/۱۶۵۱
۱۴	۰/۰۷۰۳	۰/۲۰۵۵	۰/۰۶۱۴	۰/۰۱۸۴	۰/۲۲۸۲	۰/۰۹۰۸
۱۵	۰/۲۲۰۹	۰/۱۱۲۷	۰/۱۵۶۹	۰/۱۹۲۲	۰/۰۵۴۹	۰/۱۰۹۴



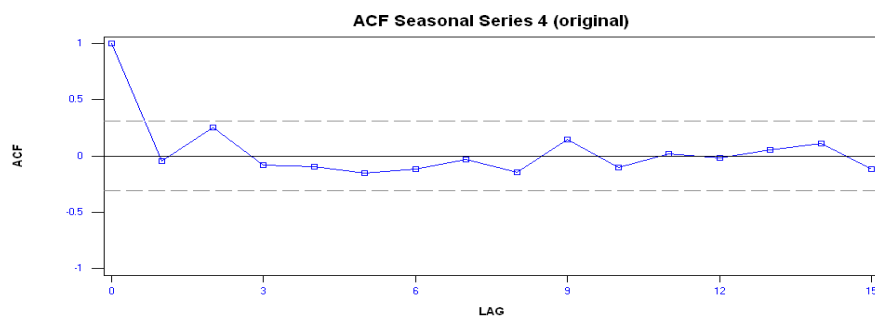
شکل ۴-۱۴- تابع خود همبستگی مهر ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



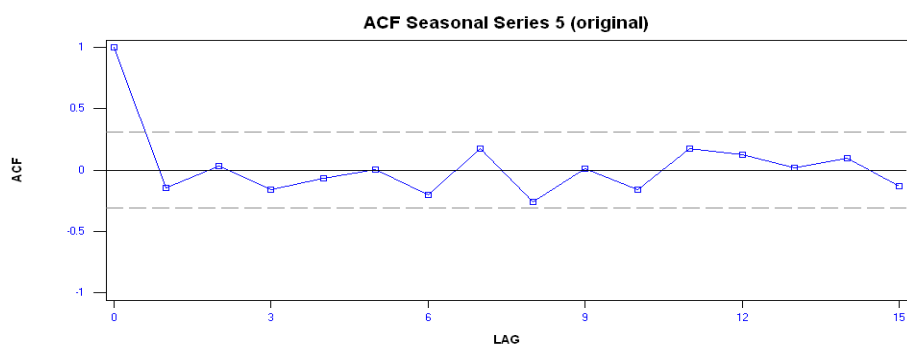
شکل ۴-۱۵- تابع خود همبستگی آبان ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



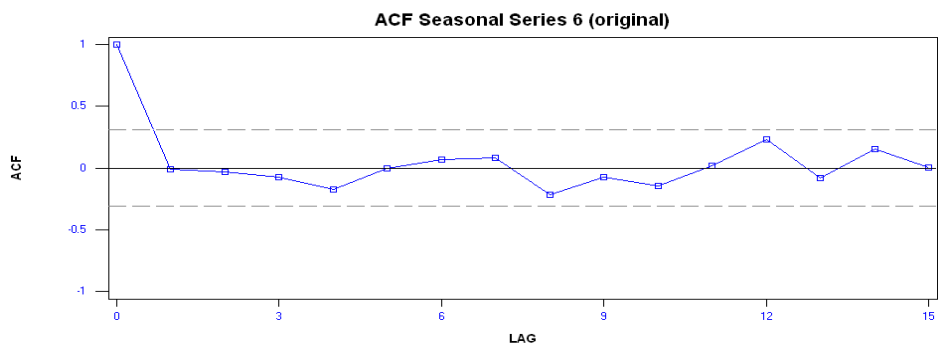
شکل ۴-۱۶- تابع خود همبستگی آذر ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



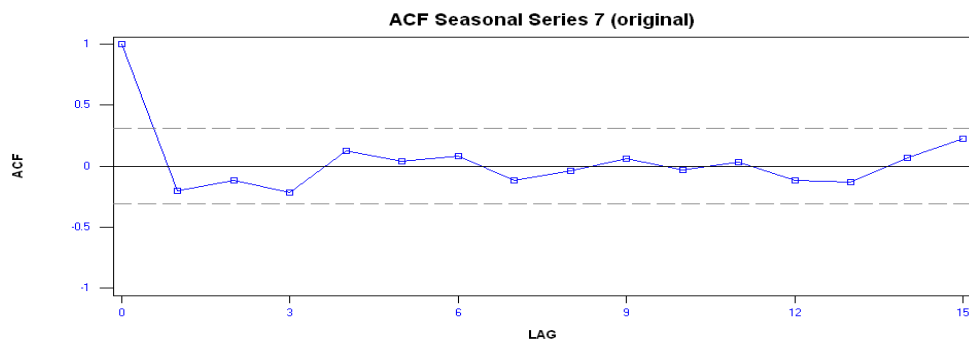
شکل ۴-۱۷- تابع خود همبستگی دی ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



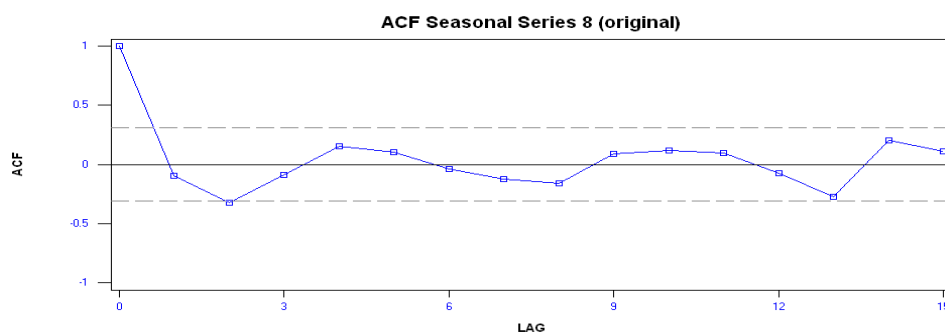
شکل ۴-۱۸- تابع خود همبستگی بهمن ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



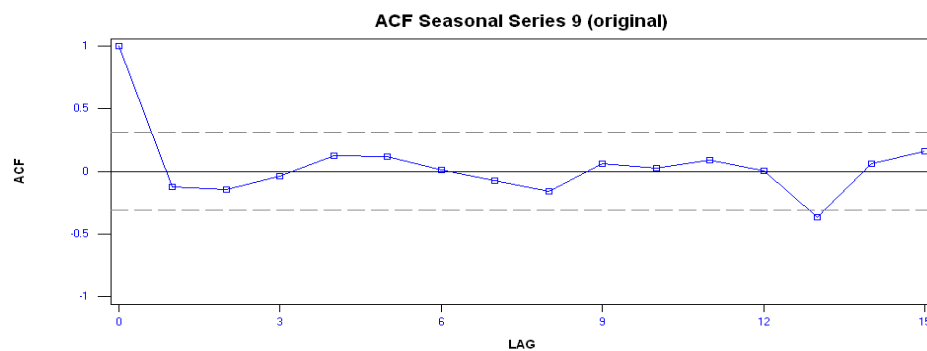
شکل ۴-۱۹- تابع خود همبستگی اسفند ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



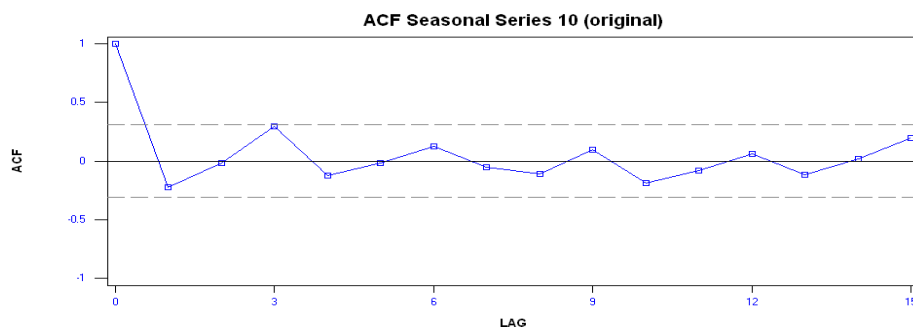
شکل ۴-۲۰- تابع خود همبستگی فروردین ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷



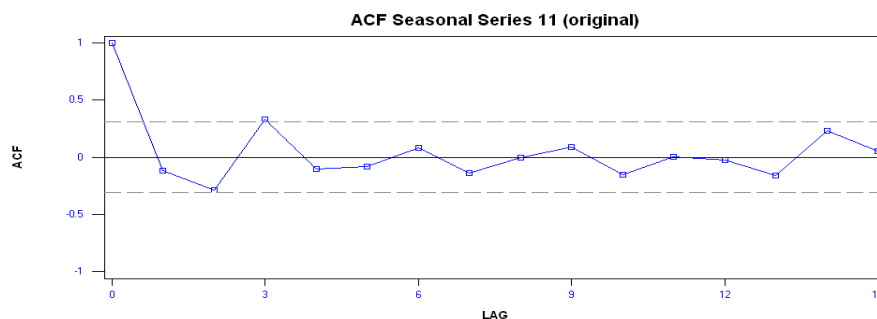
شکل ۴-۲۱- تابع خود همبستگی اردیبهشت ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷



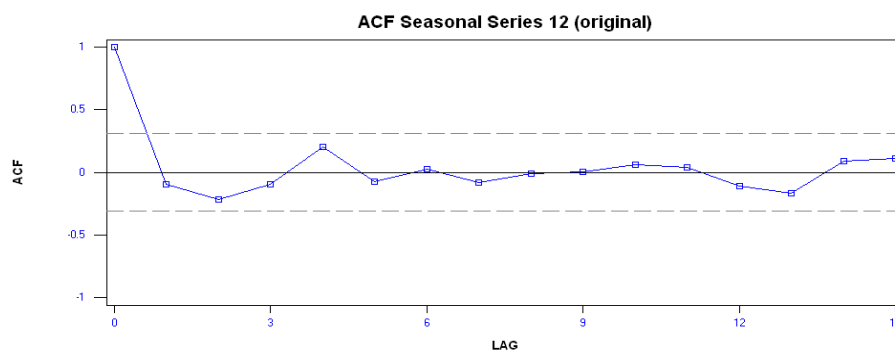
شکل ۴-۲۲- تابع خود همبستگی خرداد ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷



شکل ۴-۲۳- تابع خود همبستگی تیر ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷

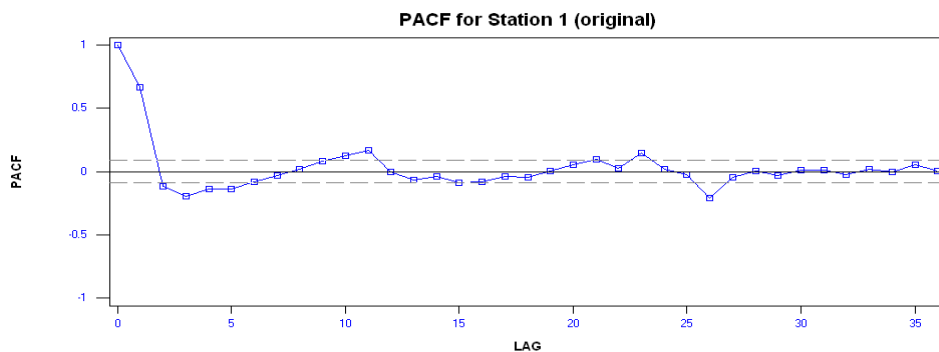


شکل ۴-۲۴- تابع خود همبستگی مرداد ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



شکل ۴-۲۵- تابع خود همبستگی شهریور ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷

مقادیر تابع خود همبستگی جزئی سری کلی ماهانه در جدول (۴-۲۴) و شکل (۴-۲۶) آورده شده است. این تابع نیز همانند تابع خود همبستگی برای داده‌های ماهانه تغییرات متناوب و دوره‌ای نشان می‌دهد و علت این می‌باشد که تابع خود همبستگی جزئی نیز قبل از برطرف کردن میانگین و انحراف معیار پریودیک از سری اولیه محاسبه و رسم شده است.



شکل ۴-۲۶- تابع خود همبستگی جزئی سری کلی ماهانه داده‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک

جدول ۴-۲۴- تابع خود همبستگی جزئی سری کلی ماهانه داده‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک

PACF	X	PACF	X
۰/۰۰۱۶	۱۹	۱	۰
۰/۰۵۳۵	۲۰	۰/۶۶۲۴	۱
۰/۰۹۷۹	۲۱	-۰/۱۱۸۹	۲
۰/۰۲۲۲	۲۲	-۰/۱۹۷۶	۳
۰/۱۴۳۷	۲۳	-۰/۱۴۰۶	۴
۰/۰۲۱۲	۲۴	-۰/۱۴۱۱	۵
-۰/۰۲۶۲	۲۵	-۰/۰۸۱۵	۶
-۰/۲۱۱۷	۲۶	-۰/۰۳۱۱	۷
-۰/۰۴۴۱	۲۷	۰/۰۱۸۱	۸
۰/۰۰۲۹	۲۸	۰/۰۸۰۵	۹
-۰/۰۳۳۸	۲۹	۰/۱۲۱۹	۱۰
۰/۰۱۰۷	۳۰	۰/۱۶۸۲	۱۱
۰/۰۱۱۰	۳۱	-۰/۰۰۴۱	۱۲
-۰/۰۲۷۷	۳۲	-۰/۰۶۶۴	۱۳
۰/۰۱۹۱	۳۳	-۰/۰۳۶۹	۱۴
-۰/۰۰۳۵	۳۴	-۰/۰۸۸۱	۱۵
۰/۰۵۱۳	۳۵	-۰/۰۸۲۵	۱۶
۰/۰۰۱۷	۳۶	-۰/۰۳۹۱	۱۷
-	-	-۰/۰۴۵۵	۱۸

همچنین مقادیر توابع خود همبستگی جزئی سری ماهانه به صورت ماه به ماه که توسط SMAS

۲۰۰۷ محاسبه شده‌اند و در جدول (۴-۲۵) و شکل‌های (۴-۲۷) تا (۴-۳۸) قابل مشاهده هستند.

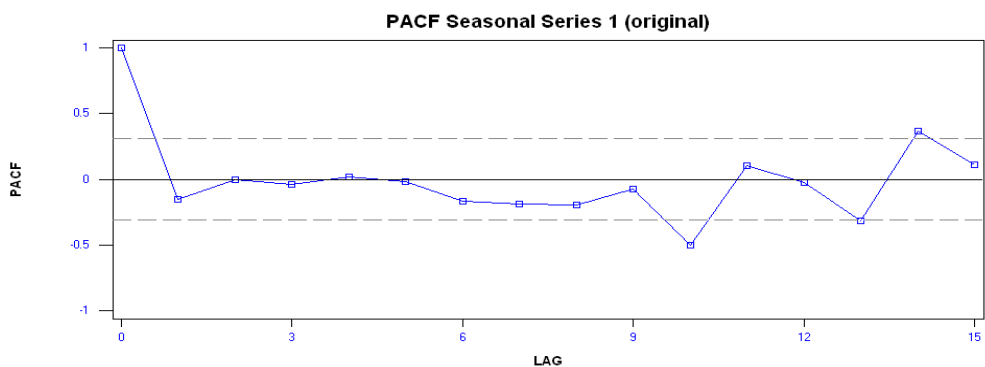
جدول ۴-۲۵- توابع خود همبستگی جزئی سری ماهانه به صورت ماه به ماه

PACF(اسفند)	PACF(بهمن)	PACF(دی)	PACF(آذر)	PACF(آبان)	PACF(مهر)	X
۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰
-۰/۰۱۲۶	-۰/۱۴۷۷	-۰/۰۴۳۵	-۰/۰۱۴۷	-۰/۰۶۱۳	-۰/۱۵۴۹	۱
-۰/۰۳۱۶	۰/۰۱۳۹	۰/۲۵۵۷	-۰/۱۵۷۷	-۰/۰۱۰۰	-۰/۰۲۴	۲
-۰/۰۸۱۰	-۰/۱۶۳۹	-۰/۰۶۵۷	۰/۱۹۹۱	-۰/۱۹۹۹	-۰/۰۳۷	۳
-۰/۱۸۸۴	-۰/۱۳۱۲	-۰/۱۹۳۸	-۰/۱۷۲۹	-۰/۲۱۰۶	۰/۰۱۸۶	۴
-۰/۰۲۲۲	-۰/۰۱۲۸	-۰/۱۶۵۷	-۰/۰۶۶۶	-۰/۱۶۳۳	-۰/۰۱۹۱	۵

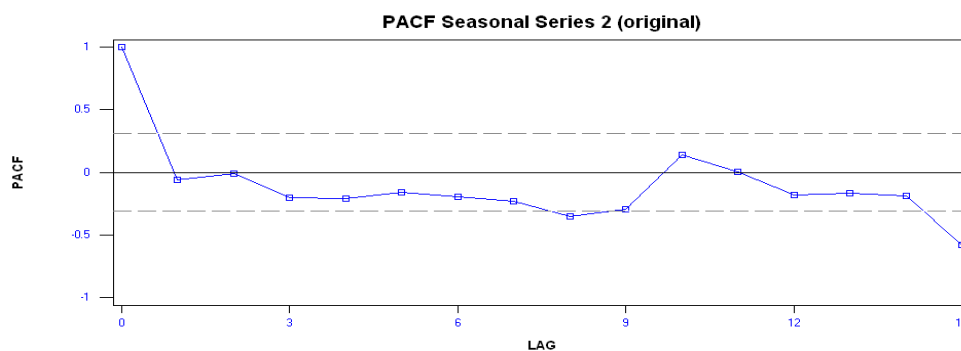
۰/۰۵۷۸	-۰/۲۸۸۹	-۰/۱۲۹۵	-۰/۲۷۴۵	-۰/۱۹۴۷	-۰/۱۶۹۴	۶
۰/۰۷۹۷	۰/۰۹۱۵	۰/۰۰۰۷	۰/۲۸۳۲	-۰/۲۳۱۱	-۰/۱۸۵۵	۷
-۰/۲۸۰۷	-۰/۳۱۰۵	-۰/۳۱۹۵	-۰/۱۵۹۶	-۰/۳۵۳	-۰/۱۹۶۵	۸
-۰/۱۰۸۷	-۰/۱۸۱۴	۰/۱۲۲۸	۰/۰۴۴۵	-۰/۲۹۶۲	-۰/۰۷۶۵	۹
-۰/۲۰۵۵	-۰/۳۲۰۲	-۰/۱۶۵۷	۰/۱۸۹۲	۰/۱۳۶۳	-۰/۵۰۱۴	۱۰
-۰/۰۳۱۹	۰/۰۶۱۸	-۰/۰۸۴۰	۰/۳۳۶۸	۰/۰۰۶۱	۰/۱۰۲۵	۱۱
۰/۲۰۱۰	۰/۰۴۴۹	-۰/۱۰۲۷	-۰/۰۴۹۷	-۰/۱۸۰۹	-۰/۰۲۴۵	۱۲
-۰/۱۶۶۲	۰/۰۶۹۱	۰/۱۷۰۷	۰/۰۳۱۰	-۰/۱۶۳۸	-۰/۳۱۹۵	۱۳
۰/۲۶۵۳	-۰/۰۶۵۱	۰/۱۴۶۳	-۰/۵۱۴۲	-۰/۱۸۶۴	۰/۳۶۹۴	۱۴
-۰/۰۲۶۱	-۰/۰۳۴۰	-۰/۳۹۰۹	۰/۷۵۳۵	-۰/۵۷۸۰	۰/۱۱۱۲	۱۵

ادامه جدول ۴-۲۵

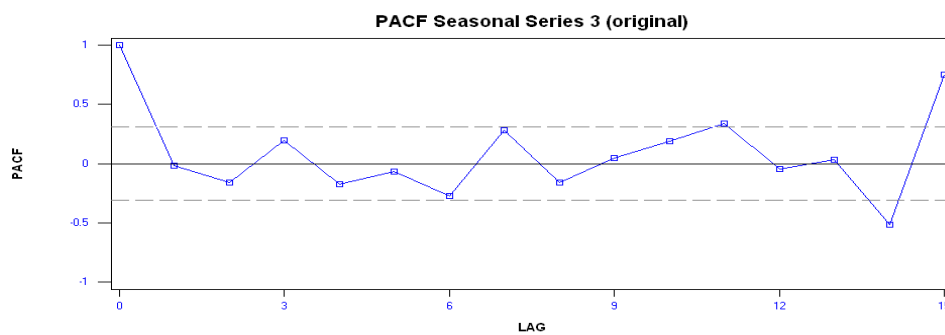
PACF(شهریور)	PACF(مرداد)	PACF(تیر)	PACF(خرداد)	PACF(اردیبهشت)	PACF(فروردین)	X
۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰
-۰/۱۰۱۳	-۰/۱۲۵	-۰/۲۳۲۷	-۰/۱۲۵۵	-۰/۰۹۷۵	-۰/۲۱۳۱	۱
-۰/۲۶۵۸	-۰/۳۹۰۲	-۰/۰۹۷۴	-۰/۱۸۳۸	-۰/۳۹۳۱	-۰/۱۹۴۱	۲
-۰/۲۰۴۲	۰/۳۲۷۴	۰/۳۳۴	-۰/۰۹۱۳	-۰/۲۱۷۰	-۰/۳۳۷۱	۳
۰/۱۴۰۸	-۰/۱۵۶۰	-۰/۰۲۱۲	۰/۰۹۱۸	-۰/۰۳۶	-۰/۰۲۵۴	۴
-۰/۰۹۶۴	۰/۱۲۲۷	-۰/۰۴۰۵	۰/۱۴۶۲	۰/۰۵۰۵	-۰/۰۰۳۲	۵
۰/۰۷۷۷	-۰/۱۳۴۳	۰/۰۵۹۸	۰/۰۹۱۲	۰/۰۴۰۰	۰/۰۳۵۴	۶
-۰/۰۸۰۵	-۰/۱۵۱۱	۰/۰۱۶۳	۰/۰۰۵۹	-۰/۰۶۶۶	-۰/۰۳۷۹	۷
-۰/۰۶۵۴	-۰/۰۳۶۵	-۰/۱۴۲۲	-۰/۲۲۴۲	-۰/۲۴۳۲	-۰/۰۹۳۲	۸
-۰/۰۸۵۳	-۰/۰۲۸۳	-۰/۰۷۹۱	-۰/۰۴۶۶	-۰/۱۱۷۱	۰/۰۱۱۵۹	۹
-۰/۰۷۳۹	-۰/۱۹۸۲	-۰/۲۴۰۲	-۰/۱۴۱	-۰/۱۶۱۷	-۰/۲۱۶۹	۱۰
-۰/۰۳۴۷	-۰/۱۴۹۸	-۰/۱۱۱۱	۰/۱۳۹۴	۰/۰۵۹۷	-۰/۰۲۳۸	۱۱
-۰/۱۶۲۶	-۰/۲۹۲۸	۰/۰۱۳۷	۰/۱۲۵۲	۰/۰۶۸۶۸	-۰/۳۱۸۱	۱۲
-۰/۳۱۸۵	-۰/۳۱۸۸	-۰/۰۷۴۳	-۰/۵۰۵۹	-۰/۰۳۳۲۶	-۰/۴۱۶۱	۱۳
-۰/۱۳۰۳	۰/۴۵۵۲	۰/۰۸۳۷	۰/۰۵۰۹	۰/۲۶۴۲	-۰/۰۰۸۶	۱۴
-۰/۱۱۰۷	۰/۱۳۴۱	۰/۳۵۸۱	-۰/۱۱۸۱	-۰/۳۰۵۵	۰/۶۷۱۰	۱۵



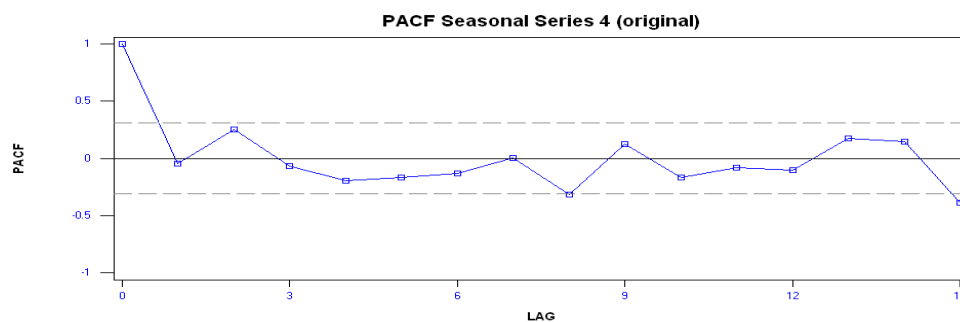
شکل ۴-۲۷- تابع خود همبستگی جزئی مهر ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷



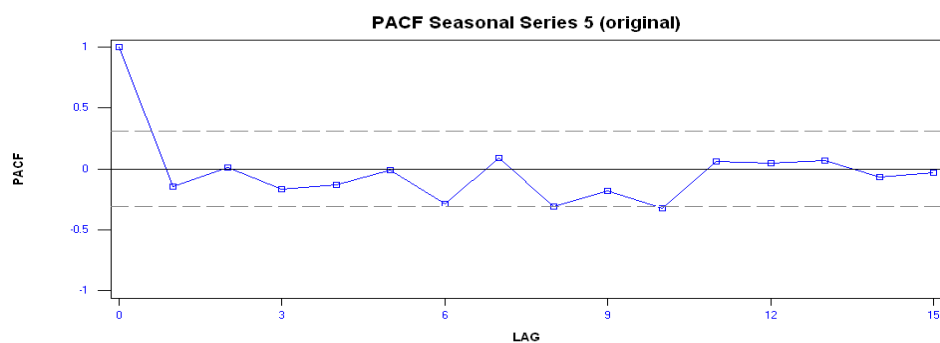
شکل ۴-۲۸- تابع خود همبستگی جزئی آبان ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷



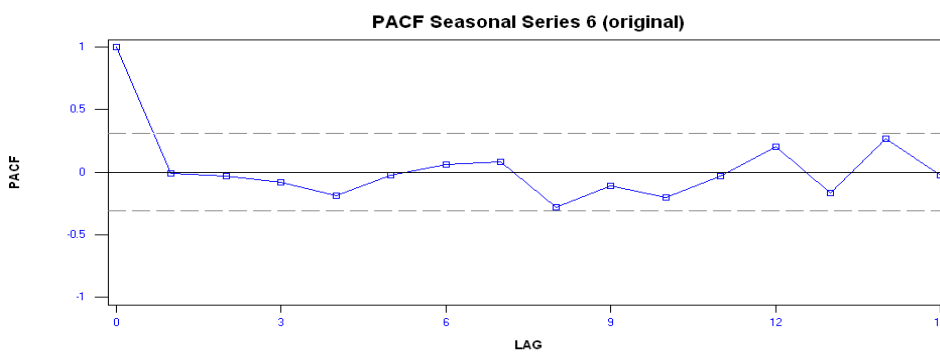
شکل ۴-۲۹- تابع خود همبستگی جزئی آذر ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷



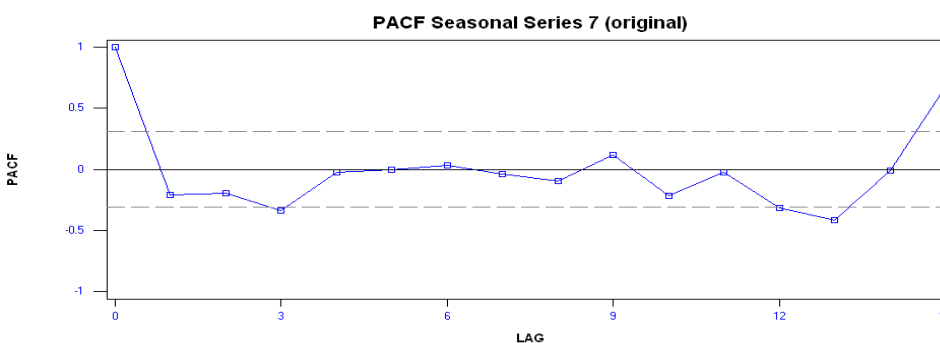
شکل ۴-۳۰- تابع خود همبستگی جزئی دی ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷



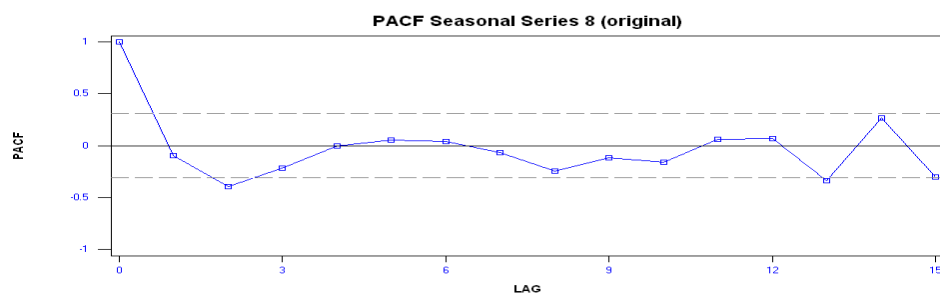
شکل ۴-۳۱- تابع خود همبستگی جزئی بهمن ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷



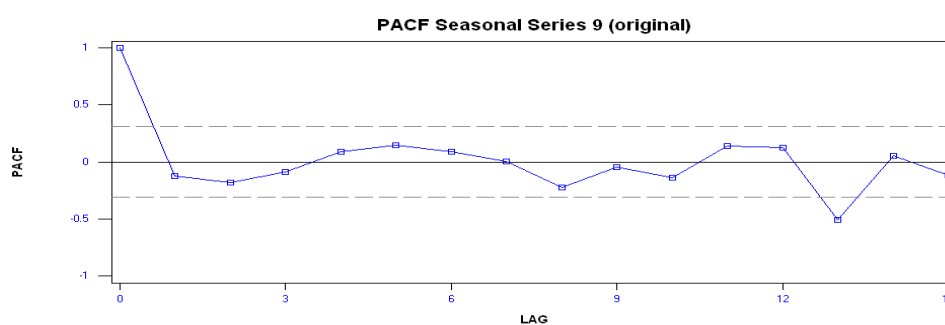
شکل ۴-۳۲- تابع خود همبستگی جزئی اسفند ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷



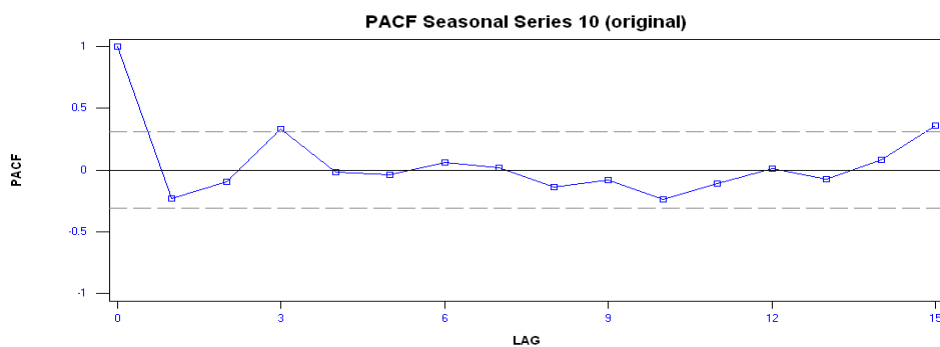
شکل ۴-۳۳- تابع خود همبستگی جزئی فروردین ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



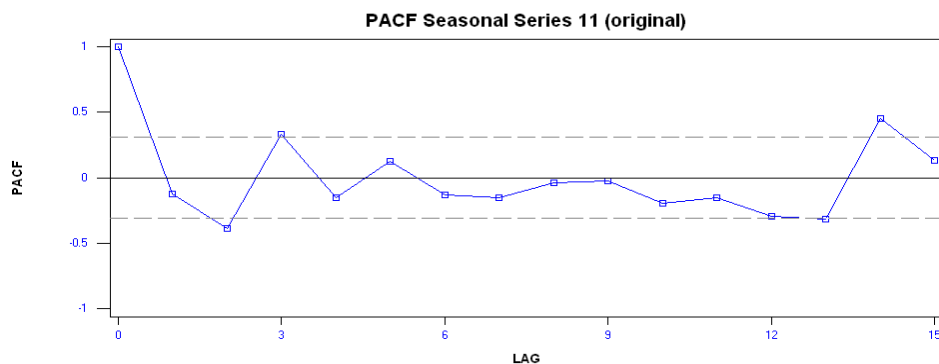
شکل ۴-۳۴- تابع خود همبستگی جزئی اردیبهشت ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



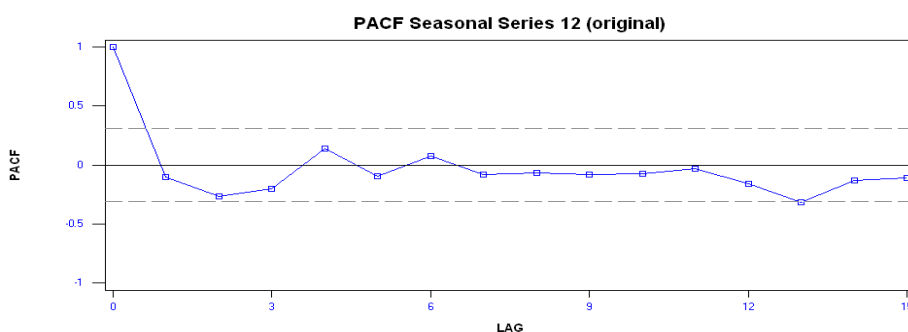
شکل ۴-۳۵- تابع خود همبستگی جزئی خرداد ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



شکل ۴-۳۶- تابع خود همبستگی جزئی تیر ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷



شکل ۴-۳۷- تابع خود همبستگی جزئی مرداد ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷



شکل ۴-۳۸- تابع خود همبستگی جزئی شهریور ماه‌های ایستگاه هیدرومتری ایدنک با استفاده از نرم افزار SAMS
۲۰۰۷

خصوصیات آماری پایه سری زمانی ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک در جدول (۴-۲۶) قابل

مشاهده است.

