

ارزیابی عملکرد مدل‌های هیبریدی ARIMA در پیش‌بینی هدایت الکتریکی روزانه (مطالعه موردی: ایستگاه هیدرومتری تله‌زنگ)

عباس احمدپور*، سید حسن میرهاشمی، پرویز حقیقت‌جو و محمدرضا رئیسی سیستانی^۱

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۰/۳۰؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۲/۱۴)

چکیده

در این پژوهش از مدل سری زمانی اریما و شبکه استنتاج فازی-عصبی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه و مدل‌های هیبریدی ARIMA-ANN, ARIMA-ANFIS برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامتر هدایت الکتریکی جریان روزانه ایستگاه آب‌سنجی تله‌زنگ با طول دوره آماری ۴۹ ساله استفاده شده است. برای این منظور از داده‌های روزانه سال‌های ۱۳۴۷-۱۳۸۴ برای آموزش مدل و از داده‌های سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۹۶ برای تأیید صحت مدل‌های اریما برآزش یافته از توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها و آماره پورت مانتو استفاده شد. در مدل‌سازی و پیش‌بینی هدایت الکتریکی برای انتخاب پارامتر ورودی مؤثر شبکه استنتاج فازی عصبی و شبکه عصبی مصنوعی از الگوریتم PMI بهره گرفته شد که پارامترهای روزانه منیزیم (با دو روز تأخیر) و سدیم (با یک روز تأخیر) و درجه حرارت (با یک روز تأخیر) و دبی جریان (با دو ماه تأخیر) و اسیدیته (با یک روز تأخیر) با داشتن کمترین مقادیر اکایک و بیشترین مقادیر آماره همپل به‌عنوان ورودی شبکه استنتاج فازی عصبی و شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی هدایت الکتریکی روزانه معرفی شدند. بررسی معیارهای ارزیابی مدل‌ها تأیید کننده برتری مدل هیبریدی ARIMA-ANFIS با تابع عضویت دوزنقه ای و تعداد تابع عضویت ۲ نسبت به سایر مدل‌ها با مقادیر ضریب تبیین ۰/۸۶ و ریشه میانگین مربعات ۲۹ dS/m است همچنین مدل اریما ضعیف‌ترین عملکرد را در مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامتر کیفی روزانه ایستگاه هیدرومتری تله‌زنگ به‌خود اختصاص داده است.

واژه‌های کلیدی: کیفیت آب، شبکه استنتاج فازی عصبی، اریما، شبکه عصبی، مدل هیبریدی

۱- گروه مهندسی منابع آب، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل

*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: aahmadpour67@yahoo.com

مقدمه

شبکه عصبی موجک در تخمین مقادیر حداقل و حداکثر دقت بالایی از خود نشان داده است. نتایج حاکی از توانمندی قابل قبول مدل شبکه عصبی موجک در تخمین هدایت الکتریکی آب رودخانه‌ها است. با بررسی اثرات دوره‌ای کم‌آبی و پرآبی بر کیفیت آب رودخانه‌های واقع در بوهیمیا به این نتیجه رسیدند که هر دو دوره کم‌آبی و پرآبی تأثیرات معنی‌داری بر کیفیت آب‌های سطحی دارد (۵). زو و همکاران (۱۵) دو مدل آریمما و شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی ظرفیت آب و نمک خاک مورد مقایسه قرار داده و نشان دادند که مدل آریمما از دقت بیشتری برخوردار است. برای پیش‌بینی تغییرات روزانه سطح تراز آب دریاچه داروین هاربر استرالیا از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و سامانه استنتاجی عصبی - فازی تطبیقی به ترتیب با الگوریتم‌های آموزشی و نوع تابع عضویت مختلف استفاده کردند. آنها گزارش کردند که الگوریتم آموزشی لونبرگ - مارگارت در روش شبکه عصبی مصنوعی و تابع عضویت مثلی در روش سامانه استنتاجی عصبی فازی تطبیقی بهترین عملکرد را در فواصل زمانی مختلف برای پیش‌بینی تراز آب دریاچه مذکور را دارند (۷). هدف از تحقیق حاضر ارزیابی عملکرد مدل ARIMA و مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل استنتاج فازی عصبی و مدل‌های هیبریدی ARIMA-ANFIS و ARIMA-ANN در پیش‌بینی و مدل‌سازی پارامتر هدایت الکتریکی روزانه حوضه تله‌زنگ است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوزه آبریز رودخانه دز در ارتفاعات زاگرس میانی واقع شده و در محدوده‌ای به مختصات جغرافیایی ۴۸ درجه و ۱۰ دقیقه تا ۵۰ درجه و ۲۰ دقیقه طول شرقی و ۳۰ درجه و ۳۱ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۵ دقیقه عرض شمالی قرار گرفته و یکی از حوزه‌های آبریز منتهی به خلیج فارس است. این حوزه با مساحت ۲۳۲۵۲ کیلومتر مربع از زیر حوزه‌های تیره، سزار، بختیاری و دز پایین (بعد از محل سد دز) تشکیل شده و نیمی از بارندگی

