مدیریت اکوسیستم‌های طبیعی
Management of Natural Ecosystems
دوره ۵، شماره ۱، بهار ۱۴۰۴، ۳۳-۲۵
Volume 5, Issue 1, Spring 2025, 25-33
http://emj.ardakan.ac.ir/article_732520.html

# مقایسه کاربرد الگوسازی سری زمانی و شبکه‌های عصبی در پیش بینی رسوب معلق رودخانه‌ها (مطالعه موردی: ایستگاه هیدرومتری واقع در ایالت اوهایو)

مسعود فهرستی‌ثانی[۱]، مریم اسدی*[۲]، علی فتح‌زاده[۳]

CC BY

## چکیده

برآورد رسوب معلق رودخانه‌ها، یکی از فرآیندهای مهم مهندسی رودخانه و منابع آبی است که نقش مهمی در طراحی و ساخت سازه‌های آبی، مدیریت فرسایش و رسوب در سطح حوزه‌های آبخیز دارد. پیش‌بینی بار رسوب رودخانه‌ها، با توجه به ساختار غیر خطی و پیچیده آن‌ها کار ساده‌ای نیست. تاکنون مدل‌سازی‌های مختلفی به‌منظور پیش‌بینی روند بار رسوبی معلق در رودخانه‌ها صورت گرفته است. لیکن این پژوهش، در راستای ارزیابی و توسعه روش‌های پیش‌بینی، به بررسی کارایی مدل‌های سری‌زمانی و شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی داده‌های رسوب می‌پردازد. بر این اساس، داده‌های رسوب در ایستگاه هیدرومتری اوهایو واقع در ایالت متحده (۱۹۹۲ تا ۲۰۱۴) اخذ و در قالب سری‌زمانی و شبکه عصبی برای آن‌ها الگوسازی شد. نتایج آزمون ریشه واحد نشان داد، سری رسوب در سطح، ایستا است و با استفاده از روش باکس- جنکینز بر روی این داده‌ها، الگوی مناسب برای پیش‌بینی رسوب تعیین شد. با به‌کارگیری الگوی آرما و مدل شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی بار رسوبی معلق برای ۵ سال آینده پرداخته شد. نتایج نشان داد که مدل آرما با خطای جذر میانگین مربعات ۴/۶۷ و ضریب تعیین ۰/۵۶ از دقت بالاتری در پیش‌بینی بار رسوبی معلق برخوردار است.

## واژگان کلیدی:

بار رسوب معلق، دبی جریان، سری زمانی، شبکه عصبی مصنوعی.

مقاله پژوهشی

۱. دانشیار، گروه اقتصاد کشاورزی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اردکان، اردکان، ایران.
mfehresti@ardakan.ac.ir

۲. دکتری آبخیزداری، اداره منابع طبیعی و آبخیزداری خوانسار، خوانسار، ایران.
m.asadi.96@ut.ac.ir
* نویسنده مسئول

۳. دانشیار، گروه مهندسی طبیعت، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اردکان، اردکان، ایران.
fat@ardakan.ac.ir

**شناسه مقاله:** ۲۵۱۱-۱۱۳۷
**شماره صفحه پیاپی:** ۹۹۹-۱۰۰۷

**تاریخ دریافت:** ۱۴۰۴/۰۸/۲۹
**تاریخ پذیرش:** ۱۴۰۴/۰۹/۱۵
**انتشار آنلاین:** ۱۴۰۴/۰۹/۲۱
**زمان پذیرش:** ۱۷روز

**استناددهی:**
فهرستی‌ثانی، م.، اسدی، م.، و فتح‌زاده، ع. (۱۴۰۴). مقایسه کاربرد الگوسازی سری زمانی و شبکه‌های عصبی در پیش بینی رسوب معلق رودخانه‌ها (مطالعه موردی ایستگاه هیدرومتری واقع در ایالت اوهایو). مدیریت اکوسیستم‌های طبیعی، (۱)۵، ۳۳-۲۵.