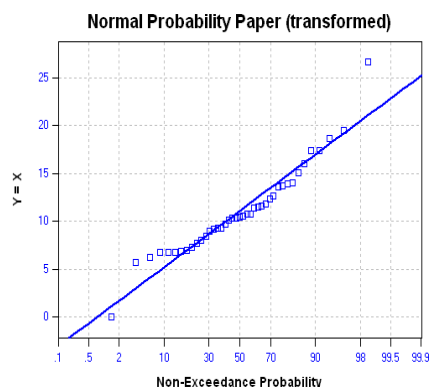
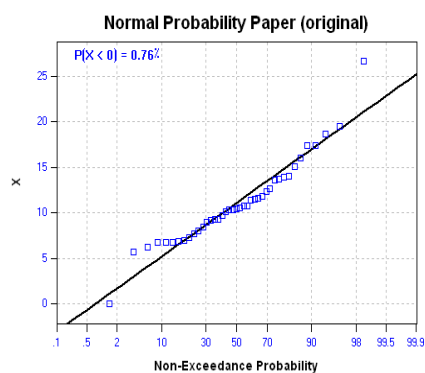
جدول ۴-۲۶- خصوصیات آماری پایه سری زمانی دبی ماهانه ایستگاه ایدنک

ماه	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات (CV)	ضریب چولگی (SKW)	حد اقل	حداکثر	تاخیر ۱ (acf(1))	تاخیر ۲ (acf(2))
مهر	۱۱/۰۹	۴/۵۶۷	۰/۴۱۱	۰/۸۶۸	۳/۶۷۱	۲۶/۶۸	-۰/۱۵۰۷	۰/۰۱۷۸
آبان	۱۷/۱	۱۵/۹۴	۰/۹۳۲	۲/۸۹۱	۳/۵۵۲	۸۶/۶۸	-۰/۰۶۱۳	-۰/۰۰۶۴
آذر	۴۴/۱	۵۴/۴۵	۱/۲۳۴	۲/۷۴۸	۷/۴۵	۲۶۴/۸	-۰/۰۱۴۷	-۰/۱۵۶۶
دی	۶۴/۲۴	۶۵/۶۳	۱/۰۲۱	۲/۰۱۶	۰/۶۸	۲۹۶/۶	-۰/۰۴۲۸	۰/۲۵۱۷
بهمن	۸۹/۹۱	۷۱/۳۴	۰/۷۹۳	۱/۲۹۶	۱۵/۱۸	۲۷۳/۹	-۰/۱۴۴۵	۰/۰۳۰۲
اسفند	۱۱۲/۳	۷۰/۸۱	۰/۶۳۱	۱/۳۷۰	۲۳/۲	۳۷۷/۲	-۰/۰۱۲۳	-۰/۰۲۹۸
فروردین	۱۱۹/۱	۶۵/۳	۰/۵۴۸	۰/۶۵۵	۲۶/۴۴	۲۹۱/۱	-۰/۲۰۳۷	-۰/۱۱۵۴
اردیبهشت	۷۰/۴۱	۳۶/۴۴	۰/۵۱۷	۰/۵۳۱	۱۱/۰۸	۱۶۱/۱	-۰/۰۹۳۲	-۰/۳۲۶۹
خرداد	۳۵/۸۸	۱۹/۷۴	۰/۵۵۰	۰/۴۱۰	۴/۵۱۲	۸۸/۳۴	-۰/۱۲۱۶	-۰/۱۴۲۵
تیر	۲۱/۹۲	۱۱/۱۱	۰/۵۰۶	۰/۶۱۳	۲/۷۹۱	۵۱/۲۹	-۰/۲۲۲۱	-۰/۱۰۹۵
مرداد	۱۵/۴۸	۵/۶۴۵	۰/۳۶۴	۰/۱۴۹	۴/۹۰۳	۲۸/۰۸	-۰/۱۱۴۳	-۰/۲۸۸۹
شهریور	۱۲/۶	۴/۳۷۸	۰/۳۶۳	۱/۰۶۴	۵/۶۲۸	۲۷/۴۸	-۰/۰۹۶	-۰/۲۱۷۵

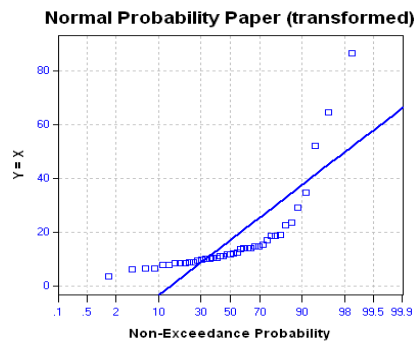
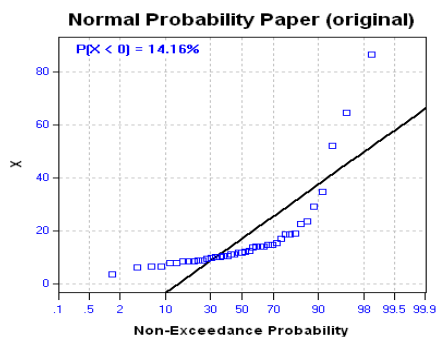
نرمال بودن تمام داده‌های ماهانه توسط نرم افزار به وسیله دو تست چولگی و تست فیلیپین مورد بررسی قرار گرفت. نتایج تست بر روی داده‌ها نشان می‌دهد که داده‌های خام دارای توزیع نرمال نمی‌باشند. نتایج و نمودار ترسیمی توزیع فراوانی سری اولیه بر روی کاغذ احتمال نرمال قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال در جدول (۴-۲۷) و شکل‌های (۴-۳۹) تا (۴-۵۰) قابل مشاهده می‌باشند.

جدول ۴-۲۷- نتایج تست نرمال بودن سری زمانی ماهانه دبی قبل از اعمال تبدیل

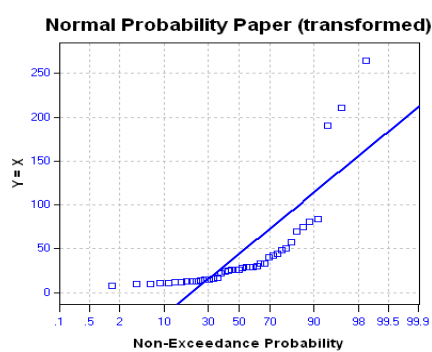
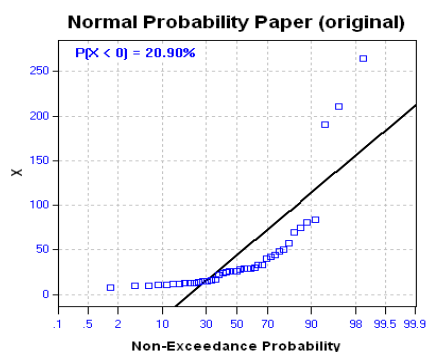
ماه	تبدیل فعلی			تبدیل مورد استفاده			تست چولگی		تست فیلیپین	
	تبدیل	ضریب a	ضریب b	تبدیل	ضریب a	ضریب b	مقدار مقایسه	نتیجه	مقدار مقایسه	نتیجه
مهر	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	۰/۸۶۸	رد	۰/۹۵۹	رد
آبان	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	-	-۲/۴۹۱	۱/۰۰۰	۲/۸۹۱	رد	۰/۹۶۴	رد
آذر	-	-۵/۸۴۸	۱/۰۰۰	-	-۵/۸۴۸	۱/۰۰۰	۲/۷۴۸	رد	۰/۷۶۸	رد
دی	-	۵/۲۷۸	۱/۰۰۰	-	۵/۲۷۸	۱/۰۰۰	۲/۰۱۶	رد	۰/۸۵۵	رد
بهمن	-	۰	۱/۰۰۰	-	۰	۱/۰۰۰	۱/۲۹۶	رد	۰/۹۱۱	رد
اسفند	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	۱/۳۷۰	رد	۰/۹۳۸	رد
فروردین	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	۰/۶۵۵	رد	۰/۹۶۶	رد
اردیبهشت	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	۰/۵۳۱	قبول	۰/۹۸۳	قبول
خرداد	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	۰/۴۱۰	قبول	۰/۹۹۱	قبول
تیر	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	۰/۶۱۳	رد	۰/۹۸۲	قبول
مرداد	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	۰/۱۴۹	قبول	۰/۹۹۳	قبول
شهریور	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	-	۱/۰۰۰	۱/۰۰۰	۱/۰۶۴	رد	۰/۹۶۱	رد



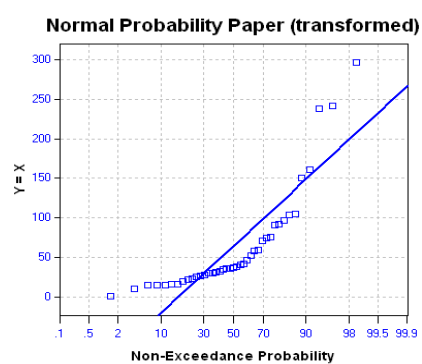
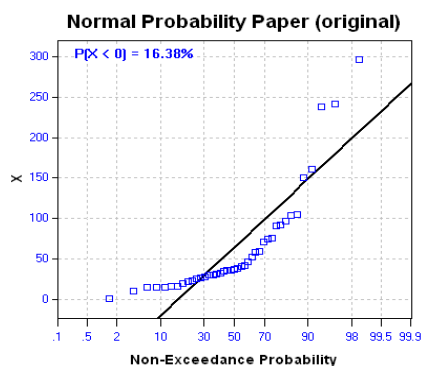
شکل ۴-۳۹- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی مهر ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



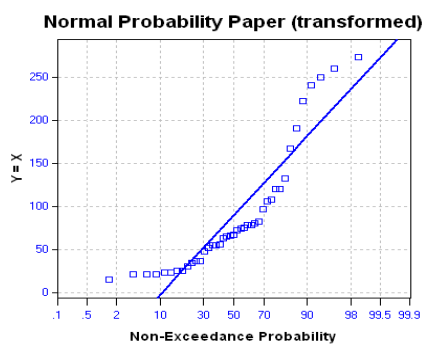
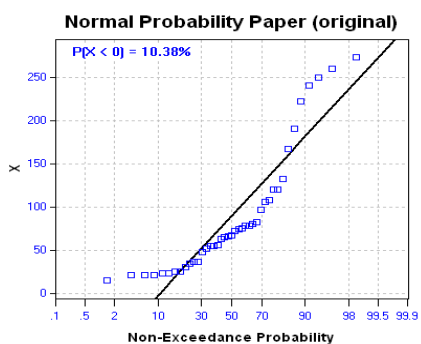
شکل ۴-۴۰- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی آبان ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



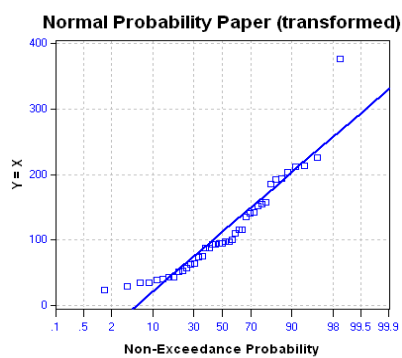
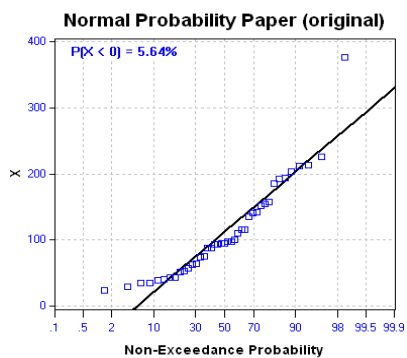
شکل ۴-۴۱- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی آذر ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



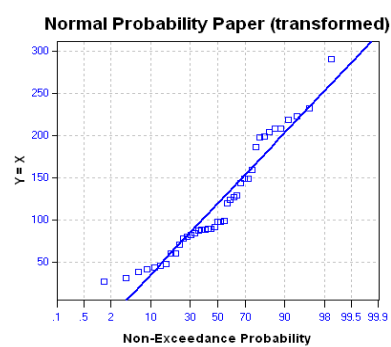
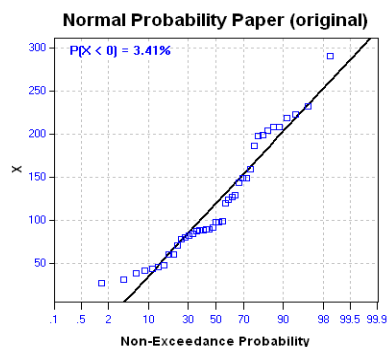
شکل ۴-۴۲- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی دی ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



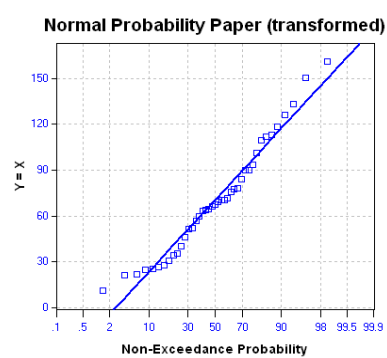
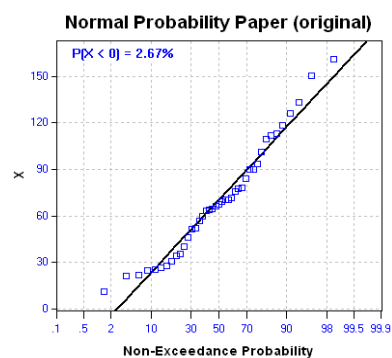
شکل ۴-۴۳- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی بهمن ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



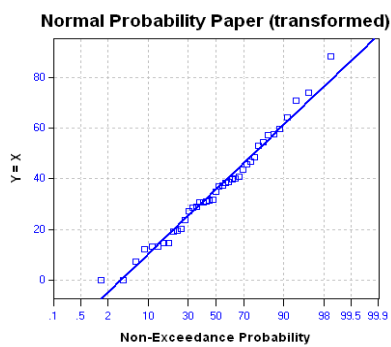
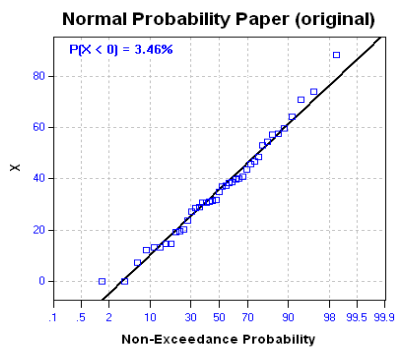
شکل ۴-۴۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی اسفند ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



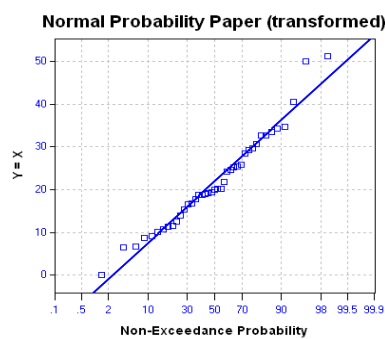
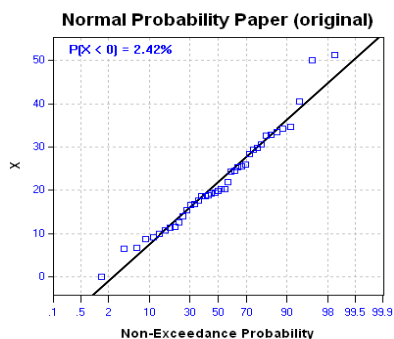
شکل ۴-۴۵- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی فروردین ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



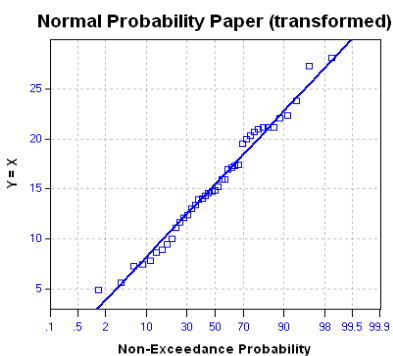
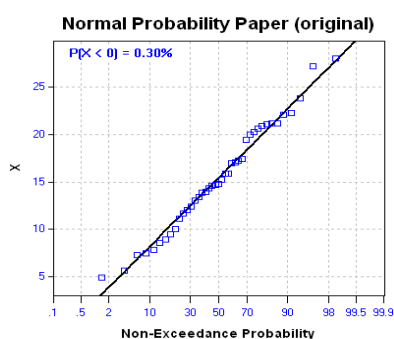
شکل ۴-۴۶- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی اردیبهشت ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



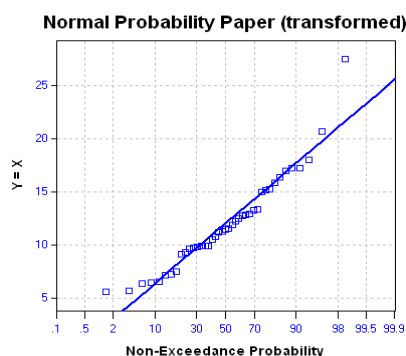
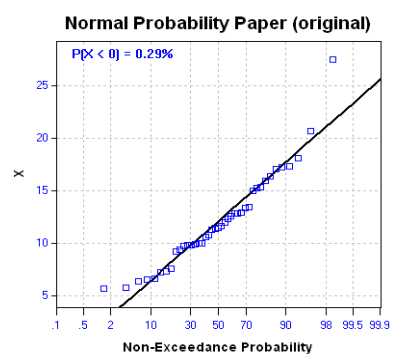
شکل ۴-۴۷- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی خرداد ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



شکل ۴-۴۸- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی تیر ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



شکل ۴-۴۹- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی مرداد ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال



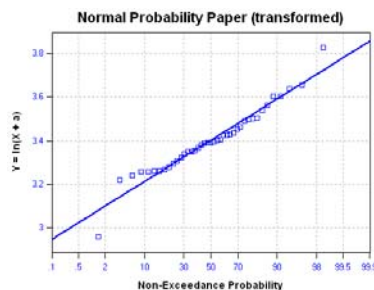
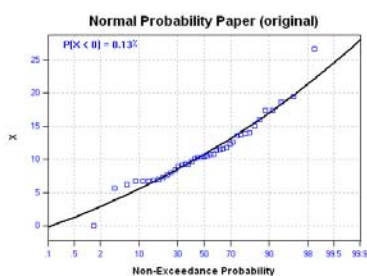
شکل ۴-۵۰- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی شهریور ماه قبل از تبدیل سری اولیه به نرمال

با توجه به جدول (۴-۲۷)، نتیجه این دو تست برای تمامی ماه‌ها به غیر از اردیبهشت، خرداد، تیر و مرداد رد شده است، در نتیجه می‌بایست داده‌های این ماه‌ها به داده‌های نرمال تبدیل شوند. ما برای استفاده از داده‌های یکسان در مدل سازی داده‌های تمامی ماه‌ها را با استفاده از نرم افزار و توابع تبدیل موجود به داده‌های نرمال تبدیل کردیم. نتایج بررسی نرمال بودن داده‌ها با استفاده از توابع تبدیل لگاریتمی، نمائی و نظایر آن نشان می‌دهد که سری تولید شده با استفاده از تابع تبدیل لگاریتمی نسبت به سایر توابع نرمال‌تر بوده است. نتیجه استفاده از تابع تبدیل لگاریتمی در جدول

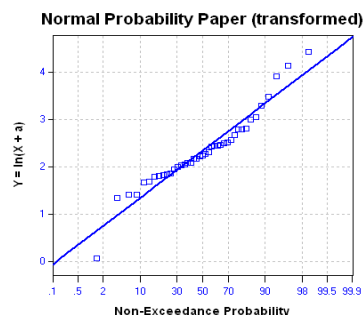
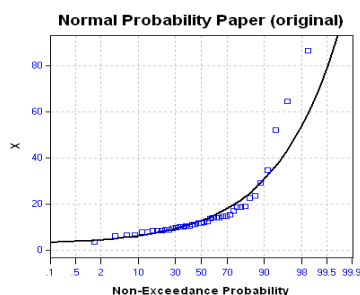
(۴-۲۸) و نمودار ترسیمی آن که نشان دهنده توزیع فراوانی سری اولیه و داده‌های تبدیل شده می- باشد نیز در شکل‌های (۴-۵۱) تا (۴-۶۲) آورده شده‌اند.

جدول ۴-۲۸- نتایج تست نرمال بودن سری زمانی ماهانه دبی بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی

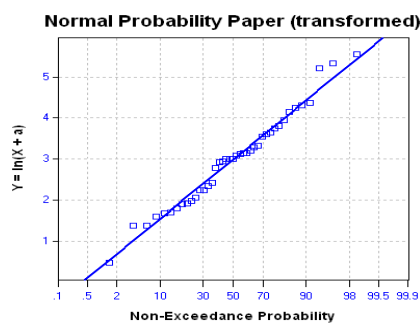
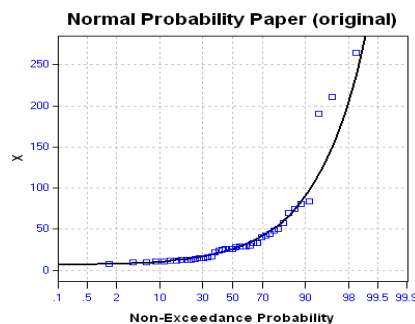
ماه	تبدیل فعلی			تبدیل مورد استفاده			تست چولگی		تست فیلبین	
	تبدیل	ضریب a	ضریب b	تبدیل	ضریب a	ضریب b	مقدار مقایسه	نتیجه	مقدار مقایسه	نتیجه
مهر	لگاریتمی	۱۹/۲۷۳	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۱۹/۲۷۳	۱/۰۰۰	۰/۱۲۲	قبول	۰/۹۷۱	رد
آبان	لگاریتمی	-۲/۴۹۱	۱/۰۰۰	لگاریتمی	-۲/۴۹۱	۱/۰۰۰	۰/۳۱۵	قبول	۰/۹۶۴	رد
آذر	لگاریتمی	-۵/۸۴۸	۱/۰۰۰	لگاریتمی	-۵/۸۴۸	۱/۰۰۰	۰/۲۲۶	قبول	۰/۹۹۰	قبول
دی	لگاریتمی	۵/۲۷۸	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۵/۲۷۸	۱/۰۰۰	۰/۱۸۵	قبول	۰/۹۸۴	قبول
بهمن	لگاریتمی	۰	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۰	۱/۰۰۰	۰/۰۷۸	قبول	۰/۹۸۷	قبول
اسفند	لگاریتمی	۰	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۰	۱/۰۰۰	-۰/۱۶۹	قبول	۰/۹۹۳	قبول
فروردین	لگاریتمی	۱۴/۸۱۶	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۱۴/۸۱۶	۱/۰۰۰	-۰/۱۵۵	قبول	۰/۹۸۷	قبول
اردیبهشت	لگاریتمی	۷۵/۰۹۱	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۷۵/۰۹۱	۱/۰۰۰	۰/۰۳۸	قبول	۰/۹۹۲	قبول
خرداد	لگاریتمی	۰	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۰	۱/۰۰۰	۰/۰۵۸	قبول	۰/۹۹۵	قبول
تیر	لگاریتمی	۳۴/۶۸۴	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۳۴/۶۸۴	۱/۰۰۰	۰/۰۶۵	قبول	۰/۹۹۳	قبول
مرداد	لگاریتمی	۲۴/۶۹۳	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۲۴/۶۹۳	۱/۰۰۰	-۰/۱۳۵	قبول	۰/۹۹۳	قبول
شهریور	لگاریتمی	۰	۱/۰۰۰	لگاریتمی	۰	۱/۰۰۰	-۰/۰۳۲	قبول	۰/۹۹۰	قبول



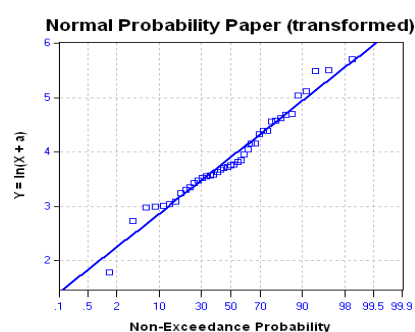
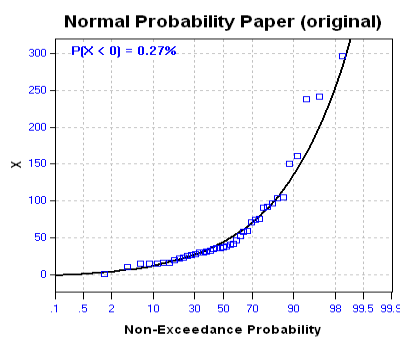
شکل ۴-۵۱- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی مهر ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



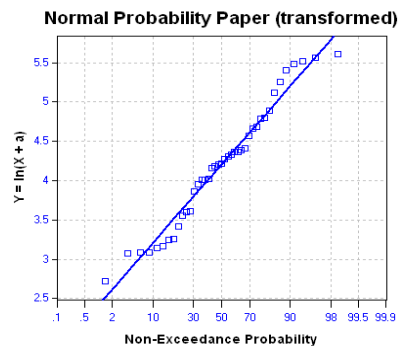
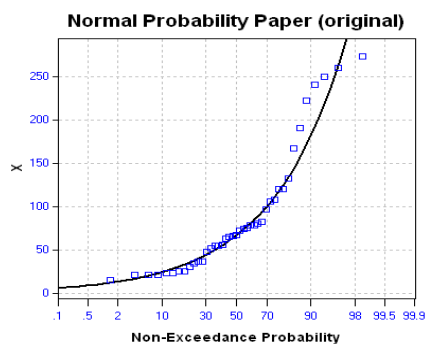
شکل ۴-۵۲- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی آبان ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



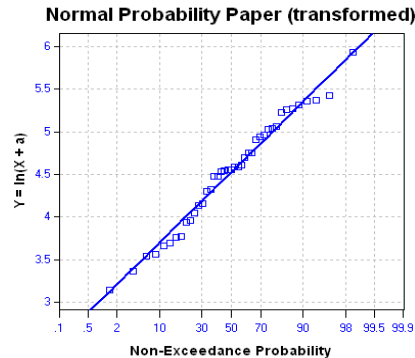
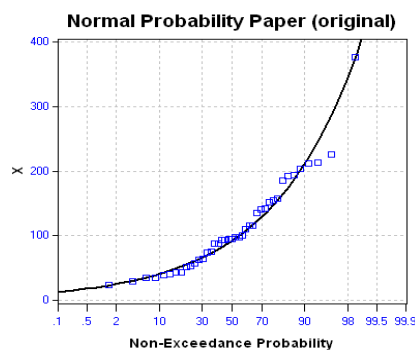
شکل ۴-۵۳- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی آذر ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



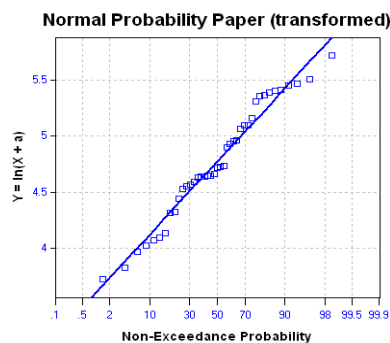
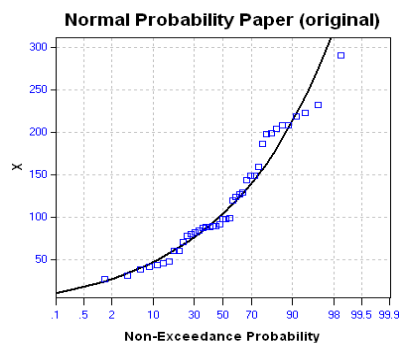
شکل ۴-۵۴- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی دی ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



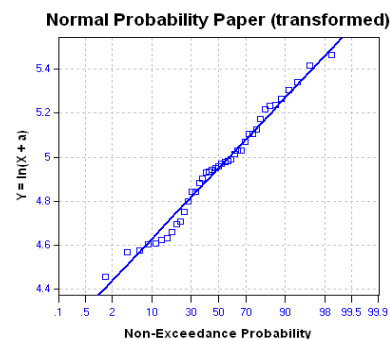
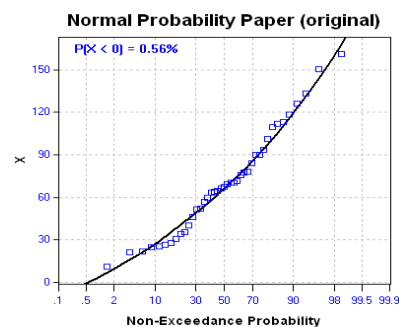
شکل ۴-۵۵- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی بهمن ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



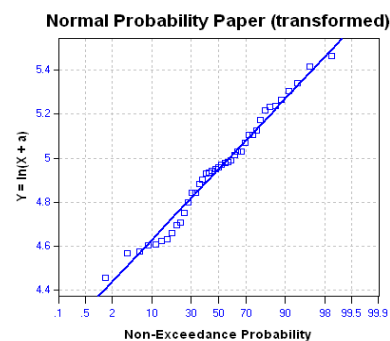
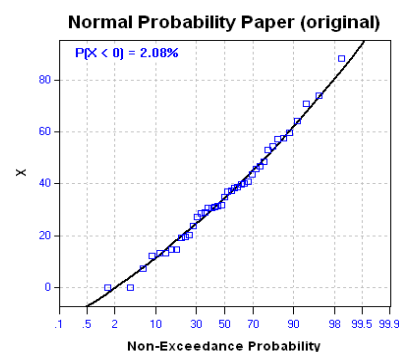
شکل ۴-۵۶- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی اسفند ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



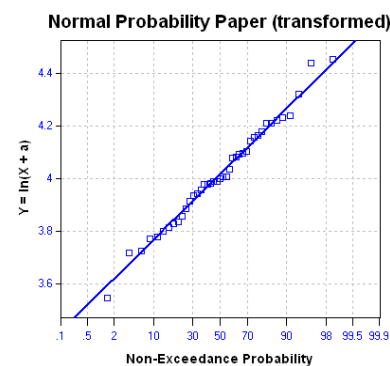
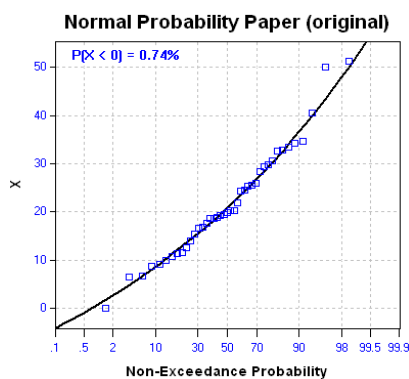
شکل ۴-۵۷- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی فروردین ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



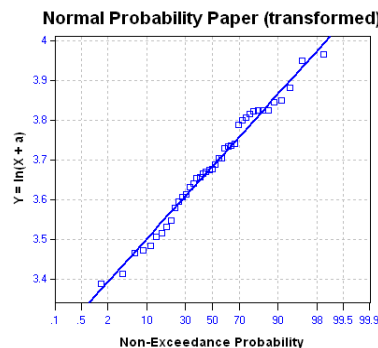
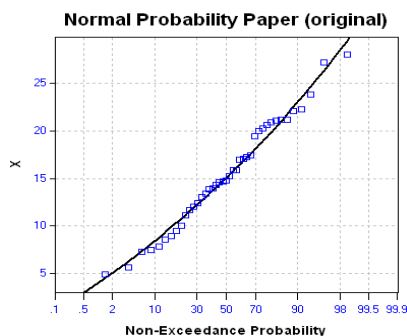
شکل ۴-۵۸- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی اردیبهشت ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



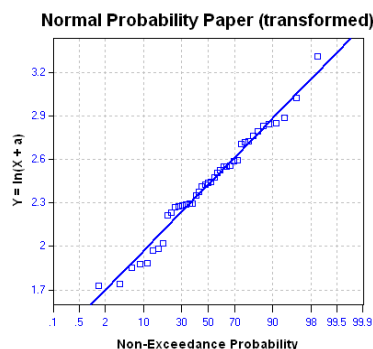
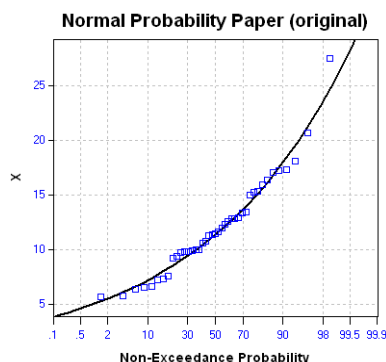
شکل ۴-۵۹- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی خرداد ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



شکل ۴-۶۰- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی تیر ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



شکل ۴-۶۱- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی مرداد ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی



شکل ۴-۶۲- توزیع فراوانی سری زمانی داده‌های دبی شهریور ماه بعد از اعمال تبدیل لگاریتمی

الف- مدل سازی اتورگرسیو- میانگین متحرک تناوبی^۱ تک متغیره

با توجه به توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی ماه‌های مهر تا شهریور که مقدار این توابع برای تأخیرهای اولیه در تمام این توابع بین حدود اعتماد قرار دارد، مرتبه مدل یعنی مقدار p و q برابر یک در نظر گرفته می‌شود، اما برای انتخاب بهترین مدل، مدل‌های $PARMA(1,1)$ و $PARMA(1,2)$ و $PARMA(1,3)$ به داده‌های ماهانه استاندارد شده برازش داده شدند. پارامترهای این مدل‌ها به روش کمترین مربعات تقریبی^۲ محاسبه و در جداول (۴-۲۹)، (۴-۳۰) و (۴-۳۱) ارائه شده‌اند. نرم افزار برای برازش این مدل و استفاده از روش گشتاورها مقدار پارامترهای اتورگرسیو را کوچک‌تر مساوی ۱۰ و مقدار پارامتر میانگین متحرک را برابر یک می‌پذیرد، ما برای یکسان بودن پارامترهای اتورگرسیو و میانگین متحرک در تمامی مدل‌ها برای این مدل از روش کمترین مربعات تقریبی استفاده کردیم.

^۱-Univariate $PARMA(p,q)$ Model

^۲-Approximate least square

جدول ۴-۲۹- پارامترهای مدل (۱, ۱) PARMA برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک

ماه	میانگین	واریانس	معیار اطلاعاتی آکائیک	معیار اطلاعاتی شوارز	پارامتر اتورگرسیو ϕ_1	پارامتر میانگین متحرک θ_1
مهر	۳/۴۰۲۴	۰/۰۲۱۵	۲۶/۵۴۹	۲۷/۳۲۸	۰/۷۴۱۹	۰/۲۶۵۶
آبان	۲/۳۳۸۹	۰/۶۰۵۹	۴۲/۹۰۲	۴۳/۶۸۱	۰/۱۱۶۶	-۰/۲۹۹۶
آذر	۲/۹۸۸۶	۱/۲۵۷۶	۴۳/۷۰۹	۴۴/۴۸۸	۰/۶۹۸۳	۰/۴۹۰۹
دی	۳/۹۰۴۷	۰/۶۴۷۵	۳۶/۶۲۲	۳۷/۴۰۱	۱/۱۷۸۰	۰/۸۳۲۱
بهمن	۴/۲۰۵۹	۰/۵۹۷۷	۲۴/۵۴۱	۲۵/۳۱۹	۰/۶۶۵۹	۰/۰۱۲۵
اسفند	۴/۵۲۶۵	۰/۴۱۰۴	۱۸/۱۹۳	۱۸/۹۷۱	۰/۶۹۲۷	-۰/۰۴۰۲
فروردین	۴/۷۷۴۴	۰/۲۵۶۶	۲۶/۱۱۹	۲۶/۸۹۸	۰/۷۲۴۰	۰/۱۸۸۴
اردیبهشت	۴/۹۴۹۳	۰/۰۶۱۷	-۱۷/۱۱	-۱۶/۳۳۲	۱/۰۹۰۴	۰/۳۶۸۶
خرداد	۰/۰۰۰۲	۰/۹۹۴۲	-۱۲/۶۰۷	-۱۱/۸۲۸	۰/۸۸۶۲	۰/۰۴۳۲
تیر	۴/۰۱۷۲	۰/۰۳۷۴	۱۳/۶۱۷	۱۴/۳۹۵	۰/۷۸۸۱	۰/۱۷۷۶
مرداد	۰/۰۰۰۰۳	۰/۹۹۸۲	۱/۴۷۲	۲/۲۵	۰/۸۷۸۶	۰/۱۳۶۱
شهریور	۲/۴۲۷۴	۰/۱۲۶۱	۱/۲۲۹	۲/۰۰۷	۰/۸۷۸۳	۰/۱۸۳۹
میانگین	-	-	۱۷/۱۰۳	۱۷/۸۸۱	-	-

جدول ۴-۳۰- پارامترهای مدل (۱, ۲) PARMA برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک

ماه	میانگین	واریانس	معیار اطلاعاتی آکائیک	معیار اطلاعاتی شوارز	پارامتر اتورگرسیو ϕ_1	پارامتر میانگین متحرک θ_1	پارامتر میانگین متحرک θ_2
مهر	۳/۴۰۲۴	۰/۰۲۱۵	۲۵/۷۵۷	۲۷/۷۸۷	۰/۶۹۱	۰/۳۶۰	-۰/۵۱۸
آبان	۲/۳۳۸۹	۰/۶۰۵۹	۴۶/۰۷۷	۴۸/۱۰۷	۰/۲۰۶	۰/۱۵۷	-۰/۰۴۵
آذر	۲/۹۸۸۶	۱/۲۵۷۶	۳۷/۸۱۹	۳۹/۸۴۹	-۲/۳۴۳	-۲/۵۹۶	-۱/۲۴۹
دی	۳/۹۰۴۷	۰/۶۴۷۵	۳۷/۴۱۶	۳۹/۴۴۶	۰/۵۸۳	۰/۲۹۱	-۰/۲۳۷
بهمن	۴/۲۰۵۹	۰/۵۹۷۷	۲۵/۷۳۴	۲۷/۷۶۴	۰/۵۱۸	-۰/۱۳۶	-۰/۱۷۵
اسفند	۴/۵۲۶۵	۰/۴۱۰۴	۱۹/۷۳۴	۲۱/۷۶۴	۰/۴۸۴	-۰/۲۲۳	-۰/۲۲۵
فروردین	۴/۷۷۴۴	۰/۲۵۶۶	۲۷/۷۸۱	۲۹/۸۱۰	۰/۸۶۸	۰/۳۵۲	۰/۱۷۵
اردیبهشت	۴/۹۴۹۳	۰/۰۶۱۷	-۱۵/۷۱۶	-۱۳/۶۸۷	۱/۱۲۰	۰/۴۱۳	۰/۰۳۳
خرداد	۰/۰۰۰۰۲	۰/۹۹۴۲	-۱۰/۳۸۳	-۸/۳۵۳	۰/۸۵۸	۰/۰۲۱	-۰/۰۵۷
تیر	۴/۰۱۷۲	۰/۰۳۷۴	۱۲/۳۸۶	۱۴/۴۱۶	۰/۸۹۳	۰/۲۸۹	۰/۴۷۵
مرداد	۰/۰۰۰۰۳	۰/۹۹۸۲	-۳۰/۱۵۲	-۲۸/۱۲۲	۱/۰۹۹	۰/۳۷۱	۰/۹۶۱
شهریور	۲/۴۲۷۴	۰/۱۲۶۱	-۱۸/۷۲۲	-۱۶/۶۹۲	۱/۰۹۲	۰/۶۱۲	۰/۶۴۳
میانگین	-	-	۱۳/۱۴۴	۱۵/۱۷۴	-	-	-

جدول ۴-۳۱- پارامترهای مدل $PARMA(1,3)$ برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک

ماه	میانگین	واریانس	معیار اطلاعاتی آکائیک	معیار اطلاعاتی شوارز	پارامتر اتورگرسیو φ_1	پارامتر میانگین متحرک θ_1	پارامتر میانگین متحرک θ_2	پارامتر میانگین متحرک θ_3
مهر	۱۱/۰۹۳	۲۰/۸۵۸	۲۹/۷۱	۳۲/۸۵	۰/۶۸۳	۰/۴۲۰	-۰/۵۴۷	۰/۰۹۴
آبان	۱۷/۱۰۳	۲۵۴/۰۷۸	۵۰/۳۶۸	۵۳/۵۰۸	-۰/۳۵۰	-۰/۳۷۷	-۰/۲۵۹	-۰/۴۷۸
آذر	۴۴/۰۹۹	۲۹۶۴/۶۸	۳۸/۹۶۸	۴۲/۱۰۸	۱/۱۸۸	۰/۸۵۲	-۰/۳۶۷	۰/۴۷۴
دی	۶۴/۲۳۶	۴۳۰۷/۰۱	۴۰/۳۹۸	۴۳/۵۳۸	۰/۷۴۵	۰/۳۰۲	-۰/۰۲۱	۰/۳۳۵
بهمن	۸۹/۹۱۱	۵۰۸۹/۵۳	۴۴/۲۶۵	۴۷/۴۰۵	۰/۸۱۱	۰/۴۱۶	۰/۲۱۵	۰/۰۶۱
اسفند	۱۱۲/۲۷۱	۵۰۱۴/۳۲	۲۶/۰۵۹	۲۹/۱۹۹	۰/۵۲۶	-۰/۱۵۵	-۰/۱۰۶	-۰/۰۵۲
فروردین	۱۱۹/۱۲۲	۴۲۶۴/۲۲	۳۰/۳۴۹	۳۳/۴۸۹	۱/۰۴۱	۰/۶۲۱	۰/۱۳۱	۰/۱۳۸
اردیبهشت	۷۰/۴۱۲	۱۳۲۷/۶	-۴/۹۱۲	-۱/۷۷۲	۱/۳۲۶	۰/۷۰۶	۰/۰۵۴	۰/۱۵۸
خرداد	۳۵/۸۷۷	۳۸۹/۷۸۹	-۲۰/۶۱۹	-۱۷/۴۷۹	۰/۷۶۸	-۰/۰۶۱	-۰/۲۰۹	-۰/۱۵۹
تیر	۲۱/۹۱۶	۱۲۳/۳۲۱	۱۷/۳۹۴	۲۰/۵۳۴	۰/۹۰۹	۰/۴۷۱	۰/۳۹۱	۰/۰۵۱
مرداد	۱۵/۴۸۰	۳۱/۸۶۱	-۱۸/۷۸۵	-۱۵/۶۴۵	۱/۰۲۱	۰/۳۲۷	۰/۸۲۷	-۰/۱۳۳
شهریور	۱۲/۰۶۳	۱۹/۱۷۰	-۵/۳۱۶	-۲/۱۷۶	۱/۱۰۳	۰/۷۶۱	۰/۶۳۱	-۰/۵۲۷
میانگین	-	-	۱۸/۹۸۹	۲۲/۱۲۹	-	-	-	-

انتخاب مدل مناسب: با توجه به جداول (۴-۲۹)، (۴-۳۰) و (۴-۳۱) قابل مشاهده است که مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز مدل $PARMA(1,2)$ نسبت به مدل‌های $PARMA(1,1)$ و $PARMA(1,3)$ کمتر بوده و این مدل به عنوان مدل مناسب برای تولید سری جدید در نظر گرفته شده است.

