دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

پیش‌بینی بار معلق رودخانه با استفاده از مدل‌های سری زمانی و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: ایستگاه قزاقلی رودخانه گرگانرود)

فاطمه برزگری[۱] و محمدتقی دستورانی[۲]

۱- عضو هیات علمی گروه کشاورزی دانشگاه پیام نور (نویسنده مسوول: fa_barzegar@yahoo.com)
۲- دانشیار، دانشگاه فردوسی مشهد
تاریخ دریافت: ۹۲/۲/۸ تاریخ پذیرش: ۹۲/۹/۱۲

چکیده

برآورد میزان دقیق رسوبات معلق در رودخانه‌ها از ابعاد مختلف کشاورزی، حفاظت خاک، کشتیرانی، سدسازی، حیات آبزیان و ابعاد تحقیقاتی، دارای اهمیت فراوانی است. روش‌های مختلفی برای بررسی و برآورد رسوبات معلق رودخانه، موجود می‌باشد که البته توانایی این روش‌ها متفاوت است. در تحقیق حاضر به منظور مقایسه و بررسی توانایی مدل‌های سری زمانی شامل مارکف، ARIMA و شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی رسوب معلق، از داده‌های روزانه ایستگاه قزاقلی واقع روی رودخانه گرگانرود استفاده شده است. داده‌های موجود به‌صورت متوسط رسوب معلق ماهانه در محیط نرم‌افزار Minitab 16 و Neurosolutions 5 به‌کارگرفته شد و در نهایت پیش‌بینی رسوب برای ۱۱۱ ماه انجام گرفت. در مرحله بعد، مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل‌های مختلف، با شاخص‌های اندازه‌گیری خطا شامل RMSE و NMSE نشان داد که شبکه‌های عصبی در مقایسه با مدل‌های سری زمانی توانایی بهتری در پیش‌بینی و مدل‌سازی رسوب ماهانه دارد و نیز در بین مدل‌های سری زمانی، مدل مارکف در مقایسه با مدل ARIMA دارای توانایی بهتری در برآورد رسوب معلق می باشد.

واژه‌های کلیدی: آریما، رسوب معلق، قزاقلی، مارکف، مدل‌سازی

مقدمه

فرسایش خاک علاوه بر این‌که به‌عنوان یک تهدید جدی برای محیط زیست به‌شمار می‌آید، خسارت‌های محسوس و نامحسوس زیادی را نیز به دنبال دارد. به‌عنوان نمونه، نتیجه بررسی‌های اقتصادی، خسارت سالانه فرسایش خاک در ایالات متحده را بالغ بر ۱۰ میلیارد دلار گزارش می‌دهد (۱۸). بیش از ۵۰٪ آلودگی آب‌ها به خاطر فرسایش اراضی کشاورزی و جنگلی مناطق بالادست آنها می‌باشد (۱۱).

با وجود پیشرفت‌های موجود در زمینه کنترل منابع آلاینده، مساله کیفیت آب و مدل‌سازی رسوب هنوز به عنوان یک معضل در هیدرولوژی باقی مانده است (۱۹). ارتباط بین رسوب رودخانه و دبی جریان سال‌هاست که به صورت مدل‌های مختلف با ضرایب اصلاحی متعدد در مطالعات مربوط به این زمینه (۳۵،۳۱،۲۱،۱۴،۱۳،۱۲،۶،۵،۴،۳) به‌چشم می‌خورد.

مدل‌های سری زمانی نیز از جمله مباحث نوظهوری است که در دهه‌های اخیر در مدل‌سازی رسوب به‌کارگرفته شده است، از جمله مطالعات انجام شده با این روش می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

چن و دایک (۷)، در تحقیقی، مدل سری زمانی آریما و مدل خودهمبسته مرتبه ۵ را برای بررسی رسوب معلق در مقیاس زمانی ساعتی، به‌کار گرفتند. در این بررسی هر مقدار رسوب معلق بر اساس ارتباط با مقادیر قبلی آن شبیه‌سازی شد و نتایج این مطالعه نشان داد که مدل سری زمانی آریما در مقایسه با مدل خودهمبسته مرتبه ۵، توانایی بهتری در پیش‌بینی رسوب معلق دارد. چن و همکاران (۸) نیز از سری زمانی برای بیان ارتباط رسوب معلق و سرعت آب در دلتای Rifuji در تانزانیا استفاده نمودند. سینگر و دان (۳۲)، از طریق بررسی سری زمانی دبی رودخانه و رسوب معلق، ارتباط بین این دو پارامتر را به‌صورت معادله‌ای نشان دادند، آنها در مطالعه خود از داده‌های فشرده جمع‌آوری شده در یک دوره ۲ ساله برای تخمین رسوب متوسط در یک دوره ۳۲ ساله استفاده نمودند. ملس و همکاران (۱۹)، مدل آریما را برای پیش‌بینی داده‌های رسوب روزانه سه رودخانه به‌کارگرفتند و نتایج مدل آریما را در دو رودخانه می سی سی پی و می‌سوری مناسب گزارش دادند. نورانی و رومیانفر (۲۵)، از مدل آریما برای مدل‌سازی بارش-رواناب و از شبکه عصبی برای پیش‌بینی رسوب در حوضه آبخیز اهر چای استفاده نمودند.