شاپا: ۲۸۲۱-۰۱۸۲
DOI: 10.22034/emj.2025.732520

## ۱- مقدمه

فرآیندهای طبیعی فرسایش و حمل و نقل رسوبات در سراسر دوران زمین‌شناسی منجر به شکل‌گیری چهره کنونی زمین گردیده است. نتایج حاصل از فرسایش سطح زمین، ورود رسوبات به جریان رودخانه و انتقال و رسوب‌گذاری آن‌ها در بستر رودخانه‌ها و یا مخازن آبی می‌باشد. برآورد میزان رسوبات وارد شده به مخازن یک عامل بسیار مهم در برنامه‌ریزی استراتژی‌های مدیریت رسوب است (Di Silvio, 1996). مدل‌سازی و پیش‌بینی رسوب معلق رودخانه عنصر کلیدی در مدیریت منابع آب جهانی و سیاست زیست محیطی می‌باشد (Rajaee, 2011) و از جمله مسائل مهم در مهندسی و هیدرولوژی رودخانه می‌باشد که می‌تواند نقش موثری در کنترل و مدیریت رودخانه‌ها و سازه‌های آبی داشته باشد. روش‌ها و مدل‌های مختلفی به‌منظور برآورد و پیش‌بینی بار رسوبی معلق رودخانه‌ها وجود دارد که می‌توان آنها را به دو دسته مدل‌های مفهومی و مدل‌های مبتنی بر داده و آمار تقسیم‌بندی کرد (فتح آبادی و همکاران، ۱۳۸۷؛ خزایی‌موغانی و همکاران، ۱۳۹۳). روش‌ها و مدل‌های مفهومی نیازمند حل معادلات دینامیک و مفاهیم انتقال ذرات می‌باشد و از پیچیدگی خاصی برخوردارند. با استفاده از روش‌های آماری و داده‌های طولانی مدت رسوب و دبی جریان نیز می‌توان به پیش‌بینی بار رسوبی رودخانه‌ها پرداخت.

پیش‌بینی بار رسوبی رودخانه با توجه به ساختار غیر خطی و پیچیده آنها کارساده‌ای نمی‌باشد. با توجه به وابستگی بار رسوبی رودخانه به فرآیندهای اقلیمی مثل بارش، که دبی رودخانه را نیز تحت تاثیر قرار خواهد داد و به دنبال آن بر روی قدرت حمل رودخانه تاثیرگذار می‌باشد، می‌توان از این فرآیندها به‌منظور پیش‌بینی بار رسوبی رودخانه استفاده نمود. فرآیندهای اقلیمی و هیدرولوژیکی در طول زمان در حال نوسان و تغییر می‌باشندکه با بررسی نوسانات این فرآیندها می‌توان نوسانات بار رسوبی رودخانه در طول زمان ارزیابی نمود. اگرچه سیستم‌های هیدرولوژیکی و هواشناسی دارای تغییرات متناوب فصلی می‌باشند این تغییرات دارای نوساناتی است که گاه منجر به حوادث بزرگ در طبیعت می‌گردند و در واقع دارای نوسانات بزرگ و کوچک در واحد زمان می‌باشند (حکمت‌زاده و طالب بیدختی، ۱۳۸۷). سری‌های زمانی ابزار مناسبی جهت پیش‌بینی تغیرات بار رسوبی در طول زمان‌می‌باشند. سری زمانی به مجموعه‌ای از دیده بانی‌ها با مقادیر ثبت شده از یک متغیر گفته می‌شود که بر حسب زمان مرتب شده باشد. هدف از سری زمانی، تعیین قانونمندی و شناسایی رفتار آن جهت پیش‌بینی در آینده است (ویسی‌پور و همکاران، ۱۳۸۹). طبیعت ذاتی یک سری زمانی، وابسته یا هم بسته بودن مشاهدات آن است و ترتیب مشاهدات دارای اهمیت می‌باشد. وقتی مشاهدات نامستقل‌اند، مقادیر آینده را می‌توان از مقادیر گذشته، پیش بینی نمود (احمدی و همکاران، ۱۳۸۶). تحلیل و مدل‌سازی سری‌های زمانی به دلیل توانایی در تحلیل داده‌ها از کاربرد گسترده‌ای در پژوهش‌های هیدرولوژی و منابع آب برخوردار بوده است (رحیمی و همکاران، ۱۳۹۳). به‌طوریکه در مطالعات اخیر تلاش بسیارشده است که به پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها و پارامترهای اقلیمی با استفاده از سری‌های زمانی بپردازند (دودانگه و همکاران، ۱۳۹۱؛ فتح‌آبادی و همکاران، ۱۳۸۷؛ ویسی پور و همکاران، ۱۳۸۹). به‌طور مثال شعبانی و همکاران (۱۳۹۲) به مدل‌سازی و پیش‌بینی دمای حداکثر و حداقل ماهانه دشت مشهد با استفاده از مدل‌های سری زمانی پرداختند. در این پژوهش، به‌منظور مدل‌سازی دمای حداکثر و حداقل ماهانه دشت مشهد از آمار دراز مدت میانگین‌گیری شده دو ایستگاه مشهد و گلمکان استفاده شد. با استفاده از سری‌های زمانی، مدل $SARIMA(0,0,0)(0,1,1)_{12}$ برای دمای حداکثر ماهانه و مدل $SARIMA(0,0,0)(2,1,1)_{12}$ برای دمای حداقل ماهانه به‌عنوان الگوهای نهایی تعیین شدند. ضریب همبستگی بالا در مرحله واسنجی و اعتبار سنجی مدل‌ها گویای انطباق قابل قبول مقادیر مدل‌سازی شده و واقعی است. بابازاده و همکاران (۱۳۹۱) نیز از این تکنیک به‌منظور بررسی خشکسالی، ترسالی و پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی بارش و درجه حرارت منطقه شیراز استفاده نمودند. در این مطالعه آمار بارش و درجه حرارت ماهانه ۲۱ ساله ایستگاه سینوپتیک شیراز استفاده نمودند و بر اساس مدل آریما و خود همبستگی جزئی و با ارزیابی تمامی الگوهای احتمالی به لحاظ ایستا بودن بررسی پارامترها و انواع مدل‌ها، مدل مناسب جهت پیش‌بینی بارش ماهانه(ARIMA(0 0 0)(2 1 0)12)و متوسط درجه حرارت ARIMA(2 1 0)(2 1 2)12)مشخص شد. در زمینه کاربرد این مدل در پیش‌بینی دبی جریان نیز می‌توان به مطالعات .Naveh et al (۲۰۱۲) و فهرستی ثانی و همکاران (۱۳۹۱) اشاره نمود. ناوه و همکاران (۱۳۹۱) به پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از مدل غیرخطی سری زمانی رودخانه‌های باراندوزچای و شهرچای ارومیه پرداختند و نشان دادند مدل‌های غیرخطی (۱،۱،۲،۱) BL دارای خطای کمتری نسبت به مدل آریما می‌باشد.