خصوصیات آماری پایه سری زمانی اولیه و تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ در جدول (۴-۴) (۳۲) با هم مقایسه شده‌اند. همان طور که در این جدول قابل مشاهده است خصوصیات آماری پایه سری تولید شده به سری اولیه نزدیک و نتایج قابل قبول هستند.

همچنین مقایسه حداکثر دوره خشکسالی، مقدار دبی خشکسالی، حداکثر دوره پر آبی و حداکثر دبی پر آبی و ظرفیت ذخیره سری تولید شده با سری اولیه در جدول (۴-۳۳) قابل مشاهده می‌باشد و نشان می‌دهد که سری تولید شده به خوبی با سری اولیه قابل مقایسه است.

جدول ۴-۳۲- مقایسه خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه برای داده‌های ماهانه و مدل

PARMA(۱,۲)

ماه	سری	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات	چولگی	حداقل	حداکثر	ACF(۱)	ACF(۲)
مهر	تاریخی	۱۱/۰۹	۴/۵۶۷	۰/۴۱۱۷	۰/۸۶۸۶	۳/۶۷۱	۲۶/۶۸	-۰/۱۵۰۷	۰/۰۱۷۷
	تولیدی	۱۱/۰۲	۴/۳۳۳	۰/۳۹۴	۰/۳۱۱	۲/۸۷۲	۲۱/۴۲	۰/۰۱۴۷	-۰/۰۲۱۹
آبان	تاریخی	۱۷/۱	۱۵/۹۴	۰/۹۳۲	۲/۸۹۲	۳/۵۵۲	۸۶/۶۸	-۰/۰۶۱۲	-۰/۰۰۶۴
	تولیدی	۱۵/۸	۱۱/۴۷	۰/۶۸۸۵	۱/۷۳۵	۴/۰۴۸	۵۳/۶	۰/۰۱۰۱	-۰/۰۱۸۶
آذر	تاریخی	۴۴/۱	۵۴/۴۵	۱/۲۳۵	۲/۷۴۸	۷/۴۵	۲۶۴/۸	-۰/۰۱۴۷	-۰/۱۵۶۶
	تولیدی	۴۴/۹	۸۳/۶۲	۱/۳۲۷	۳/۰۱۶	۷/۵۰۴	۳۶۹/۲	-۰/۰۲۳۱	-۰/۰۴۱۸
دی	تاریخی	۶۴/۲۴	۶۵/۶۳	۱/۰۲۲	۲/۰۱۷	۰/۶۸	۲۹۶/۶	-۰/۰۴۲۸	۰/۲۵۱۷
	تولیدی	۶۰/۳۳	۵۴/۰۵	۰/۸۵۳۴	۱/۷۷۱	۳/۵۵۴	۲۴۷/۸	۰/۰۵۰۳	۰/۰۳۱۹
بهمن	تاریخی	۸۹/۹۱	۷۱/۳۴	۰/۷۹۳۵	۱/۲۹۶	۱۵/۱۸	۲۷۳/۹	-۰/۱۴۴۵	۰/۰۳۰۲
	تولیدی	۹۲/۵۷	۷۷/۷	۰/۸۱۹۶	۱/۸۰۸	۱۴/۹۶	۳۶۱/۳	-۰/۰۴۹۸	۰/۰۲۳۸
اسفند	تاریخی	۱۱۲/۳	۷۰/۸۱	۰/۶۳۰۷	۱/۳۷	۲۳/۲	۳۷۷/۲	-۰/۰۱۲۲	-۰/۰۲۹۷
	تولیدی	۱۱۴/۷	۸۳/۲۱	۰/۶۸۵	۲/۰۹۸	۲۴/۰۸	۴۴۳/۴	-۰/۰۴۴۲	-۰/۰۲۷۹
فروردین	تاریخی	۱۱۹/۱	۶۵/۳	۰/۵۴۸۲	۰/۶۵۵	۲۶/۴۴	۲۹۱/۱	-۰/۰۳۰۷	۰/۱۱۵۴
	تولیدی	۱۲۲/۵	۷۲/۱۵	۰/۵۷۷۲	۱/۴۱۷	۲۴/۳۷	۳۸۲/۴	-۰/۰۶۷۰	-۰/۰۲۸۲
اردیبهشت	تاریخی	۷۰/۴۱	۳۶/۴۴	۰/۵۱۷۵	۰/۵۳۱۱	۱۱/۰۸	۱۶۱/۱	-۰/۰۹۳۲	-۰/۰۳۲۶۹
	تولیدی	۷۱/۸۴	۳۶/۳۹	۰/۵۰۱۴	۰/۷۳۹۳	۲/۷۶۹	۱۸۵/۱	-۰/۰۳۶۰	۰/۰۰۹۲
خرداد	تاریخی	۳۵/۸۸	۱۹/۷۴	۰/۵۵۰۳	۰/۴۱۰۱	۴/۵۱۲	۸۸/۳۴	-۰/۱۲۱۶	-۰/۱۴۲۵
	تولیدی	۳۶/۵۷	۱۹/۸۱	۰/۵۴۱۴	۰/۵۴۸۸	۳/۸۴۴	۹۳/۲۶	-۰/۰۳۶۳	۰/۰۲۳۸
تیر	تاریخی	۲۱/۹۲	۱۱/۱۱	۰/۵۰۶۷	۰/۶۱۳۲	۲/۷۹۱	۵۱/۲۹	-۰/۰۲۲۱	-۰/۰۱۹۵
	تولیدی	۲۲/۵۳	۱۱/۵۹	۰/۵۱۲۷	۰/۷۱۲۸	۲/۱۸۹	۵۳/۶۳	-۰/۰۲۵۴	-۰/۰۹۱۱
مرداد	تاریخی	۱۵/۴۸	۵/۶۴۵	۰/۳۶۴۶	۰/۱۴۹۱	۴/۹۰۳	۲۸/۰۸	-۰/۱۱۴۳	-۰/۰۲۸۸۹
	تولیدی	۱۵/۷۳	۵/۶۴۳	۰/۳۵۹۱	۰/۱۷۷۸	۳/۸۷۲	۲۸/۶۸	-۰/۰۲۳۹	-۰/۰۰۱۶
شهریور	تاریخی	۱۲/۰۶	۴/۳۷۸	۰/۳۶۳	۱/۰۶۵	۵/۶۲۸	۲۷/۴۸	-۰/۰۹۵۹	-۰/۰۲۱۷۵
	تولیدی	۱۲/۰۹	۴/۴۴۴	۰/۳۶۵۳	۰/۸۵۳۶	۵/۳۶۳	۲۴/۸۴	-۰/۰۱۲۶	-۰/۰۰۳۶۶

جدول ۴-۳۳- مقایسه اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری

اولیه برای مدل PARMA(۱,۲)

ماه	سری	حداکثر دوره خشکسالی	مقدار آبی خشکسالی (متر مکعب در ثانیه)	حداکثر دوره پر آبی	حداکثر دبی پر آبی (متر مکعب در ثانیه)	تولید
مهر	تاریخی	۵	۱۳/۲۷	۳	۱۶/۳	۲۵/۷۳
	تولیدی	۴/۸	۱۸/۸۶	۴/۱	۲۰/۰۴	۳۲/۲۹
آبان	تاریخی	۹	۵۸/۱۳	۲	۷۱/۱۲	۶۱/۱۹
	تولیدی	۸	۵۷/۲۵	۲/۹	۵۵/۰۳	۱۱۶/۹
آذر	تاریخی	۷	۱۴۸	۳	۲۵۷/۲	۳۷۴/۵
	تولیدی	۱۰/۱	۲۳۴/۸	۲/۷	۳۴۸/۶	۳۶۹/۶
دی	تاریخی	۷	۲۷۲/۶	۳	۲۹۲/۳	۳۴۲/۱
	تولیدی	۶/۸	۲۲۴/۶	۳/۴	۳۰۳/۳	۴۷۸/۹
بهمن	تاریخی	۶	۲۶۱/۲	۴	۲۳۹/۹	۳۲۱/۶
	تولیدی	۶/۲	۲۵۷/۳	۳/۴	۳۶۰	۴۷۴/۲
اسفند	تاریخی	۵	۲۱۰/۵	۳	۴۰۹/۴	۲۷۵/۱
	تولیدی	۵/۹	۲۷۴/۴	۳/۷	۳۸۰/۳	۴۳۶/۸

ادامه جدول ۴-۳۳

ماه	سری	حداکثر دوره خشکسالی	مقدار دبی خشکسالی (متر مکعب در ثانیه)	حداکثر دوره پر آبی	حداکثر دبی پر آبی (متر مکعب در ثانیه)	ظرفیت ذخیره
فروردین	تاریخی	۳	۱۸۰/۸	۳	۲۸۶/۲	۲۴۲/۷
	تولیدی	۶	۲۹۰/۹	۴/۲	۳۵۳/۵	۳۸۸/۶
اردیبهشت	تاریخی	۴	۱۰۸/۴	۲	۱۳۵/۵	۱۴۱/۸
	تولیدی	۵/۱	۱۳۸/۸	۴/۳	۱۶۶/۷	۲۱۰/۱
خرداد	تاریخی	۴	۵۶/۹۷	۴	۷۳/۳۹	۱۰۲/۹
	تولیدی	۴/۸	۷۷/۴۵	۴/۵	۸۲/۰۳	۱۲۸/۷
تیر	تاریخی	۳	۳۰/۶۵	۳	۳۵/۴۴	۶۳/۴۵
	تولیدی	۴/۴	۳۶/۵۳	۳/۳	۴۶/۵۶	۶۱/۴۸
مرداد	تاریخی	۳	۲۰/۴	۳	۱۸/۰۹	۲۷/۶۸
	تولیدی	۵	۲۴/۲	۴	۲۳/۶۸	۳۵/۲
شهریور	تاریخی	۳	۱۲/۱۲	۲	۱۵/۴۲	۱۸/۷۵
	تولیدی	۵/۸	۱۷/۹۲	۳/۷	۱۹/۲۴	۳۰/۸۱

تابع خود همبستگی سری تولید شده و سری اولیه در جدول (۴-۳۴) و شکل‌های (۴-۶۳) تا (۴-۴) -

(۷۴) با یکدیگر مقایسه شده‌اند. در این جدول X نشان دهنده تأخیر (Lag) می‌باشد، که نشان می‌دهد

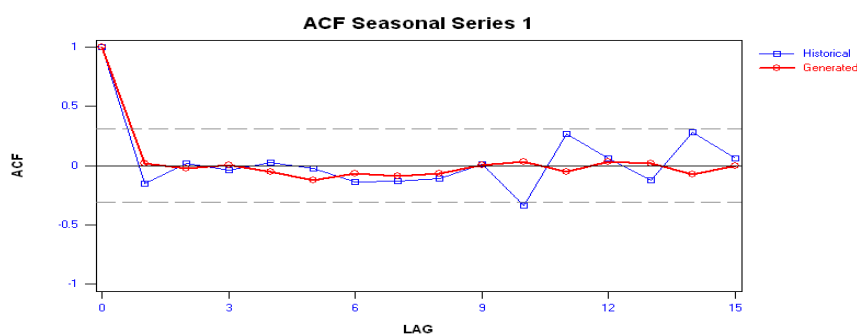
توابع حاصل از سری تولید شده در میام حدود اطمینان ۱۰٪ قرار گرفته است.

جدول ۴-۳۴- توابع خود همبستگی سری ماهانه تولید شده به صورت ماه به ماه برای مدل $PARMA(1,2)$

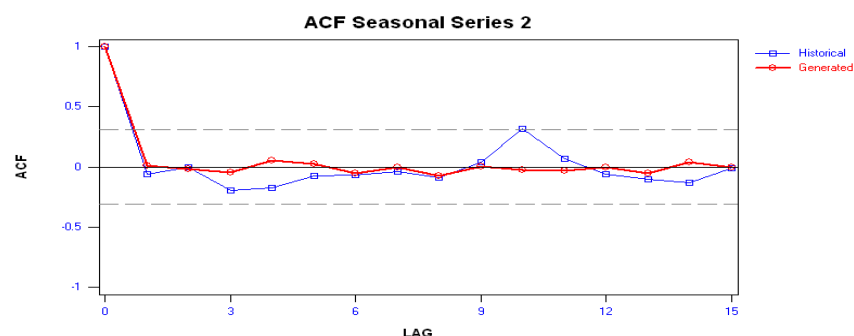
X	ACF(مهر)	ACF(آبان)	ACF(آذر)	ACF(دی)	ACF(بهمن)	ACF(اسفند)
۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱
۱	۰/۰۱۴۷	۰/۰۱۰۱	-۰/۰۲۳۱	۰/۰۵۰۳	-۰/۰۴۹۸	-۰/۰۴۴۲
۲	-۰/۰۲۱۹	-۰/۰۱۸۶	-۰/۰۴۱۸	۰/۰۳۱۸	۰/۰۳۳۸	-۰/۰۲۷۹
۳	۰/۰۰۴۳	-۰/۰۴۸۴	۰/۰۵۱۲	-۰/۰۶۷۱	-۰/۰۳۶۶	-۰/۰۵۵۱
۴	-۰/۰۵۰۵	۰/۰۵۶۷	۰/۰۲۶۶	-۰/۰۸۲۶	۰/۱۳۲۸	-۰/۰۰۰۵
۵	-۰/۱۲۸۰	۰/۰۲۶۱	-۰/۰۵۶۸	-۰/۰۴۹۴	-۰/۰۱۲۴	-۰/۰۴۲۴
۶	-۰/۰۶۴۷	-۰/۰۵۲۵	-۰/۰۱۲۸	-۰/۰۵۲۴	-۰/۰۷۳۳	-۰/۰۲۸۸
۷	-۰/۰۸۵۶	۰/۰۰۳۹	-۰/۱۰۱۸	-۰/۰۵۴۱	-۰/۰۳۶۲	۰/۰۰۳۲
۸	-۰/۰۶۸۳	-۰/۰۷۴۶	-۰/۰۲۴۹	-۰/۰۳۳۴	۰/۰۶۷۷	-۰/۰۲۴۹
۹	۰/۰۰۴۱	۰/۰۰۶۰	-۰/۰۲۱۰	-۰/۰۰۳۹	۰/۰۱۳۷	۰/۰۱۹۷
۱۰	۰/۰۳۲۲	-۰/۰۲۴۱	۰/۰۲۷۳	۰/۰۱۷۹	۰/۰۰۱۵	-۰/۰۱۰۲
۱۱	-۰/۰۵۴۶	-۰/۰۲۹۳	۰/۰۱۳۲	-۰/۰۳۷۶	۰/۰۳۸۷	۰/۰۱۲۹
۱۲	۰/۰۲۹۹	-۰/۰۰۵۵	-۰/۰۵۶۵	-۰/۰۰۵۳	-۰/۰۹۱۸	-۰/۰۸۴۲
۱۳	۰/۰۲۰۶	-۰/۰۵۵۹	-۰/۰۳۵۶	-۰/۰۴۵۷	-۰/۰۱۴۵	۰/۰۲۸۷
۱۴	۰/۰۷۴۵	۰/۰۳۹۴	۰/۰۲۱۷	-۰/۰۴۴۱	-۰/۰۳۶۹	-۰/۰۳۰۴
۱۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰

ادامه جدول ۴-۳۴

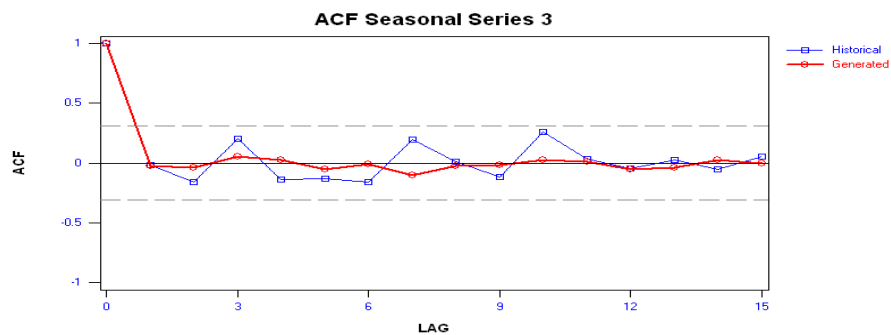
X	ACF(فروردین)	ACF(اردیبهشت)	ACF(خرداد)	ACF(تیر)	ACF(مرداد)	ACF(شهریور)
۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱
۱	-۰/۰۶۷۰	-۰/۰۳۷۰	-۰/۰۳۶۳	-۰/۰۲۵۴	-۰/۰۲۳۹	-۰/۰۱۲۶
۲	-۰/۰۲۸۲	۰/۰۰۹۲	۰/۰۲۳۸	-۰/۰۹۱۱	-۰/۰۱۶	-۰/۰۳۶۶
۳	-۰/۰۲۰۱	-۰/۰۸۱۳	-۰/۰۵۷۱	-۰/۰۱۴۲	۰/۰۵۶۵	-۰/۰۲۴۵
۴	-۰/۰۹۷۵	-۰/۰۱۵۶	۰/۰۱۷۰	۰/۰۱۴۶	-۰/۰۲۰۲	۰/۰۳۲۶
۵	-۰/۰۴۸۴	-۰/۰۷۲۵	-۰/۰۱۰۶۲	-۰/۰۱۳۵۷	-۰/۰۷۲۳	-۰/۰۱۱۵۵
۶	-۰/۰۱۵۸	-۰/۰۴۴۸	-۰/۰۴۶۳	-۰/۰۱۱۱	-۰/۰۵۵۸	-۰/۰۶۷۲
۷	-۰/۰۲۸۱	-۰/۰۶۰۵	-۰/۰۳۶۵	۰/۰۰۴۲	-۰/۰۰۸	-۰/۰۳۴۱
۸	-۰/۰۲۵۱	-۰/۰۶۱۴	-۰/۰۶۸۲	-۰/۰۲۵۸	-۰/۰۵۹۳	-۰/۰۳۵۱
۹	۰/۰۲۸۳	۰/۰۵۱۷	۰/۰۴۰۵	۰/۰۱۱۴	۰/۰۱۵۰	-۰/۰۲۸۵
۱۰	۰/۰۱۸۷	-۰/۰۰۴۹	-۰/۰۲۵۷	-۰/۰۴۶۴	-۰/۰۳۹۶	-۰/۰۲۷۱
۱۱	-۰/۰۵۲۸	-۰/۰۱۸۸	-۰/۰۱۶۷	-۰/۰۵۱۹	-۰/۰۲۳۶	۰/۰۱۳۸
۱۲	-۰/۰۱۳۳	-۰/۰۴۴۲	-۰/۰۲۸۲	-۰/۰۰۸۱	-۰/۰۳۶۵	۰/۰۱۲۹
۱۳	۰/۰۱۳۴	۰/۰۵۰۳	۰/۰۰۳۱	۰/۰۱۰۶	۰/۰۱۱۸	۰/۰۰۳۲
۱۴	-۰/۰۱۱۹	-۰/۰۲۹۱	-۰/۰۴۸۰	-۰/۰۴۱۸	-۰/۰۳۶۷	-۰/۰۰۷۸
۱۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰



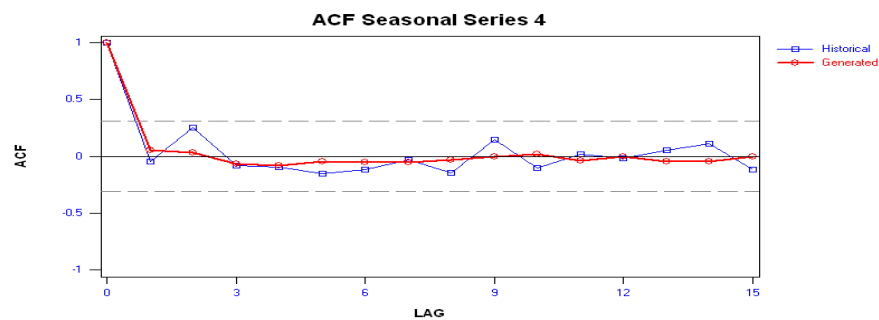
شکل ۴-۶۳- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مهر ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



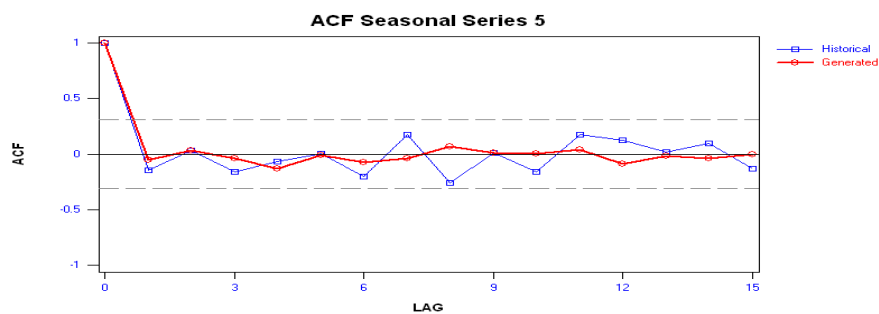
شکل ۴-۶۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه آبان ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



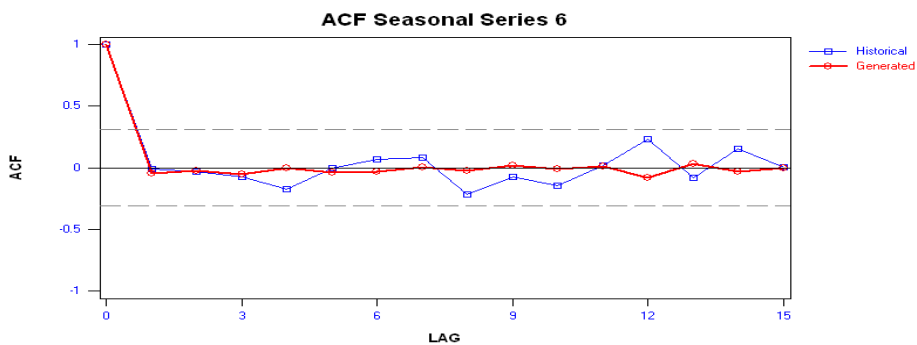
شکل ۴-۶۵- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه آذر ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



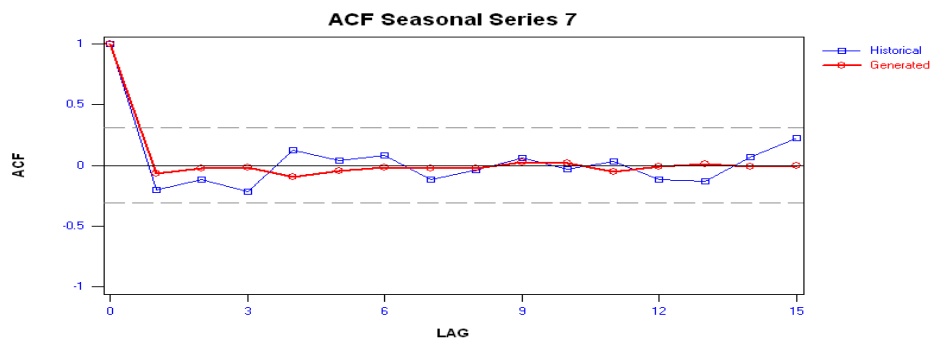
شکل ۴-۶۶- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه دی ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



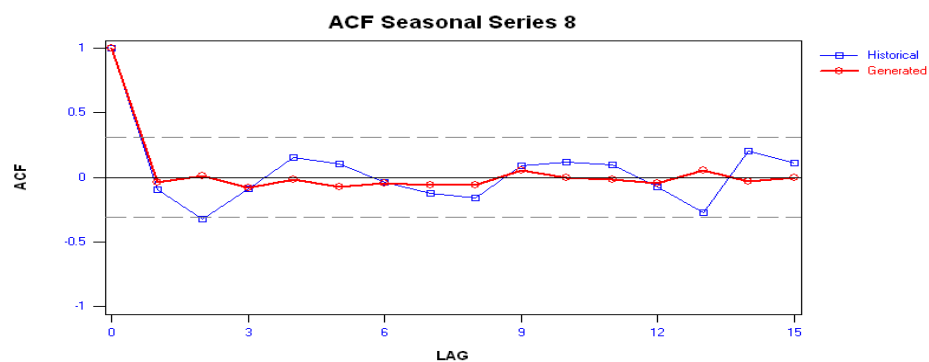
شکل ۴-۶۷- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه بهمن ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



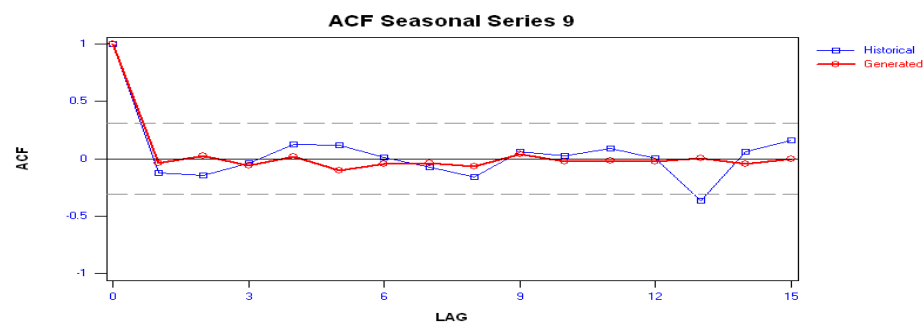
شکل ۴-۶۸- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه اسفند ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



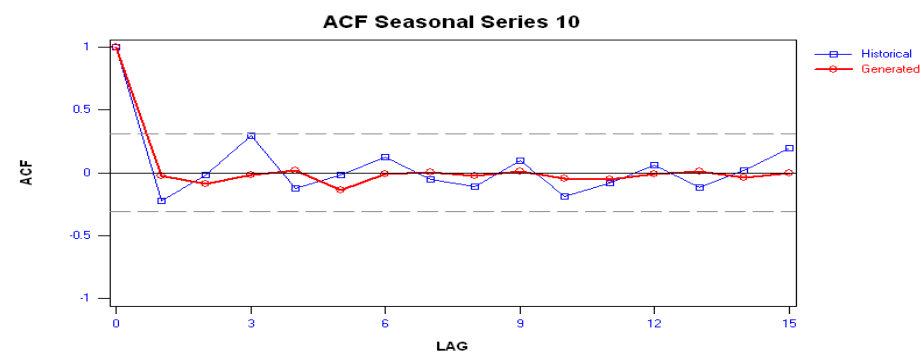
شکل ۴-۶۹- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه فروردین ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



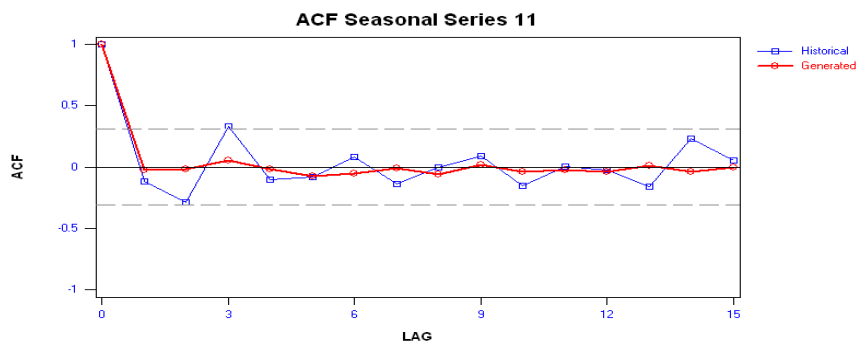
شکل ۴-۷۰- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه اردیبهشت ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



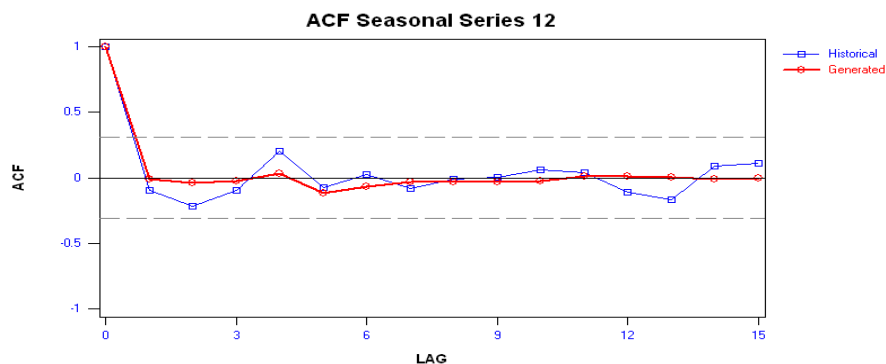
شکل ۴-۷۱- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه خرداد ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



شکل ۴-۷۲- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه تیر ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



شکل ۴-۷۳- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مرداد ماه برای مدل $PARMA(1,2)$



شکل ۴-۷۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مرداد ماه برای مدل $PARMA(1,2)$

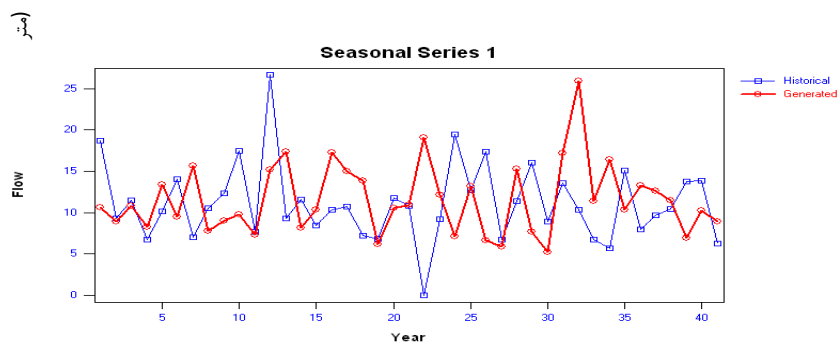
سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ در جدول (۴-۳۵) ارائه و در شکل‌های (۴-۷۵) تا (۴-۸۶) با سری اولیه مقایسه شده است.