با ظهور روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی کامپیوتر از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی در مطالعات هیدرولوژی، مطالعات رسوب نیز تحت تأثیر قرار گرفته است که از جمله آنها می‌توان به تحقیقات

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-04-22]

ابتخارت و وایت (۱)، نگی و همکاران (۲۳)، ییتیان و گو (۳۴)، جین (۱۶)، کیسی (۱۷)، آلپ و سی گی زوگلو (۲)، سی گی زوگلو و کیسی (۹)، کوبارنر و همکاران (۱۰)، نورانی و همکاران (۲۶)، رجائی و همکاران (۲۸)، رضاپور و همکاران (۳۰) و جعفری میانایی و کشاورز (۱۵) اشاره نمود. تحقیقات ذکر شده همگی بر توانایی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی رسوب معلق تاکید دارند. راگونشی و همکاران (۲۷)، به‌منظور پیش‌بینی رواناب و رسوب معلق متناظر با آن، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند، نتایج بررسی ایشان بیان‌گر دقت مناسب شبکه عصبی در مقایسه با روش‌های رگرسیون خطی می‌باشد. مصطفی و همکاران (۲۲)، نیز با هدف برآورد رسوب معلق، شبکه عصبی مصنوعی را در دو ساختار MLFF و RBF به‌کار گرفتند. نتایج بررسی تحقیق مذکور، قابلیت هر دو مدل را در بررسی رسوب معلق، تائید می‌کند. البته بر اساس نتایج این تحقیق، مدل RBF شبیه‌سازی را با دقت بالاتری انجام داده است. رضوی‌زاده و همکاران (۲۹)، نیز از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای شبیه‌سازی بار معلق روزانه در رودخانه طالقان استفاده و نتایج این شبیه‌سازی را قابل قبول و مناسب گزارش نمودند.

تاکنون کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی رسوب معلق یا بر اساس مدل‌سازی با استفاده از پارامترهای فیزیکی و اقلیمی تاثیرگذار در میزان بار رسوبی بوده (۳۳،۲۵) و یا بر اساس داده‌های ساعتی و گاه لحظه‌ای حاصل از اندازه‌گیری مستقیم رسوب معلق استوار می‌باشد، که در مورد اخیر اطلاعات مربوطه در شرایط فعلی ایستگاه‌های هیدرومتری کشور ما موجود نمی‌باشد. بنابراین یا باید از داده‌های فشرده لحظه‌ای استفاده نمود یا داده‌های رسوبی را در مقاطعی غیر از روزانه بررسی کرد. لذا در مطالعه حاضر برای اولین بار از شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی داده‌های رسوب ماهانه استفاده شد که با شرایط موجود در ایران نیز، سازگاری بیشتری دارد. از طرفی، به علت سادگی و کاربرد راحت مدل‌های آماری سری زمانی و اعتبار بیشتر آنها در مقایسه با منحنی‌های سنجه، در تحقیق حاضر، این روش نیز در کنار شبکه عصبی، در پیش‌بینی رسوب ماهانه به کار گرفته شد و نتایج روش‌ها مورد مقایسه و تحلیل قرار گرفت.

مواد و روش‌ها

پارامترهای متعدد دخیل در تولید و انتقال رسوبات معلق رودخانه ای، به همراه وجود پیچیدگی‌های زیاد و روابط غیرخطی بین این پارامترها با یکدیگر و هم‌چنین با ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم آبخیز، باعث شده پیش‌بینی دقیق مقدار رسوب معلق بسیار مشکل باشد. در دهه‌های گذشته به دلیل وجود چنین مشکلاتی هیدرولوژیست‌ها و محققین سعی کرده‌اند مدل‌های ساده شده و تجربی را برای پیش‌بینی و محاسبه خصوصیات مختلف و مهم حوزه‌های آبخیز مانند رسوب، و رواناب و غیره به‌کار گیرند. استفاده از این روش‌ها علی‌رغم سادگی، دارای خطای زیادی در برآورد است و در بسیاری از مناطق نمی‌توان بر نتایج حاصل از آنها تکیه و استناد کرد. به همین علت، در دهه‌های اخیر سعی شده روش‌هایی مورد استفاده قرار گیرند که بتوانند شرایط طبیعی را تا حدودی درک کنند و نتایج حاصل از آنها از دقت و صحت مناسبی برخوردار باشند. یکی از روش‌هایی که در بسیاری از علوم از جمله هیدرولوژی توسعه یافته است، استفاده از روش‌های محاسبات نرم نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی است. شبکه‌های عصبی توانایی خوبی را در شبیه‌سازی پدیده‌های پیچیده و غیرخطی در زمینه‌های مختلف از خود نشان داده اند. در رابطه با مدل‌سازی رسوب معلق نیز همان‌گونه که ذکر شد پیچیدگی‌های خاصی وجود دارد و روش‌های تجربی ساده اغلب قادر به شبیه‌سازی مناسب آن نیستند لذا ارزیابی روش‌هایی چون شبکه عصبی در رابطه با این پدیده و مقایسه آن با روش‌های ساده موجود می‌تواند کمکی به حل این مشکل باشد. در این راستا در تحقیق حاضر نسبت به استفاده از این روش و ارزیابی کارایی آن اقدام گردیده است.

به‌منظور انجام این تحقیق از داده‌های رسوب معلق روزانه مربوط به ایستگاه قزاقلی استفاده شد. ایستگاه مورد مطالعه در حوزه آبخیز گرگانرود واقع شده است. حوضه آبخیز مورد نظر با مساحت ۱۰۲۰۰ کیلومتر مربع یکی از حوزه‌های دریای خزر است که در محدوده ′۱۰ °۵۴ تا ′۲۶ °۵۶ طول شرقی و ′۳۵ °۳۶ تا ′۱۵ °۳۸ عرض شمالی قرار گرفته است. طول رودخانه اصلی این حوضه بالغ بر ۲۵۰ کیلومتر می‌باشد که در امتداد عمومی شرقی- غربی گسترش یافته و از جنوب شرقی دریای خزر به این دریا می‌پیوندد. رودخانه گرگانرود به‌دلیل موقعیت جغرافیایی، اقلیمی و زمین‌شناسی از جایگاه ویژه‌ای در مطالعات رسوب معلق برخوردار است. هم‌چنین به‌دلیل قرار گرفتن در بالادست سد وشمگیر دارای آمار فشرده‌ای از رسوب معلق بوده که از نظر مطالعاتی ارزشمند می‌باشد. طول دوره آماری مذکور از سال ۱۳۴۹ تا ۱۳۸۸ بوده و شامل ۶۷۷۷ داده می‌باشد که به‌صورت روزانه جمع‌آوری شده است. با وجود این داده‌های کافی و اهمیت سد وشمگیر، هنوز رقم دقیق و قابل اعتمادی از میزان رسوب ورودی به سد در دست نمی‌باشد. البته مطالعاتی در زمینه برآورد رسوب انجام شده است (۴)، ولی با توجه به ارزش این ایستگاه هیدرومتری از نظر تعداد داده‌های رسوب و اهمیت سد