فهرستی‌ثانی و همکاران (۱۳۹۱) در مطالعه به الگوسازی رفتار رواناب ورودی به سد زاینده‌رود به‌عنوان ابزاری برای پیش‌بینی رواناب فصول مختلف پرداختند. برای این منظور از داده‌های ماهیانه رواناب ثبت شده توسط ایستگاه هیدرومتری قلعه شاهرخ (ایستگاه سنجش رواناب ورودی به سد) بر روی رودخانه زاینده رود طی سال‌های ۱۳۸۶-۱۳۶۶ استفاده شد. نتایج آزمون ریشه واحد فصلی نشان داد که سری ماهانه رواناب با یک مرتبه تفاضل‌گیری غیرفصلی ایستا می‌شود و الگوی مناسب برای پیش‌بینی رواناب ورودی به سد زاینده رود یک الگوی آریمای فصلی تشخیص داده شد.

به‌منظور بررسی‌های سری زمانی برای برآورد رسوب معلق در اکثر مطالعات از روش‌های داده‌کاوی استفاده شده است. .Melesse et al (۲۰۱۱) در سیستم رودخانه‌ای چند رودخانه بزرگ در آمریکا اقدام به پیش‌بینی غلظت رسوب معلق توسط چند مدل از جمله مدل سری زمانی نمودند و توسط معیارهای میانگین مجذور مربعات خطا، درصد میانگین مطلق خطا، کارایی مدل به اعتبارسنجی مدل پرداختند. نتایج نشان داد که مدل سری زمانی دارای عملکرد خوب و دقت بالایی در پیش‌بینی غلظت رسوب معلق دارند. در مطالعه‌ی دیگر Rajaee (۲۰۱۱) به شبیه‌سازی سری زمانی بار معلق