افزایش تقاضای آب و گسترش آلودگی منابع آب در اثر افزایش فعالیت‌های کشاورزی، شهری و صنعتی موجب ایجاد مشکل‌های محیط زیستی در بسیاری از مناطق جهان شده است. افزایش قابل توجه بار آلودگی و گوناگونی آلاینده‌های مختلف شهری، کشاورزی و صنعتی نیاز به مدیریت تلفیقی کمی و کیفی سیستم‌های منابع آب را بیش از پیش ضروری ساخته است. چادری و همکاران (۲) عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و کرجینگ معمولی برای درونیابی مقادیر آرسنیک را بررسی کردند. ارزیابی‌ها نشان داده است که مدل شبکه عصبی مصنوعی، ۱۵ درصد بهتر از روش کرجینگ مقادیر آرسنیک را تخمین زده است. شاکری عبدالمالکی و همکاران (۱۳) از یک شبکه عصبی مصنوعی سه لایه برای پیش‌بینی غلظت فلز سنگین مس در مخازن چاه نیمه در استان سیستان و بلوچستان استفاده کردند. آنها از شاخص‌های EC، TDS، pH و دما به عنوان پارامترهای ورودی‌های و الگوریتم لونبرگ - مارکوات برای آموزش شبکه استفاده کردند و نتیجه‌گیری کردند که شبکه‌های با پارامترهای ورودی یاد شده و تعداد هفت نرون در لایه مخفی نتایج دقیقی را به دست می‌دهد. بانژاد و همکاران (۱) شبکه عصبی مصنوعی را به منظور مدل‌سازی پارامترهای DO و BOD در رودخانه مرادبیگ همدان به استفاده کردند و از الگوریتم پس‌انتشار خطا برای آموزش شبکه استفاده کردند و در نهایت به این نتیجه رسیدند که شبکه با ۱۰ پارامتر ورودی و تعداد شش نرون در لایه پنهان، و شبکه با همان تعداد پارامتر ورودی و ۱۰ نرون در لایه مخفی بهترین نتایج را در پیش‌بینی غلظت اکسیژن محلول و BOD به دست می‌دهد. از pH به عنوان ابزاری در پیش‌بینی شوری آب زیرزمینی برای اهداف آبیاری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که شبیه‌سازی با این روش می‌تواند برای ورود داده‌های جدید مورد استفاده قرار گیرد (۹). قربانی و همکاران (۳) به تخمین هدایت الکتریکی رودخانه کاکارضا با استفاده از شبکه عصبی موجک پرداختند نتایج پژوهش آنها نتایج نشان داد مدل

فرضیه صفر توأم $H_0: P_1=P_2=\dots=P_k=0$ آماره آزمون زیر استفاده می‌کند:

$$Q = n(n+2) \sum_{h=1}^k (n-h)^{-1} p_h^2 \quad (3)$$

که در آن n تعداد مشاهدات است. این آماره آزمون، آماره Q اصلاح شده است و تحت فرض H_0 تقریباً دارای توزیع $X^2_{(k-m)}$ است. m تعداد پارامترهای برآورد شده در مدل است. هرگاه مقدار آماره Q از مقدار متناظر جدول کی دو بیشتر باشد فرضیه H_0 رد می‌شود. گاهی فرضیه H_0 را فرضیه کفایت مدل نیز می‌نامند (۴).

شبکه عصبی مصنوعی

تئوری شبکه‌های عصبی که در واقع الهام گرفته از مغز انسان است و قادر به انجام عملیاتی تقریباً همانند سیستم‌های عصبی زیستی البته در مقیاس ابتدایی است. ساختار شبکه مشخص می‌کند که شبکه از چند نرون یا عنصر پردازشگر تشکیل یافته، چگونه در شبکه آرایش گرفته و به چه شکل به یکدیگر متصل شده‌اند.

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با یک لایه ورودی آغاز و به یک لایه خروجی ختم می‌شود. میان این دو لایه، می‌تواند چندین لایه پنهان وجود داشته باشد. در این شبکه‌ها اطلاعات ورودی پس از پردازش در نرون‌های لایه پنهان به لایه خروجی هدایت می‌شوند (شکل ۱) (۱۱).

سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)

متناسب با داده‌های ANFIS ساختار مناسب تکنیک ورودی، درجه عضویت، قوانین و توابع عضویت ورودی و خروجی انتخاب می‌شود. در مرحله آموزش با اصلاح پارامترهای درجه عضویت بر اساس میزان خطای قابل قبول، مقادیر ورودی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌شوند (۱۲). از الگوریتم‌های یادگیری شبکه ANFIS تکنیک عصبی و منطق فازی به منظور طراحی نگاهت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کند

در این منطقه در فصل زمستان رخ می‌دهد. از آنجا که ارتفاع بیش از دوسوم مساحت این حوزه بالاتر از ۱۰۰۰ متر و بیش از یک سوم آن بالاتر از ۲۰۰۰ متر است، بارندگی غالب به صورت برف است. رودخانه دز از دو شاخه اصلی بنام سزار و بختیاری تشکیل می‌شود (۶). کد ایستگاه تله‌زنگ ۲۹۵-۲۱، دارای طول ۴۸/۷۷، عرض ۳۲/۸۱ و ارتفاع از دریا ۴۴۰ متر است.

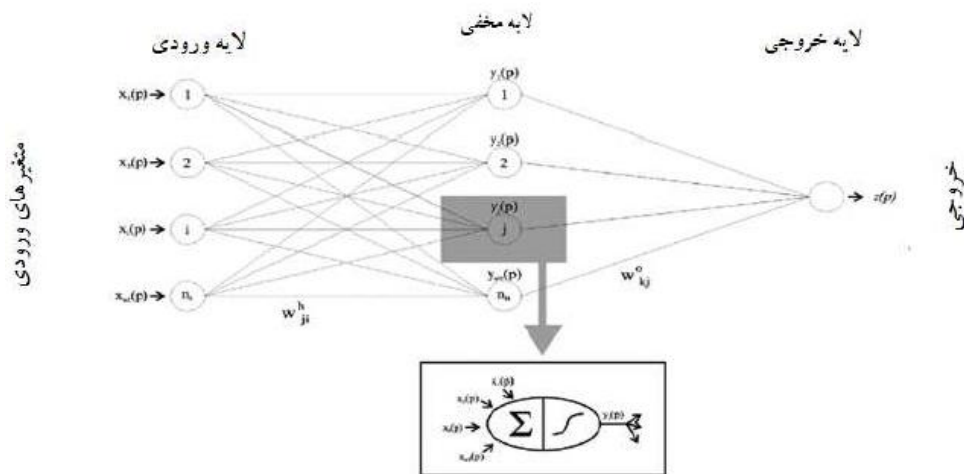
مدل ARIMA

فرایند $ARIMA(p, d, q)$ برای متغیر X را می‌توان به صورت رابطه زیر نشان داد:

$$y_t = f(x) + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$y_t = \Delta^d x_t = (1-L)^d x_t \quad (2)$$