جدول ۴-۲۵- آمار دبی ماهانه تولید شده ایستگاه هیدرومتری ابدنک توسط مدل (۲,۱) PARMA (متر مکعب بر ثانیه)

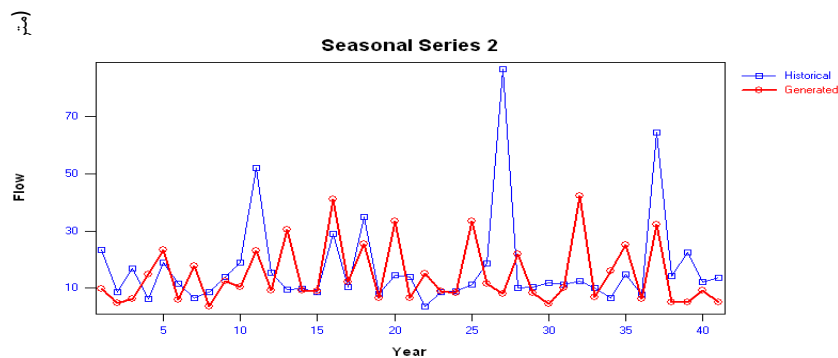
سال آبی	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
۱۳۴۷-۴۸	۱۰/۶۷۱	۹/۷۶۵	۱۳/۲۲۹	۵۲/۲۰۷	۱۰۸/۲۸۸	۱۰۴/۱۷	۱۷۹/۳۱۵	۱۰۶/۴۴۳	۵۷/۹۷۷	۳۴/۱۷۲	۲۱/۴۶۲	۱۵/۸۳۳
۱۳۴۸-۴۹	۸/۸۸۸	۴/۷۷۹	۱۲/۳۸۹	۴۸/۱۷۳	۱۴۴/۹۴۷	۱۷۷/۴۲۹	۱۷۷/۸۶۳	۷۹/۵۸۱	۴۶/۹۹۹	۳۷/۲۸۱	۲۳/۲۹۹	۲۵/۷۹۱
۱۳۴۹-۵۰	۱۰/۷۸۷	۶/۱۳۹	۱۰/۹۳۰	۱۷/۰۹۱	۳۹/۸۲۹	۱۰۷/۰۴۱	۷۲/۰۱۹	۶۶/۹۶۴	۴۸/۸۳۵	۲۳/۸۶۰	۱۰/۴۷۱	۷/۰۴۵
۱۳۵۰-۵۱	۸/۲۴۹	۱۴/۷۰۹	۹/۱۶۱	۳۱/۵۷۱	۷۲/۵۷۲	۷۶/۳۳۱	۸۷/۱۷۱	۴۹/۹۹۵	۳۶/۱۴۰	۲۰/۹۷۵	۱۶/۴۱۰	۸/۸۳۶
۱۳۵۱-۵۲	۱۲/۴۱۰	۲۲/۳۳۶	۱۴۲/۴۲	۴۹/۶۴۱	۴۱/۷۱۶	۸۰/۵۶۷	۲۰۵/۹۹۳	۱۰۸/۰۶۷	۶۱/۵۵۸	۳۹/۲۱۶	۲۱/۴۱۳	۱۵/۴۲۶
۱۳۵۲-۵۳	۹/۴۸۲	۵/۷۹۷	۴۰/۸۳۴	۳۲/۱۹۰	۴۷/۶۲۷	۵۷/۹۸۳	۷۰/۸۰۸	۵۲/۹۰۷	۱۹/۲۸۵	۲۵/۶۵۳	۱۷/۵۲۴	۱۱/۵۸۱
۱۳۵۳-۵۴	۱۵/۶۱۵	۱۷/۷۱۷	۱۸/۸۸۳	۱۰/۵۷۸	۱۰۸/۳۰۹	۲۱۲/۷۰۹	۲۰۲/۲۹۷	۷۷/۸۹۲	۳۹/۷۱۲	۳۲/۴۶۹	۲۳/۹۵۷	۱۴/۷۲۵
۱۳۵۴-۵۵	۷/۸۱۰	۳/۵۷۱	۸/۱۰۶	۰/۵۵۲	۴۷/۷۳۱	۶۹/۳۸۰	۵۷/۴۴۴	۳۱/۶۶۸	۲۶/۹۰۸	۱۲/۵۵۷	۹/۳۱۴	۹/۱۵۹
۱۳۵۵-۵۶	۸/۹۷۴	۱۲/۴۷۱	۳۰/۹۸۹	۵۲/۲۵۹	۵۴/۶۹۵	۷۰/۰۵۲	۶۵/۶۰۳	۱۶/۵۱۴	۸/۴۶۵	۲۵/۲۱۹	۱۵/۰۱۸	۱۲/۱۲۱
۱۳۵۶-۵۷	۹/۷۷۱	۱۰/۴۳۹	۱۳/۷۱۵	۳۴/۲۰۸	۸۰/۴۶۴	۵۶/۵۱۳	۸۹/۳۷۸	۲۹/۴۶۳	۶/۷۶۹	۱۵/۹۴۳	۱۲/۳۰۴	۶/۹۹۲
۱۳۵۷-۵۸	۷/۲۶۶	۲۳/۰۷۴	۵۱/۳۴۴	۸۲/۲۴۴	۱۰۷/۰۷۳	۲۰۸/۱۵۸	۸۵/۶۷۵	۶۹/۵۹۳	۳۱/۱۶۰	۱۹/۲۲۷	۲۱/۷۰۶	۱۳/۹۴۴
۱۳۵۸-۵۹	۱۵/۱۹۵	۹/۰۸۱	۱۰/۱۸۱	۷/۱۷۸	۱۸۰/۰۷۸	۵۰/۳۷۴	۴۳/۱۹۲	۳/۱۲۶	۱۶/۳۶۳	۱۴/۳۴۹	۱۴/۴۴۹	۱۰/۹۷۵
۱۳۵۹-۶۰	۱۷/۳۴۴	۳۰/۶۲۳	۱۵۴/۵۷۲	۶۲/۵۰۲	۵۱/۴۸۲	۹۸/۳۲۷	۱۰۵/۲۷۱	۸۶/۶۴۳	۳۴/۸۰۱	۱۹/۴۳۴	۱۳/۴۶۲	۹/۳۰۶
۱۳۶۰-۶۱	۸/۲۰۶	۹/۱۴۱	۱۸/۳۱۸	۱۵/۳۱۶	۲۳/۴۴۸	۵۰/۰۶۶۸	۱۰۳/۶۸۹	۶۰/۱۸۶	۴۱/۸۷۱	۲۹/۷۲۵	۱۲/۳۸۱	۸/۴۷۱
۱۳۶۱-۶۲	۱۰/۳۸۹	۹/۰۴۰	۴۳/۵۵۷	۶۰/۴۰۵	۷۸/۱۰۸	۱۶۵/۶۸۱	۸۹/۹۶۶	۷۲/۶۲۱	۲۵/۶۷۴	۲۰/۲۵۹	۱۶/۳۳۷	۹/۸۲۷
۱۳۶۲-۶۳	۱۷/۲۶۳	۴۱/۱۷۱	۱۰۰/۱۴۵	۲۱۹/۸۰۱	۲۶۱/۳۲۳	۱۳۲/۷۳۴	۱۴۵/۰۰۸	۸۳/۹۳۱	۶۲/۲۰۱	۴۱/۹۴۳	۲۰/۸۹۲	۱۱/۱۹۲
۱۳۶۳-۶۴	۱۵/۰۳۷	۱۲/۰۹۶	۱۱۴/۴۹۷	۲۱۶/۰۹	۸۱/۳۴۰	۱۴۸/۳۴۳	۱۴۰/۵۱۲	۱۰۲/۲۶۱	۲۵/۵۶۶	۲۱/۶۲۴	۱۲/۹۷۷	۱۱/۷۵۸
۱۳۶۴-۶۵	۱۳/۸۹۷	۲۵/۴۲۸	۴۵/۵۱۰	۷۵/۲۲۱۵	۱۸۶/۴۵۲	۱۳۶/۵۳۱	۶۹/۳۸۵	۶۹/۷۹۳	۴۲/۰۹۲	۲۰/۳۰۲	۱۵/۶۹۴	۸/۴۶
۱۳۶۵-۶۶	۶/۱۱۷	۶/۳۹۴	۳۲/۵۲۵	۱۷/۹۹۲	۳۶/۶۲۳	۷۸/۶۱۷	۱۴۹/۶۴۸	۸۰/۶۱۹	۳۶/۱۶۰	۱۳/۲۱۵	۱۴/۶۵۶	۱۱/۹۹۱
۱۳۶۶-۶۷	۱۰/۵۷۳	۳۲/۵۱۷	۲۲/۳۸۵	۴۰/۴۹۵	۷۱/۰۲۳	۲۹۱/۹۴	۱۵۷/۲۸۸	۹۱/۴۲۳	۴۴/۰۲۳	۵۲/۲۵۸	۲۹/۴۰۲	۲۲/۶۶۷
۱۳۶۷-۶۸	۱۰/۹۶۱	۶/۴۱۷	۳۹/۴۳۵	۱/۲۱۳	۲۱/۲۷۱	۶۱/۱۶۳	۱۴۲/۷۵۳	۷۱/۰۴۵	۴۶/۲۷۶	۱۸/۳۴۰	۱۸/۲۵۶	۱۲/۴۳۷

ادامہ جدول ۴-۲۵

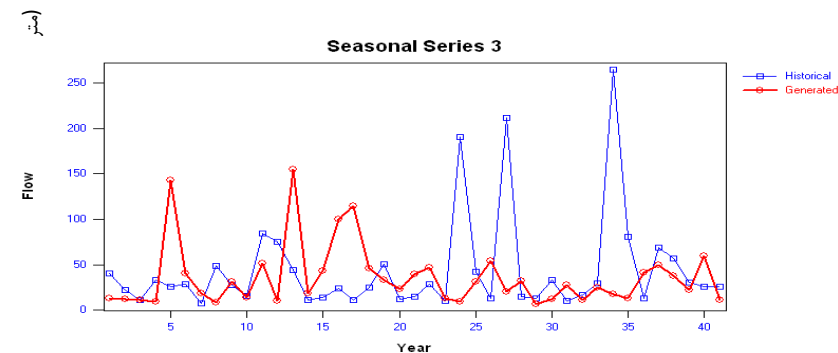
سال آبی	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
۱۳۶۸-۶۹	۱۹/۰۵۸	۱۵/۰۶۶	۴۶/۵۳۸	۵۷/۸۰۴	۶۶/۲۳۷	۱۴۲/۸۴۷	۱۸۸/۲۳۹	۱۱۹/۹۰۴	۶۲/۰۴۴	۲۴/۶۸۷	۲۳/۳۶۱	۱۱/۵۶۹
۱۳۶۹-۷۰	۱۲/۱۲۶	۸/۹۷۴	۱۳/۳۳۱	۸۱/۵۰۴	۷۹/۱۷۶	۱۰۷/۰۴۱	۱۹۲/۲۷۲	۷۰/۷۲۷	۴۹/۵۷۷	۳۱/۲۴۸	۲۲/۰۸۵	۱۱/۸۳۷
۱۳۷۰-۷۱	۷/۱۵۵	۸/۱۶۰	۹/۴۱۱	۴۰/۹۸۶	۱۴۷/۶۴۹	۱۰۵/۱۳۵	۱۲۵/۸۰۶	۱۱۰/۳۵۹	۴۱/۶۰۱	۳۵/۳۹۴	۱۵/۶۱۴	۱۰/۲۰۴
۱۳۷۱-۷۲	۱۳/۱۵۸	۳۳/۴۸۸	۳۱/۷۴۳	۹۲/۵۵۶	۲۶۶/۵۱۲	۲۰۵/۸۵	۱۳۰/۳۳۴	۷۶/۹۷۴	۴۶/۷۶۶	۲۱/۶۷۱	۱۳/۸۱۱	۱۲/۲۲۲
۱۳۷۲-۷۳	۶/۶۱۷	۱۱/۵۷۲	۵۴/۴۱۰	۱۲۰/۴۱۷	۱۶۱/۸۳۱	۲۸۳/۳۰۲	۱۷۱/۴۳۷	۸۶/۷۲۱	۳۳/۲۲۲	۲۰/۱۴۷	۲۰/۳۹۱	۱۲/۳۰۱
۱۳۷۳-۷۴	۵/۸۶۳	۸/۰۸۹	۲۰/۵۲۸	۷۰/۴۸۸	۱۲۳/۱۴۶	۱۶۲/۴۳۲	۱۹۱/۵۳۹	۱۱۱/۶۷۸	۶۰/۱۳۵	۳۴/۴۱۵	۱۸/۰۳۰	۱۰/۶۶۱
۱۳۷۴-۷۵	۱۵/۳۸۳	۲۲/۰۴۱	۳۲/۳۹۴	۱۰۳/۲۴۵	۱۱۹/۰۹۶	۱۰۵/۰۶۶	۱۵۲/۹۵۶	۸۵/۰۷۶	۴۹/۷۳۰	۲۱/۰۸۷	۱۹/۱۳۴	۱۰/۹۲۵
۱۳۷۵-۷۶	۷/۷۱۲	۸/۳۷۹	۶/۳۸۸	۱۰/۴۷۴	۸۴/۳۳۳	۱۲۰/۸۶۹	۱۲۱/۲۴	۶۴/۲۱۱	۳۰/۰۱۲	۸/۲۸۱	۱۲/۶۶۲	۱۰/۴۷۷
۱۳۷۶-۷۷	۵/۲۶۸	۴/۴۷۸	۱۲/۲۰۵	۲۵/۶۹۲	۲۲/۱۱۹	۱۰۴/۴۲	۱۰۴/۹۱۳	۳۲/۴۱۵	۲۷/۱۸۹	۲۸/۲۶۹	۱۸/۹۷۴	۱۴/۲۰۱
۱۳۷۷-۷۸	۱۷/۱۷۳	۱۰/۱۱۲۵	۲۷/۵۷۱	۲۸/۸۲۳	۴۰/۵۶۸	۱۴۰/۸۱۳	۲۷۵/۸۳۴	۱۹۷/۷۲۶	۱۱۹/۱۹۹	۵۸/۰۳۱	۲۶/۵۰۶	۲۸/۶۰۰
۱۳۷۸-۷۹	۲۵/۸۶۶	۴۲/۲۷۷	۱۱/۵۶۸	۱۴۴/۰۰۶	۸۸/۴۵۱	۶۳/۵۶۱	۱۰۸/۲۹۲	۴۰/۰۷۷	۱۵/۳۷۴	۲۵/۷۱۴	۱۹/۷۶۶	۱۱/۰۶۳
۱۳۷۹-۸۰	۱۱/۴۰۱	۶/۹۲۹	۲۴/۲۲۵	۷۹/۹۷۳	۲۵۶/۸۷۷	۳۲۰/۹۵۷	۲۳۲/۷۶۲	۱۵۵/۸۱۶	۶۶۷/۵۳۴	۳۰/۳۰۵	۱۹/۴۶۹	۱۷/۴۲۲
۱۳۸۰-۸۱	۱۶/۳۹۲	۱۵/۹۸۵	۱۷/۵۶۲	۱۴/۷۴۴	۳۲/۴۰۰	۵۹/۸۲۴	۱۴۶/۷۴۱	۷۸/۲۵۲	۳۸/۱۱	۱۴/۶۰۸	۹/۴۳۱	۱۰/۰۵۴
۱۳۸۱-۸۲	۱۰/۳۲۷	۲۵/۰۶۴	۱۲/۷۵۴	۴۰/۰۳۹	۳۷۸/۶۱۷	۹۸/۷۲۲	۲۱۵/۱۸۱	۱۳۴/۹۶۶	۶۱/۱۵۶	۳۶/۰۲۱	۲۲/۱۵۱	۲۵/۳۲۲
۱۳۸۲-۸۳	۱۳/۲۸۶	۶/۲۸۵	۴۱/۵۲۲	۳/۵۴۵	۳۵/۸۰۹	۸۷/۲۹۱	۱۰/۶/۶۴	۶۰/۵۵۵	۳۷/۸۸۲	۱۴/۹۵۷	۱۳/۴۴۱	۱۲/۲۵۹
۱۳۸۳-۸۴	۱۲/۶	۳۲/۱۴۳	۴۹/۹۱۸	۱۰/۹/۶۶۸	۱۱۹/۸۱۵	۱۳۶/۱۳	۹۵/۹۴۷	۴۹/۱۸۹	۳۰/۳۴۰	۱۶/۰۴۳	۱۸/۴۲۲	۱۷/۵۵۸
۱۳۸۴-۸۵	۱۱/۴۴۲	۵/۱۷۴	۳۸/۰۲۶	۹/۵۹۱	۷۸/۰۵۴	۷۴/۹۱۲	۵۹/۶۴۴	۳۴/۴۷۹	۲۰/۶۵۷	۲۲/۳۸۸	۱۱/۶۶۰	۸/۴۲۴
۱۳۸۵-۸۶	۶/۸۹۵	۵/۰۹۲	۲۱/۹۸۹	۴۷/۵۴۹	۳۴/۲۷	۴۴/۳۸۲	۷۳/۴۴۱	۵۳/۵۹۳	۱۱/۵۲۹	۲۳/۱۵۰	۱۳/۵۹۷	۱۰/۲۵۹
۱۳۸۶-۸۷	۱۰/۲۰۸	۹/۱۷۸	۵۹/۳۰۶	۸۵/۱۷۷	۴۰/۴۳۵	۷۷/۰۲۵	۱۸۲/۳۳۴	۶۶/۷۴۹	۲۹/۱۲۷	۱۸/۵۶۱	۱۵/۹۷۸	۱۳/۳۰۰
۱۳۸۷-۸۸	۸/۹۴۷	۵/۱۳۴	۱۰/۸۸۷	۳/۲۳۳	۱۱/۷۶۴	۱۷/۷۳۵	۳۶/۷۶۰	۳۴/۵۳۲	۸/۰۹۰	۱۰/۲۰۳	۶/۴۶۷	۹/۳۱۴



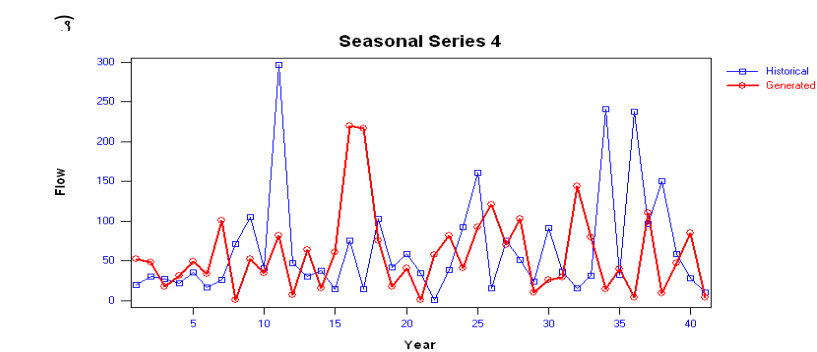
شکل ۴-۷۵- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه مهر ماه



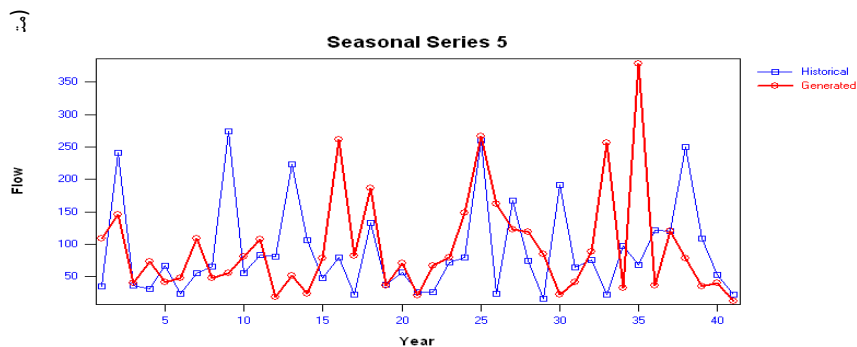
شکل ۴-۷۶- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه آبان ماه



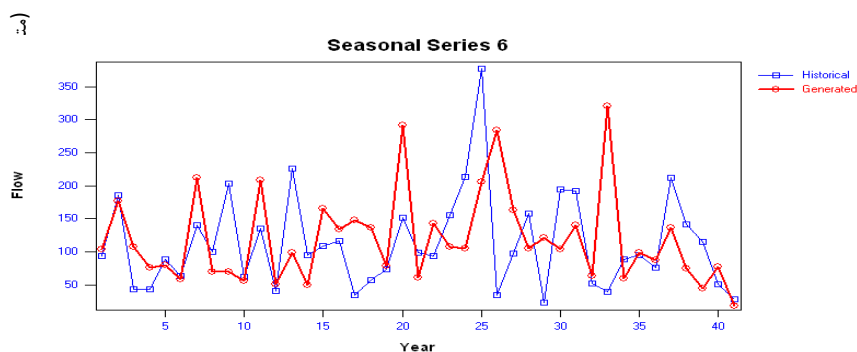
شکل ۴-۷۷- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه آذر ماه



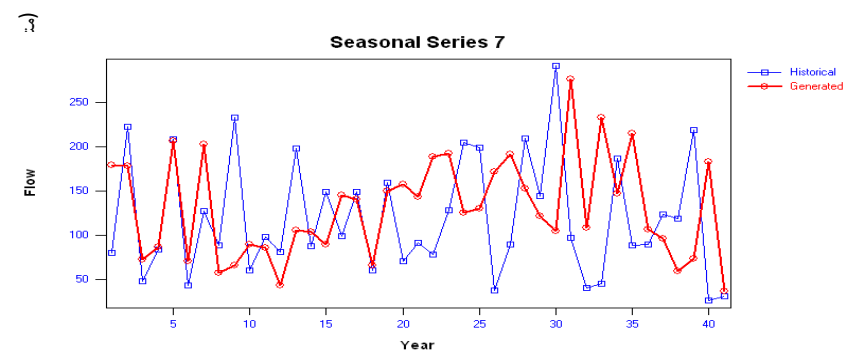
شکل ۴-۷۸- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه دی ماه



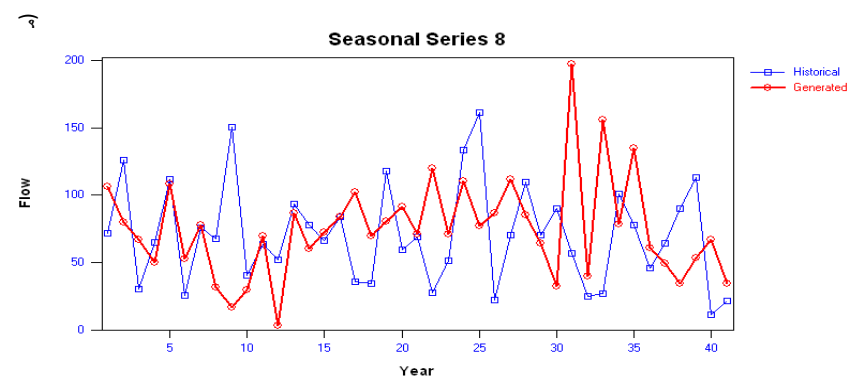
شکل ۴-۷۹- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه بهمن ماه



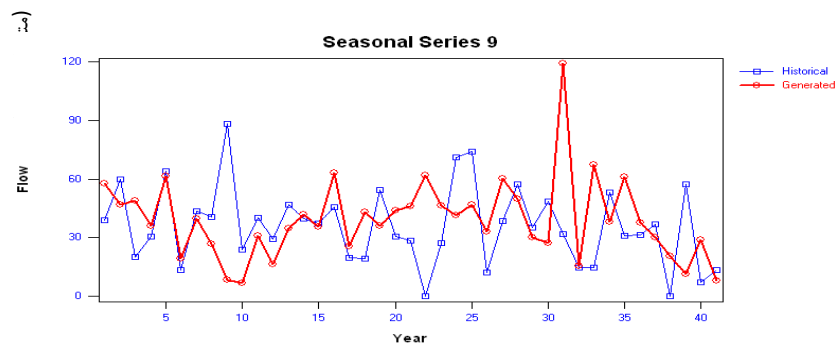
شکل ۴-۸۰- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه اسفند ماه



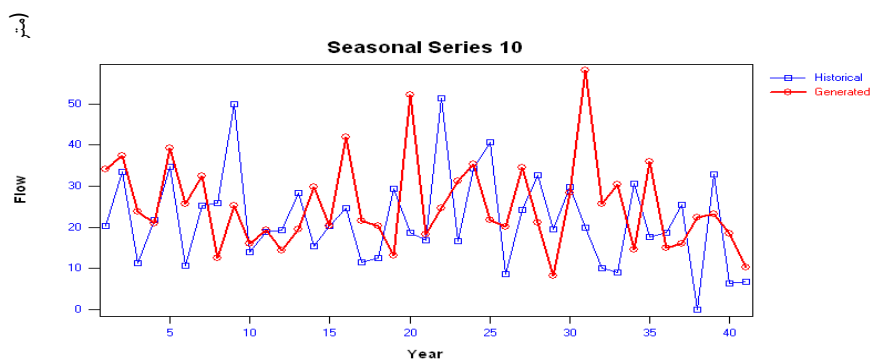
شکل ۴-۸۱- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه فروردین ماه



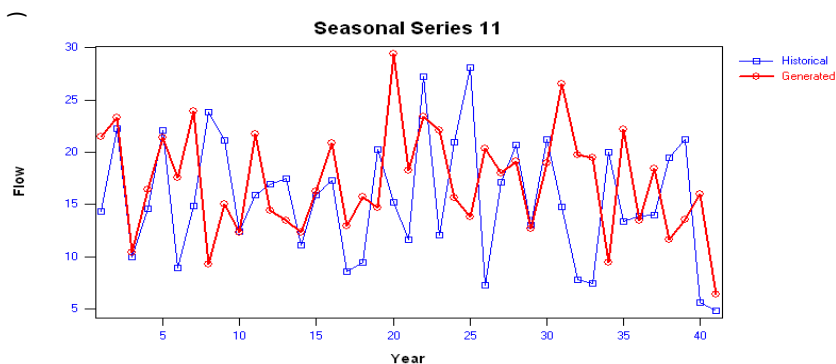
شکل ۴-۸۲- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه اردیبهشت ماه



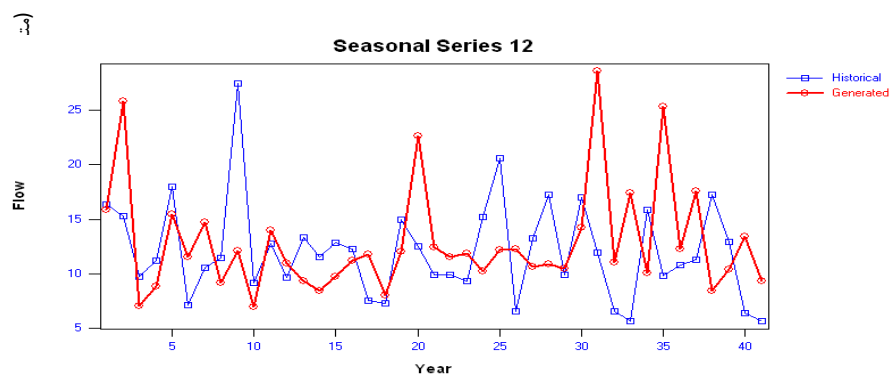
شکل ۴-۸۳- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه خرداد ماه



شکل ۴-۸۴- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه تیر ماه



شکل ۴-۸۵- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه مرداد ماه



شکل ۴-۸۶- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $PARMA(1,2)$ با سری اولیه شهریور ماه

ب- مدل سازی اتورگرسو تناوبی چند متغیره

با توجه به توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی ماههای مهر تا شهریور که مقدار این توابع برای تأخیرهای اولیه در تمام این توابع بین حدود اعتماد قرار دارد، مرتبه مدل یعنی مقدار p برابر یک در نظر گرفته می‌شود اما برای انتخاب بهترین مدل، مدل‌های $MPAR(1)$ ، $MPAR(2)$ و $MPAR(3)$ به داده‌های ماهانه استاندارد شده برازش داده شدند و در نهایت مدل بهتر با توجه به معیار اطلاعاتی آکائیک و شوارز انتخاب شد. برای محاسبه پارامترهای این مدل‌ها فقط روش گشتاورها در اختیار بود. پارامترهای محاسبه شده در جداول (۴-۳۶)، (۴-۳۷) و (۴-۳۸) ارائه شده‌اند.

انتخاب مدل مناسب:

با توجه به جداول (۴-۳۶)، (۴-۳۷) و (۴-۳۸) قابل مشاهده است که مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز مدل $MPAR(1)$ نسبت به مدل‌های $MPAR(2)$ و $MPAR(3)$ کمتر بوده و این مدل به عنوان مدل مناسب برای تولید سری جدید در نظر گرفته شده است.

جدول ۴-۳۶- پارامترهای مدل $MPAR(1)$ برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک

ماه	میانگین	واریانس	معیار اطلاعاتی آکائیک	معیار اطلاعاتی شوارز	پارامتر اتورگرسو φ_1
مهر	۳/۴۰۲۴	۰/۰۲۱۵	۲۷/۶۹۴	۲۷/۰۹۲	۰/۵۹۱
آبان	۲/۳۳۸۹	۰/۰۶۰۵۹	۴۱/۵۵۵	۴۰/۹۵۳	۰/۲۹۶
آذر	۲/۹۸۸۶	۱/۲۵۷۶	۴۲/۴۲۲	۴۱/۸۲	۰/۲۶۱
دی	۳/۹۰۴۷	۰/۰۶۴۷۵	۳۷/۲۷	۳۶/۶۶۸	۰/۴۲۲
بهمن	۴/۲۰۵۹	۰/۰۵۹۷۷	۲۲/۲۱	۲۱/۶۰۸	۰/۶۵۶
اسفند	۴/۵۲۶۵	۰/۰۴۱۰۴	۱۵/۸۹۳	۱۵/۲۹۱	۰/۷۱۵
فروردین	۴/۷۷۴۴	۰/۰۲۵۶۶	۲۴/۳۹۷	۲۳/۷۹۵	۰/۶۳۲
اردیبهشت	۴/۹۴۹۳	۰/۰۶۱۷	-۱۳/۳۸۲	-۱۳/۹۸۴	۰/۸۷۲
خرداد	۰/۰۰۰۲	۰/۰۹۹۴۲	-۱۴/۸۸۵	-۱۵/۴۸۷	۰/۸۷۷
تیر	۴/۰۱۷۲	۰/۰۳۷۴	۱۱/۸۰۶	۱۱/۲۰۴	۰/۷۴۷
مرداد	۰/۰۰۰۰۳	۰/۰۹۹۸۲	-۰/۲۸۹	-۰/۸۹۱	۰/۸۱۹
شهریور	۲/۴۲۷۴	۰/۱۲۶۱	-۰/۱۷۱	-۰/۷۷۴	۰/۸۱۸
میانگین	-	-	۱۶/۲۱	۱۵/۶۰۷	-

جدول ۴-۳۷- پارامترهای مدل (۲) MPAR برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک

ماه	میانگین	واریانس	معیار اطلاعاتی آکائیک	معیار اطلاعاتی شوارز	پارامتر اتورگرسیو φ_1	پارامتر اتورگرسیو φ_2
مهر	۱۱/۰۹۳	۲۰/۸۵۸	۳۰/۷۵۵	۳۱/۵۳۴	۰/۴۱۳	۰/۲۰۲
آبان	۱۷/۱۰۳	۲۵۴/۰۷۸	۴۶/۹۹۶	۴۷/۷۷۴	۰/۰۱۵	-۰/۱۳۳
آذر	۴۴/۰۹۹	۲۹۶۴/۶۸	۴۱/۵۹۹	۴۲/۳۷۸	۰/۳۷۱	۰/۰۰۷
دی	۶۴/۲۳۶	۴۳۰۷/۰۱	۳۷/۳۶	۳۸/۱۳۸	۰/۴۱۸	۰/۱۱۱
بهمن	۸۹/۹۱۱	۵۰۸۹/۵۳	۳۹/۷۲۸	۴۰/۵۰۷	۰/۴۳۱	۰/۰۲۷
اسفند	۱۲/۲۷۱	۵۰۱۴/۳۲	۲۱/۲	۲۱/۹۷۹	۰/۶۷۵	۰/۰۳۱
فروردین	۱۱۹/۱۲۲	۴۲۶۴/۲۲	۲۵/۸۹	۲۶/۶۸	۰/۴۳۰	۰/۲۶۴
اردیبهشت	۷۰/۴۱۲	۱۳۲۷/۶	-۸/۴۳۷	-۷/۶۵۹	۰/۶۴۶	۰/۲۹۹
خرداد	۳۵/۸۷۷	۳۸۹/۷۸۹	-۲۱/۸۷۲	-۲۱/۰۹۴	۰/۷۸۵	۰/۱۳۸
تیر	۲۱/۹۱۶	۱۲۳/۳۲۱	۱۵/۷۵	۱۶/۵۲۹	۰/۵۵۱	۰/۱۹۸
مرداد	۱۵/۴۸۰	۳۱/۸۶۱	-۱/۳۲۲	-۰/۵۴۳	۰/۷۹۹	۰/۰۴۷
شهریور	۱۲/۰۶۳	۱۹/۱۷۱	۱۲/۴۱	۱۳/۱۸۸	۰/۵۸۵	۰/۱۹۹
میانگین	-	-	۲۰/۰۰۴	۲۰/۷۸۳	-	-

جدول ۴-۳۸- پارامترهای مدل (۳) MPAR برای داده‌های ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک

ماه	میانگین	واریانس	معیار اطلاعاتی آکائیک	معیار اطلاعاتی شوارز	پارامتر اتورگرسیو φ_1	پارامتر اتورگرسیو φ_2	پارامتر اتورگرسیو φ_3
مهر	۱۱/۰۹۳	۲۰/۸۵۸	۳۲/۸۶۷	۳۴/۸۹۷	۰/۴۳۲	۰/۳۰۳	-۰/۱۳۸
آبان	۱۷/۱۰۳	۲۵۴/۰۷۸	۴۸/۷۴۴	۵۰/۷۷۳	۰/۴۱۷	۰/۰۰۱	-۰/۲۰۰
آذر	۴۴/۰۹۹	۲۹۶۴/۶۸	۳۵/۳۵۱	۳۷/۳۸۱	۰/۳۲۵	۰/۲۸۴	-۰/۴۹۵
دی	۶۴/۲۳۶	۴۳۰۷/۰۱	۳۸/۶۰۶	۴۰/۶۳۵	۰/۴۱۹	۰/۱۰۱	-۰/۱۵۱
بهمن	۸۹/۹۱۱	۵۰۸۹/۵۳	۴۲/۰۰۴	۴۴/۰۳۴	۰/۴۲۲	-۰/۰۴۸	۰/۰۶۶
اسفند	۱۲/۲۷۱	۵۰۱۴/۳۲	۲۳/۶۳۱	۲۵/۶۶۱	۰/۶۷۵	۰/۰۴۱	-۰/۰۲۲
فروردین	۱۱۹/۱۲۲	۴۲۶۴/۲۲	۲۸/۲۹۲	۳۰/۳۲۱	۰/۴۳۲	۰/۲۷۶	-۰/۰۳۲
اردیبهشت	۷۰/۴۱۲	۱۳۲۷/۶	-۶/۶۹	-۴/۶۶	۰/۶۲۶	۰/۲۴۷	۰/۰۹۴
خرداد	۳۵/۸۷۷	۳۸۹/۷۸۹	-۱۹/۵۴۷	-۱۷/۵۱۷	۰/۸۰۶	۰/۱۴۱	-۰/۰۳۴
تیر	۲۱/۹۱۶	۱۲۳/۳۲۱	۱۶/۱۹۱	۱۸/۲۲	۰/۴۹۰	۰/۰۲۸	۰/۲۷۱
مرداد	۱۵/۴۸۰	۳۱/۸۶۱	-۲۵/۷۹۴	-۲۳/۷۶۴	۰/۷۲۸	-۰/۶۹۷	۰/۸۸۴
شهریور	۱۲/۰۶۳	۱۹/۱۷۱	-۵/۷۸۴	-۳/۷۵۵	۰/۵۴۱	-۰/۲۰۲	۰/۶۰۰
میانگین	-	-	۱۷/۳۲۲	۱۹/۳۵۲	-	-	-

خصوصیات آماری پایه سری زمانی اولیه و تولید شده توسط مدل (1) MPAR در جدول (۴-۳۹) با هم مقایسه شده‌اند. نتایج این جدول به دلیل نزدیک بودن خصوصیات آماری پایه سری تولید شده به سری اولیه قابل قبول می‌باشد.

جدول ۴-۳۹- مقایسه خصوصیات آماری پایه سری تولید شده با سری اولیه برای داده‌های ماهانه و مدل (1) MPAR

ماه	سری	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات	چولگی	حداقل	حداکثر	ACF(۱)	ACF(۲)
مهر	تاریخی	۱۱/۰۹	۴/۵۶۷	۰/۴۱۱۷	۰/۸۶۸	۰	۲۶/۶۸۰	-۰/۱۵۱	۰/۰۱۷
	تولیدی	۱۰/۸۵۰	۴/۲۴۸	۰/۳۸۸	۰/۲۳۰	۲/۰۵۸	۲۱/۴۸۰	-۰/۰۱۷	۰/۰۱۱
آبان	تاریخی	۱۷/۱	۱۵/۹۴	۰/۹۳۲	۲/۸۹۲	۳/۵۵۲	۸۶/۶۸	-۰/۰۶۱۲	-۰/۰۰۶۴
	تولیدی	۱۵/۵۹	۱۱/۴	۰/۷۱۷	۲/۱۹۹	۴/۵۲۱	۶۱/۴۵	-۰/۰۱۸	۰/۰۱۱
آذر	تاریخی	۴۴/۱	۵۴/۴۵	۱/۲۳۵	۲/۷۴۸	۷/۴۵	۲۶۴/۸	-۰/۰۱۴۷	-۰/۱۵۶۶
	تولیدی	۳۹/۶۶	۴۵/۷	۱/۰۱۱	۲/۲۷۱	۷/۸۸۸	۲۱۴/۳	-۰/۰۶۲	-۰/۰۸۸
دی	تاریخی	۶۴/۲۴	۶۵/۶۳	۱/۰۲۲	۲/۰۱۷	۰/۶۸	۲۹۶/۶	-۰/۰۴۲۸	۰/۲۵۱۷
	تولیدی	۶۳/۹۷	۶۱/۳۸	۰/۹۰۸	۲/۰۶	۵/۳۲۳	۳۰۳/۱	۰/۰۸۵	۰/۰۲۸
بهمن	تاریخی	۸۹/۹۱	۷۱/۳۴	۰/۷۹۳۵	۱/۲۹۶	۱۵/۱۸	۲۷۳/۹	-۰/۱۴۴۵	۰/۰۳۰۲
	تولیدی	۹۰/۴۷	۷۳/۶	۰/۷۸۲	۲/۰۵۴	۱۷/۷۳	۳۶۵/۷	۰/۰۲۵	۰/۰۱۱
اسفند	تاریخی	۱۱۲/۳	۷۰/۸۱	۰/۶۳۰۷	۱/۳۷	۲۳/۲	۳۷۷/۲	-۰/۰۱۲۲	-۰/۰۲۹۷
	تولیدی	۱۱۵/۲	۸۳/۵۵	۰/۶۹۲	۱/۶۵۹	۲۳/۱۲	۴۰۶/۷	-۰/۰۱۱	-۰/۰۲۱
فروردین	تاریخی	۱۱۹/۱	۶۵/۳	۰/۵۴۸۲	۰/۶۵۵	۲۶/۴۴	۲۹۱/۱	-۰/۰۳۷	۰/۱۱۵۴
	تولیدی	۱۲۳/۶	۸۱/۰۵	۰/۶۲۶	۱/۶۶۱	۲۲/۶۸	۴۱۴/۸	-۰/۰۱۰۶	-۰/۰۶۱
اردیبهشت	تاریخی	۷۰/۴۱	۳۶/۴۴	۰/۵۱۷۵	۰/۵۳۱۱	۱۱/۰۸	۱۶۱/۱	-۰/۰۹۳۲	-۰/۳۲۶۹
	تولیدی	۷۱/۴۹	۳۸/۰۷	۰/۵۳۳	۰/۸۴۶	۵/۲۸۳	۱۸۶	-۰/۰۱۱۵	-۰/۰۶۲
خرداد	تاریخی	۳۵/۸۸	۱۹/۷۴	۰/۵۵۰۳	۰/۴۱۰۱	۰	۸۸/۳۴	-۰/۱۲۱۶	-۰/۱۴۲۵
	تولیدی	۳۵/۷۳	۱۹/۳۷	۰/۵۴۴	۰/۳۷۹	۴/۳۱۶	۸۶/۸۶	-۰/۰۹۸	-۰/۰۸۴
تیر	تاریخی	۲۱/۹۲	۱۱/۱۱	۰/۵۰۶۷	۰/۶۱۳۲	۰	۵۱/۲۹	-۰/۰۲۲۱	-۰/۰۱۹۵
	تولیدی	۲۱/۹۴	۱۰/۷۲	۰/۴۸۹	۰/۶۵۹	۲/۴۱۹	۵۳/۱۴	-۰/۰۸۴	۰/۰۰۵
مرداد	تاریخی	۱۵/۴۸	۵/۶۴۵	۰/۳۶۴۶	۰/۱۴۹۱	۴/۹۰۳	۲۸/۰۸	-۰/۱۱۴۳	-۰/۲۸۸۹
	تولیدی	۱۵/۷۷	۵/۶۴۲	۰/۳۵۶	۰/۳۲۴	۳/۷۵۸	۳۰/۶۱	-۰/۰۴۲	-۰/۰۶۲
شهریور	تاریخی	۱۲/۰۶	۴/۳۷۸	۰/۳۶۳	۱/۰۶۵	۵/۶۲۸	۲۷/۴۸	-۰/۰۹۵۹	-۰/۲۱۷۵
	تولیدی	۱۲/۲۵	۴/۵۵	۰/۳۶۶	۱/۰۷۵	۵/۱۱۱	۲۷/۱۴	-۰/۰۲۸	-۰/۰۱۹

همچنین مقایسه حداکثر دوره خشکسالی، مقدار دبی خشکسالی، حداکثر دوره پر آبی و حداکثر دبی پر آبی و ظرفیت ذخیره سری تولید شده با سری اولیه در جدول (۴-۴۰) قابل مشاهده می‌باشد و نتایج قابل قبولی ارائه داده است.