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-04-22]

وشمگیر در پایداری و ثبات اکوسیستم منطقه، می‌توان گفت که هنوز مطالعات زیادی را در این زمینه می‌طلبد.

از آنجایی‌که داده‌های دبی رسوب و دبی جریان، به‌صورت منظم جمع‌آوری نشده بود، با استفاده از برنامه Excel داده‌ها به صورت متوسط ماهانه تنظیم گردید تا تناسب بهتری با مدل‌های مورد استفاده داشته باشد.

جهت مدل‌سازی با شبکه عصبی از داده‌های دبی ماهانه و رسوب متناظر آن در محیط نرم‌افزار Neurosolutions 5 استفاده گردید. لازم به‌ذکر است که در مطالعات مربوط به منابع طبیعی، اغلب از مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده می‌شود که همیشه تناسب لازم را با داده‌های موجود ندارد، به عنوان مثال، معماریان و بالاسوندرام در سال ۲۰۱۲ به بررسی رفتار رسوب روزانه با شبکه پرسپترون چند لایه و شبکه پایه شعاعی در مناطق نیمه خشک پرداختند و هر دو مدل را برای ارزیابی مقادیر زیاد رسوب روزانه، نامناسب دانستند (۲۰)، لذا در تحقیق حاضر ۴۴ ساختار مختلف از مدل‌های مورد نظر شامل مدل‌های Multilayer Percepteron, Generalized Feed Forward Modular Neural Network, Jordan/Elman Network, PCA, Recurrent Network مورد بررسی و استفاده قرار گرفتند و در نهایت، مناسب‌ترین آنها برای پیش‌بینی رسوب انتخاب گردید که در قسمت نتایج ارائه شده است.

در مرحله بعد، از مدل‌های آماری سری زمانی استفاده شد. تجزیه و تحلیل سری زمانی در ابتدا توسط Box and Jen Kins ارائه شده است. تابع خطی این مدل بر اساس سه مولفه خطی پارامتریک زیر می باشد:

Moving Average (MA), Integration (I),
Auto regression (AR)

در نهایت سری زمانی ARIMA را می‌توان به شکل رابطه (۱) بازنویسی نمود.

$$\phi(B)(1-B)^d Z_t = \theta(B)\varepsilon_t \qquad (۱)$$

که در آن $\theta(B),\phi(B)$ به‌صورت روابط ۲ و ۳ تعریف می‌شوند:

$$\phi(B) = 1-\phi_1 B-\phi_2 B^2 -..\phi_p B^p \qquad (۲)$$

$$\theta(B) = 1-\theta_1 B-\theta_2 B^2 -...\theta_q Bq \qquad (۳)$$

در روابط ارائه شده، Z_t سری اصلی، ε_t سری تصادفی با میانگین صفر و واریانس σ_ε^2، ϕ پارامترهای مدل خود همبسته (AR)، θ پارامترهای میانگین متحرک (MA)، P مرتبه مربوط به مدل خود همبسته، q مرتبه مربوط به مدل میانگین متحرک، d مرتبه مربوط به تفاضل و B عملگر پسرو می‌باشد (۲۴).

به منظور کاربرد روش‌های سری زمانی از داده‌های ماهانه مذکور در محیط نرم‌افزار آماری Minitab 16 استفاده شد. با توجه به این‌که شرط استفاده از مدل‌های سری زمانی، نرمال بودن داده‌هاست، ابتدا با استفاده از آزمون نرمال بودن، وضعیت داده‌ها بررسی و سپس با به کارگیری تبدیل لگاریتمی، داده‌ها نرمال شد و در نهایت، مدل‌های مارکف و ARIMA روی داده‌های تبدیل شده به کار گرفته شد.

نتایج حاصل از به کارگیری این سه روش با استفاده از مجموع مربع انحرافات (SSR) (رابطه ۴) و معیار اکائیک (رابطه ۵) مورد مقایسه قرار گرفت.

$$SSR = \sum_{i=1}^{n} (x_i - \hat{x}_i)^2 \qquad (۴)$$

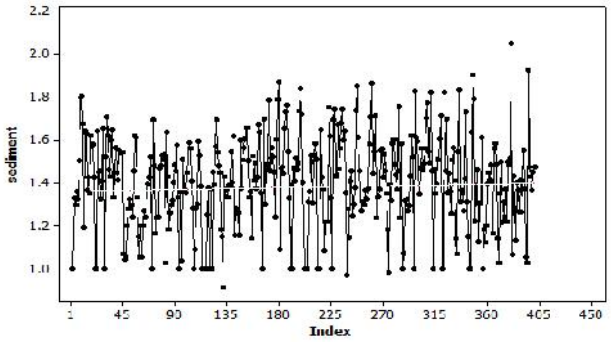
$$AIC = n\ln(SSR) + 2(p+q) \qquad (۵)$$

در این معادلات، x_i مقدار رسوب برآورد شده با مدل، $\hat{x}_i$ مقدار رسوب اندازه‌گیری شده، p، مرتبه اول مدل سری زمانی ARIMA(p,d,q) و q، مرتبه سوم مدل سری زمانی ARIMA(p,d,q) می‌باشد. لازم به ذکر است که مدل دارای مجموع مربع انحرافات و یا معیار اکائیک کمتر، مدل مناسب‌تری می‌باشد.