در فرایند $ARIMA(p, d, q)$ ، p, d, q به ترتیب بیانگر تعداد وقفه‌های خودرگرسیون (Auto Coloration)، مرتبه تفاضل‌گیری و تعداد جملات میانگین متحرک است. در صورتی که d برابر با صفر شود، فرایند $ARIMA$ تبدیل به فرایند $ARMA$ می‌شود. معمولاً برای تخمین الگوی $ARIMA$ و $ARMA$ از روش باکس - جنکینز استفاده می‌شود که دارای سه مرحله شناسایی، تخمین و تشخیص دقت پردازش است. تعداد جملات خودرگرسیون و تعداد جملات میانگین متحرک معمولاً با استفاده از توابع خودهمبستگی (Auto Coloration) (AC) خودهمبستگی جزئی (Partial Auto Correlation) (PAC) براساس مراحل باکس - جنکینز محاسبه می‌شود، اما از آنجایی که ممکن است مدل‌های بهینه دیگری وجود داشته باشند که بر الگوی مذکور ترجیح داده شوند، این مدل‌ها توسط معیارهای آکائیک (Akaike information criterion) (AIC) و یا شوارتز انتخاب می‌شوند. در کنار روش‌های نموداری یک آزمون مفید برای بررسی کفایت مدل آزمون پرت-مانتو است. این آزمون از خود همبستگی باقی مانده‌ها برای بررسی



شکل ۱. ساختار شبکه عصبی MLP (۱)

توابع مذکور با مدل ARIMA منطبق بود. سپس با توجه به نایستایی سری زمانی برای ایستایی سری از تفاضل‌گیری مرتبه دو استفاده شد و شروع به برازش مدل‌های متفاوت ARIMA شد. لازم به ذکر است توضیحاتی که تاکنون گفته شد بین مدل هیبریدی و مدل ARIMA مشترک هستند. همچنین برای بررسی صحت مدل‌های ARIMA مربوط از توابع خودهمبستگی (Autocorrelation Function) و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها و آماره پورت-مانتو؛ برای انتخاب مدل برتر از آماره‌های-اکایکه و شوارتز استفاده شد و در نهایت با توجه به اینکه باقی‌مانده‌های حاصل از برازش مدل ARIMA برتر دارای ساختار غیرخطی هستند لذا با توجه به توانایی مدل شبکه عصبی و مدل استنتاج فازی-عصبی در حل مسائل پیچیده و غیرخطی از شبکه مذکور برای برازش باقی‌مانده‌های مدل ARIMA منتخب بهره گرفته شد. در ذیل مراحل ساخت مدل‌های هیبریدی ARIMA-ANN و

ARIMA-ANFIS به ترتیب شرح داده شده است:

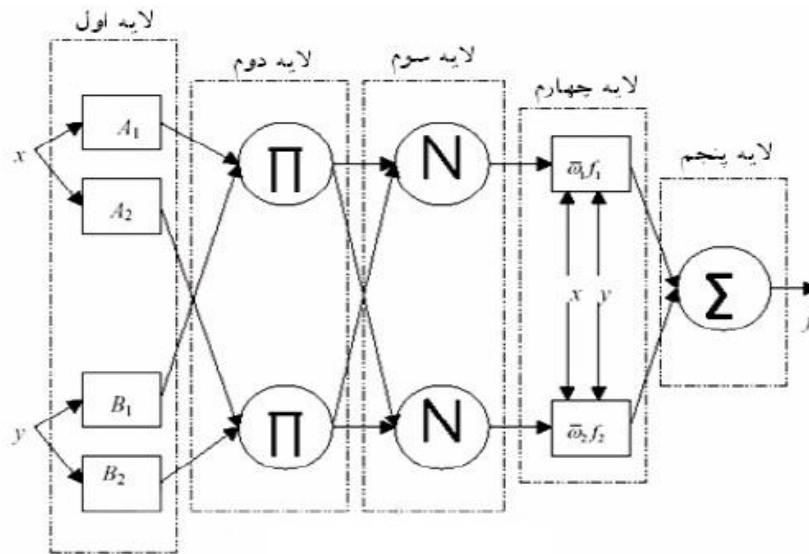
- ۱- بهره‌گیری از آماره هرست برای سنجش کفایت سری مذکور
- ۲- نرمال‌سازی داده‌ها سری زمانی پارامتر کیفی هدایت الکتریکی با تابع تبدیل مناسب با استفاده از تبدیلات باکس-کاکس
- ۳- تشخیص مدل باکس-جنکنیز با استفاده از توابع

و قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی دارد. همچنین دارای این مزیت است که اجازه استخراج قوانین فازی را از اطلاعات عددی یا دانش متخصص می‌دهد و به‌طور تطبیقی یک قاعده-بنیاد می‌سازد. علاوه بر این، می‌تواند تبدیل پیچیده هوش بشری به سیستم‌های فازی را تنظیم کند (شکل ۲) (۱۰).

برای مدل‌سازی و پیش‌بینی هدایت الکتریکی روزانه حوضه دز از داده‌های روزانه همچون درجه حرارات، دبی جریان، سولفات، منیزیم، کلسیم، هدایت الکتریکی و اسیدیته استفاده شد. سپس با استفاده از الگوریتم PMI پارامترهای ورودی بهینه از بین پارامترهای فوق برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامتر هدایت الکتریکی روزانه حوضه دز ایستگاه هیدرومتری تله‌زنگ به شبکه عصبی مصنوعی و شبکه استنتاج فازی - عصبی انتخاب شدند.