تابع خود همبستگی سری تولید شده و سری اولیه در جدول (۴-۴۱) و شکل‌های (۴-۸۷) تا (۴-۹۸) با یکدیگر مقایسه شده‌اند. در این جدول X نشان دهنده تأخیر (Lag) می‌باشد. برای این مدل نیز توابع خود همبستگی سری تولید شده همانند سری اولیه در میان حدود اطمینان ۱۰٪ قرار گرفتند.

جدول ۴-۴۰- مقایسه اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری اولیه برای مدل

MPAR (J)

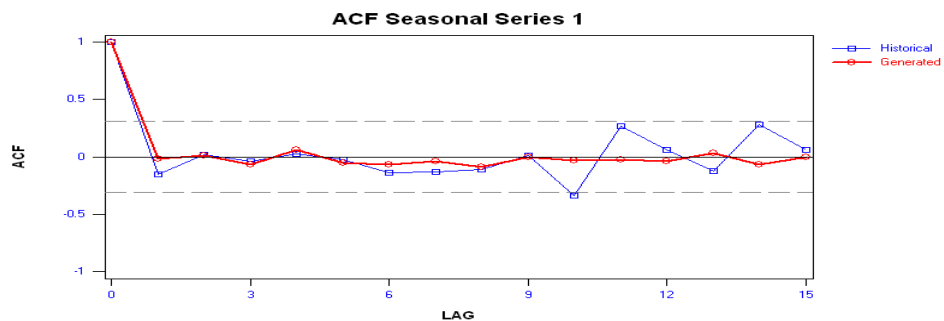
ماه	سری	حداکثر دوره خشکسالی	مقدار دبی خشکسالی (متر مکعب در ثانیه)	حداکثر دوره پر آبی	حداکثر دبی پر آبی (متر مکعب در ثانیه)	تلفات میلی
مهر	تاریخی	۵	۱۳/۲۷	۳	۱۶/۳	۲۵/۷۳
	تولیدی	۵/۵	۱۹/۸۷	۴/۳	۱۸/۶۱	۳۲/۹۱
آبان	تاریخی	۹	۵۸/۱۳	۲	۷۱/۱۲	۶۱/۱۹
	تولیدی	۷/۷	۵۴/۷۷	۳	۵۰/۸	۱۰۱
آذر	تاریخی	۷	۱۴۸	۳	۲۵۷/۲	۳۷۴/۵
	تولیدی	۹/۱	۲۱۱/۶	۲/۸	۱۸۸/۶	۳۸۲/۵
دی	تاریخی	۷	۲۷۲/۶	۳	۲۹۲/۳	۳۴۲/۱
	تولیدی	۶/۹	۲۲۷/۷	۳/۴	۳۳۵/۶	۳۸۴/۳
بهمن	تاریخی	۶	۲۶۱/۲	۴	۲۲۹/۹	۳۲۱/۶
	تولیدی	۷/۴	۳۱۴/۹	۳/۸	۳۶۹/۸	۴۹۲
اسفند	تاریخی	۵	۲۱۰/۵	۳	۴۰۹/۴	۲۷۵/۱
	تولیدی	۶/۶	۳۱۲	۳/۷	۳۸۸/۸	۴۶۳/۸
فروردین	تاریخی	۳	۱۸۰/۸	۳	۲۸۶/۲	۲۴۲/۷
	تولیدی	۵/۵	۲۵۵/۱	۳/۸	۳۷۲/۵	۴۱۶/۵
اردیبهشت	تاریخی	۴	۱۰۸/۴	۲	۱۳۵/۵	۱۴۱/۸
	تولیدی	۵/۹	۱۶۹/۴	۳/۸	۱۵۱/۴	۲۴۱/۹
خرداد	تاریخی	۴	۵۶/۹۷	۴	۷۳/۳۹	۱۰۲/۹
	تولیدی	۴	۷۴/۹۵	۵/۳	۸۲/۸۷	۱۳۳/۸
تیر	تاریخی	۳	۳۰/۶۵	۳	۳۵/۴۴	۶۳/۴۵
	تولیدی	۵	۴۲/۱	۴	۴۷/۲۴	۷۸/۱۵
مرداد	تاریخی	۳	۲۰/۴	۳	۱۸/۰۹	۲۷/۶۸
	تولیدی	۴/۲	۱۸/۰۴	۴/۵	۲۷/۵۶	۳۵/۳
شهریور	تاریخی	۳	۱۲/۱۲	۲	۱۵/۴۲	۱۸/۷۵
	تولیدی	۵/۹	۱۷/۵	۴	۲۱/۰۵	۳۰/۷۹

جدول ۴-۴۱- توابع خود همبستگی سری ماهانه تولید شده به صورت ماه به ماه برای مدل (۱) MPAR

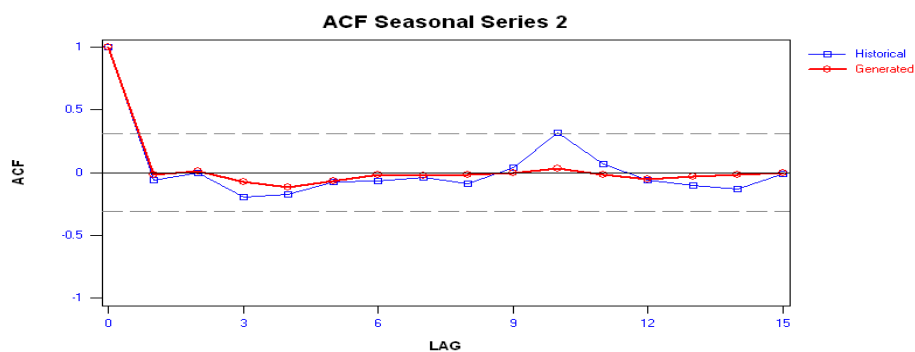
ACF(اسفند)	ACF(بهمن)	ACF(دی)	ACF(آذر)	ACF(آبان)	ACF(مهر)	X
۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰
-۰/۰۱۱	۰/۰۲۵	۰/۰۸۵	-۰/۰۶۲	-۰/۰۱۸	-۰/۰۱۷	۱
-۰/۰۲۱	۰/۰۱۱	۰/۰۲۸	-۰/۰۰۸	۰/۰۱۱	۰/۰۱۱	۲
-۰/۰۳۷	-۰/۰۱۴	-۰/۰۳۹	-۰/۰۲۲	-۰/۰۷۴	-۰/۰۶۷	۳
۰/۰۲۶	-۰/۰۴۱	-۰/۰۳۵	-۰/۰۳۶	-۰/۱۲۱	۰/۰۵۹	۴
-۰/۱۰۷	-۰/۰۶۴	۰/۰۰۳	۰/۰۱۰	-۰/۰۶۸	-۰/۰۵۴	۵
-۰/۰۵۷	-۰/۰۲۱	-۰/۰۲۵	-۰/۰۲۳	-۰/۰۱۷	-۰/۰۶۸	۶
-۰/۰۴۴	-۰/۰۳۱	-۰/۰۹۴	-۰/۰۴۳	-۰/۰۲۸	-۰/۰۴۰	۷
-۰/۰۳۰	۰/۰۰۵	-۰/۰۹۴	-۰/۰۶۸	-۰/۰۱۸	-۰/۰۹۰	۸
۰/۰۵۱	۰/۰۱۲	-۰/۰۵۵	-۰/۰۲۵	-۰/۰۰۶	-۰/۰۰۳	۹
۰/۰۲۳	۰/۰۱۶	-۰/۰۰۱	۰/۰۵۴	۰/۰۲۸	-۰/۰۳۰	۱۰
-۰/۰۳۵	-۰/۰۵۲	-۰/۰۴۲	۰/۰۲۷	-۰/۰۱۶	-۰/۰۲۴	۱۱
-۰/۰۱۲	۰/۰۰۸	-۰/۰۳۵	-۰/۰۲۸	-۰/۰۵۳	-۰/۰۳۹	۱۲
-۰/۰۱۷	-۰/۰۷۱	-۰/۰۰۹	-۰/۰۲۸	-۰/۰۳۱	۰/۰۲۸	۱۳
۰/۰۰۰۳	-۰/۰۲۸	-۰/۰۳۲	-۰/۰۰۸	-۰/۰۱۸	-۰/۰۶۹	۱۴
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۵

ادامه جدول ۴-۴۱

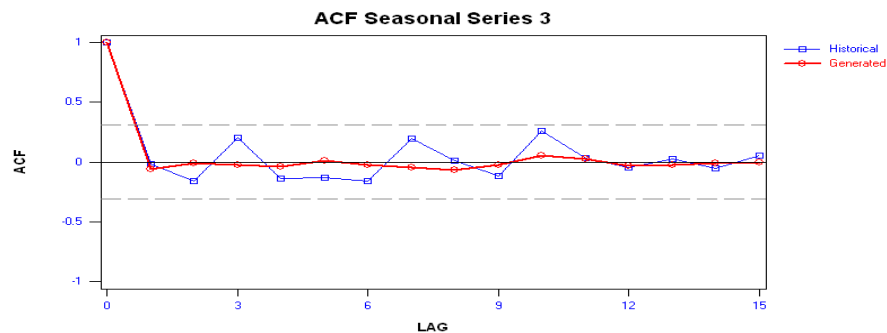
ACF(شهریور)	ACF(مرداد)	ACF(تیر)	ACF(خرداد)	ACF(اردیبهشت)	ACF(فروردین)	X
۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰
-۰/۰۲۸	-۰/۰۴۲	-۰/۰۸۴	-۰/۰۹۸	-۰/۱۱۵	-۰/۱۰۶	۱
-۰/۰۱۹	-۰/۰۶۲	۰/۰۰۵	-۰/۰۸۴	-۰/۰۶۲	-۰/۰۶۱	۲
۰/۰۰۳	-۰/۰۶۵	-۰/۰۷۹	-۰/۱۰۰	-۰/۰۰۹	۰/۰۲۶	۳
-۰/۰۰۰۳	۰/۰۱۱	۰/۰۳۶	۰/۰۲۸	۰/۰۷۷	۰/۰۲۵	۴
-۰/۰۱۱	-۰/۰۱۶	-۰/۰۳۰	-۰/۰۵۵	-۰/۱۲۱	-۰/۰۹۱	۵
-۰/۰۴۷	-۰/۰۳۵	-۰/۰۶۳	-۰/۰۷۸	-۰/۰۲۸	-۰/۰۱۲	۶
-۰/۱۳۱	-۰/۱۱۱	-۰/۰۴۳	-۰/۰۴۷	-۰/۰۵۱	-۰/۰۳۳	۷
-۰/۰۶۵	-۰/۰۷۴	-۰/۰۵۴	۰/۰۱	-۰/۰۲۹	-۰/۰۶۱	۸
۰/۰۴۸	۰/۰۶۳	۰/۰۲۴	۰/۰۱۰	۰/۰۳۲	۰/۰۳۰	۹
-۰/۰۳۱	-۰/۰۰۳	۰/۰۰۲	۰/۰۶۲	-۰/۰۰۱	۰/۰۴۸	۱۰
۰/۰۰۷	۰/۰۲۸	۰/۰۳۸	-۰/۰۰۶	۰/۰۰۹	۰/۰۸۰	۱۱
-۰/۰۰۵	-۰/۰۱۰	۰/۰۱۳	-۰/۰۵۹	-۰/۰۹۶	-۰/۰۳۹	۱۲
۰/۰۰۴	۰/۰۰۶	-۰/۰۰۷	۰/۰۱۲	۰/۰۱۰	-۰/۰۱۸	۱۳
۰/۰۰۵	-۰/۰۳۶	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۵	-۰/۰۰۳	۰/۰۱۶	۱۴
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۵



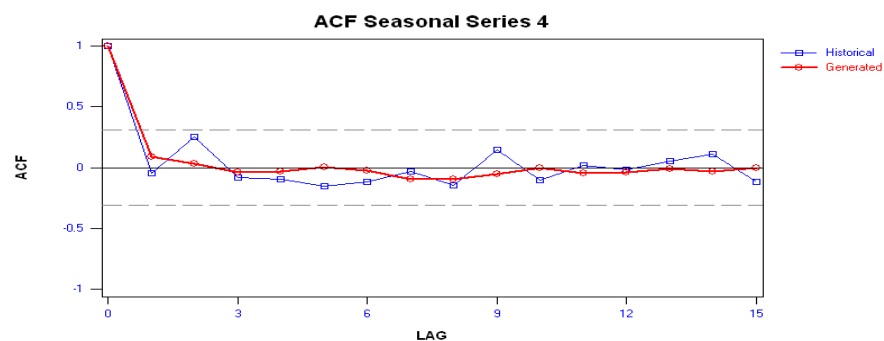
شکل ۴-۸۷- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مهر ماه برای مدل $MPAR(1)$



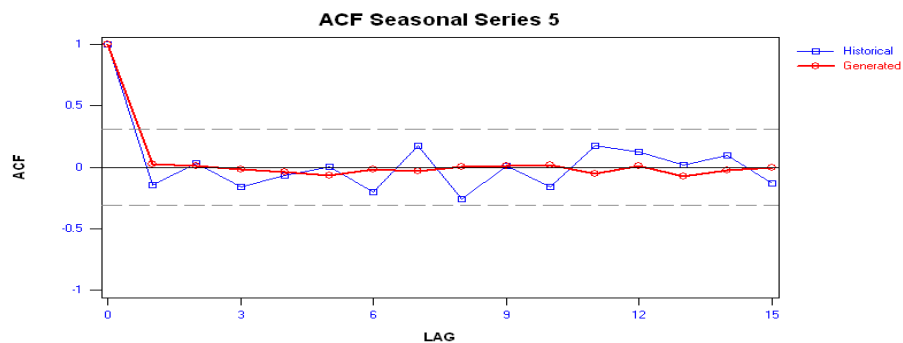
شکل ۴-۸۸- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه آبان ماه برای مدل $MPAR(1)$



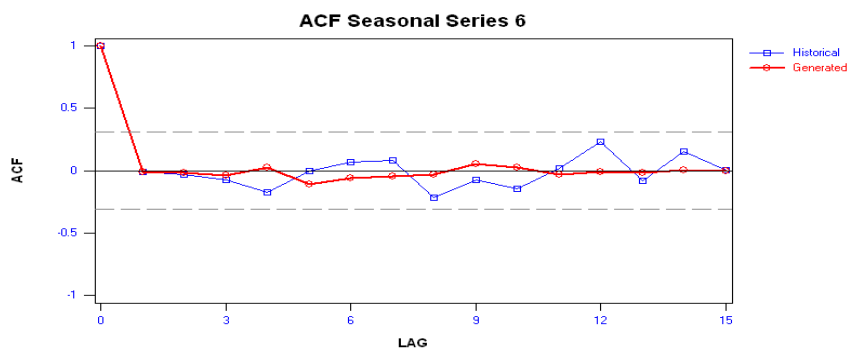
شکل ۴-۸۹- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه آذر ماه برای مدل $MPAR(1)$



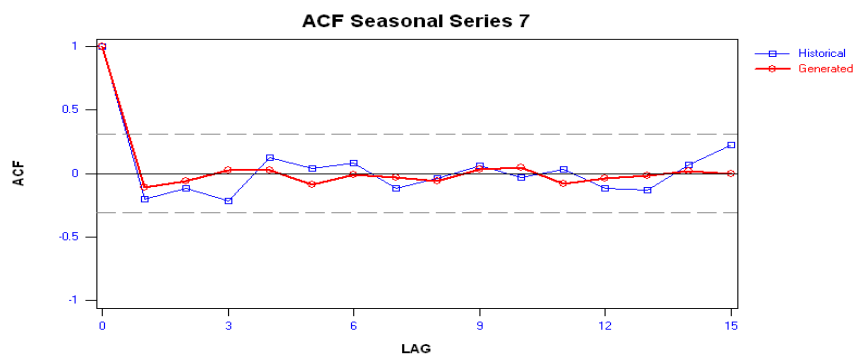
شکل ۴-۹۰- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه دی ماه برای مدل $MPAR(1)$



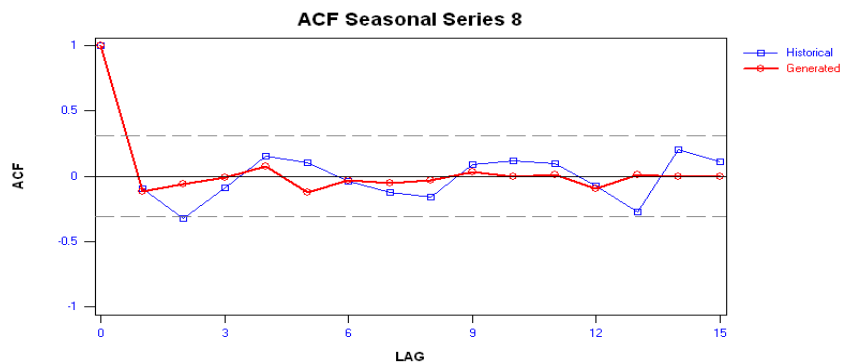
شکل ۴-۹۱- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه بهمن ماه برای مدل $MPAR(1)$



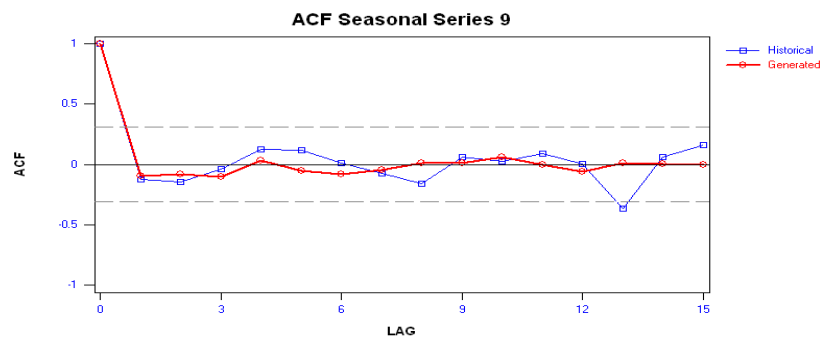
شکل ۴-۹۲- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه اسفند ماه برای مدل $MPAR(1)$



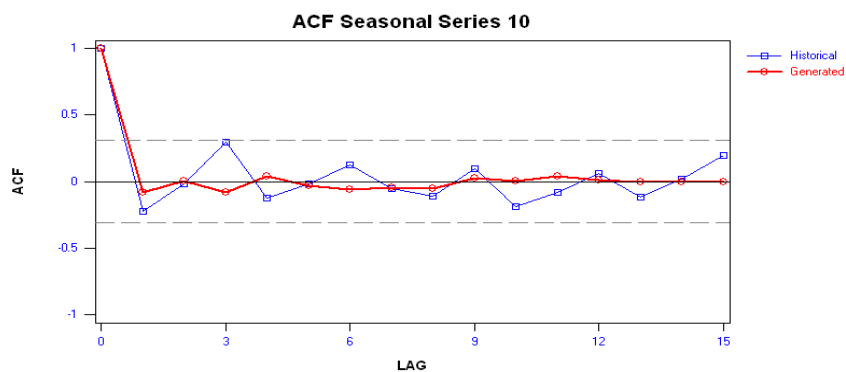
شکل ۴-۹۳- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه فروردین ماه برای مدل $MPAR(1)$



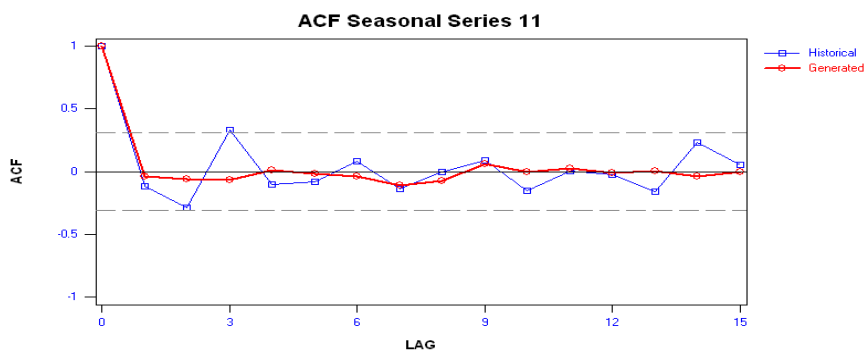
شکل ۴-۹۴- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه اردیبهشت ماه برای مدل $MPAR(1)$



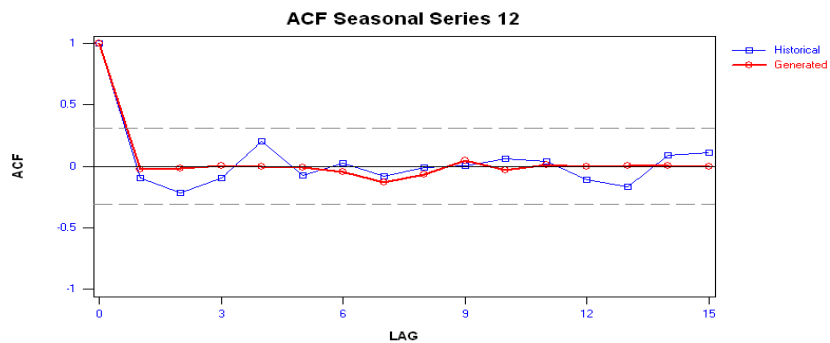
شکل ۴-۹۵- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه خرداد ماه برای مدل $MPAR(1)$



شکل ۴-۹۶- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه تیر ماه برای مدل $MPAR(1)$



شکل ۴-۹۷- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مرداد ماه برای مدل $MPAR(1)$



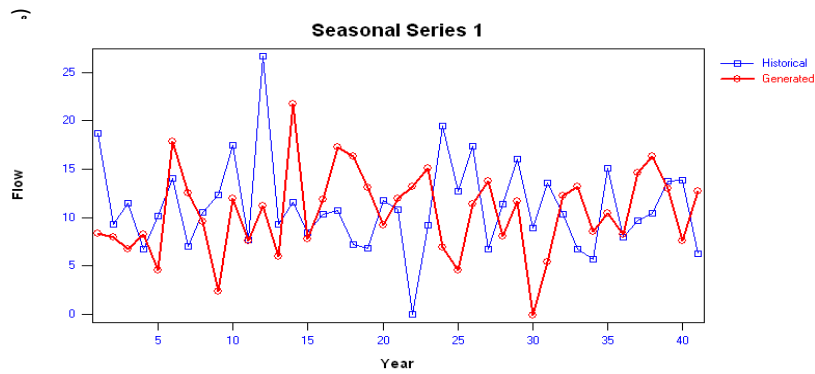
شکل ۴-۹۸- مقایسه تابع خود همبستگی سری تولید شده با سری اولیه مرداد ماه برای مدل $MPAR(1)$

سری تولید شده توسط مدل (1) MPAR در جدول (۴-۴۲) ارائه و در شکل‌های (۴-۹۹) تا (۴-۱۱۰) با سری اولیه مقایسه شده است.

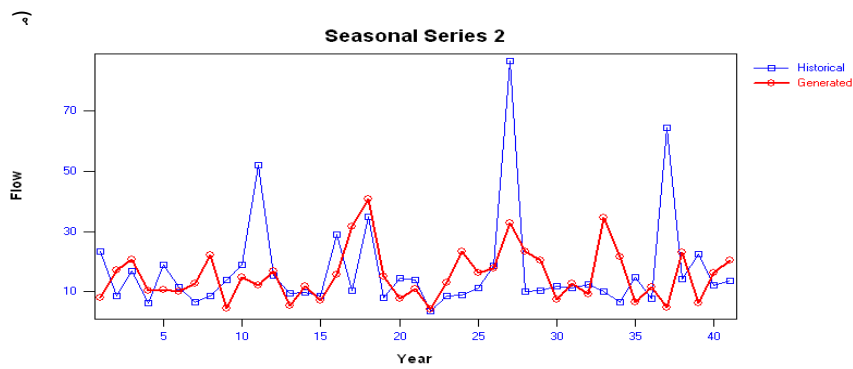
سال آبی	مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور
۱۳۴۷-۴۸	۸/۳۶۱	۸/۰۲۴	۳۱/۸۱۸	۵۲/۰۰۴	۷۴/۴۴۹	۵۰/۷۹۷	۹۶/۶۹۹	۷۳/۹۴۲	۳۹/۰۹۵	۲۶/۰۴۸	۱۶/۶۸۴	۱۱/۱۴۲
۱۳۴۸-۴۹	۷/۹۴۸	۱۷/۱۸	۵۲/۵۸۱	۴۳/۵۹۳	۱۲۱/۰۱۳	۱۶۶/۵۳۶	۱۷۶/۴۵۱	۱۰۷/۰۱۰	۵۵/۴۵۹	۳۰/۰۲۱	۱۴/۲۷۰	۷/۶۶۳
۱۳۴۹-۵۰	۶/۷۱۳	۲۰/۷	۱۰/۱۳۲۵	۱۰۲/۷۸۵	۱۳۵/۲۹۶	۷۹/۵۱۴	۱۲۱/۰۷۸	۱۰۱/۵۵	۵۶/۶۸۳	۴۹/۷۲۳	۱۹/۵۴۵	۱۱/۴۸۶
۱۳۵۰-۵۱	۸/۲۴۶	۱۰/۳۳۷	۲۳/۲۹۵	۹۳/۵۵۴	۶۴/۴۹۶	۱۳۹/۴۶۷	۲۴۱/۸۱۵	۱۱۵/۷۷۱	۳۶/۵۶۴	۱۲/۶۶۱	۱۲/۳۷۰	۱۰/۱۷۶
۱۳۵۱-۵۲	۴/۶۰۵	۱۰/۷۱۸	۳۵/۹۲۵	۳۲/۴۲۳	۵۰/۳۰۰	۶۲/۸۶۳	۱۳۲/۳۹۷	۸۰/۷۰۵	۴۴/۷۷۷	۱۴/۸۳۰	۱۲/۴۴۶	۱۳/۴۲۱
۱۳۵۲-۵۳	۱۷/۸۸۸	۱۰/۰۷۷	۱۲/۴۴۲	۳۹/۹۴۴	۱۸۷/۱۲۸	۲۱۴/۴۵۵	۲۲۵/۵۸۷	۱۳۵/۷۲۶	۶۱/۵۶۷	۳۰/۷۸۹	۱۵/۲۳۳	۸/۷۹۷
۱۳۵۳-۵۴	۱۷/۵۷۶	۱۲/۸۸۵	۲۰/۰۶۳	۲۳/۸۸۸	۴۱/۵۱۳	۸۷/۷۹۱	۶۳/۶۸۰	۶۷/۰۲۶	۳۷/۴۳۹	۱۸/۹۴۹	۱۸/۳۳۱	۱۳/۴۹۱
۱۳۵۴-۵۵	۹/۵۷۱	۲۲/۱۴۳	۳۱/۳۱۹	۱۲۷/۶۰۷	۱۷۱/۴۵۸	۷۵/۵۶۱	۸۴/۰۸۴	۷۵/۲۳۴	۵۱/۶۳۳	۲۲/۱۷۷	۱۰/۳۰۹	۵/۱۵۴
۱۳۵۵-۵۶	۲/۳۵۰	۴/۵۶۵	۷۷/۳۶۱	۵۴/۳۴۹	۴۴/۶۹۵	۵۳/۴۳۹	۱۲۹/۷۴۶	۶۷/۱۸۳	۲۸/۳۴۸	۲۱/۹۱۱	۱۶/۲۱۹	۱۱/۷۷۳
۱۳۵۶-۵۷	۱۱/۹۲۵	۱۴/۷۵۱	۱۸/۰۲۳	۲۸/۲۱۶	۳۵/۹۶۷	۲۱/۸۸۲	۴۳/۳۱۷	۶۳/۵۴۱	۳۰/۳۱۲	۲۱/۶۹۲	۱۴/۳۸۱	۱۰/۲۷۸
۱۳۵۷-۵۸	۷/۶۲۸	۱۲/۰۷۱	۴۱/۲۷۵	۱۶/۷۰۵	۴۴/۱۲۸	۳۰/۱۷۳	۳۷/۹۵۱	۲۸/۱۹۳	۱۴/۱۸۳	۳/۹۳۹	۶/۷۲۷	۸/۵۵۳
۱۳۵۸-۵۹	۱۱/۲۴۷	۱۶/۷۷۱	۳۳/۲۱۵	۱۲۶/۶۳۷	۵۴/۶۴۸	۸۶/۴۹۸	۷۷/۵۷۱	۵۰/۲۹۶	۴۷/۱۱۱	۲۴/۰۰۴	۱۸/۶۱۸	۱۱/۱۸۹
۱۳۵۹-۶۰	۶/۰۲۱	۵/۲۳۱	۱۱/۱۷۶	۳۷/۹۸۶	۳۶/۸۵۱	۲۲/۲۱۶	۱۲۳/۱۹۵	۸۴/۹۵۷	۵۱/۵۹۸	۲۹/۸۳۳	۲۵/۳۸۵	۳۱/۶۲۲
۱۳۶۰-۶۱	۲۱/۷۶۵	۱۱/۹۹۲	۱۳/۳۳۱	۴۹/۲۸۵	۷۲/۵۷۶	۱۶۳/۱۷۸	۹۳/۹۷۲	۵۵/۴۲۳	۲۵/۴۰۶	۱۳/۶۶۳	۱۰/۹۶۲	۸/۲۲۱
۱۳۶۱-۶۲	۷/۷۵۴	۶/۹۸۵	۱۱/۶۲۱	۲۹/۲۳۲	۹۰/۴۴۵	۱۲۰/۱۶۴	۱۹۱/۸۷۹	۱۳۲/۷۰۷	۳۹/۷۱۲	۱۶/۱۴۴	۱۴/۷۸۳	۹/۴۷۷
۱۳۶۲-۶۳	۱۱/۸۸۰	۱۵/۶۲۸	۲۶/۵۶۵	۱۰۷/۸۰۴	۶۳/۵۹۱	۱۰۵/۹۱۰	۱۰۲/۱۳۶	۶۲/۱۷۱	۳۵/۸۱۳	۱۵/۰۴۳	۱۹/۰۶۱	۱۷/۲۹۸
۱۳۶۳-۶۴	۱۷/۲۴۹	۳۱/۷۲۷	۶۷/۵۵۶	۲۹/۷۲۷	۵۵/۸۷۴	۷۱/۸۷۸	۲۰۵/۰۱۷	۱۳۶/۶۰۳	۵۷/۶۴۷	۱۷/۸۰۵	۱۶/۸۳۱	۱۱/۱۹۹
۱۳۶۴-۶۵	۱۶/۳۰۵	۴۰/۸۱۷	۱۳/۸۸۸	۶۵/۷۱۹	۹۱/۷۰۴	۱۶۱/۷۰۳	۴۰/۲۵۵	۳۰/۸۱۷	۹/۸۲۶	۱۴/۹۳۷	۱۵/۵۸۲	۱۳/۴۳۳
۱۳۶۵-۶۶	۱۳/۰۸۴	۱۵/۱۰۹	۸۶/۲۵۵	۴۷/۶۲۹	۲۷/۰۴۸	۸۴/۷۶۱	۱۳۶/۳۳۳	۷۲/۳۹۶	۳۸/۷۲۱	۱۰/۹۱۵	۸۰۰۲۸	۶/۲۸۷
۱۳۶۶-۶۷	۹/۱۷۷	۷/۷۹۱	۱۸/۰۲۵	۵۳/۰۳۸	۱۴۵/۵۰۱	۱۴۸/۸۱۲	۱۰۵/۸۰۸	۴۵/۸۶۹	۳۱/۰۸۶	۲۳/۸۵۶	۱۶/۳۰۴	۱۶/۲۲۹
۱۳۶۷-۶۸	۱۱/۰۷۹	۲۸/۳۶۶	۳۱۱/۸۱۵	۱۸۰/۸۲۱	۱۳۳/۴۹۴	۱۱۳/۱۴۳	۱۳۲/۶۰۶	۷۵/۵۳۱	۳۷/۷۹۲	۱۵/۸۱۱	۹/۶۹۸	