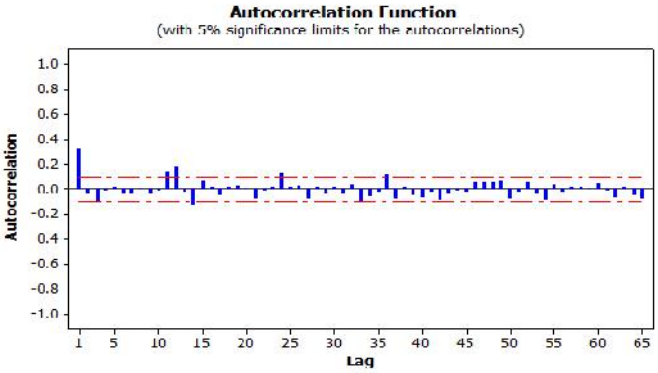
نتایج و بحث

نتایج حاصل از تبدیل Box_Cox بیانگر نرمال بودن داده‌های حاصل از تبدیل است (شکل ۱). داده‌ها هم در میانگین و هم در واریانس ایستا هستند.

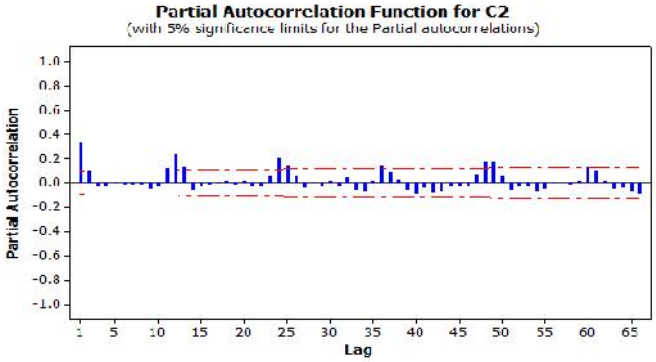
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-04-22]



شکل ۱- نمودار داده‌های رسوب تبدیل شده



شکل ۲- نمودار مربوط به خودهمبستگی داده‌های رسوب تبدیل شده



شکل ۳- نمودار مربوط به خودهمبستگی جزئی داده‌های رسوب تبدیل شده

شکل ۲ و ۳ به ترتیب نمودار مربوط به خود همبستگی[1] و خود همبستگی جزئی[2] داده‌های تبدیل شده را نشان می‌دهند. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، برای حذف روند داده‌ها، ایجاد دو تأخیر در سری داده‌ها مناسب به نظر می‌رسد. بنابراین از مدل آریما با مرتبه (۱ و ۲) روی داده‌های تبدیل شده می‌توان استفاده نمود. البته به‌منظور نتیجه‌گیری بهتر، از مدل مارکف یا اتورگرسیو درجه یک و مدل ARIMA(2,1,3) نیز جهت مقایسه استفاده گردید.

نتایج مربوط به مقایسه مدل‌ها با مجموع مربع انحرافات و یا معیار اکائیک در جدول ۱ آمده است. با توجه به این‌که مدل دارای مجموع مربع انحرافات و یا معیار اکائیک کمتر، مدل مناسب‌تری می‌باشد، بنابراین می‌توان ادعا نمود که مدل مارکف و ARIMA(1,1,2) در مقایسه با مدل ARIMA(2,1,3) دارای اطمینان بیشتری هستند.

1- Autocorrelation factor

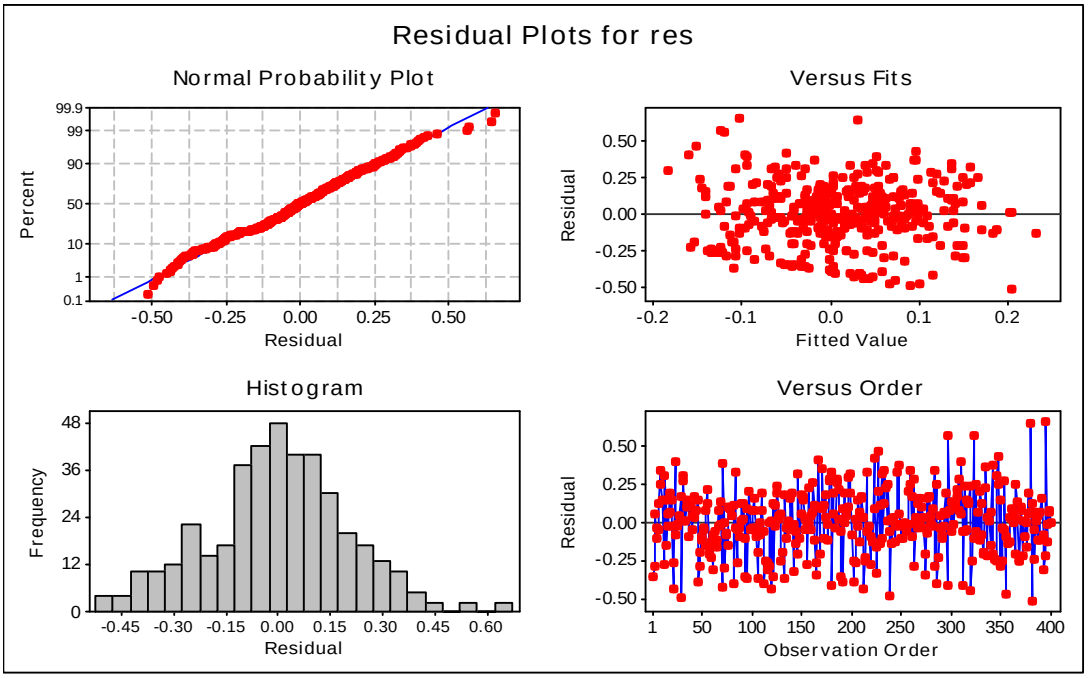
2- Partial autocorrelation factor

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-04-22]