ساختار مدل‌های هیبریدی ARIMA

در ابتدا کفایت سری زمانی داده‌های هدایت الکتریکی روزانه حوضه دز ایستگاه هیدرومتری تله‌زنگ با استفاده از آماره هرست بررسی شد و با توجه به اینکه مقدار $0/68$ این ضریب لذا می‌توان از کفایت داده‌های مربوط اطمینان حاصل کرد سپس برای تعیین نوع مدل باکس-جنکنیز از توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی بهره گرفته شد. رفتار



شکل ۲. ساختار مدل انفیس

میانگین خطای مطلق

$$y_t = f(x) + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (4)$$

ریشه میانگین مربعات خطا

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \hat{Q}_i)^2}{n}} \quad (5)$$

ضریب تعیین

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \hat{Q}_i)^2}{n}} \quad (6)$$

که در آن n برابر با تعداد داده‌ها، Q_i سری زمانی هدایت الکتریکی روزانه مشاهده شده، \hat{Q}_i سری زمانی هدایت الکتریکی روزانه پیش‌بینی شده، \bar{Q} متوسط سری زمانی هدایت الکتریکی روزانه مشاهده شده و \bar{Q} متوسط سری زمانی هدایت الکتریکی روزانه پیش‌بینی شده هستند.

نتایج و بحث

مدل ARIMA

با توجه به اینکه رفتار توابع ACF و PACF داده‌های پارامترهای کیفی هدایت الکتریکی روزانه تله‌زنگ تطابق ساختاری با مدل ARIMA را نشان داد لذا از مدل ARIMA

خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی

۴- تشخیص صحت مدل با استفاده توابع خودهمبستگی و

خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها و آماره پورت - مانثو

۵- انتخاب مدل ARIMA برتر با استفاده از آماره آکایکه و

شوارتز

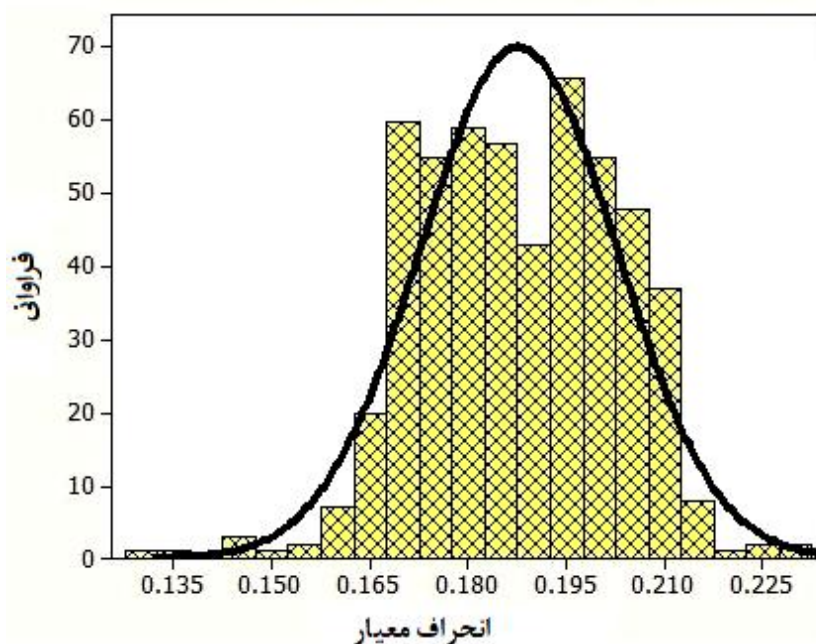
۶- استفاده از باقی‌مانده‌های حاصل از برازش مدل برتر به‌عنوان

ورودی به شبکه عصبی استنتاج فازی عصبی ANFIS و شبکه

عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه.

معیارهای آماری ارزیابی مدل

برای مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل ARIMA، شبکه استنتاج فازی عصبی، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و مدل‌های هیبریدی ARIMA-ANN و-ARIMA ANFIS در مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامتر کیفی هدایت الکتریکی روزانه ایستگاه هیدرومتری تله‌زنگ، از شاخص‌های گوناگون آماری سنجش خطا استفاده شد. که از مهم‌ترین معیارهای آماری سنجش خطا می‌توان به میانگین خطای مطلق، ضریب تعیین و ریشه میانگین مربعات خطا اشاره کرد که به ترتیب در روابط ۴ تا ۶ معادلات مربوط به آنها آمده است.



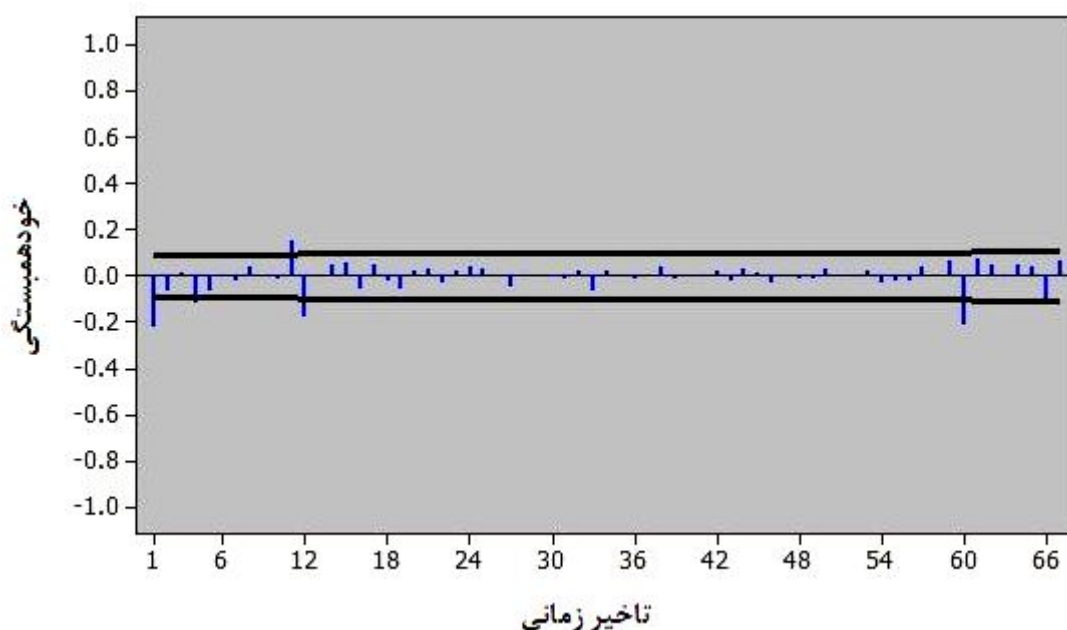
شکل ۳. هیستوگرام استاندارد شده داده‌های هدایت الکتریکی روزانه