ادامہ جدول ۴-۲۲

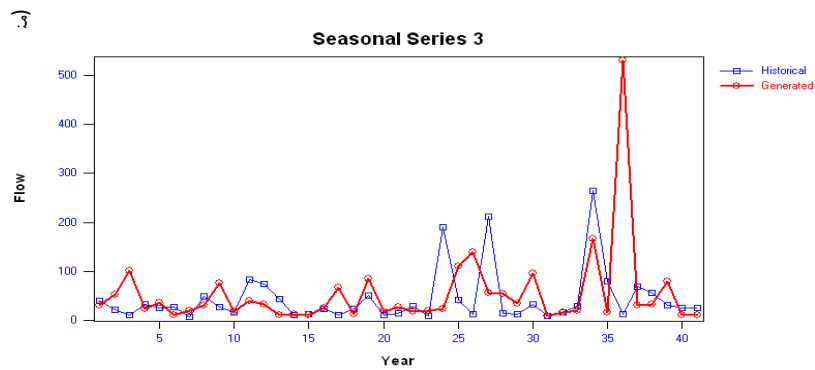
سال آبی	مہر	آبان	آذر	دی	بہمن	اسفند	فروردین	اردیہشت	خرداد	تیر	مرداد	شہریور
۱۳۶۸-۶۹	۱۳/۱۹۶	۴/۱۴۴	۱۸/۵۱۳	۵۸/۹۸۸	۱۸۲/۰۳۱	۱۵۶/۴۳۷	۲۰۷/۸۸۳	۸۹/۹۴۴	۵۷/۴۶۶	۲۹/۳۵۱	۲۵/۱۷۴	۱۶/۹۸۸
۱۳۶۹-۷۰	۱۵/۰۶۸	۱۳/۰۸۴	۲۰/۴۹۹	۸۸/۷۱۸	۱۷۱/۱۲۹	۳۳۹/۲۶۹	۲۰۱/۶۳۱	۸۷/۰۳۹	۶۲/۷۲۴	۱۹/۳۱۸	۱۴/۶۷۲	۹/۵۳۳
۱۳۷۰-۷۱	۶/۹۵۶	۲۳/۵۱۸	۲۴/۳۵۳	۴۸/۰۸۵	۱۴۴/۷۷۵	۷۱/۸۷۱	۱۳۵/۳۸۵	۹۶/۰۶۹	۵۶/۸۳۴	۱۹/۱۷۶	۹/۸۱۷	۷/۸۹۱
۱۳۷۱-۷۲	۴/۵۶۶	۱۶/۲۹۶	۱۱۱/۲۱۹	۴۱/۰۵۰	۶۸/۷۵۷	۱۹۹/۱۵۷	۹۲/۵۵۱	۸۲/۱۷۱	۲۷/۴۷۶	۱۲/۳۰۴	۱۳/۸۹۳	۱۳/۵۱۴
۱۳۷۲-۷۳	۱۱/۴۱۵	۱۷/۸۱۵	۱۳۹/۷۹۳	۷۹/۹۷۲	۶۶/۱۴۲	۶۵/۳۳۳	۱۱۴/۶۱	۶۲/۴۹۵	۲۶/۷۰۱	۲۲/۳۷۸	۱۱/۵۸۴	۹/۸۵۵
۱۳۷۳-۷۴	۱۳/۷۹۷	۳۲/۸۹۶	۵۷/۴۵۳	۱۷۲/۴۲۶	۱۲۹/۳۸۴	۸۳/۸۲۲	۵۵/۴۴۸	۲۵/۳۴۸	۳۲/۸۲۶	۱۵/۷۵۴	۷/۱۵۸	۶/۹۸۸
۱۳۷۴-۷۵	۸/۰۲۹	۲۳/۳۰۱	۵۴/۹۳۱	۸۶/۶۲۱	۱۴۶/۰۷۸	۱۶۵/۵۲۱	۱۷۴/۰۶۵	۱۰۴/۰۸۹	۴۳/۱۸۳	۱۶/۰۴۲	۱۶/۹۵۱	۱۳/۵۱۱
۱۳۷۵-۷۶	۱۱/۷۰۸	۲۰/۴۱۶	۳۴/۱۰۴	۳۴/۳۱۱	۸۳/۸۷۸	۹۹/۳۶۷	۱۴۰/۳۱۵	۶۹/۰۲۱	۴۵/۸۷۴	۱۸/۱۴۸	۱۰/۸۶۳	۸/۲۰۷
۱۳۷۶-۷۷	۰/۱۲۹	۷/۵۰۱	۹۶/۰۰۹	۸۷/۸۳۱	۹۹/۸۵۱	۸۲/۹۶۱	۷۹/۹۹۵	۲۸/۱۶۹	۲۲/۳۶۱	۱۹/۳۵۵	۱۰/۰۷۸	۶/۰۴۰
۱۳۷۷-۷۸	۵/۴۴۷	۱۲/۶۶۰	۱۰/۳۷۶	۱۰۸/۱۶۱	۱۲۳/۲۴۴	۴۵/۹۶۹	۱۱۶/۶۶۹	۱۰۲/۶۲۳	۵۵/۲۰۹	۱۳/۱۳۳	۲۳/۳۱۰	۱۴/۱۵۷
۱۳۷۸-۷۹	۱۲/۲۷۸	۹/۲۴۱	۱۶/۱۰۹	۱۲۵/۹۰۲	۳۸۸/۴۶۴	۹۲۲/۱۲۹	۹۵۲/۷۴	۲۷۹/۹۴۱	۱۰۳/۲۳۷	۶۸/۲۱۳	۳۶/۱۸۴	۳۸/۵۳۴
۱۳۷۹-۸۰	۱۳/۱۸۳	۳۴/۷۴۶	۱۹/۸۹۴	۱۳/۸۷۳	۴۷/۸۷۶	۳۵/۳۶۱	۳۹/۴۲۸	۵۰/۸۸۴	۳۵/۸۵۵	۱۳/۸۱۶	۱۲/۳۲۷	۷/۵۷۱
۱۳۸۰-۸۱	۸/۵۲۵	۲۱/۶۸۴	۱۶۷/۴۷۷	۱۸۶/۸۹۳	۱۸۰/۳۰۱	۲۶۱/۷۱۱	۱۵۲/۹۴۵	۷۶/۲۳۷	۳۸/۵۷۹	۳۰/۴۰۱	۲۱/۰۱۷	۱۵/۳۳۰
۱۳۸۱-۸۲	۱/۴۸۵	۶/۳۹۸	۱۶/۱۰۶	۳۴/۵۵۵	۱۳۴/۵۹۶	۱۵۰/۱۱۵	۱۲۲/۹۶۸	۵۵/۱۹۲	۱۹/۴۰۶	۲۰/۴۶۶	۱۶/۳۴۴	۱۴/۷۵۷
۱۳۸۲-۸۳	۸/۲۹۷	۱۱/۶۴۱	۵۳۹/۸۹۱	۲۴/۴۵۲	۹۳/۰۰۱	۱۸۷/۶۰۲	۱۳۵/۲۸۴	۸۷/۹۱۱	۴۶/۷۹۱	۴۵/۷۹۳	۲۰/۹۸۶	۱۱/۸۲۹
۱۳۸۳-۸۴	۱۴/۵۷۷	۴/۷۱۴	۳۱/۸۳۸	۸۰/۸۲۳	۱۱۰/۴۱۵	۱۰۸/۳۳۱	۱۴۹/۵۵۱	۶۸/۶۴۵	۳۷/۱۷۶	۲۹/۲۴۷	۲۰/۳۹۶	۱۸/۹۰۸
۱۳۸۴-۸۵	۱۶/۲۹۲	۲۳/۱۷۳	۳۳/۹۳۸	۵۴/۷۸۶	۴۹/۶۹۲	۴۴/۱۰۱	۸۲/۲۵۰	۴۸/۴۱۹	۴۰/۵۸۱	۲۶/۹۱۷	۱۹/۳۰۶	۹/۸۰۵
۱۳۸۵-۸۶	۱۲/۹۸۷	۶/۳۶۲	۸۰/۰۴۱	۳۸/۰۸۹	۳۴/۲۲۲	۴۵/۹۸۱	۷۸/۷۵۱	۷۱/۴۶۷	۲۶/۱۷۱	۱۳/۱۶۴	۱۰/۱۵۰	۶/۱۷۱
۱۳۸۶-۸۷	۷/۶۰۰	۱۶/۳۲۸	۱۱/۸۴۷	۱۴/۹۹۷	۴۳/۰۵۱	۹۶/۸۸۳	۴۰/۹۴۸	۴۹/۰۵۱	۲۰/۶۹۵	۱۴/۶۹۵	۱۲/۸۶۴	۴۰/۷۶۸
۱۳۸۷-۸۸	۱۲/۶۷۵	۲۰/۵۴۳	۱۰/۵۸۱	۳۴/۹۶۱	۱۵۱/۹۳۷	۸۱/۹۸۴	۷۰/۴۱۸	۴۶/۲۴۱	۲۹/۱۶۲	۲۴/۰۵۱	۱۳/۹۲۱	۷/۵۹۶



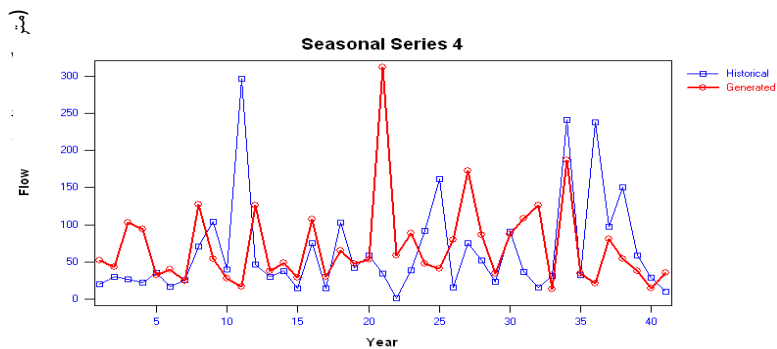
شکل ۴-۹۹- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $MPAR(1)$ با سری اولیه مهر ماه



شکل ۴-۱۰۰- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $MPAR(1)$ با سری اولیه آبان ماه

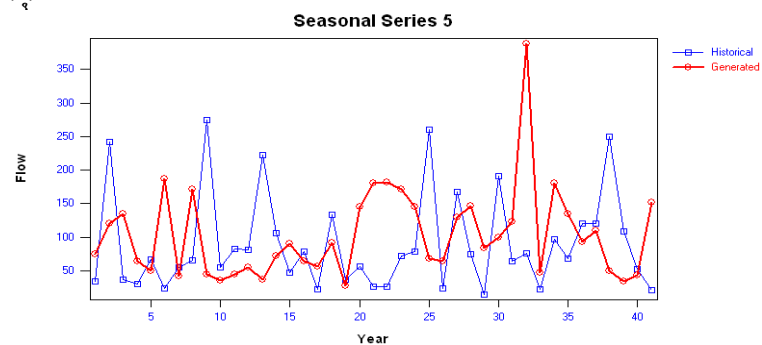


شکل ۴-۱۰۱- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $MPAR(1)$ با سری اولیه آذر ماه



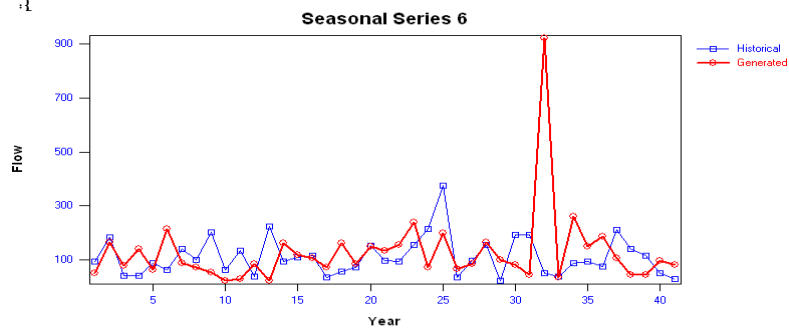
شکل ۴-۱۰۲- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $MPAR(1)$ با سری اولیه دی ماه

۹)



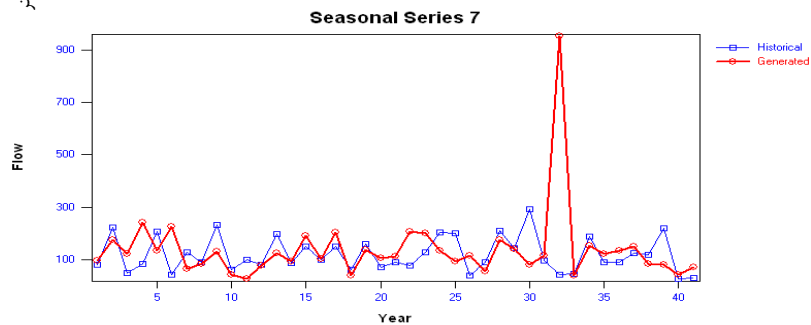
شکل ۴-۱۰۳- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (۱) MPAR با سری اولیه بهمن ماه

۱۰)



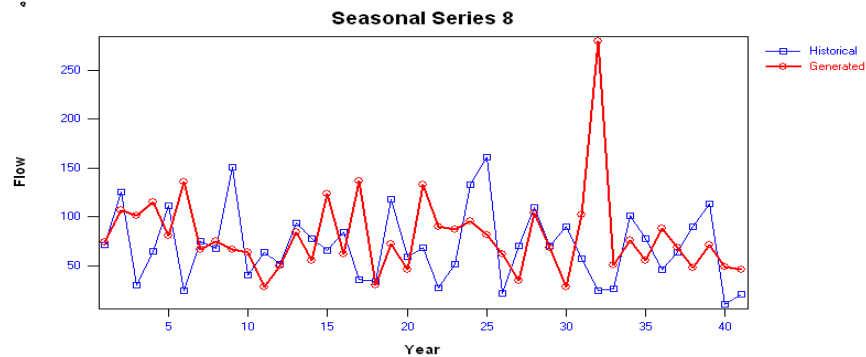
شکل ۴-۱۰۴- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (۱) MPAR با سری اولیه اسفند ماه

۱۱)



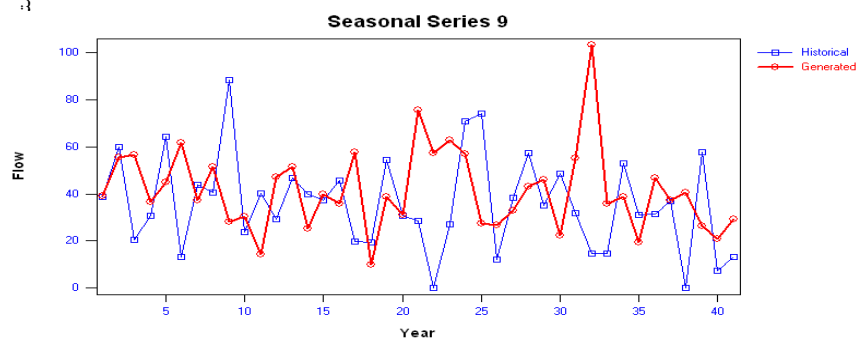
شکل ۴-۱۰۵- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (۱) MPAR با سری اولیه فروردین ماه

۱۲)



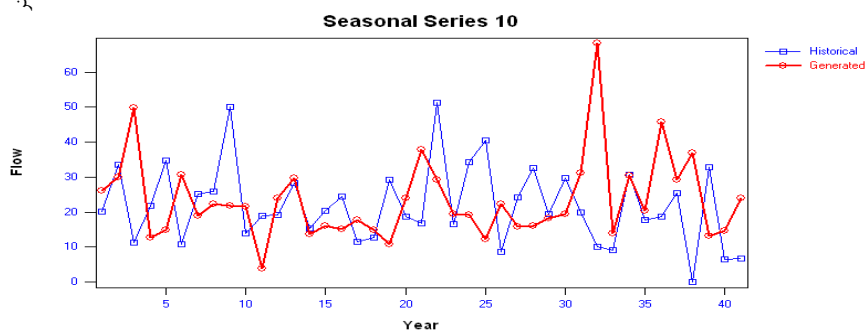
شکل ۴-۱۰۶- مقایسه سری تولید شده توسط مدل (۱) MPAR با سری اولیه اردیبهشت ماه

ج)



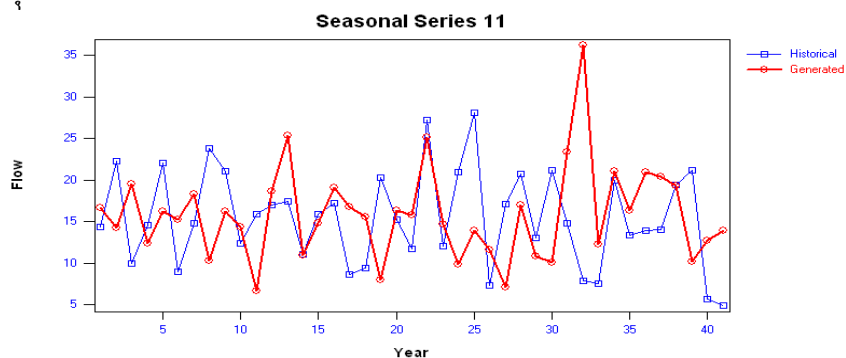
شکل ۴-۱۰۷- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $MPAR(1)$ با سری اولیه خرداد ماه

د)



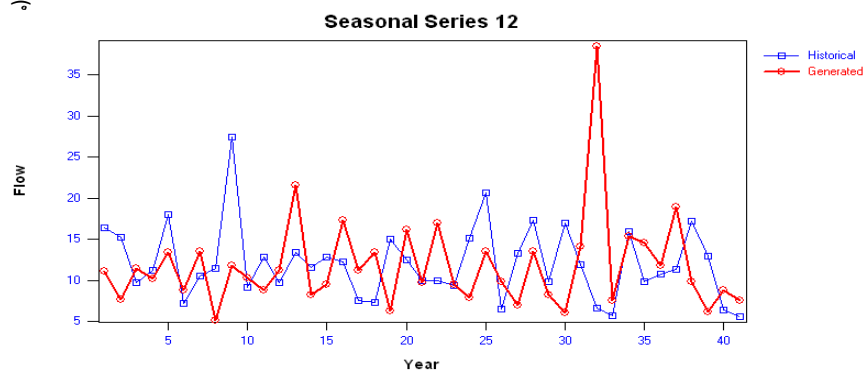
شکل ۴-۱۰۸- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $MPAR(1)$ با سری اولیه تیر ماه

ه)



شکل ۴-۱۰۹- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $MPAR(1)$ با سری اولیه مرداد ماه

و)



شکل ۴-۱۱۰- مقایسه سری تولید شده توسط مدل $MPAR(1)$ با سری اولیه شهریور ماه

از مدل‌های مربوط به داده‌های ماهانه، مدل‌های تراکمی مکانی- فصلی چند متغیره^۱ و تراکمی فصلی- مکانی چند متغیره^۲ به علت استفاده ما از داده‌های یک ایستگاه هیدرومتری مورد استفاده قرار نگرفتند.

۴-۲-۳- انتخاب بهترین مدل استوکستیک از میان مدل‌های برازش داده شده

برای انتخاب مدل برتر، خلاصه تمام نتایج مدل‌های برتر در جدول (۴-۴۳) نشان داده شده است. همان طور که از جدول (۴-۴۳) قابل مشاهده است، از میان مدل‌های برتر انتخاب شده برای داده‌های سالانه و ماهانه شامل مدل‌های اتورگرسیو با مقدار پارامتر p برابر یک $AR(1)$ ، اتورگرسیو- میانگین متحرک با مقدار پارامترهای p برابر یک و q برابر دو $ARMA(1,2)$ ، اتورگرسیو- میانگین متحرک هم- زمان با مقدار پارامترهای p و q برابر یک $CARMA(1,1)$ به داده‌های سالانه و مدل‌های اتورگرسیو- میانگین متحرک تناوبی تک متغیره با مقدار پارامترهای p برابر یک و q برابر دو $PARMA(1,2)$ ، اتورگرسیو تناوبی چند متغیره با مقدار پارامتر p برابر یک $MAR(1)$ برای داده‌های ماهانه، می‌توان مدل اتورگرسیو- میانگین متحرک هم‌زمان $CARMA(1,1)$ را به عنوان بهترین مدل با داشتن کمترین معیارهای آکائیک و شوارز معرفی کرد.

جدول ۴-۴۳- انتخاب بهترین مدل استوکستیک از میان مدل‌های برازش داده شده به داده‌های سالانه و ماهانه

مدل (داده سالانه)	معیار اطلاعاتی آکائیک	معیار اطلاعاتی شوارز
$AR(1)$	۴۴/۹۵۸	۴۳/۳۵۵
$ARMA(1,2)$	۴۸/۸۴۰	۵۰/۸۷۰
$CARMA(1,1)$	-۱۷/۶۸۹	-۱۶/۹۱
مدل (داده ماهانه)	معیار اطلاعاتی آکائیک	معیار اطلاعاتی شوارز
$PARMA(1,2)$	۱۳/۱۴۴	۱۵/۱۷۴
$MAR(1)$	۱۶/۲۱۰	۱۵/۶۷۰

^۱-Multivariate Spatial-Seasonal Disaggregation Model

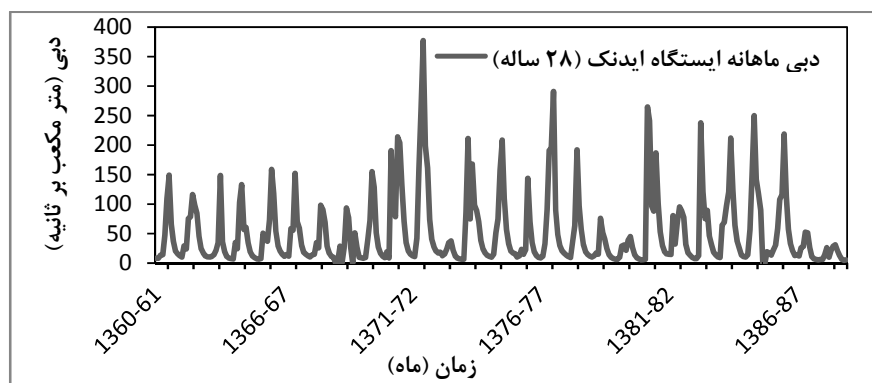
^۲-Multivariate Seasonal-Spatial Disaggregation Model

۳-۴- نتایج حاصل از مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی دبی

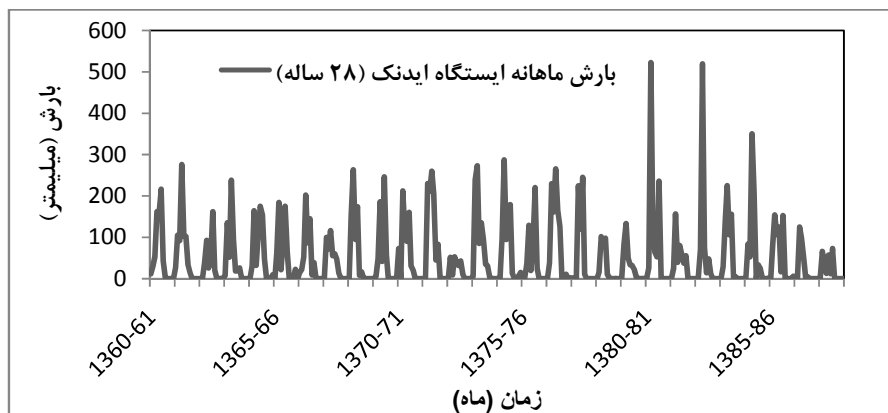
رودخانه مارون

به منظور انجام مدل سازی شبکه عصبی از نرم افزار Qnet ۲۰۰۰ 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 هیدرومتری ایدنک به عنوان ورودی مدل و پیش بینی دبی آن به عنوان خروجی، و سپس از آمار بارش ایستگاههای اطراف به عنوان ورودی و پیش بینی دبی ایستگاه هیدرومتری ایدنک بهره گرفته شد.

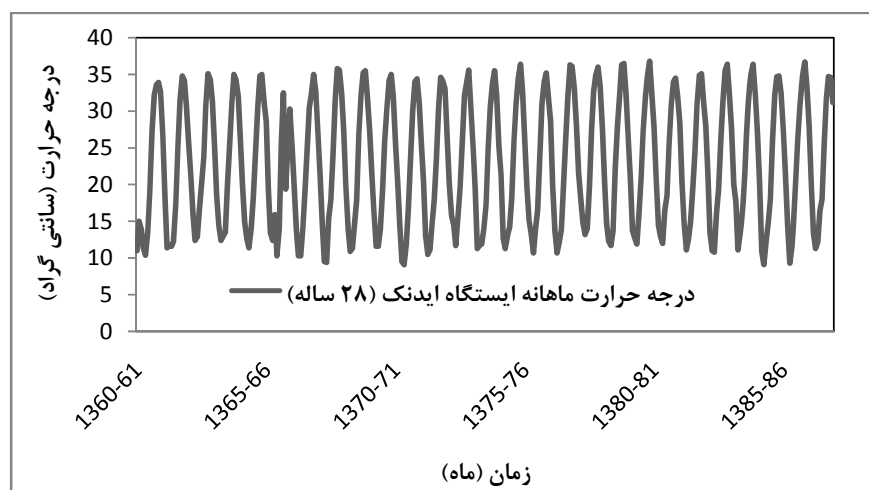
بنابراین در ابتدا آمار دبی، بارش و درجه حرارت استفاده شده در این تحقیق که متعلق به ایستگاه هیدرومتری ایدنک برای دوره ۲۸ ساله (۱۳۶۰-۱۳۸۸) می باشد، مورد استفاده قرار گرفتند. متوسط ماهانه اطلاعات آبدهی، بارش و دما در ایستگاه فوق در سالهای مشترک مورد استفاده قرار گرفت. از اطلاعات ۷۰٪ داده ها برای آموزش شبکه های طراحی شده و ۳۰٪ مابقی برای صحت یابی آموزش یادگیری شده در نظر گرفته شدند. شکل های (۴-۱۱۱)، (۴-۱۱۲) و (۴-۱۱۳) به ترتیب سری زمانی داده های دبی، بارش و درجه حرارت ایستگاه هیدرومتری ایدنک واقع بر روی رودخانه مارون، را در طول ۲۸ سال نشان می دهد.



شکل ۴-۱۱۱- سری زمانی داده های ماهانه دبی ایستگاه ایدنک (۱۳۶۰-۱۳۸۸)



شکل ۴-۱۱۲- سری زمانی داده‌های ماهانه بارش ایستگاه ایدنگ (۱۳۶۰-۱۳۸۸)



شکل ۴-۱۱۳- سری زمانی داده‌های ماهانه درجه حرارت ایستگاه ایدنگ (۱۳۶۰-۱۳۸۸)

از آن جایی که در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی تعداد لایه‌های میانی و همچنین نوع توابع محرک در یادگیری شبکه تأثیر به سزایی دارند، لذا در تحقیق حاضر تأثیر آن‌ها مورد بررسی قرار گرفت که نتایج آن‌ها به ترتیب در بخش‌های زیر آمده است:

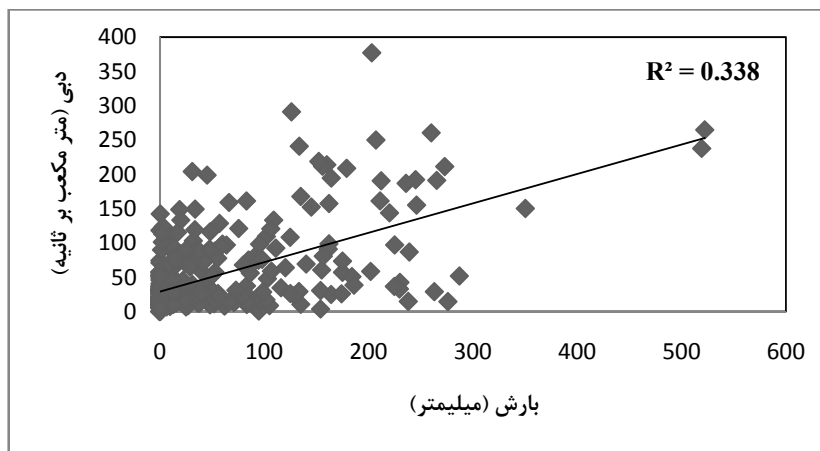
الف- بررسی تأثیر توابع محرک در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

ب- بررسی تأثیر لایه‌های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

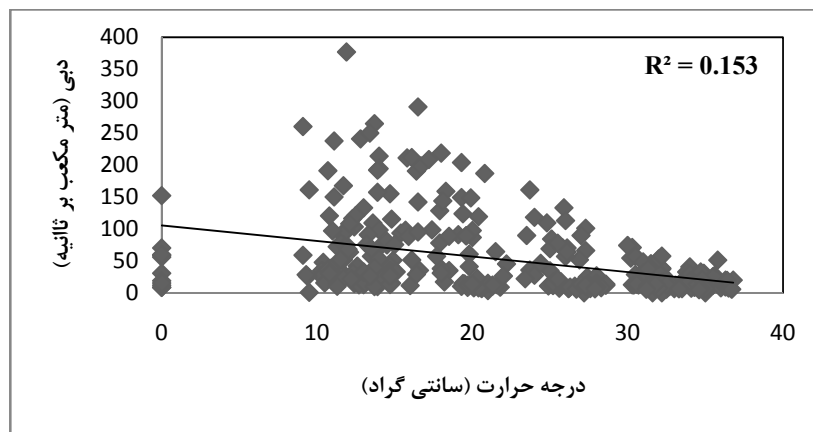
ج- بررسی تأثیر تعداد داده‌های ورودی بر روی یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

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، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک استفاده گردید و سپس داده‌های مورد نظر به صورت ۲ گره ورودی شامل مقادیر بارش و دما در ایستگاه هیدرومتری ایدنک در نظر گرفته شده، ۲ گره میانی و ۱ گره خروجی شامل دبی در ایستگاه ایدنک به مدل معرفی گردیدند. برای اجرای مدل داده‌ها به صورت ۷۰ و ۳۰ درصد به ترتیب برای مرحله آموزش و صحت سنجی تفکیک شدند. نتایج اجرای مدل در جدول (۴-۴۴) آمده است. شکل‌های (۴-۱۱۴) و (۴-۱۱۵) به ترتیب ارتباط بین دبی رودخانه و مقدار بارش، و همچنین دبی و درجه حرارت را نشان می‌دهند. همان طوری که از شکل‌ها ملاحظه می‌شود هیچ گونه ارتباط معناداری بین آن‌ها وجود ندارد. همان طوری که در جدول (۴-۴۴) نشان داده شده است، نتایج اجرای مدل نشان می‌دهد که تابع محرک سکانت هیپربولیک با داشتن ضریب همبستگی بیشتر (۰/۵۲ و ۰/۶۶ به ترتیب برای مرحله آموزش و صحت سنجی) در کل دارای نتایج بهتری نسبت به سایر توابع محرک می‌باشد. در شکل‌های (۴-۱۱۶) تا (۴-۱۱۹) نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع محرک سکانت هیپربولیک برای مقادیر دبی مشاهده شده و محاسبه شده در ایستگاه هیدرومتری ایدنک به ترتیب در مرحله آموزش و صحت یابی نشان داده شده است.



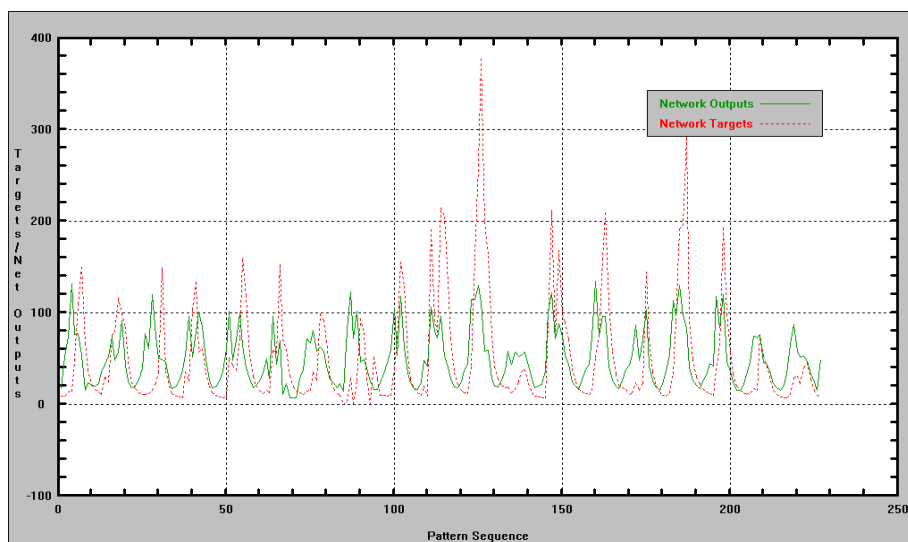
شکل ۴-۱۱۴- ارتباط بین دبی رودخانه و مقدار بارش برای ایستگاه ایدنک



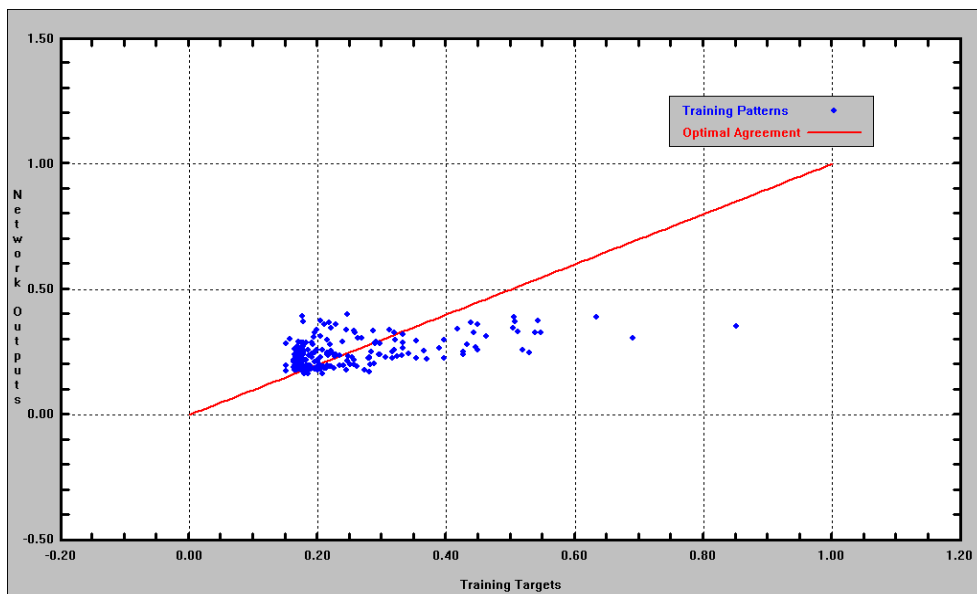
شکل ۴-۱۱۵- ارتباط بین دبی رودخانه و درجه حرارت برای ایستگاه ایدنک

جدول ۴-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با تابعهای مختلف برای دادههای ورودی بارش و دما

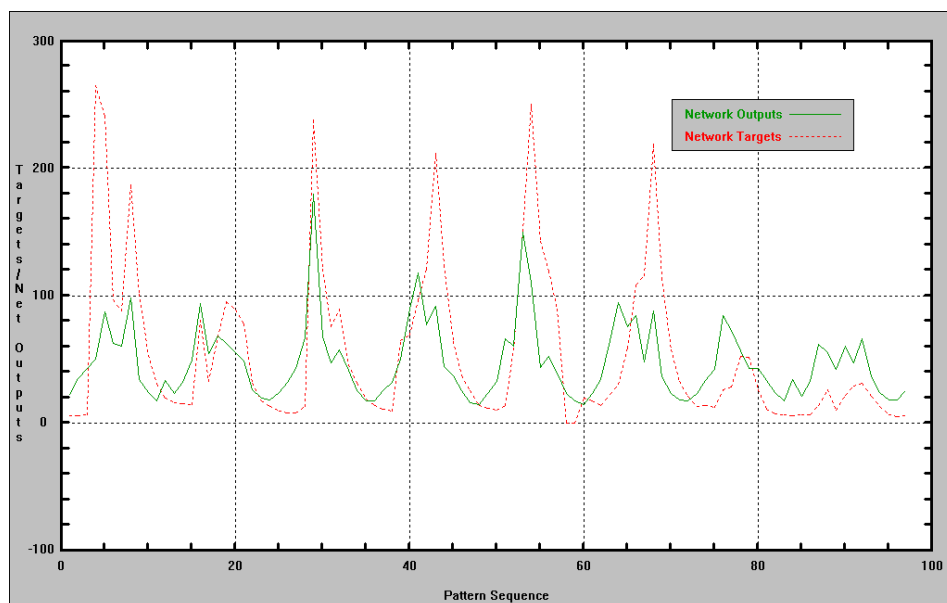
ضریب همبستگی	انحراف معیار (Std Dev)	RMS Error	مرحله محاسباتی	تابع محرک	ساختار
۰/۵۰۵۴۵	۵۰/۰۳۲۸۹	۰/۰۹۴۰۵۸	آموزش	سیگموئید (Sigmoid)	۱
۰/۶۵۸۹۰	۴۹/۷۹۵۹۹	-	صحت یابی		
۰/۰۰۰۰۰	۱۴۲/۷۴۲۰۷	۰/۲۶۴۹۱۸	آموزش	گوس (Gaussian)	۲
۰/۰۰۰۰۰	۱۴۸/۸۸۶۳۷	-	صحت یابی		
۰/۵۲۵۷۷	۴۹/۳۲۴۰۵	۰/۰۹۱۵۴۱	آموزش	تانژانت (Tanh)	۳
۰/۶۵۴۰۱	۴۹/۰۰۹۷۲	-	صحت یابی		
۰/۵۲۱۶۹	۴۹/۴۶۸۹۵	۰/۰۹۱۸۱۰	آموزش	سکانت هیپربولیک (Sech)	۴
۰/۶۶۱۹۶	۴۸/۲۷۱۹۴	-	صحت یابی		



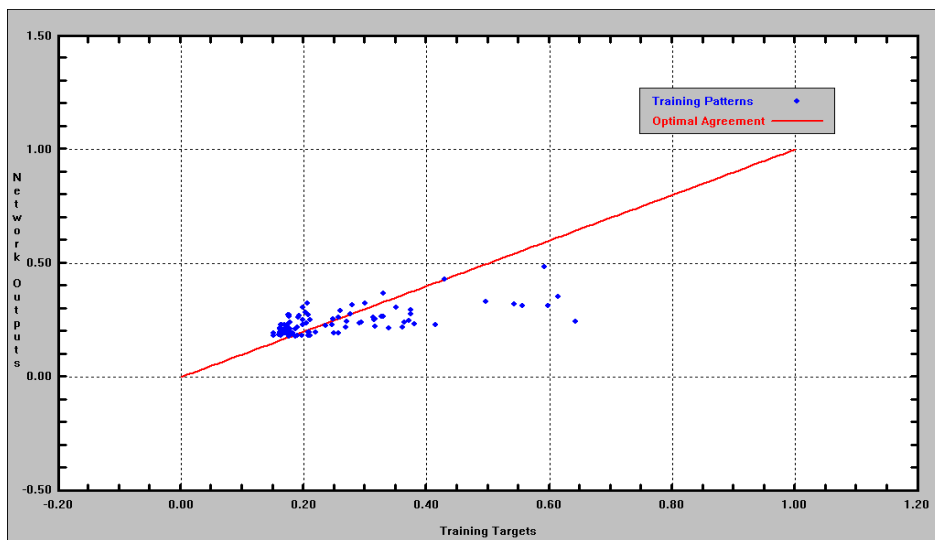
شکل ۴-۱۱۶- نتایج مربوطه به آموزش مدل در مرحله یادگیری با تابع محرک سکانت هیپربولیک (دبی متر مکعب بر ثانیه)



شکل ۴-۱۱۷- برازش بین داده‌های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرک سکانت هیپربولیک



شکل ۴-۱۱۸- مقایسه بین آبدی معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی با تابع محرک سکانت هیپربولیک (دبی متر مکعب بر ثانیه)



شکل ۴-۱۱۹- برازش بین داده‌های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی

ب- بررسی تأثیر لایه‌های 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 شبکه‌های طراحی شده جدید تعداد لایه‌های مخفی متغیر هستند. با توجه به این که در نرم افزار Qnet بیشترین تعداد لایه‌های میانی برابر ۸ می‌باشد، بنابراین برای طراحی شبکه‌های جدید به ترتیب ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸ لایه میانی در نظر گرفته شد. نتایج این مدل‌ها در جدول (۴-۴۵) قابل مشاهده می‌باشند.