جدول ۱- مقایسه مدل‌های مختلف با معیار اکائیک

مدل	SSR	AIC
ARIMA(1,1,2)	۳۰۰۳/۹۹	۳۰۰۹/۸۹۸
ARIMA(2,1,3)	۳۰۰۳/۸۹	۳۰۱۳/۸۹۸۷
مارکف	۳۰۰۳/۱۰۴	۳۰۱۳/۱۰۴۸

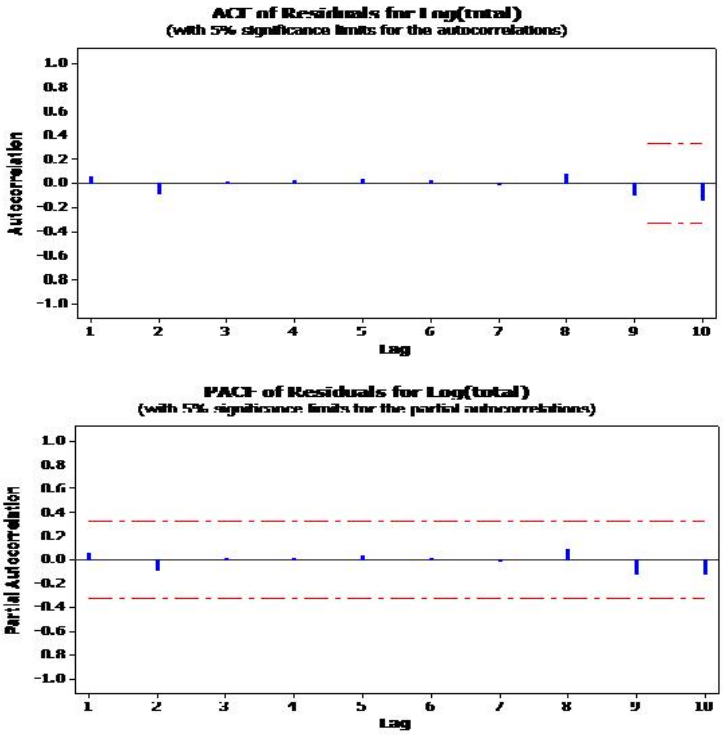
بررسی مناسبت مدل انتخابی سری زمانی به منظور بررسی مناسب بودن مدل انتخابی سری زمانی مارکف، باقیمانده‌های مدل نهایی مورد بررسی قرار گرفت (شکل ۴).



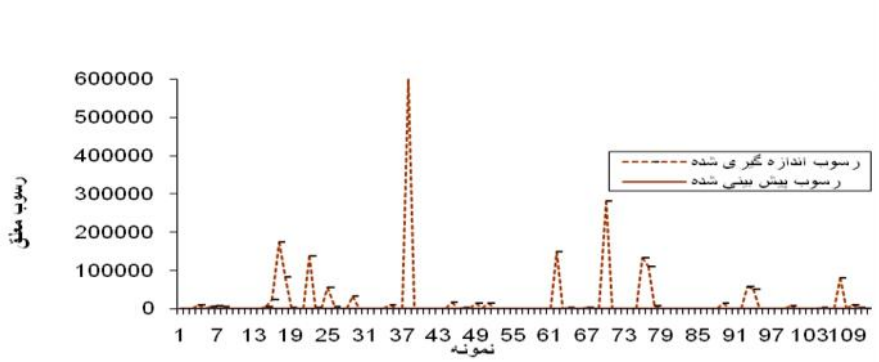
شکل ۴- نمودار مربوط به توزیع باقیمانده‌های حاصل از برازش مدل مارکف

در نمودار احتمال نرمال، نقاط تقریبا در امتداد یک خط راست قرار گرفته‌اند و این نشان می‌دهد که باقیمانده‌های حاصل از برازش مدل مارکف (اتورگرسیو درجه ۱) به‌صورت نرمال توزیع شده‌اند. نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر مقادیر برازش داده شده نیز ساختار خاصی را نشان نمی‌دهد، برای بررسی فرض استقلال باقیمانده‌ها، خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی آنها رسم می‌گردد شکل (۵). بنابراین می‌توان فرض ثابت بودن واریانس باقی‌مانده‌ها را پذیرفت. با توجه به شکل ۵ می‌توان گفت، هیچ یک از خود همبستگی‌ها معنی‌دار نیستند زیرا از حدود استانداردشان تجاوز نکرده‌اند. این به معنی ناهمبسته بودن باقیمانده‌ها و تصادفی بودن آنهاست که تناسب مدل انتخابی را با داده‌ها نشان می‌دهد. نتایج حاصل از پیش‌بینی رسوب ماهانه برای ۱۱۱ ماه (۲۵ درصد داده‌ها)، با استفاده از مدل مارکف، ARIMA(1,1,2) و مدل‌های برگزیده شبکه عصبی مصنوعی در شکل‌های ۶ تا ۹ آمده است.