همان‌گونه که ذکر شد یکی از روش‌های آزمودن کفایت مدل برازش شده بر سری زمانی هدایت الکتریکی روزانه ایستگاه تله‌زنگ، بررسی رفتار تابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها است. نمودار تابع خودهمبستگی باقی‌مانده‌های مدل‌های ARIMA برازش‌یافته بر داده‌های هدایت الکتریکی روزانه تله‌زنگ در شکل (۴) ارائه شده است. علاوه بر این مطابق شکل (۵)، مقادیر ACF باقی‌مانده‌ها در محدوده مجاز، محدوده اطمینان ۹۵٪ $(\pm 1.96/\sqrt{n})$ قرار گرفته است، لذا باقی‌مانده‌ها ایستا هستند و هیچ‌گونه روندی را از خود نشان نمی‌دهند. همچنین مقادیر Q آزمون لجونگ-باکس قبول فرض صفر مبنی بر تصادفی بودن سری باقی‌مانده‌ها را تأیید کرد. همان‌طور که گفته شد یکی از بحث‌های مهم در مدل‌سازی سری زمانی بررسی کفایت طول دوره آماری مورد استفاده است با توجه به اینکه مقدار ضریب آماره هرست داده‌های هدایت الکتریکی روزانه تله‌زنگ برابر ۰/۹۶ است لذا می‌توان از کفایت داده‌های مذکور اطمینان حاصل کرد و از سری مذکور برای مدل‌سازی و پیش‌بینی استفاده کرد.

برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامتر هدایت الکتریکی روزانه تله‌زنگ استفاده شد. علاوه بر این بررسی هیستوگرام اولیه داده‌های هدایت الکتریکی روزانه ایستگاه آب‌سنجی تله‌زنگ نشان‌دهنده عدم پیروی داده‌های مذکور به دلیل داشتن چولگی است. همچنین با توجه به اینکه یکی از فرض‌های استفاده از مدل‌های سری زمانی نرمال بودن داده‌ها است، لذا از تبدیل باکس-کاکس با ضریب لاندا ۰/۱۸ برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شد. شکل (۳) هیستوگرام داده‌های استاندارد شده پارامترهای کیفی روزانه مذکور را نشان می‌دهد که داده‌های اولیه هدایت الکتریکی روزانه ایستگاه تله‌زنگ از توزیع نرمال پیروی نمی‌کنند. اما، داده‌ها پس از تبدیل باکس-کاکس نرمال شده‌اند. همچنین، مدل مناسب برازش‌یافته ARIMA بر اساس کمترین معیار اطلاعات آکائیک، آماره پورت مانتو و آزمون باقی‌مانده‌های مدل (به‌منظور بررسی کفایت باقی‌مانده‌های مدل برتر) انتخاب شد. جدول (۱) خلاصه‌ای از مقادیر پارامترهای آماری مدل مناسب برازش‌یافته ARIMA برای هدایت الکتریکی روزانه ایستگاه هیدرومتری تله‌زنگ را ارائه می‌کند.

جدول ۱. خلاصه‌ای از پارامترهای آماری مدل‌های ARIMA برآزش یافته بر داده‌های EC ایستگاه تل‌زنگ

رتبه	λ	Q	SBC	AIC	P	D	q	مدل
۱	۳۲	۲۸	۲۱۸	۳۱۴	۲	۱	۱	ARIMA
۲	۳۸	۳۴	۳۰۸	۳۸۷	۱	۱	۱	ARIMA
۳	۴۸	۴۲	۳۲۱	۳۹۶	۲	۰	۱	ARIMA