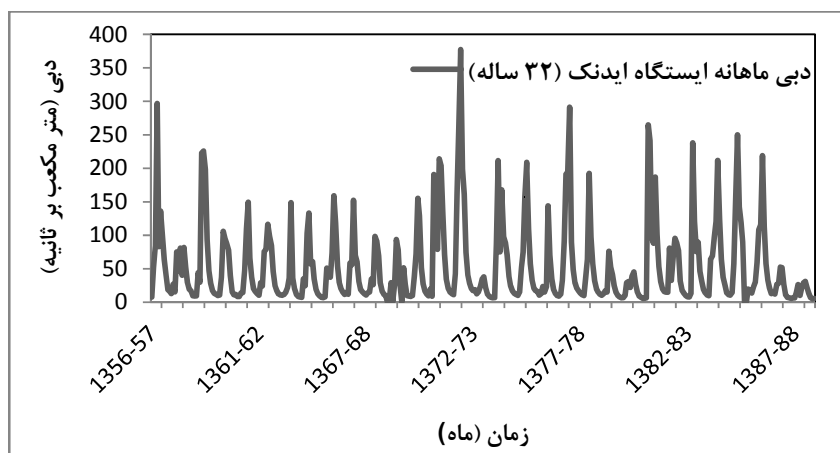
با توجه به جدول (۴-۴۵) قابل مشاهده است که با افزایش تعداد لایه‌های میانی، ضریب همبستگی شبکه‌ها صفر می‌شود و شبکه قادر به پیش بینی دبی نمی‌باشد و مقایسه شبکه با تعداد لایه‌های میانی برابر ۲ با شبکه اولیه با تعداد لایه میانی برابر ۱ نشان دهنده نتایج مشابه برای این دو شبکه می‌باشد.

جدول ۴-۴۵- نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع سکانت هیپربولیک برای داده‌های ورودی بارش و دما

ساختار	تعداد لایه‌های میانی	مرحله محاسباتی	RMS Error	انحراف معیار (Std Dev)	ضریب همبستگی
۱	۱	آموزش	۰/۰۹۱۸۱۰	۴۹/۴۶۸۹۵	۰/۵۲۱۶۹
		صحت یابی	-	۴۸/۲۷۱۹۴	۰/۶۶۱۹۶
۲	۲	آموزش	۰/۰۹۱۲۴۳	۴۹/۱۶۳۰۶	۰/۵۳۰۲۲
		صحت یابی	-	۴۹/۱۱۱۴۹	۰/۶۵۳۸۸
۳	۳	آموزش	۰/۱۰۷۶۱۳	۵۷/۹۸۳۸۲	۰/۴۰۹۰۰۲
		صحت یابی	-	۶۲/۰۷۳۲۳	۰/۰۵۵۸۰
۴	۴	آموزش	۰/۱۰۷۶۱۵	۵۷/۹۸۴۷۲	۰/۲۰۸۰۵۲
		صحت یابی	-	۶۲/۰۷۴۵۵	۰/۰۰۱۲۳
۵	۵	آموزش	۰/۱۰۷۶۱۵	۵۷/۹۸۴۷۴	۰/۰۰۰۰۰۰
		صحت یابی	-	۶۲/۰۷۴۵۶	۰/۰۰۰۰۰۰
۶	۶	آموزش	۰/۱۰۷۶۱۵	۵۷/۹۸۴۷۳	۰/۰۰۰۰۰۰
		صحت یابی	-	۶۲/۰۷۴۵۷	۰/۰۰۰۰۰۰
۷	۷	آموزش	۰/۱۰۷۶۱۵	۵۷/۹۸۴۷۳	۰/۰۰۰۰۰۰
		صحت یابی	-	۶۲/۰۷۴۵۶	۰/۰۰۰۰۰۰
۸	۸	آموزش	۰/۱۰۷۶۱۵	۰/۹۸۴۷۳	۰/۰۰۰۰۰۰
		صحت یابی	-	۶۲/۰۷۴۵۷	۰/۰۰۰۰۰۰

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

با بررسی‌های انجام شده، مشخص گردید، در نزدیکی حوضه مارون ایستگاه‌های دیگری مانند چم نظام، بهبان و خیر آباد وجود دارند، لذا در این بخش سعی شد، از اطلاعات ایستگاه‌های مذکور برای شبیه سازی و یادگیری شبکه عصبی استفاده گردد. بنابراین در مدل شبکه عصبی دیگر، آمار بارش ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک و ایستگاه‌های اطراف به نام‌های چم نظام، بهبان و خیر آباد برای دوره آماری ۳۲ ساله (۱۳۵۶-۱۳۸۸) مشترک برای تمام ایستگاه‌ها مورد استفاده قرار گرفت. در این شبکه نیز، از اطلاعات سال‌های مشترک، ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش شبکه‌های طراحی شده و ۳۰٪ مابقی برای صحت یابی آموزش یادگیری شده در نظر گرفته شد. شکل (۴-۱۲۰) سری زمانی داده-های دبی ایستگاه هیدرومتری ایدنک واقع بر روی رودخانه مارون را در طول ۳۲ سال نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱۲۰- سری زمانی داده‌های ماهانه دبی ایستگاه ایدنک (۱۳۵۶-۱۳۸۸)

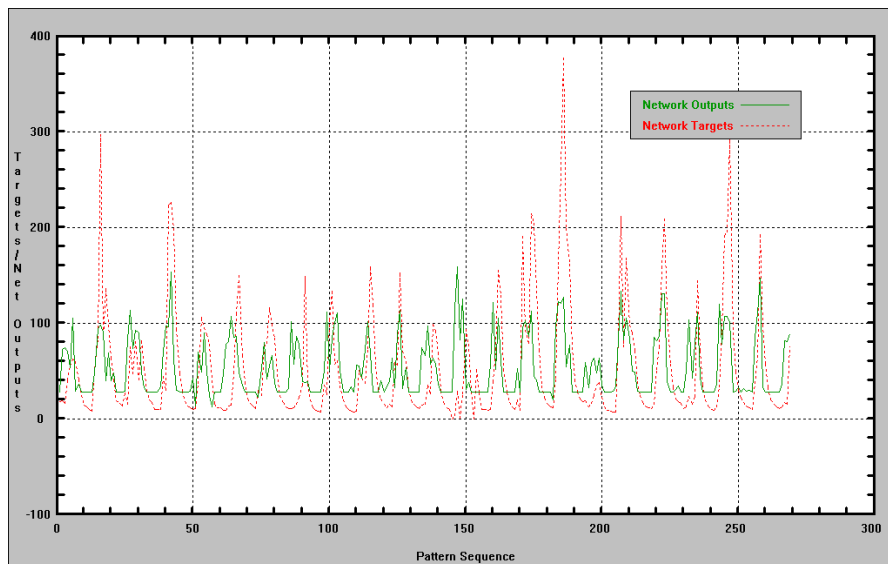
به طور مشابه برای اجرای این مدل نیز از ساختار یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی با توابع سیگموئید، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک استفاده گردید. سپس داده‌های مورد نظر به صورت ۴ گره ورودی شامل مقادیر بارش در ایستگاه‌های ایدنک، چم نظام، بهبان و خیر آباد در نظر گرفته شده، ۴ گره میانی و ۱ گره خروجی شامل آبدی در ایستگاه ایدنک به مدل معرفی گردیدند. نتایج اجرای مدل در جدول (۴-۴۶) آمده است.

جدول ۴-۴۶- نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع‌های مختلف برای داده‌های ورودی بارش ایستگاه‌های مختلف

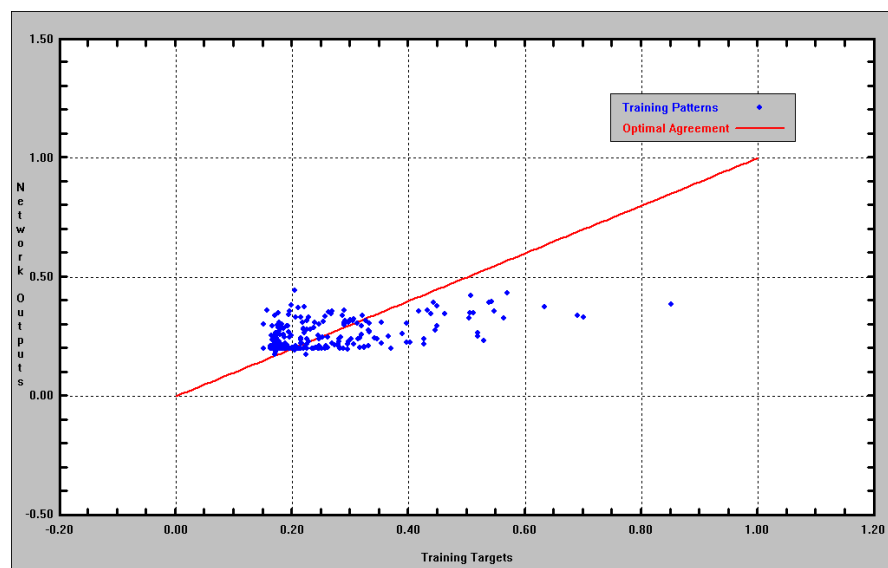
ساختار	تابع محرک	مرحله محاسباتی	RMS Error	انحراف معیار (Std Dev)	ضریب همبستگی
۱	سیگموئید (Sigmoid)	آموزش	۰/۰۹۶۰۵۳	۵۱/۷۵۴۹۵	۰/۴۸۹۲۳۰
		صحت یابی	-	۴۷/۵۸۸۰۲	۰/۶۰۲۶۱
۲	گوس (Gaussian)	آموزش	۰/۰۹۲۳۰۸	۴۹/۷۳۷۰۱	۰/۵۴۵۴۷۹
		صحت یابی	-	۴۲/۷۴۸۵۰	۰/۶۸۰۴۱
۳	تانژانت هیپربولیک (Tanh)	آموزش	۰/۰۹۴۶۵۲	۵۰/۹۹۹۹۵	۰/۵۱۱۲۸۷
		صحت یابی	-	۴۸/۶۲۱۵۷	۰/۵۵۵۴۵
۴	سکانت هیپربولیک (Sech)	آموزش	۰/۰۹۳۸۶۴	۵۰/۵۷۵۶۵	۰/۵۲۳۰۲۷
		صحت یابی	-	۴۹/۹۴۶۷۵	۰/۵۱۸۸۹

همان طوری که از جدول (۴-۴۶) قابل مشاهده است، نتایج اجرای مدل نشان می‌دهد که تابع محرک گوس در کل دارای نتایج بهتری نسبت به سایر توابع محرک دارا می‌باشد. در شکل‌های (۴-۱۲۱) تا (۴-۱۲۴) نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع محرک گوس برای مقادیر دبی مشاهده شده

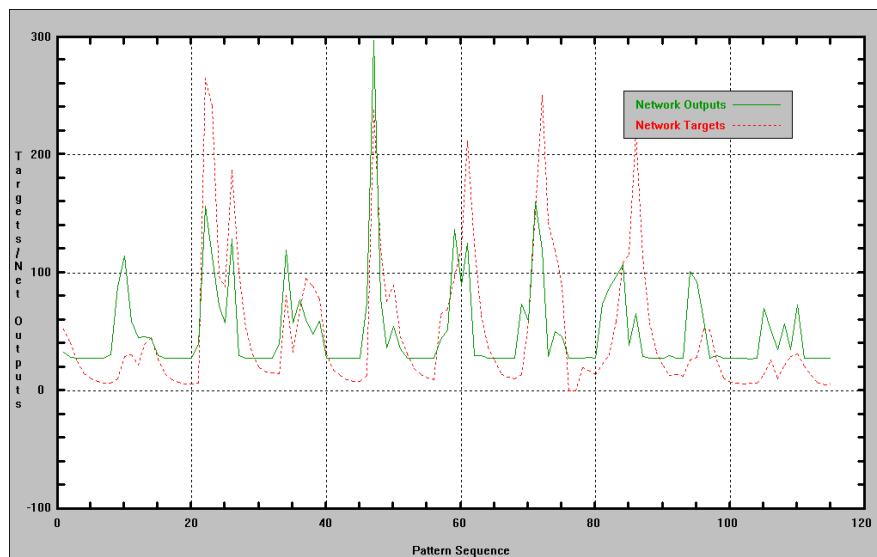
و محاسبه شده را در ایستگاه هیدرومتری ایدنک به ترتیب در مرحله آموزش و صحت‌یابی نشان داده شده است.



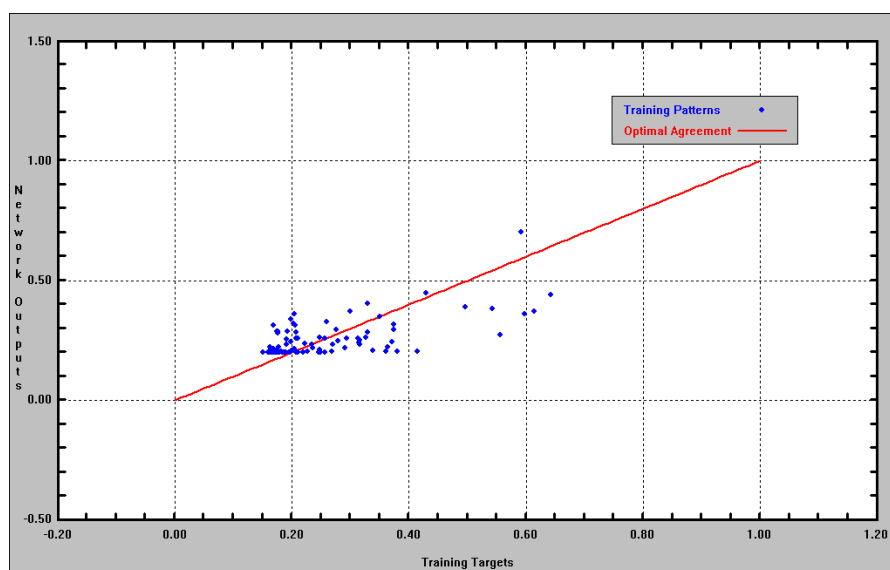
شکل ۴-۱۲۱- نتایج مربوطه به آموزش مدل در مرحله یادگیری با تابع محرک گوس



شکل ۴-۱۲۲- برازش بین داده‌های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرک گوس



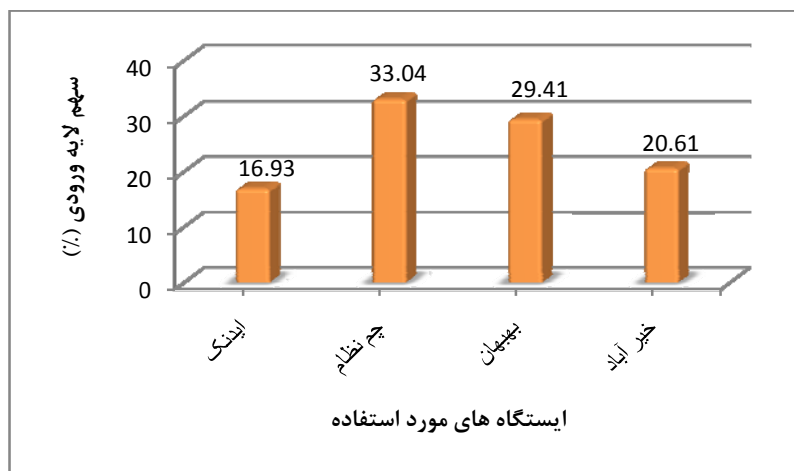
شکل ۴-۱۲۳- مقایسه بین آبدھی معرفي شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی برای تابع محرک گوس



شکل ۴-۱۲۴- برازش بین داده‌های معرفي شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی برای تابع محرک گوس

مدل شبکه عصبی مصنوعی قادر به آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی بر روی نتایج می‌باشد. سهم لایه‌های میانی برای ایستگاه‌های ایدنک، چم نظام، بهبهان و خیر آباد به ترتیب برابر ۹۳-۱۶٪، ۴۱/۲۹٪ و ۶۱/۲۰٪ می‌باشد و در شکل (۴-۱۲۵) نشان داده شده است. همان طوری که در

این شکل قابل مشاهده است بیشترین تأثیر را ایستگاه چم نظام و کمترین تأثیر را ایستگاه ایدنک دارد.



شکل ۴-۱۲۵- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی در نتایج مدل

برای بررسی تأثیر لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، پس از انتخاب تابع گوس 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 (۴-۴۷) قابل مشاهده می باشند.

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 مقایسه شبکه با تعداد لایه های میانی برابر ۳ با شبکه اولیه با تعداد لایه میانی برابر ۱ نشان دهنده نتایج مشابه برای این دو شبکه می باشد اما شبکه با لایه های میانی برابر ۳ نتایج بهتری ارائه داده است.

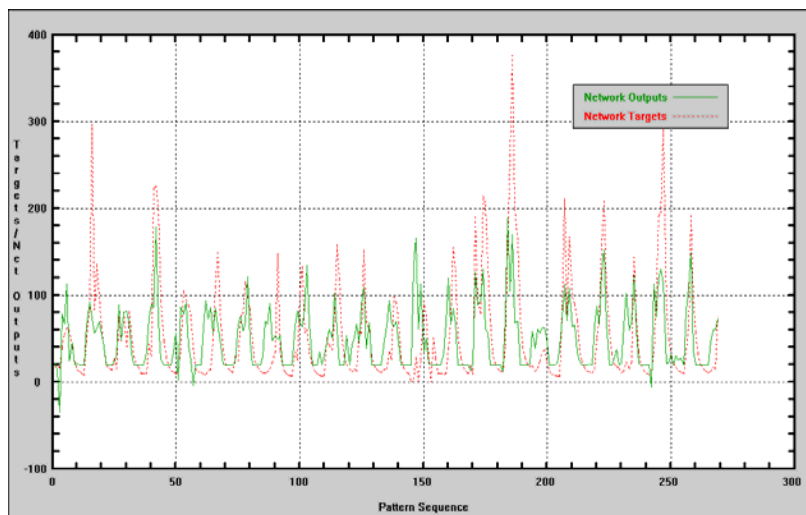
جدول ۴-۴۷- نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع گوس برای داده‌های ورودی بارش ایستگاه‌های مختلف

ضریب همبستگی	انحراف معیار (Std Dev)	RMS Error	مرحله محاسباتی	تعداد لایه‌های میانی	ساختار
۰/۵۴۵۴۷۹	۴۹/۷۳۷۰۱	۰/۰۹۲۳۰۸	آموزش	۱	۱
۰/۶۸۰۴۱	۴۲/۷۴۸۵۰	-	صحت یابی		
۰/۴۹۱۶۶۶	۵۱/۶۷۱۵۷	۰/۰۹۵۸۹۸	آموزش	۲	۲
۰/۵۰۵۵۷	۵۰/۷۳۳۹۴	-	صحت یابی		
۰/۶۱۷۱۱۱	۴۶/۷۷۰۹۴	۰/۰۸۶۸۰۳	آموزش	۳	۳
۰/۶۶۳۶۱	۴۳/۷۶۵۴۰	-	صحت یابی		
۰/۵۰۰۳۹۴	۳۸/۳۸۱۷۷	۰/۹۵۳۶۰	آموزش	۴	۴
۰/۵۰۱۷۶	۵۰/۷۷۳۸۴	-	صحت یابی		
۰/۴۲۴۸۸۶	۵۹/۳۳۸۴۵	۰/۱۱۰۱۲۷	آموزش	۵	۵
۰/۰۰۱۲۱	۵۸/۳۸۴۰۱	-	صحت یابی		
۰/۳۲۹۷۲۰	۵۹/۳۳۸۴۶	۰/۱۱۰۱۲۷	آموزش	۶	۶
۰/۰۰۱۱۳	۵۸/۳۸۴۰۰	-	صحت یابی		
۰/۰۰۰۶۴۳	۵۹/۳۳۸۴۷	۰/۱۱۰۱۲۷	آموزش	۷	۷
۰/۰۰۰۹۰	۵۸/۳۸۴۰۴	-	صحت یابی		
۰/۰۰۰۰۰۰	۵۹/۳۳۸۴۷	۰/۱۱۰۱۲۷	آموزش	۸	۸
۰/۰۰۰۷۰	۵۸/۳۸۴۰۴	-	صحت یابی		

نتایج این مدل سازی نیز حاکی از این مسأله می‌باشد که با افزایش تعداد لایه‌های میانی، ضریب همبستگی شبکه‌ها کاهش می‌یابد و شبکه قادر به پیش بینی دبی نمی‌باشد و مقایسه شبکه با تعداد لایه‌های میانی برابر ۳ با شبکه اولیه با تعداد لایه میانی برابر ۱ نشان دهنده نتایج مشابه برای این دو شبکه می‌باشد اما شبکه با لایه‌های میانی برابر ۳ نتایج بهتری ارائه داده است.

۴-۳-۱- انتخاب بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی

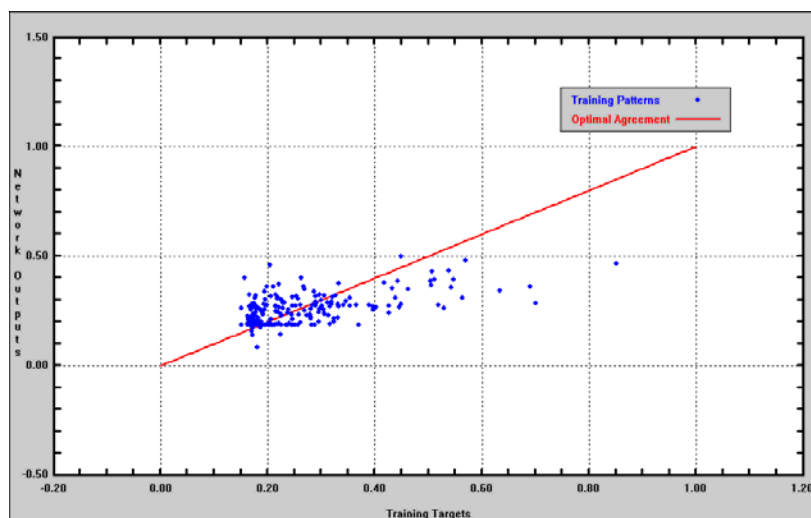
همان طور که از جدول (۴-۴۸) قابل مشاهده است، از میان مدل‌های برتر شبکه عصبی مصنوعی، مدل شبکه عصبی با تابع محرک گوس و تعداد لایه‌های میانی برابر ۳ با بیشترین ضریب همبستگی برابر ۰/۶۱۷ و ۰/۶۶۳ به ترتیب در مرحله آموزش و صحت سنجی به عنوان مدل برتر در پیش بینی و برآورد دبی رودخانه مارون شناخته شد. شکل‌های (۴-۱۲۶) تا (۴-۱۲۹) نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع محرک گوس و تعداد لایه‌های میانی برابر ۳ را نشان می‌دهد.



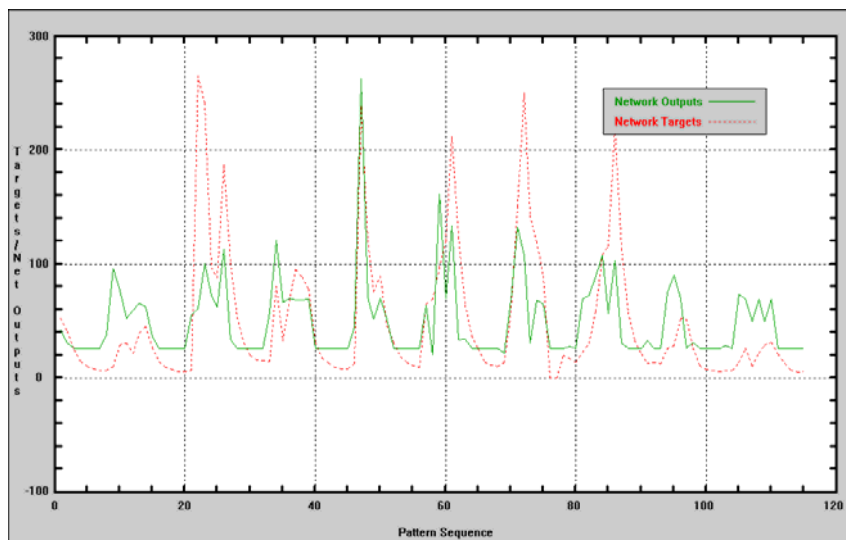
شکل ۴-۱۲۶- نتایج مربوطه به آموزش مدل در مرحله یادگیری با تابع محرک گوس با ۳ لایه میانی

جدول ۴-۴۸- انتخاب بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی

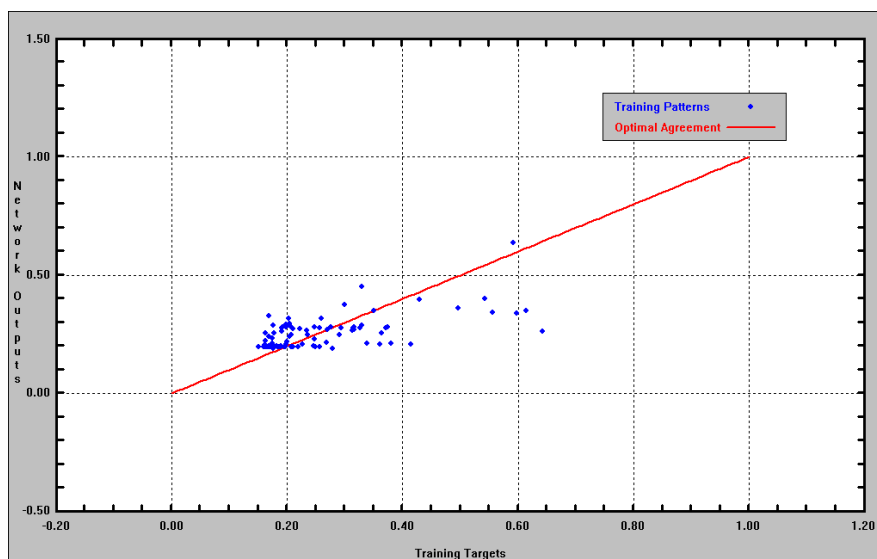
ضریب همبستگی	انحراف معیار (Std Dev)	RMS Error	مرحله محاسباتی	تعداد لایه‌های میانی	تابع محرک	ساختار
۰/۵۲۱۶۹	۴۶/۴۶۸۹۵	۰/۰۹۱۸۱۰	آموزش	۱	سکانت	۱
۰/۶۶۱۹۶	۴۸/۲۷۱۹۴	-	صحت یابی		هیپربولیک	
۰/۵۴۵۴۷	۴۹/۷۳۷۰۱	۰/۰۹۳۳۰۸	آموزش	۱	گوس	۲
۰/۶۸۰۴۱	۴۲/۷۴۸۵۰	-	صحت یابی			
۰/۶۱۷۱۱	۴۶/۷۷۰۹۴	۰/۰۸۶۸۰۳	آموزش	۳	گوس	۳
۰/۶۶۳۶۱	۴۳/۷۶۵۴۰	-	صحت یابی			



شکل ۴-۱۲۷- برازش بین داده‌های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله یادگیری با تابع محرک گوس با ۳ لایه میانی



شکل ۴-۱۲۸- مقایسه بین آبدهی معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی برای تابع محرک گوس با ۳ لایه میانی



شکل ۴-۱۲۹- برازش بین داده‌های معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت یابی برای تابع محرک گوس با ۳ لایه میانی

۴-۴- مقایسه مدل‌های استوکستیک و شبکه عصبی مصنوعی و انتخاب

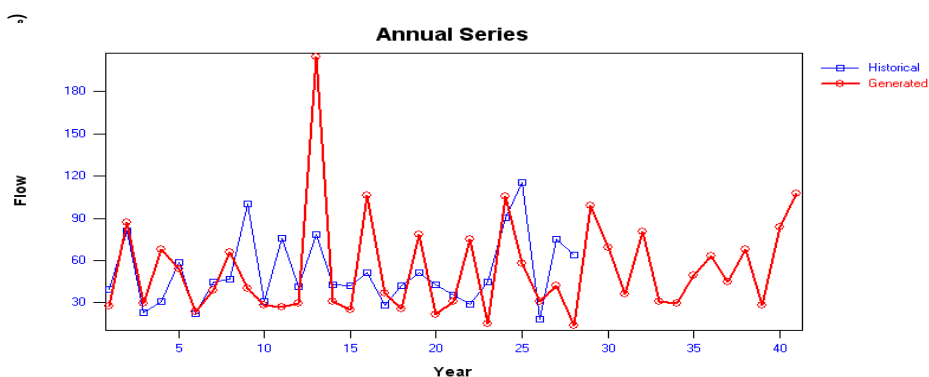
بهترین مدل

برای انجام این مقایسه، مدل استوکستیک انتخاب شده $CARMA(1,1)$ را مجدداً توسط نرم افزار SAMS با داده‌های جدیدی که به صورت ۷۰-۳۰٪ (سال ۲۸-۱۳) تقسیم شده بودند، مدل کردیم. برای این منظور از سری زمانی دبی سالانه ۴۱ سال (۱۳۴۷-۱۳۸۸) ایستگاه ایدنک، داده‌های ۲۸ سال

آماري (۱۳۷۵-۱۳۴۷) به نرم افزار معرفي شدند. در اين مرحله نيز براي انتخاب بهترين مدل، مدل-هاي $CARMA(1,1)$ ، $CARMA(1,2)$ و $CARMA(1,3)$ به ۷۰٪ داده‌هاي ورودي برازش داده شدند. نتايج اين مدل‌ها در جدول (۴-۴۹) قابل مشاهده است. با توجه به نتايج اين جدول مي‌توان مدل $CARMA(1,1)$ را با داشتن کمترین معيارهاي اطلاعاتي آکائيک و شوارز به عنوان مدل برتر براي اين مرحله معرفي کرد. سپس در مرحله توليد سري ساختگي، از مدل براي ايجاد سري ۴۱ ساله استفاده گرديد، يعني نرم افزار براي ۳۰٪ آمار حذف شده به پيش بيني دبي پرداخت. سري توليد شده و سري اوليه براي اين مدل در جدول (۴-۵۰) و شکل (۴-۱۳۰) ارائه شده‌اند.

جدول ۴-۴۹- پارامترهاي مدل‌هاي $CARMA(1,1)$ ، $CARMA(1,2)$ و $CARMA(1,3)$ براي داده‌هاي ۲۸ ساله ايستگاه ايدنک

مدل	$CARMA(1,1)$	$CARMA(1,2)$	$CARMA(1,3)$
ميانگين	۳/۸۳۷۸۵	۳/۸۳۷۸۵	۳/۸۳۷۸۵
واريانس	۰/۲۱۳۹۰	۰/۲۱۳۹۰	۰/۲۱۳۹۰
معيار اطلاعاتي آکائيک	-۱۰/۵۰۹	-۷/۷۸	-۴/۳۸۳
معيار اطلاعاتي شوارز	-۱۰/۸۴۴	-۷/۵۲۲	-۳/۷۸۱
پارامترهاي اتورگرسيو			
φ_1	۰/۱۱۰۶	-۰/۲۸۴۹	-۰/۲۹۷۰
پارامترهاي ميانگين متحرک			
θ_1	۰/۴۰۷۶	۰/۰۱۲۸	۰/۰۰۰۲
θ_2	-	۰/۱۲۰۲	۰/۰۰۱۹
θ_3	-	-	۰/۰۰۳۷



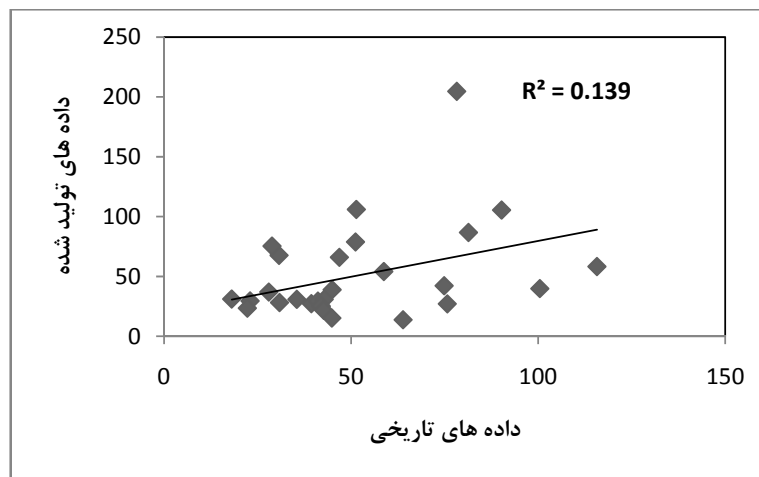
شکل ۴-۱۳۰- مقايسه سري توليد شده و سري اوليه براي مدل $CARMA(1,1)$ و داده‌هاي ۲۸ ساله

جدول ۴-۵۰- مقایسه سری تولید شده و سری اولیه برای مدل $CARMA(1,1)$ و داده‌های ۲۸ ساله

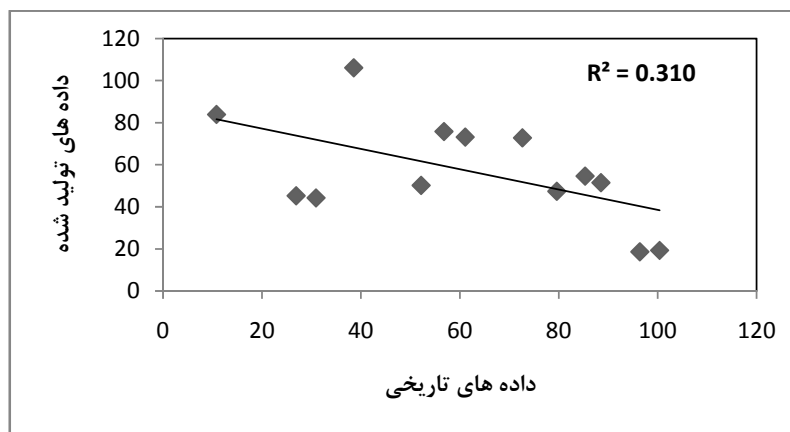
X	-Y سری تاریخی	-Y سری تولید شده	X	-Y سری تاریخی	-Y سری تولید شده
۱	۳۹/۳۸۵	۲۷/۲۲۱	۲۲	۲۸/۸۷۵	۷۵/۳۱۸
۲	۸۱/۳۶۸	۸۶/۷۱۸	۲۳	۴۴/۸۷۷	۱۵/۲۱۶
۳	۲۳/۰۱۲	۲۹/۵۱۱	۲۴	۹۰/۲۲۶	۱۰۵/۴۶۲
۴	۳۰/۷۵۶	۶۷/۵۵۷	۲۵	۱۱۵/۷۱۳	۵۸/۲۳۲
۵	۵۸/۷۴۶	۵۴/۰۵۳	۲۶	۱۸/۰۹۸	۳۱/۰۳۹
۶	۲۲/۲۷۶	۲۳/۴۷۸	۲۷	۷۴/۸۷۴	۴۲/۲۲۳
۷	۴۴/۹۳۵	۳۸/۸۹۷	۲۸	۶۳/۹۰۸	۱۳/۷۶۸
۸	۴۶/۸۸۵	۶۵/۹۳۱	۲۹	-	۹۸/۶۱۶
۹	۱۰۰/۴۴۸	۳۹/۸۴۵	۳۰	-	۶۸/۹۸۷
۱۰	۳۰/۸۹۱	۲۸/۱۵۸	۳۱	-	۳۵/۸۰۶
۱۱	۷۵/۷۱۸	۲۷/۰۲۲	۳۲	-	۸۰/۳۹۵
۱۲	۴۱/۱۲۳	۲۹/۴۰۲	۳۳	-	۳۰/۸۶۷
۱۳	۷۸/۲۴۱	۲۰/۴۶۱۸	۳۴	-	۲۹/۷۷۶
۱۴	۴۲/۸۱۱	۳۰/۷۵۸	۳۵	-	۴۹/۱۴۶
۱۵	۴۱/۹۹۳	۲۴/۶۸۲	۳۶	-	۶۲/۹۷۷
۱۶	۵۱/۴۱۱	۱۰۵/۹۲۸	۳۷	-	۴۴/۵۱۱
۱۷	۲۸/۰۰۲	۳۶/۹۱۵	۳۸	-	۶۷/۵۸۴
۱۸	۴۱/۹۸۶	۲۵/۳۵۲	۳۹	-	۲۸/۰۸۶
۱۹	۵۱/۱۸۶	۷۸/۷۶۹	۴۰	-	۸۳/۵۰۱
۲۰	۴۲/۶۷۵	۲۱/۶۶۴	۴۱	-	۱۰۷/۳۱
۲۱	۳۵/۵۱۶	۳۰/۸۵۴	-	-	-

در شکل‌های (۴-۱۳۱) و (۴-۱۳۲) ضریب همبستگی داده‌های تاریخی و تولید شده به ترتیب

برای سری زمانی ۲۸ ساله و ۱۳ ساله قابل مشاهده هستند.