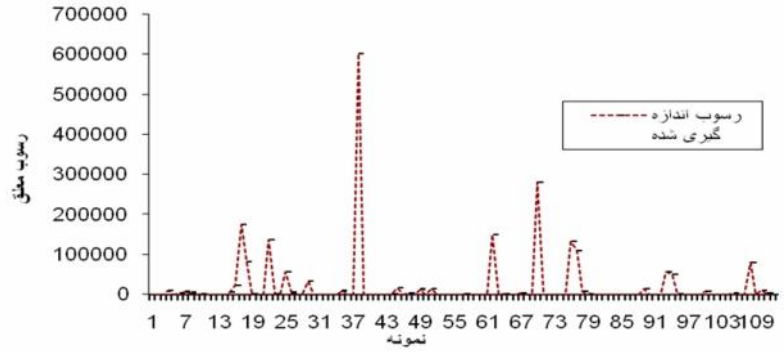
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-04-22]



شکل ۵- خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقیمانده‌های سری تفاضلی شده لگاریتم داده‌های رسوب

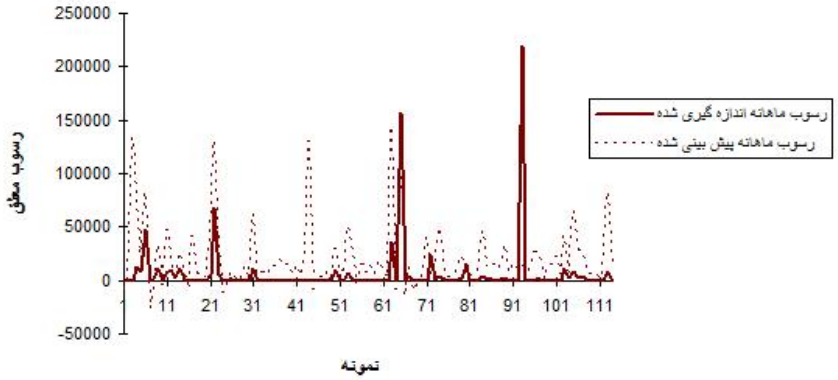


شکل۶- مقایسه نتایج مدل ARIMA(1,1,2) با داده‌های واقعی

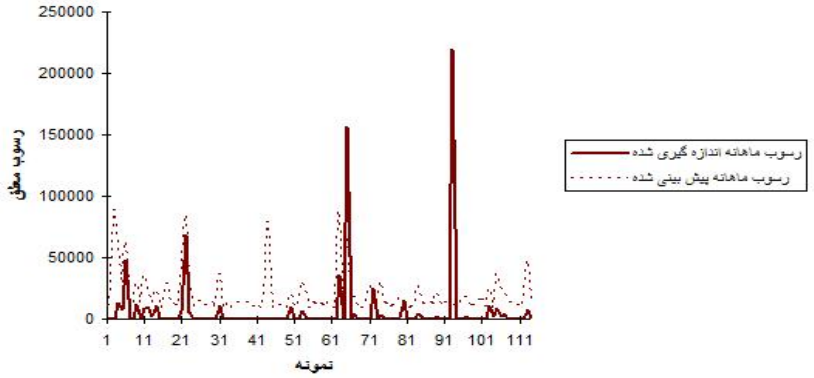


شکل ۷- مقایسه نتایج مدل مارکف با داده‌های واقعی

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-04-22]



شکل ۸- مقایسه نتایج مدل تابع تانژانت خطی Jordan/Elman Network با داده‌های واقعی



شکل ۹- مقایسه نتایج مدل تابع تانژانت Modular Neural Network با داده‌های واقعی

همان‌طور که از شکل‌های ۶ تا ۹ پیداست، شبکه‌های عصبی توانایی بهتری در شبیه‌سازی رسوب معلق ماهانه دارند. به‌منظور مقایسه آماری مدل‌های برگزیده شبکه عصبی و مدل آریما و مارکف، از شاخص آماری میانگین انحرافات[1] و میانگین انحرافات نرمال شده[2] استفاده شد. نتایج مقایسه با شاخص‌های مذکور در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲- نتایج مقایسه مدل‌ها با شاخص NMSE و RMSE

نام مدل	Modular Neural Network	Jordan/Elman Network	ARMA(1,1,2)	مارکف
RMSE	۲۸/۹۹**	۳۴/۶۷*	۷۱/۳۴	۷۸/۵۶
NMSE	۱/۱۸**	۱/۷۸*	۲/۴۸	۳/۲

نتایج بیانگر اولویت شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی رسوب معلق ماهانه می‌باشد.

در تحقیق حاضر به‌منظور مقایسه و بررسی توانایی مدل‌های سری زمانی شامل مارکف و ARIMA و شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی رسوب معلق، از داده‌های روزانه ایستگاه قزاقلی واقع روی رودخانه گرگانرود استفاده شده است. داده‌های موجود به‌صورت متوسط رسوب معلق ماهانه در محیط نرم‌افزار Minitab 16 و Neurosolutions 5 به‌کار گرفته شد و در نهایت پیش‌بینی رسوب برای ۱۱۱ ماه انجام گرفت. همان‌گونه که از نتایج استنباط می‌شود، مدل‌های آماری سری زمانی در مقایسه با شبکه عصبی توانایی کمتری در برآورد رسوب معلق به‌ویژه در ماه‌های سیلابی دارند و در واقع متوسطی از وضعیت رسوبی ایستگاه مورد نظر ارائه می‌دهند. مرور منابع بیان‌گر این است که محققین قبلی از جمله چن و دایک (۷)، سینگر و دان (۳۲) و ملس و همکاران (۱۹)، در مطالعات خود، از داده‌های رسوب روزانه جهت بررسی سری زمانی استفاده کردند و دلیل

1- RMSE
2- NMSE

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-04-22]

دلیل جوابگو بودن مدل‌های سری زمانی در مطالعات آنها کیفیت داده‌های موجود می‌باشد که به صورت فشرده و لحظه‌ای جمع‌آوری گردیده است. با توجه به کمبود امکانات اندازه‌گیری رسوب معلق در ایران و پراکنده بودن داده‌های روزانه جمع‌آوری شده، مناسب‌ترین بازه زمانی مناسب برای کاربرد سری زمانی در رسوب معلق، داده‌های ماهانه می‌باشد. نتایج تحقیق حاضر نشان داد سری زمانی برای پیش‌بینی رسوب در دبی‌های متوسط مناسب است ولی توانایی کافی جهت پیش‌بینی مقادیر رسوب جریان‌های سیلابی را ندارد. شاید دلیل این امر، سیستم نامناسب نمونه‌برداری رسوب معلق در ایران است که بیشتر از دبی‌های متوسط و پایه نمونه‌برداری نموده و نمونه‌های رسوبی کمتری از دبی‌های سیلابی در دسترس می‌باشد. بنابراین می توان گفت در شرایط فعلی نمونه برداری از رسوب معلق، استفاده از این مدل‌ها قابل توصیه نمی‌باشد. البته در صورتی‌که به دلیل مزایایی از جمله سادگی و سرعت عملکرد، مدل‌های سری زمانی در اولویت قرار گیرند، بهتر است از مدل مارکف و ARIMA(1,1,2) استفاده شود.