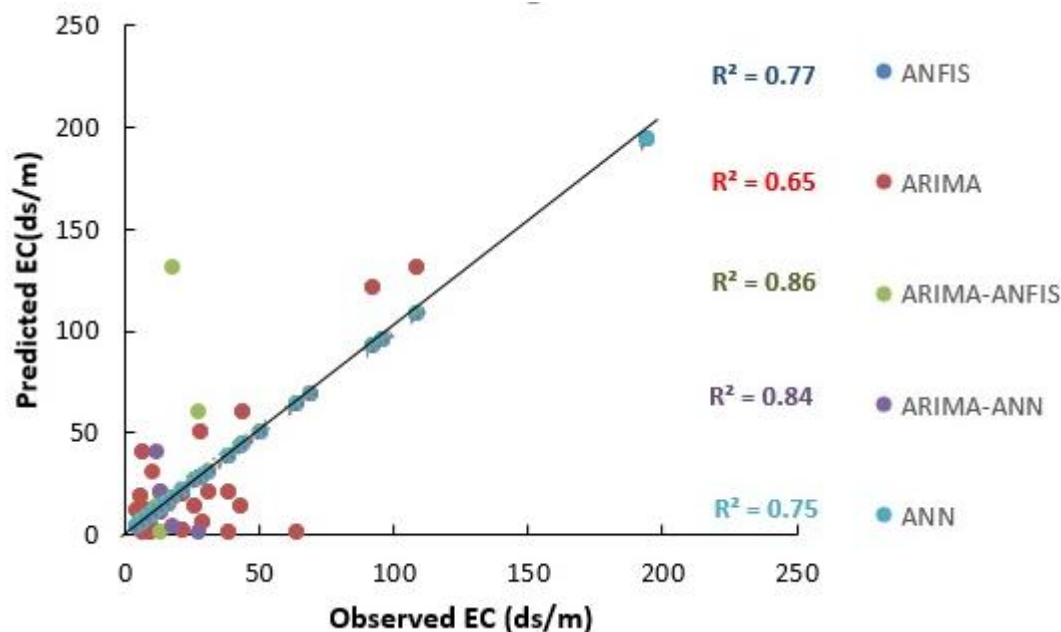


شکل ۴. نمودار تابع خود همبستگی پس‌مانده‌ها در مدل ARIMA(2,1,1) برآزش یافته به سری زمانی هدایت الکتریکی روزانه

جدول ۲. متغیرهای ورودی مؤثر بر متغیر خروجی هدایت الکتریکی روزانه شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی عصبی بر اساس

الگوریتم PMI

تکرار	متغیر	I (x;y)	MC-I* (95)	MC-I* (99)	AIC (k)	AIC (p)	همپل
۰	logMg (t-2)	۰/۰۵	۰/۰۶	۰/۰۷۵	-۱/۳	۱۱/۵	۱/۸
۱	logNa (t-1)	۰/۰۵	۰/۰۷	۰/۰۷۳	-۲/۴	۱۱/۸	۱/۶
۲	LogT (t-1)	۰/۰۵	۰/۰۶	۰/۰۷۳	۲/۴	۱۲/۹	۱/۷
۳	LogQ (t-2)	۰/۰۵	۰/۰۶	۰/۰۷۳	۳/۴	۱۱/۳	۱/۸
۴	pH (t-1)	۰/۰۵	۰/۰۶	۰/۰۷۲	۶۱/۴	۳۶/۲	۱/۴



شکل ۵. منحنی پراکندگی بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده هدایت الکتریکی روزانه توسط مدل‌های پیشنهادی

نشده است این کار با آزمون سعی و خطا انجام شد که بسیار وقت‌گیر و طاقت‌فرسا است. همچنین در مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامتر هدایت الکتریکی روزانه تله‌زنگ با مدل سیستم استنتاج فازی - عصبی با توجه به اینکه هیچ قاعده و روشی برای تعیین تعداد تابع عضویت و نوع تابع عضویت وجود نداشت لذا این کار با روش سعی و خطا تعیین شد. در برازش مدل سیستم استنتاج فازی عصبی سعی شد اصل بکارگیری تابع عضویت کمتر، با توجه به اینکه تعداد تابع عضویت زیاد تأثیر منفی روی کارایی مدل خواهد داشت رعایت شود. بررسی معیارهای ارزیابی مدل‌ها نشان داد که مدل شبکه عصبی استنتاج فازی مصنوعی با ریشه میانگین مربعات، میانگین خطا و ضریب تعیین به ترتیب برابر با ۰/۴۲، ۰/۴۹ و ۰/۷۷ در مرحله آزمون دارای عملکرد بهتری نسبت به مدل شبکه عصبی و مدل آریمای است علاوه بر این بررسی معیارهای عددی ارزیابی مدل‌ها نشان داد مدل آریمای گفته شده بالاترین میانگین انحراف خطا را در هر دو مرحله آموزش و آزمون (به ترتیب برابر با ۸۱ و ۶۷) و ضعیف‌ترین عملکرد را به خود اختصاص داد. علاوه بر این بررسی اجمالی معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌ها در جدول (۳) نشان داد که مدل شبکه

مدل شبکه عصبی و مدل شبکه عصبی استنتاج فازی

در این مطالعه برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامتر هدایت الکتریکی روزانه ایستگاه هیدرومتری تله‌زنگ با مدل‌های پیش‌بینی‌کننده (ANFIS, ARIMA-ANFIS, ARIMA-ANN, ANN و ARIMA) داده‌ها به دو سری داده‌های آموزش (۱۳۸۴-۱۳۴۷) و آزمون (۱۳۹۶-۱۳۸۵) تقسیم شده‌اند. علاوه بر این برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامتر هدایت الکتریکی روزانه تله‌زنگ برای انتخاب پارامتر ورودی مؤثر به شبکه عصبی سیستم استنتاج فازی-عصبی از الگوریتم PMI بهره گرفته شد و با توجه به معیارهای همپل و اکایکه پارامترهای روزانه منیزیم (با دو روز تأخیر) و سدیم (با یک روز تأخیر) و درجه حرارت (با یک روز تأخیر) و دبی جریان (با دو روز تأخیر) و اسیدیته (با داشتن کمترین مقادیر اکایکه و بیشترین مقادیر آماره همپل به عنوان ورودی به شبکه عصبی استنتاج فازی عصبی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی هدایت الکتریکی روزانه معرفی شدند (جدول ۲). تعیین مقادیر بهینه نرون‌ها هر سه لایه شبکه عصبی با توجه به اینکه هیچ قاعده و الگوریتمی برای این منظور در شبکه عصبی مصنوعی تعیبه

جدول ۳. معیارهای مختلف ارزیابی عملکرد مدل ARIMA(2,1,1) و مدل شبکه عصبی استنتاج فازی عصبی و مدل هیبریدی ARIMA-ANFIS, ARIMA-ANN بر اساس هدایت الکتریکی روزانه ایستگاه تله‌زنگ