شکل ۴-۱۳۱- برازش بین داده‌های تاریخی و تولید شده ۲۸ ساله و محاسبه ضریب همبستگی



شکل ۴-۱۳۲- برآزش بین داده‌های تاریخی و تولید شده ۱۳ ساله و محاسبه ضریب همبستگی

در جدول (۴-۵۱) مدل انتخاب شده $CARMA(1,1)$ با مدل شبکه عصبی مصنوعی با تابع محرک گوس و ۳ لایه میانی که در قسمت ۴-۳-۱ انتخاب شد مقایسه شده‌اند. برای محاسبه خطای میانگین مربع ریشه از فرمول زیر استفاده شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n}} \quad (۴-۱)$$

در این فرمول X ، Y و n به ترتیب برابر مقدار مشاهده‌ای، مقدار تخمین زده شده و اندازه نمونه می‌باشد. با توجه به نتایج ذکر شده در جدول می‌توان نتیجه گرفت که مدل شبکه عصبی با ضریب همبستگی بیشتر و مقدار خطای کمتر به عنوان برتر شناخته شد.

جدول ۴-۵۱- مقایسه مدل‌های انتخابی استوکستیک و شبکه عصبی مصنوعی

مدل	مرحله محاسباتی	RMS Error	ضریب همبستگی
استوکستیک	آموزش	۰/۳۷۵۴۶	۰/۱۳۹
	صحت یابی	۰/۴۵۲۱۴	۰/۳۱۰
شبکه عصبی	آموزش	۰/۰۸۶۸۰۳	۰/۶۱۷۱۱
	صحت یابی	-	۰/۶۶۳۶۱

فصل پنجم

نتیجه گیری و پیشنهادها

۵-۱- نتایج

در این تحقیق به منظور پیش بینی و برآورد دبی رودخانه مارون، واقع در استان خوزستان، از روش‌های اتفاقی (استوکستیک) و شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. داده‌های مورد استفاده شامل آمار دبی، بارش و درجه حرارت سالانه و ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک و آمار بارش ماهانه ایستگاه‌های چم نظام، بهبهان و خیر آباد بود. برای مدل سازی دبی به کمک روش‌های استوکستیکی از نرم افزار SAMS ۲۰۰۷ و به منظور مدل سازی دبی به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی از نرم افزار Qnet ۲۰۰۰ استفاده گردید.

۵-۱-۱- مدل استوکستیک

در مدل‌های استوکستیکی سالانه، آمار دبی ۴۱ سال آبی (سال‌های ۴۸-۱۳۴۷ الی ۸۸-۱۳۸۷) ایستگاه ایدنک واقع بر روی رودخانه مارون به نرم افزار معرفی شد. سپس سری زمانی سالانه رسم شد و همچنین توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی محاسبه و ترسیم شدند، خصوصیات آماری پایه، اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی این سری زمانی محاسبه گردید. داده‌های مورد استفاده مورد تست‌های نرمالیتی چولگی و فیلین قرار گرفتند و با توجه به بهترین تابع تبدیل که تابع تبدیل لگاریتمی بود به سری نرمال تبدیل شدند. از میان مدل‌های استوکستیکی برای داده‌های سالانه در این نرم افزار مدل‌های اتورگرسیو، اتورگرسیو میانگین متحرک و اتورگرسیو میانگین متحرک هم‌زمان به داده‌ها برازش داده شدند. با توجه به این که درجه مدل به وسیله توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی تعیین می‌شود، درجه معین شده برای پارامترهای p و q مدل برابر یک در نظر گرفته شد. اما برای انتخاب بهترین مدل، پارامترهای p و q بین یک تا سه در نظر گرفته شدند.

الف- مدل AR: در ابتدا مدل‌های اتورگرسیو $AR(1)$ ، $AR(2)$ و $AR(3)$ به داده‌های سالانه برازش داده شد. از میان این مدل‌ها، مدل $AR(1)$ با کمترین مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز به

ترتیب برابر ۴۴/۹۵۸ و ۴۳/۳۵۵ به عنوان مدل مناسب در نظر گرفته شد. سپس تولید سری ساختگی توسط این مدل صورت پذیرفت و خصوصیات آماری پایه، اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی، تابع خود همبستگی و در نهایت سری تولید شده با سری اولیه مورد مقایسه قرار گرفتند. در مدل‌های استوکستیک احتمال وقوع سری تولید شده و سری اولیه در آینده هر دو یکسان است، اما اطلاعات آماری این سری‌ها با توجه به متفاوت بودن سری‌ها تقریباً یکسان خواهد بود (Sveinsson et al., ۲۰۰۷). سری تولید شده توسط مدل اتورگرسیو $AR(1)$ نیز خصوصیات آماری پایه، اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی بسیار نزدیکی به سری اولیه داشت. توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی سری تولید شده نیز همانند سری اولیه در میان حدود اطمینان ۱۰٪ قرار گرفتند.

ب- مدل $ARMA$: سپس مدل‌های اتورگرسیو میانگین متحرک $ARMA(1,1)$ ، $ARMA(1,2)$ و $ARMA(1,3)$ به داده‌های سالانه برازش داده شدند. از میان این مدل‌ها نیز، مدل $ARMA(1,2)$ با داشتن کمترین مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز به ترتیب برابر ۴۸/۸۴ و ۵۰/۸۷ به عنوان مدل مناسب شناخته شد. ایجاد سری ساختگی با انتخاب این مدل صورت گرفت و خصوصیات آماری پایه، اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی، تابع خود همبستگی و در نهایت سری تولید شده با سری اولیه مورد مقایسه قرار گرفتند. برای این مدل نیز خصوصیات آماری پایه، اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده به سری اولیه بسیار نزدیک است و مقایسه توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی این سری نیز در میان حدود اطمینان قرار گرفتند.

ج- مدل $CARMA$: مدل دیگر برازش داده شده به داده‌های سالانه مدل اتورگرسیو میانگین متحرک هم‌زمان می‌باشد. در این مدل بر خلاف مدل قبل، پارامترهای اتورگرسیو و میانگین متحرک به صورت هم‌زمان از داده‌های تخمین زده می‌شوند، اما در مدل اتورگرسیو میانگین متحرک ابتدا پارامترهای اتورگرسیو مدل محاسبه می‌شوند (Salas et al., ۱۹۸۵). مدل‌های $CARMA(1,1)$ ، $CARMA(1,2)$ و $CARMA(1,3)$ به داده‌ها برازش شدند و با توجه به این که مدل $CARMA(1,1)$

دارای کمترین مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک برابر $17/689$ - و معیار شوارز برابر $16/91$ - از میان دیگر مدل‌های اتورگرسیو میانگین متحرک هم‌زمان بود، به عنوان مدل مناسب شناخته شد و تولید سری ساختگی توسط این مدل صورت گرفت. مقایسه خصوصیات آماری پایه، اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی سری تولید شده با سری اولیه نشان می‌دهد که نتایج به سری اولیه بسیار نزدیک است. همچنین توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی این سری نیز در میان حدود اطمینان قرار گرفتند.

سپس داده‌های ماهانه ۴۱ ساله سال‌های آبی $1347-1388$ به نرم افزار $SAMS 2007$ معرفی گردید. سری زمانی ماهانه به صورت کلی و ماه به ماه رسم، تابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی نیز به صورت کلی و ماه به ماه محاسبه و رسم و خصوصیات آماری پایه و اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی نیز به صورت ماه به ماه برای این سری محاسبه گردیدند. سری زمانی ماهانه مورد تست نرمالیتی چولگی و فیلین قرار گرفت و با توجه به توابع تبدیل موجود در نرم افزار، توسط بهترین تابع یعنی لگاریتمی به سری نرمال تبدیل شد.

از میان مدل‌های استوکستیک برای داده‌های ماهانه موجود در نرم افزار، مدل‌های اتورگرسیو میانگین متحرک تناوبی و اتورگرسیو چند متغیره برای داده‌های ماهانه با خصوصیات تناوبی برازش داده شدند.

د- مدل PARMA: مدل‌های اتورگرسیو میانگین متحرک تناوبی $PARMA(1,1)$,

$PARMA(1,2)$ و $PARMA(1,3)$ به داده‌های ماهانه برازش داده شد. مدل $PARMA(1,2)$ با داشتن کمترین مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز به ترتیب برابر $13/144$ و $15/174$ به عنوان مدل مناسب شناخته شد و تولید سری ساختگی توسط این مدل صورت پذیرفت و خصوصیات آماری پایه، اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی، تابع خود همبستگی و در نهایت سری تولید شده با سری اولیه به صورت ماه به ماه مقایسه گردیدند. پارامترهای محاسبه شده توسط این مدل به پارامترهای سری اولیه نزدیک می‌باشند.

۵- مدل MPAR: مدل دیگر، مدل اتورگرسیو تناوبی چند متغیره $MPAR(1)$ ، $MPAR(2)$ و $MPAR(3)$ بود که به داده‌های ماهانه برازش داده شد و مدل $MPAR(1)$ با داشتن کمترین مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز به ترتیب برابر $16/21$ و $15/607$ به عنوان مدل مناسب شناخته شد و تولید سری ساختگی توسط این مدل صورت پذیرفت و خصوصیات آماری پایه، اطلاعات ذخیره، خشکسالی و سال‌های پر آبی، تابع خود همبستگی و در نهایت سری تولید شده با سری اولیه به صورت ماه به ماه مقایسه گردید. پارامترهای محاسبه شده توسط این مدل به پارامترهای سری اولیه نزدیک هستند.

این نتایج نشان می‌دهد که نرم افزار SAMS ۲۰۰۷ به خوبی قادر به برازش مدل‌های استوکستیک به داده‌های سالانه و ماهانه می‌باشد.

و- انتخاب بهترین مدل برای پیش بینی آینده رودخانه مارون: با توجه به مدل‌های مختلف استفاده شده بر روی داده‌های دبی ایستگاه هیدرومتری ایدنک، می‌توان مدل $CARMA(1,1)$ را با توجه به معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز به عنوان مدل برتر در شبیه سازی و بر آورد دبی این ایستگاه معرفی کرد. خلاصه نتایج در جدول (۴-۴۳) آورده شده است.

۵-۱-۲- مدل شبکه عصبی مصنوعی

در این تحقیق سه حالت برای مدل سازی دبی رودخانه مارون با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در نظر گرفته شده: الف- بررسی تأثیر توابع محرک در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، ب- بررسی تأثیر لایه‌های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، ج- بررسی تأثیر تعداد داده‌های 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 ۱۳۶۰-۱۳۸۸ 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٪ داده‌ها برای مرحله آموزش به نرم افزار Qnet ۲۰۰۰ شبکه‌ای طراحی شد که دارای سه لایه ورودی، میانی و خروجی بود. نظر به این که داده‌های ورودی شامل بارش، درجه حرارت و داده خروجی دبی این ایستگاه بود، ۲ گره برای لایه ورودی، ۲ گره برای لایه میانی (تعداد گره‌های لایه‌های میانی برابر یا یکی کمتر از گره‌های لایه ورودی است (منهاج، ۱۳۷۹)) و ۱ گره برای لایه خروجی در نظر گرفته شد. توابع محرک سیگموئید، گوس، تانژانت و سکانت هیپربولیک برای تمام لایه‌های 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 داده‌های 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 داده‌ها به شبکه معرفی گردیدند و شبکه با توجه به مرحله آموزش به پیش بینی داده‌هایی پرداخت که برای شبکه شناخته شده نبودند. معیارهای مقایسه در مرحله صحت سنجی با معیارهای مرحله آموزش برای تمامی شبکه‌ها با توابع محرک گوناگون مقایسه گردید. شبکه طراحی شده با تابع محرک سکانت هیپربولیک با داشتن بیشترین ضریب همبستگی ۰/۵۲۱۶۹ در مرحله آموزش و ۰/۶۶۱۹۶ در مرحله صحت سنجی به عنوان بهترین شبکه شناخته شد.

ب- تأثیر لایه‌های میانی: پس از انتخاب این شبکه، با توجه به این که در نرم افزار Qnet بیشترین تعداد لایه‌های میانی برابر ۸ می‌باشد، شبکه‌های جدیدی به ترتیب با ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸ لایه میانی اما با تابع محرک سکانت هیپربولیک برای تمامی لایه‌های میانی به منظور بررسی اثر لایه‌های میانی متنوع بر روی تخمین دبی طراحی شدند. نتایج حاصل نشان داد که با افزایش تعداد لایه‌های میانی شبکه توانایی پیش بینی دبی را ندارد و ضریب همبستگی این شبکه‌ها به صفر نزول پیدا کرد. اما شبکه با تعداد لایه میانی ۲ نتایج مشابه شبکه با لایه میانی ۱ را داشت و دارای ضریب همبستگی ۰/۵۳۰۲۲ در مرحله آموزش و ۰/۶۵۳۸۸ در مرحله صحت سنجی بود.

ج- تأثیر تعداد داده‌های ورودی: شبکه طراحی شده آمار بارش ماهانه ایستگاه‌های ایدنک، چم

نظام، بهبهان و خیر آباد به عنوان ورودی شبکه و دبی ایستگاه هیدرومتری ایدنک به عنوان خروجی شبکه برای دوره آماری ۳۲ ساله ۱۳۵۶-۱۳۸۸ مشترک بین این ۵ آمار که برای این شبکه نیز 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. همانند شبکه‌های فوق برای این شبکه نیز ابتدا ۷۰٪ داده‌ها برای مرحله آموزش به نرم افزار معرفی و شبکه‌ای طراحی شد که دارای سه لایه ورودی، میانی و خروجی بود. نظر به این که داده‌های ورودی شامل بارش‌های ۴ ایستگاه ایدنک، چم نظام، بهبهان و خیر آباد و داده خروجی دبی ایستگاه ایدنک بود، ۴ گره برای لایه ورودی، ۴ گره برای لایه میانی و ۱ گره برای لایه خروجی در نظر گرفته شد. توابع محرک سیگموئید، گوس، تانژانت و سکانت هیپربولیک برای تمام لایه‌های 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 داده‌های در دسترس آموزش محاسبه کرد. سپس در مرحله صحت سنجی انحراف معیار و ضریب همبستگی برای مرحله آموزش محاسبه کرد. سپس در مرحله صحت سنجی ۳۰٪ مابقی داده‌ها به شبکه معرفی گردیدند و شبکه با توجه به مرحله آموزش به پیش بینی داده‌هایی پرداخت که برای شبکه شناخته شده نبودند. معیارهای مقایسه در مرحله صحت سنجی با معیارهای مرحله آموزش برای تمامی شبکه‌ها با توابع محرک گوناگون مقایسه گردید. شبکه طراحی شده با تابع محرک گوس با داشتن بیشترین ضریب همبستگی ۰/۵۴۵۴۷۹ در مرحله آموزش و ۰/۶۸۰۴۱ در مرحله صحت سنجی به عنوان بهترین شبکه شناخته شد.

پس از انتخاب این تابع، شبکه‌های جدیدی به ترتیب با ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸ لایه میانی اما با تابع محرک گوس برای تمامی لایه‌های میانی به منظور بررسی اثر لایه‌های میانی متنوع بر روی تخمین دبی طراحی شدند. در این شبکه نیز نتایج حاصل نشان داد که با افزایش تعداد لایه‌های میانی شبکه توانایی پیش بینی دبی را ندارد و ضریب همبستگی این شبکه‌ها به شدت کاهش پیدا می‌کند.

اما شبکه با تعداد لایه میانی ۳ نتایج بهتری ارائه داد و دارای ضریب همبستگی ۰/۶۱۷۱۱ در مرحله آموزش و ۰/۶۶۳۶۱ در مرحله صحت سنجی بود.

۵-۲- مقایسه مدل استوکستیک و شبکه عصبی مصنوعی

برای انتخاب بهترین مدل از میان مدل‌های استوکستیک و شبکه عصبی مصنوعی، مجدداً مدل استوکستیک انتخاب شده $CARMA(1,1)$ با داده‌های جدیدی که به صورت ۷۰-۳۰٪ تقسیم شده بودند، مدل شد. سپس برای انتخاب بهترین مدل، مدل‌های $CARMA(1,1)$ ، $CARMA(1,2)$ و $CARMA(1,3)$ به ۷۰٪ داده‌های ورودی برازش داده شدند. مدل $CARMA(1,1)$ با داشتن کمترین معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارز به ترتیب برابر ۱۰/۵۰۹- و ۱۰/۸۴۴- به عنوان مدل برتر برای این انتخاب شد. در نهایت این مدل با مدل شبکه عصبی مصنوعی با تابع محرک گوس و ۳ لایه میانی مقایسه شد که نتایج آن در جدول (۴-۵۱) قابل مشاهده است. با توجه به نتایج ذکر شده در این جدول می‌توان نتیجه گرفت که مدل شبکه عصبی با ضریب همبستگی بیشتر و مقدار خطای کمتر به عنوان برتر شناخته شد.

۵-۳- پیشنهادها

به منظور شناخت بهتر رفتار رودخانه مارون واقع در استان خوزستان، مطالعات تکمیلی زیر پیشنهاد می‌گردد:

➤ مدل‌های انجام شده برای پیش بینی دبی ماهانه و سالانه رودخانه مارون به کمک روش‌های استوکستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی به خوبی قادر به پیش بینی دبی ایستگاه هیدرومتری ایدنک بودند. اما پیشنهاد می‌شود که پیش بینی و برآورد دبی به کمک روش‌های منطق فازی نیز صورت گیرد و نتایج با این روش‌ها مقایسه شود و بهترین مدل انتخاب شود.

- پیشنهاد می‌شود که مدل‌های تراکمی مکانی- فصلی چند متغیره و تراکمی فصلی- مکانی چند متغیره برای داده‌های ماهانه در حوضه آبریز رودخانه مارون با انتخاب چندین ایستگاه هیدرومتری در بالادست و فرودست حوضه صورت پذیرد.
- مدل‌های چند متغیره $CSM-CARMA(p,q)$ و غیر تجمعی فاصله‌ای برای آمار سالانه دبی نیز با استفاده از چندین ایستگاه در حوضه، انجام پذیرد.
- برای دستیابی به نتایج بهتر جمع آوری و تهیه داده‌های بیشتر دبی، بارندگی و درجه حرارت در کل حوضه آبریز رودخانه مارون پیشنهاد می‌شود.

منابع

- ابریشم چی، ا.، تجریشی م. و چهره نگار، ب. (۱۳۸۴)، "مدل‌های استوکستیک منطقه‌ای جریان سالانه حوضه‌های آبریز غرب ایران." تحقیقات منابع آب، جلد ۱، شماره ۱.
- احمدی زاده م.، موسوی ندوشنی س. و خاشعی ع. (۱۳۸۷)، "استفاده از سری‌های زمانی فصلی در پیش بینی جریان ورودی به مخزن سد ارس." سومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، دانشگاه تبریز، ۲۳-۲۵ مهر ماه، دانشکده مهندسی عمران.
- امامقلی زاده ص.، کاشفی پور م. و ترابی ح. (۱۳۸۴)، "استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی آبدهی رودخانه بالا رود در استان خوزستان." پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، ۱۷-۱۹ آبان ماه ۱۳۸۴، کرمان.
- بختیاری م.، کاشفی پور م. و عزیزی مبصر ج. (۱۳۸۶)، "استفاده از شبکه عصبی در ارزیابی کیفی رودخانه کرخه." ششمین کنفرانس هیدرولیک ایران، ۱۳-۱۵ شهریور، دانشگاه شهرکرد.
- بنی حبیب م. و ولی پور م. (۱۳۸۷)، "ارزیابی مقایسه‌ای مدل‌های آرما، آریما و مدل خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی جریان ورودی به مخزن سد دز." اولین کنفرانس بین المللی بحران آب، ۲۰-۲۲ اسفند ماه، دانشگاه زابل.
- پرویز ل. و خلقی م. (۱۳۸۶)، "مقایسه بین روش‌های استوکستیک (تفکیک کننده زمانی) و شبکه‌های عصبی در پیش بینی جریان رودخانه." ششمین کنفرانس هیدرولیک ایران، ۱۳-۱۵ شهریور، دانشگاه شهرکرد.
- تفرج نوروز ع.، ابریشم چی ا. و تجریشی م. (۱۳۸۰)، "تحلیل و مدل سازی استوکستیک تراز متوسط ماهانه سطح آب دریاچه هامون پوزک." مجله آب و فاضلاب- شماره ۴۰.
- رئیسی ع.ا.، جوکار ل.، سامانی ن. و سلطانی ا.ر. (۱۳۷۸)، "استفاده از روش استوکستیک در مطالعه تغییرات آب و هوایی جنوب ایران." دومین کنفرانس منطقه‌ای تغییر اقلیم- سازمان هواشناسی کشور- ۱۳ و ۱۴ آبان.

- رئیسی ع.ا. و سامانی ن. (۱۳۶۸)، "رفتار استوکستیک رودخانه‌های فارس"، طرح مطالعاتی دانشگاه شیراز، دانشکده علوم زمین.
- صحرایی پاریزی ح. (۱۳۷۳)، "مطالعه عکس‌العمل سفره‌های کارستی در مقابل عوامل هیدرولوژیکی به روش استوکستیک"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شیراز، دانشکده علوم زمین.
- زارع زاده مهریزی م. و قزاق ا. (۱۳۸۶)، "پیش بینی جریان رودخانه دز با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی". نهمین سمینار سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، ۱۶ الی ۱۸ بهمن ماه، دانشگاه شهید باهنر کرمان.
- شادمان مطلق ع.، ابراهیمی ح. و رهنما م. (۱۳۸۶)، "پیش بینی جریان رودخانه سفید رود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN)". ششمین کنفرانس هیدرولیک ایران، ۱۳-۱۵ شهریور، دانشگاه شهرکرد.
- طارقیان ر.، کاشفی پور م. و طاهری م. (۱۳۸۵)، "پیش بینی جریان رودخانه‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، مطالعه موردی: رودخانه کارون، ایستگاه پل شالو". اولین همایش منطقه ای بهره برداری بهینه از منابع آب حوضه‌های کارون و زاینده رود، ۱۴ و ۱۵ شهریور، دانشگاه شهرکرد.
- علیائی ا.، قربانی م. و جباری خامنه ح. (۱۳۸۷)، "عملکرد حافظه مدل اتورگرسیو و شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی جریان روزانه رودخانه ليقوان". سومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، ۲۳ الی ۲۵ مهر ماه، دانشگاه تبریز، دانشکده مهندسی عمران.
- فروغی ح.، معاضد ه.، کاشفی پور م. و کرمی م. (۱۳۸۵)، "مدیریت سطح ایستابی حوضه آبریز رودخانه مارون با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی". هفتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه، بهمن ماه ۱۳۸۵، اهواز، دانشگاه شهید چمران.

- کمالی ن. ج. (۱۳۷۴)، "تهیه مدل کوتاه مدت بهره‌برداری از مخزن سد وینار با استفاده از روش‌های استوکاستیک پیش‌بینی جریان"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده فنی و مهندسی.
- محمدی م. و محمودیان شوشتری م. (۱۳۸۵)، "پیش‌بینی دبی متوسط هفتگی ورودی به مخزن سد درودزن به وسیله شبکه عصبی مصنوعی"، همایش ملی مدیریت شبکه‌های آبیاری و زهکشی، ۱۴-۱۲ اردیبهشت، دانشگاه شهید چمران اهواز، دانشکده مهندسی علوم آب.
- منهای م. ب. (۱۳۷۹)، "مبانی شبکه‌های عصبی، هوش محاسباتی"، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ص ۷۱۵.
- نورانی و، رومیانفر س. و کماسی م. (۱۳۸۷)، "بهره‌گیری از شبکه عصبی برای بهینه‌سازی مدل سری زمانی (ARIMA) بارش-رواناب"، سومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، ۲۵-۲۳ مهر ماه، دانشگاه تبریز، دانشکده مهندسی عمران.
- نورانی و. و صالحی ک. (۱۳۸۷)، "مدل سازی بارش-رواناب با استفاده از شبکه عصبی فازی تطبیقی و مقایسه آن با روش‌های شبکه عصبی و استنتاج فازی"، چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران، اردیبهشت ۱۳۸۷، دانشگاه تهران.
- یزدانی م. و چاوشی س. (۱۳۸۴)، "پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی"، پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، ۱۹-۱۷ آبان ماه، دانشگاه شهید با هنر کرمان، دانشکده مهندسی.

- Ahmed J.A. and Sarma A.K. (۲۰۰۶) "Artificial neural network model for synthetic streamflow generation", Water Resource Manage, Vol. ۲۱, pp ۱۰۱۵-۱۲۹.

- Alcazarm J., Palau A. and Vega-Garc C. (۲۰۰۷) "A neural net model for environmental flow estimation at the Ebro River Basin, Spain", Journal of Hydrology, Vol. ۳۴۹, pp ۴۴-۵۵.

- Baratti R., Cannas B., Fanni A., Pintus M., Sechi G.M. and Toreno N. (۲۰۰۳) “River flow forecast for reservoir management through neural networks”, *Neurocomputing*, Vol. ۵۵, pp ۴۲۱-۴۳۷.
- Bartolini P., Salas J.D. and Obeysekera J.T.B. (۱۹۸۸) “Multivariate periodic ARMA(۱,۱) processes”, *Water Resources Publication*, Vol. ۲۴, No.۸, pp ۱۲۳۷-۱۲۴۶.
- Berndtsson R., Niemczynowicz J. and Rossi F. (۱۹۸۶) “Spatial and temporal characteristics of high- intensive rainfall in Northern Tunisia”, *Journal of Hydrology*, Vol. ۸۷, pp ۲۸۵, ۲۹۸.
- Biddiscombe E.F., Rogers A.L., Allison H. and Litchfield R. (۱۹۸۵) “Response of ground water levels to rainfall and leaf growth of farm plantations near salt seeps”, *Journal of hydrology*, No.۷۸, pp ۱۹-۳۴.
- Box G.E. and Jenkins G. (۱۹۷۰) “Time Series Analysis, Forecasting and Control”, Revised Edition, Holden day, San Francisco.
- Chow V.T. and Karelitis S.J. (۱۹۷۰) “Analysis of stochastic hydrologic systems”, *Water Resources Publication*, No. ۱۶, pp ۱۵۶۹-۱۵۸۲.
- Karelitis S.J. and Chow V.T. (۱۹۷۲) “Analysis of residual hydrologic stochastic processes”, *Journal of Hydrology*, Vol. ۱۵, pp ۱۱۳- ۱۳۰.
- Claps P. (۱۹۹۰) “Modelli stocastici dei deflussi Dei corsi d’acqua, Ph.D.”, *Universita degli Studi di Napoli, Italy*, ۲۷۹ pp.
- Claps P. and Rossi F. (۱۹۹۱) “Metodi la generazione sintetica dei deflussi”, In: *Modelli Idrologici Superficiali nella Pianificazione di Bacino*, Politecnico di Milano (in italian).
- Claps P., Rossi F. and Todini E. (۱۹۹۳) “Runoff stochastic model”, *Water Resources Manage*, Vol. ۱۰, No. ۴, pp ۷۵۴-۷۶۵.
- Diskin M.H. and Lane L.J. (۱۹۷۱) “A basinwide stochastic model for ephemeral stream runoff in south-eastern Arizona”, *Bulletin of the International Association of Hydrological Sciences*, XVII, ۱۴.
- Finzi G., Todini E. and Wallis J.R. (۱۹۷۵) “Comment upon multivariate synthesis hydrology”, *Water Resources Publication*, Vol. ۱۱, No. ۶, pp ۸۴۴-۸۵۰.
- Guldal V. and Tongal H. (۲۰۰۹) “Comparison of recurrent neural network, adaptive neuro-fuzzy inference system and stochastic models in Egirdir lake level forecasting”, *Water Resource Manage*, Vol. ۲۴, pp ۱۰۵-۱۲۸.

- Hongson F.D.I. (1998) "The use of multiple linear regression in simulating ground water level responses", Ground water, Vol. 16, No. 1, pp 249-253.
- Kentel E. (2009) "Estimation of river flow by artificial neural networks and identification of input vectors susceptible to producing unreliable flow estimates", Journal of Hydrology, Vol. 370, pp 481-488.
- Kerh T. and Lee C.S. (2006) "Neural networks forecasting of flood discharge at an unmeasured station using river upstream information" Advances in Engineering Software, Vol. 37, pp 533-543.
- Kisiel C.C. and Chow V.T. (1969) "Time series analysis of hydrologic data", Advances in Hydrosience, Vol. 6, pp 1-119, Academic Press, N.Y.
- Kresic N., Kukuric N. and Zlokolica M. (1990) "Numerical versus stochastic modeling of water balance", Hydrogeological processes in karst Terranes (proceeding of the Antalya symposium and field saniar, october 1990). IAHS Puble, No. 207, pp 203-209.
- Love D. (1994) "Multivariate stochastic model in ground water analysis", Complex system, pp. 321-350.
- McKerchar A.I. and Delleur J.W. (1994) "Application of Seasonal parametric linear stochastic model to monthly flow data", Water Resources Publication, Vol. 10, No. 2, pp 246-250.
- Mendez M.C., Manteiga W.G., Bande M.F., Sanchez M.P. and Calderon R.L. (2004) "Modelling of the monthly and daily behaviour of the runoff of the Xallas river using Box-Jenkins and neural networks methods", Journal of Hydrology, Vol. 296, pp 38-58.
- Rao. A.R., Kashyap R.L. and Mao L. (1982) "Optimal choice of type and order of river flow time series model", Water Resources Publication, Vol. 18, No. 4, pp 1097-1109.
- Rossi F. and Silvagni G. (1980) "Analysis of annual runoff series", Third IAHR Synposium on Stochastic Hydraulics, Tokio, A-18(1-12).
- Sahoo G.B. and Ray C. (2006) "Flow forecasting for a Hawaii stream using rating curves and neural networks", Journal of Hydrology, Vol. 319, pp 63-80.
- Salas. J.D., Delleur J.W., Yevjevich V. and Lane W.L. (1980) "Applied Modeling of Hydrologic Time series", Water Resources Publication, Littleton, Colorado.

- Salas. J.D., Delleur J.W., Yevjevich V. and Lane W.L. (1980) "Applied Modeling of Hydrologic Time series", Second Edition, Water resources Publication, Littleton, Colorado.
- Salas D.J. and Smith R.A. (1981) "Physical basis of stochastic model of annual flows", Water resources Publication, Vol. 14, No. 3, pp 428-434.
- Salas D.J., Obeysekera J.T.B. and Smith R.H. (1981) "Identification of streamflow stochastic model", Journal of Hydrology, Eng., ASCE, 104, HY4, pp 803-816.
- Samani N., Raeissi E. and Soltani A.R. (1994) "Modeling of the stochastic behavior of the fars rivers", Journal of sciences.IRI .Vol. 4, No.1-2, pp 49-58.
- Singh P. and Deo M.C. (2006) "Suitability of different neural networks in daily flow forecasting", Journal of Applied Soft Computing, Vol. 6, pp 968-978.
- Sivakumar B., Jayawardena A.W. and Fernando T.M.K.G. (2002) "River flow forecasting: use of phase-space reconstruction and artificial neural networks approaches", Journal of Hydrology, Vol. 260, pp 220-240.
- Sveinsson O.G.B., Salas J.D., Lane W.L. and Frevert D.K. (2004) "Stochastic Analysis Modeling and Simulation (SAMS)", Computing Hydrology Laboratory, Department of Civil and Environmental Engineering, Colorado State University, Fort Collins, Colorado.
- Thomas H.A. and Fiering M.B. (1962) "Mathematical synthesis of streamflow sequence for the analysis of the river basin by simulation", in: A. Mass et al., (Eds.), Design for Water Resource System, Harvard University Press, Cambridge, Mass, pp 409-493.
- Ubertini L. (1978) "Metodologie statistiche per l'analisi delle serie idrologiche", CNR Publ. No. 14, Perugia.
- Vogel R. M. (1986) "The probability plot correlation coefficient test for the normal, lognormal, and gumbel distributional hypotheses", Water Resources Research, Vol. 22, No. 4, pp 687-694.



Shahrood University of Technology

**Faculty of Earth Sciences
Department of Hydrogeology**

MSc thesis

**Simulation and Estimation of Maroon's Discharge with
Stochastic and Artificial Neural Network (ANN) Models**

Rozita Hamidi

**Supervisor:
Dr. S. Emamgholizade**

July ۲۰۱۰

Abstract

Maroon River with the length of 422 km is one of the important rivers in the Khuzestan Province, Iran. The old name of this river was Tab which originates from Zagros Mountains. After over 120 km, it reaches to Maroon Reservoir at 19 km north east of Behbahan in the Maroon basin. With respect to the importance of the Maroon Reservoir in the region, two methods of Stochastic and Artificial Neural Network (ANN) were used in this research to predict and estimate of inflow discharge into Maroon Reservoir. Data which used in this study included annual and monthly discharge, precipitation and temperature of Idnak hydrometric station, and also monthly precipitation statistics of Cham Nezam, Behbahan and Kheir Abad stations which were collected from Khuzestan Water and Power Authority (KWPA). In order to model discharge two softwares SAMS 2007 and Qnet 2000 were used for stochastic and artificial neural network methods, respectively.

In Stochastic models discharge of 41 years (1968-69 to 2008-2009) of Idnak hydrometric station were introduced to the software. Among the Stochastic models for annual series data, Autoregressive (AR), Autoregressive Moving Average (ARMA) and Contemporaneous Autoregressive Moving Average (CARMA) and for monthly data, univariate Periodic Autoregressive Moving Average (MPARMA) and Multivariate Periodic Autoregressive (MPAR) were fitted to the data. Modeling results showed that from different models which fitted to the discharge data of Idnak hydrometric station, it can introduce CARMA(1,1) model with regard to the Akaike and Schwarz Information Criterion (AIC, SIC) as the best model in the simulation and estimation of discharge.

For modeling with model of artificial neural network three cases were considered:

- 1- The effect of transfer functions in the learning of artificial neural network.
- 2- The effect of hidden layers in the learning of artificial neural network.
- 3- The effect of number of input data on the learning of artificial neural network.

The result of this research showed that among of the different models which used for artificial neural network, the model with Gaussian transfer function and 3 hidden layers has highest correlation coefficient in the training and verification stages rather than other models. For training and verification stages the correlation coefficients of the model were achieved 0.917 and 0.933, respectively.

Finally in order to compare artificial neural network and stochastic models, the data divided to 70 and 30 percent for training and verification stages, respectively. Since stochastic model CARMA(1,1) and neural network with Gaussian transfer function and 3 hidden layers were selected from Stochastic models and artificial neural network, the data introduced to these two models. Results and comparison represents that artificial neural network with the highest correlation coefficient and lowest Root Mean Square Error (RMSE) was known as the best model for simulation and estimation of discharge of Maroon river.

Keywords: Stochastic Modeling, Artificial Neural Networks, Discharge, Maroon River, Idnak hydrometric station.