همان‌گونه که از جدول ۲ و نمودارهای ۶ تا ۹، برمی‌آید شبکه‌عصبی دارای خطای کمتری به ویژه در برآورد رسوب مربوط به دبی ماه‌های سیلابی می‌باشد. ملس و همکاران (۱۹) نیز قبلاً برتری شبکه عصبی به مدل آریما را در پیش‌بینی رسوب روزانه نشان دادند. افرادی نظیر ابتخارت و وایت (۱)، نگی و همکاران (۲۳)، ییتیان و گو (۳۴)، جین (۱۶)، کیسی (۱۷)، آلپ و سی هی زوگلو (۲)، کوبارنر و همکاران (۱۰)، نورانی و رومیانفر (۲۵)، ساین و پاندا (۳۳) و جعفری میانایی و کشاورز (۱۵) از شبکه عصبی در پیش‌بینی رسوب روزانه استفاده نموده و قابلیت آن را تائید نموده‌اند. البته این افراد به دو صورت از شبکه عصبی بهره گرفته‌اند، یا با استفاده از پارامترهای فیزیکی و اقلیمی به مدل‌سازی رسوب پرداخته‌اند و یا از داده‌های رسوب روزانه و ساعتی جهت پیش‌بینی سری زمانی رسوب بهره گرفته‌اند. در مطالعات مربوط به رسوب معلق، تاکنون از داده‌های رسوب معلق ماهانه استفاده نشده بود که در این تحقیق از این شکل داده‌ها استفاده گردید. شایان ذکر است که معمولا در اغلب مطالعات مربوط به جریان و رسوب از مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شده است ولی مطالعه حاضر نشان داد برای رسوب معلق ماهانه، مدل‌های دیگری به غیر از مدل متداول ذکر شده، جوابگو هستند، البته قبلا معماریان و بالاسوندرام (۲۰) نیز به عدم کارایی شبکه پرسپترون چندلایه در برآورد رسوب در غلظت‌های بالا اشاره نموده‌اند.

منابع

1. Abrahart, R.J. and S.M. White. 2001. Modeling sediment transfer in Malawi: comparing backpropagation neural network solutions against a multiple linear regression benchmark using small data sets. Physics and Chemistry of the Earth B, 26: 19-24.
2. Alp, M. and H.K. Cigizoglu. 2007. Suspended sediment estimation by feed forward back propagation method using hydro meteorological data. Environmental Modelling and Software, 22: 2-13.
3. Arabkhedri, M., Sh. Hakimkhani and J. Varvani. 2004.The Validity of extrapolation methods in estimation of annual mean suspended sediment yield (17 Hydrometric Stations), Journal of Agricultural Science and Natural Resources, 11:123-131. (In Persian)
4. ArabKhedry, M. and H.R. Abdollahi. 2002. Application of flood hydrograph on estimation of suspended load, Proceedings of the National Conference of land management, soil erosion and sustainable development. Arak. pp: 218-205.
5. Asselman, NEM. 2002. Fitting and interpretation of sediment rating curves, Journal of Hydrology, 234: 228-248.
6. Barzegari, F. 2004. A Comparison of common methods of estimating Suspended Load (Case study: Ghezelozan Watershed), M.Sc. thesis, Natural Resources Faculty of Tehran University, 120 pp. (In Persian)
7. Chen, H. and P.P.G. Dyke. 1998. Multivariate time series models for concentration of suspended sediment concentration, Coninental Shelf Research, 18: 123-150.
8. Chen, H., A. Zinober and R. Ruan. 1996. Strong consistency and convergence rate of parameter identification for bilinear systems. International Journal of Control, 63: 907-919.
9. Cigizoglu, H.K. and O. Kisi. 2006. Methods to improve the neural network performance in suspended sediment estimation. Journal of Hydrology, 317: 221-238.
10. Cobaner, M., B. Unal and O. Kisi. 2009. Suspended sediment concentration estimation by an adaptive neuro-fuzzy and neural network approaches using hydro-meteorological data, Journal of Hydrology, 367: 52-61.
11. EPA. 1990. National Water Quality Inventory: 1988 Report to Congress. EPA 40- 4-90-003, Office of Water, U.S. Environmental Protection Agency, Washington, D.C. 248 pp.
12. Ferguson RI. 1986. River load underestimated by rating curves,Water Resources Research , 22: 74-76.
13. Hakimkhani, Sh. 1998. Investigation and determination of effective factors on sediment production and yield of drainage basins (Case Study: Oroumia Basin), M.Sc. thesis, Natural Resources Faculty of Tehran University, 212 pp.(In Persian)
14. Horowitz, A.J. 2002. The use of rating curves to predict suspended sediment concentration: A matter of temporal resolution .Turbidity and other surrogate Workshop. April 30-May 2, Reno NV.7 pp.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-04-22]