مدل‌ها	مراحل مدل‌ها	تابع عضویت یا تابع انفعال	تعداد تابع عضویت	ضریب رگرسیون	ریشه میانگین مربعات خطا	میانگین خطای مطلق
ANFIS	آموزش	مثلی	۳	۰/۸۴	۴۹/۲	۳۳/۷۷
	آزمون			۰/۷۷	۵۷/۰۴	۴۹
ARIMA	آموزش	-		۰/۷۸	۸۱/۱۹	۸۱
	آزمون	-		۰/۶۵	۳۵۴/۷۳	۶۷
ARIMA-ANFIS	آموزش	ذوزنقه‌ای	۲	۰/۸۱	۴۴/۱	۴۴
	آزمون			۰/۸۶	۳۱/۶	۳۲
ARIMA-ANN	آموزش	تانژانت سیگموئید		۰/۸۶	۴۱/۱	۴۹
	آزمون			۰/۸۴	۳۵/۷	۳۶/۸
ANN	آموزش	تانژانت هایپربولیک		۰/۸۰	۵۶/۳	۶۴
	آزمون			۰/۷۵	۶۱/۶	۵۲

در نتایج و عملکرد شبکه نداشته است علاوه بر این مدل هیبریدی ARIMA-ANFIS با تابع عضویت زنگوله‌ای و تعداد تابع ۲ به‌عنوان مدل هیبریدی ARIMA-ANFIS بهینه انتخاب شد. علاوه بر این جدول (۳) معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌های پیشنهادی در پیش‌بینی پارامتر کیفی هدایت الکتریکی روزانه تله‌زنگ ارائه می‌دهد. همچنین در شکل (۵) منحنی‌های پراگندگی بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده هدایت الکتریکی روزانه حوضه دز ایستگاه تله‌زنگ توسط مدل شبکه عصبی استنتاج فازی و شبکه عصبی مصنوعی و مدل سری زمانی آریمما و مدل هیبریدی ARIMA-ANFIS، نشان داده شده است.

نتیجه‌گیری

با توجه به نتایج حاصل از برآزش مدل‌های آریمما در نهایت مدل‌های ARIMA(2,1,1) با داشتن کمترین مقادیر آماره آکائیک و شوارتز به ترتیب برابر با ۳۱۴ و ۲۱۸ بهترین مدل ARIMA برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامترهای کیفی هدایت الکتریکی روزانه تله‌زنگ انتخاب شد. علاوه بر این همان‌طور

استنتاج فازی عصبی در مرحله تست نسبت به مرحله آزمون عملکرد ضعیفی داشته است و از میان تابع عضویت متفاوت تابع عضویت مثلی به‌عنوان تابع بهینه انتخاب شد. از بین توابع انتقال موجود، تابع برای لایه ورودی و خروجی تابع خطی و برای لایه مخفی از توابع مختلف همچون تابع تانژانت هایپربولیک با الگوریتم آموزش پس‌انتشار خطا و ساختار نرونی (۷-۴-۳) استفاده شد. علاوه بر این آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی نشان داد که پارامتر درجه حرارت بیشترین تأثیر را بر میزان هدایت الکتریکی روزانه ایستگاه هیدرومتری تله‌زنگ دارد. این مطلب تأیید کننده یافته‌های خوشنظر و همکاران (۸) است. بررسی معیارهای عملکرد مدل‌ها نشان داد که مدل هیبریدی ARIMA-ANFIS نسبت به مدل ANFIS در مرحله آموزش با توجه به مقادیر ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات به ترتیب برابر با ۰/۸۱ و ۴۴/۱ dS/m عملکرد ضعیف را به‌خود اختصاص داد. از سوی دیگر مدل هیبریدی ARIMA-ANN با ساختار نرونی (۶-۸-۳) و با تابع انفعال تانژانت سیگموئید به‌عنوان مدل هیبریدی ARIMA-ANN بهینه انتخاب شد افزایش یا کاهش نرون‌های ساختار مذکور بهبودی

مدل‌های هیبریدی شبکه استنتاج فازی عصبی - اریما به‌طوری که این مدل کمترین مقدار میانگین خطای مطلق را در هر دو مرحله آموزش و آزمون به ترتیب برابر با ۴۴ و ۳۲ نسبت به سایر مدل‌های پیشنهادی همچون شبکه عصبی مصنوعی و شبکه سیستم استنتاج فازی عصبی، و تأیید کننده عملکرد ضعیف مدل‌های خطی ARIMA در پیش‌بینی و مدل‌سازی میزان هدایت الکتریکی روزانه ایستگاه تله‌زنگ است. از سوی دیگر مشخص شد که مدل‌های اریما با مراتب بالا میانگین متحرک و با داشتن بیشترین مقادیر عددی میانگین خطا توانایی ضعیف در پیش‌بینی پارامتر کیفی هدایت الکتریکی روزانه ایستگاه هیدرومتری تله‌زنگ دارند. در نهایت مشخص شد که با وجود بکارگیری الگوریتم PMI برای بهبود عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و شبکه سیستم استنتاج فازی - عصبی این مدل‌ها نتوانستند برتری خاصی از خود را نسبت به مدل هیبریدی ARIMA-ANFIS با تابع عضویت دوزنقه و مدل ARIMA-ANN با تابع انفعال تانژانت سیگموئید نشان دهند.

که قبلاً گفته شد در مطالعه حاضر برای بهبود عملکرد مدل‌های سیستم استنتاج فازی - عصبی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه از الگوریتم PMI استفاده شد. همچنین برای ساخت مدل‌های هیبریدی ARIMA-ANN و ARIMA-ANFIS از توابع انفعال و توابع عضویت متفاوت با مدل‌های معمولی سیستم استنتاج فازی - عصبی و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد در نهایت با بررسی نتایج حاصل از عملکرد مدل‌های پیشنهادی مشخص شد که مدل هیبریدی شبکه استنتاج فازی مصنوعی و اریما با داشتن ضریب تعیین 0.86 و ریشه میانگین مربعات خطای 29 dS/m مدل برتر در مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامتر کیفی هدایت الکتریکی روزانه تله‌زنگ است و افزایش و یا کاهش تعداد تابع عضویت شبکه مذکور هیچ‌گونه تأثیری در جهت بهبودی نتایج به‌همراه نداشت با توجه به مقادیر معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین بین مقادیر مشاهداتی و برآورد شده توسط مدل‌های پیشنهادی در برآورد پارامتر کیفی هدایت الکتریکی روزانه تله‌زنگ که نشان‌دهنده توانایی و کارایی قابل قبول

منابع مورد استفاده

1. Banejad, H. and E. Olyae. 2011. Application of an artificial neural network model to river water quality indexes prediction - A Case Study. *Journal of American Science* 7(1): 60-65.
2. Chowdhury, M., A. Alouani and F. Hossain. 2010. Comparison of ordinary kriging artificial neural network for spatial mapping of arsenic contamination of groundwater. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 24(1): 1-7.
3. Ghorbani, M. A. and R. Dehghani. 2017. Estimation of rivers' electrical conductivity using wavelet neural network (Case study: Kakareza River). *Journal of Watershed Management Research* 8(16): 178-187. (In Farsi).
4. Sadeghi, H., A. M. Akhoond, A. M. Haddad and M. R. Golabi. 2015. Modeling and forecasting of water demand in Isfahan using underlying trend concept and time series. *Journal of Water and Soil* 29(2): 251-262.
5. Hrdinka T., O. Novicky, E. Hanslik and M. Riede 2012. Possible impacts of floods and droughts on water quality. *Journal of Hydro-Environment Research* 145-150.
6. Jamab. 2005. Comprehensive Climate Change Program Studies, Great Karun Basin, Volume I.
7. Karimi, S., O. Kisi, J. Shiri and O. Makarynskyy. 2013. Neuro-fuzzy and neural network techniques for forecasting sea level in Darwin Harbor, Australia. *Computers & Geosciences* 52: 50-59.
8. Khoshnazar, A, T. Nasrabadi and M. Pouyan Abbasi. 2012. Evaluating the efficiency of artificial neural network in prediction of electrical conductivity of Zarrinehroud River. *Journal Management System* 10(22): 141-148. (In Farsi).
9. Nasr, M. and H. F. Zahran. 2014. Using of pH as a tool to predict salinity of groundwater for irrigation purpose using artificial neural network. *Egyptian Journal of Aquatic Research* 40(2): 111-115.
10. Nezamkhiavi, Kh. S. and K. Nezamkhiavi. 2010. Usage of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) in river suspended sediment load estimation (case study: Gharesoo River in Ardabil province). Iran. 9th Hydraulic Conference. Tarbiat Modares University, 9 November. (In Farsi).
11. Olyae E, H. Banejad, M. T. Samadi, A. R. Rahmani and M. H. Saqhi. 2010. Performance evaluation of artificial neural networks for predicting rivers water quality indices (BOD and DO) in Hamadan Morad Beik river. *Journal of*

- Soil and Water* 3: 199-210. (in Farsi).
12. Sabziparvar, A. A. and M. Bayat Varkeshi. 2010. Accuracy evaluation of ANN and Neuro-Fuzzy in global solar radiation. *Iranian Journal of Physics Research* 10: 347-357. (In Farsi).
 13. Shakeri-Abdolmaleki, A., A. Gholamalizadeh and J. Soltani. 2013. Artificial neural network(ANN) approach for predicting Cu concentration in drinking water of Chahnimeh1 Reservoir in Sistan –balochistan, Iran. *Health Scope* 31-38.
 14. Tanaka, K. 1998. An Introduction to Fuzzy Logic for Practical Applications, Springer.
 15. Zou, P., Y. Jing Song, F. Jianrong, L. Guangming and L. Dongshun. 2010 Artificial neural network and time series models for predicting soil salt and water content. *Agricultural Water Management* 97: 2009-2019.

Performance Evaluation of ARIMA Hybrid Models in the Prediction of Daily Electrical Conductivity (A Case Study of Telazang Hydrometric Station)

A. Ahmadpour*, S. H. Mirhashemi, P. Haghigatjou and M. R. Raisi Sistani¹

(Received: January 20-2020; Accepted: May 3-2020)

Abstract

In this study, we used the ARIMA time series model, the fuzzy-neural inference network, multi-layer perceptron artificial neural network, and ARIMA-ANN, ARIMA-ANFIS hybrid models for the modeling and prediction of the daily electrical conductivity parameter of daily teleZang hydrometric station over the statistical period of 49 years. For this purpose, the daily data for the 1996-2004 period were used for model training and data for the 1996-2006 period were applied for testing. In order to verify the validity of the fitted ARIMA models, the residual autocorrelation and partial autocorrelation functions and Port Manteau statistics were used. PMI algorithm were then used to model and predict electrical conductivity for selecting the effective input parameter of the neural fuzzy inference network and the artificial neural network. The daily parameters of magnesium (with two days delay) and sodium (with one day delay), heat (with one day delay), flow rate (with two months delay), and acidity (with one day delay) were obtained with the lowest values of Akaike and highest values of hempel statistics as the input of the neural fuzzy inference network and the artificial neural network for modelling daily electric conductivity predictions; then predictions were made. Also, models evaluation criteria confirmed the superiority of the ARIMA-ANFIS hybrid model with the trapezoidal membership function and with two membership numbers, as compared to other models with a coefficient of determination of 0.86 and the root mean square of 29 dS / m. Also, the Arima model had the weakest performance. So, it could be applied to modeling and forecasting the daily quality parameter of the tele Zang hydrometer station.

Keywords: Water quality, Neural fuzzy inference network, Arima, Neural network, Hybrid models.

1. Department of Water Science Engineering, Faculty of Soil and Water, University of Zabol, Zabol, Iran.

*: Corresponding author, Email: aahmadpour67@yahoo.com