15. Jafari Myanayy, S. and A.R. Keshavarz. 2008. Comparison of fuzzy and statistical regression methods to estimate sediment load in rivers, Forth National Congress of Civil Engineering, Tehran University, 8 pp.
16. Jain, S.K. 2001. Development of integrated sediment rating curves using ANNs. Journal of Hydraulic Engineering 127: 30-37.
17. Kisi, O. 2008. Constructing neural network sediment estimation models using a data-driven algorithm, Mathematics and Computers in Simulation 79: 94-103.
18. Lovejoy, S.B., J.G. Lee, T.O. Randhir and B.A. Engel. 1997. Research needs for water quality management in the 21st century: a spatial decision support system. Journal of Soil and Water Conservation 52: 18-22.
19. Meless, A.M., S. Ahmad, M.E. Mcclain, X. Wang and Y.H. Lim. 2011. Suspended sediment load prediction of river systems: an artificial neura network approach. Agricultural Water Management, 98: 855-866.
20. Memarian, H. and S.K. Balasundram. 2012. Comparison between Multi-Layer Perceptron and Radial Basis Function Networks for Sediment Load Estimation in a Tropical Watershed, Earth and Environmental Science, 4: 870-876.
21. Mosaedi, A., A. Mohammadi Ostadkelayeh, A. Najafi nejad and F. Yaghmaiee. 2006. Optimization of the Relations between Flow Discharge and Suspended Sediment Discharge in Selected Hydrometric Stations of Gorganroud River Iranian Journal of Natural Resources, 59: 332-341. (In Persian)
22. Mustafa, M.R., M.H. Isa and R.B. Rezaur. 2011. A Comparison of Artificial Neural Networks for Prediction of Suspended Sediment Discharge in River, A Case Study in Malaysia. World Academy of Sci., Eng. and Technol. (WASET). 81: 372-376
23. Nagy, H.M., K. Watanabe and M. Hirano. 2002. Prediction of sediment load concentration in rivers using artificial neural network model. Journal of Hydraulic Engineering 128: 588-595.
24. Niroumand, H.A. and A.Gh. Bozorgnia. 2010. Introduction to Time Series Analysis, Publications of Ferdousi .University, 290 pp. (In Persian)
25. Nourani, V. and S. Romyanfar. 2010. Using Hybrid ARIMA-ANN models on the modeling of the rainfall-runoff-precipitation in Aharchay catchment, 5th National Congress of Civil Engineering, Ferdowsi University, pp: 1-8.
26. Nourani, V., O. Kalantari and A. Baghanam. 2012. Two Semi distributed ANN-Based Models for Estimation of Sus-pended Sediment Load, Journal of Hydrologic Engineering, 17: 1368-1380.
27. Raghuwanshi, N.S., R. Singh and L.S. Reddy. 2006. Runoff and sediment yield modeling using artificial neuralnetworks: Upper Siwane River, India. J. Hydraul. Eng. ASCE. 11: 71-79.
28. Rajaee, T., V. Nourani, M. Zounemat-Kermani and O. Kisi. 2011. River Suspended Sediment Load Prediction: Application of ANN and Wavelet Conjunction Model. Journal of Hydrologic Engineering, 16: 613-627.
29. Razavizadeh, S., A. Kavian and M. Vafakhah. 2014. Estimation of Suspended Sediment Discharge by Optimal Structure of Artificial Neural Network in Taleghan Watershed Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, Water and Soil Science. 18: 79-88.
30. Rezapour, O.M., T.L. Shui and D.B. Ahmad. 2010. Review of Artificial Neural Network Model for Suspended Sedi-ment Estimation, Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 4: 3347-3353.
31. Robert, B.T. 1985. Estimating total suspended sediment yield with probability sampling, Water Resources Research, 21: 1381-1388.
32. Singer, M.B. and T. Dunne. 2001. Identifying eroding and depositional reaches of valley by analysis of suspended sediment transport in the Sacramento River, California. Water Resources Research, 37: 3371-3382.
33. Singh, G. and R.K. Panda. 2011. Daily Sediment Yield Modeling with Artificial Neural Network Using 10-Fold cross Validation Method: A Small Agricultural Watershed, Kapgari, India, International Journal of Earth Sciences and Engineering, 4: 443-450.
34. Yitian, L. and R.R. Gu. 2003. Modeling flow and sediment transport in a river system using an artificial neural network. Environmental Management, 31: 122-134.
35. Zoratipoor, A. 2006. A Comparison of Hydrological (Statistical) methods for estimating Suspended Load (Case Study: Taleghan Watershed), M.Sc. thesis, Natural Resources Faculty of Tehran University , 150 pp. (In Persian)

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-04-22]

Suspended Sediment Prediction using Time Series and Artificial Neural Networks Models (Case Study: Ghazaghly Station in Gorganroud River)

Fariba Barzegari[1] and Mohammad Taghi Dastorani[2]

1- Academic member, Agricultural Department, Payam Noor University
(Corresponding author: fa_barzegar@yahoo.com)
2- Associate Professor, Ferdowsi University of Mashhad
Received: April 28, 2013 Accepted: December 3, 2013

Abstract

Accurate estimation of suspended sediment in rivers is very important from different aspects including agriculture, soil conservation, shipping, dam construction and aquatic research. There are different methods for suspended sediment estimation. In the present study to evaluate the ability of time-series models including Markov and ARIMA in predicting suspended sediment and to compare their results to Artificial Neural Networks it was tried to use daily suspended data from Ghazaghly station of Gorganroud River, as average monthly values in Minitab 16 software and Neurosolutions 5, and finally suspended sediment was predicted for 111 months. Calculation of the error measurement indices including RMSE and NMSE based on the results of this study showed a good ability of Artificial Neural Network models in estimating average monthly suspended sediment. On the other hand between time series models, Markov model has better ability in estimating monthly suspended sediment in comparison to the ARIMA model.

Keywords: ARIMA, Suspended sediment, Ghazaghly, Markov, Modeling

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-04-22]