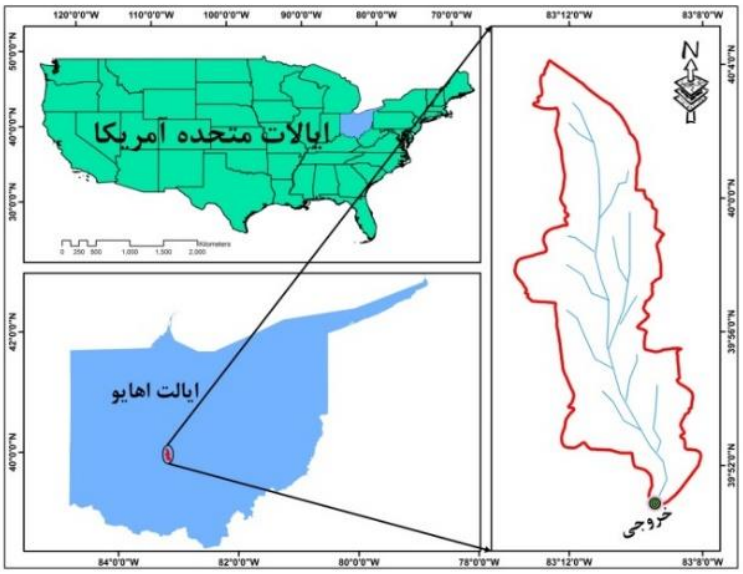
رودخانه توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی پرداخته‌اند که در این تحقیق از مدل‌های شبکه عصبی، رگرسیونی و منحنی سنجه رسوب برای مدل‌سازی سری زمانی غیر خطی بار معلق رودخانه[1]استفاده شده است. در مدل‌های طراحی شده با وارد نمودن سری زمانی دبی جریان و بار معلق در زمان‌های قبل، می‌توان بار معلق در زمان آینده را پیش‌بینی نمود. در این مطالعه که برروی ایستگاه هیدرومتری ایوا کشور آمریکا انجام گرفته، توانایی مدل‌ها در پیش‌بینی رسوب در مواقع سیلابی نیز مورد بررسی قرار گرفته است، نتایج مقایسات انجام یافته در مباحث مختلف این مطالعه، نشان‌دهنده برتری مدل عصبی به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی رسوب رودخانه بوده است. مردوخ‌پور و همکاران (۱۳۹۸) به ارزیابی میزان برآورد رسوب با بهره‌گیری از روش منحنی سنجه و مقایسه نتایج با روش‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهند که غلظت بار معلق رسوب حاصل از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به داده‌های واقعی غلظت رسوب نزدیک‌تر هستند و ضریب همبستگی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی معادل۹۲/۸ درصد می‌باشد.

در این مطالعه با در نظر گرفتن کارآمدی مدل‌های باکس– جنکینز و شبکه عصبی در پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی به بررسی کارایی این دو مدل در پیش‌بینی بار رسوبی معلق پرداخته شد. با استفاده از آزمون‌های آماری بهترین مدل جهت تعیین سری زمانی بار رسوبی معلق تعیین شد. به‌منظور مدل‌سازی بار رسوب معلق در این مطالعه از آمار ایستگاه هیدرومتری واقع در ایالت اوهایو استفاده گردید.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

با وجود نقص در داده‌های رسوب کشور و همچنین نیاز به داده‌های پیوسته و منسجم به‌منظور بررسی سری‌های زمانی، از اطلاعات ایستگاه هیدرومتری واقع در ایالت اوهایو استفاده شد. در واقع با توجه به شرایط آب و هوایی منطقه که دارای تابستان‌های گرم و مرطوب و زمستان سرد می‌باشد می‌توان شرایط آب و هوایی آن را مشابه با نواحی کوهستانی ایران دانست. بررسی داده‌های این ایستگاه نشان داد که متوسط دبی عبوری از این رودخانه ۱/۰۹ متر مکعب بر ثانیه و متوسط رسوب حمل شده توسط رودخانه۲۳/۹ میلی‌گرم بر لیتر می‌باشد. حوزه و ایستگاه مطالعاتی در شکل (۱) ارائه شده است.




**شکل(۱): حوزه و ایستگاه مورد مطالعه واقع در ایالت اوهایو**

با توجه به نیاز به داده‌های روزانه دقیق در بازه زمانی بلند مدت به‌منظور مدل‌سازی از داده‌های یکی از ایستگاهای هیدرومتری واقع در ایالت اوهایو استفاده شد. داده‌های مورد نیاز از سایت USGS دانلود گردید. سپس به بررسی کیفی داده‌ها پرداخته شد و با آماده‌سازی داده‌ها فرآیند پیش‌بینی با استفاده از دو مدل‌های اقتصادسنجی و هوش مصنوعی صورت گرفت. که هر یک از دو روش به اختصار توضیح داده می‌شود:

### ۲-۲- فرآیند آرما و آریما

روش‌های پیش‌بینی با توجه به میزان وابستگی ریاضی به دو دسته روش‌های کیفی و کمی تقسیم‌بندی می‌گردد. روش‌های کمی خود به دو دسته روش‌های رگرسیونی و غیر رگرسیونی تقسیم می‌گردند. روش‌های رگرسیونی خود به دو دسته روش‌های علی و غیرعلی تقسیم می‌گردد، که از جمله روش‌های غیرعلی روش‌های هارمونیک و فرآیندهای آریما و آرما می‌باشد.

1. Suspended Sediment Load

برای پیش بینی یک سری زمانی بایستی الگوی رفتاری داده‌ها تعیین شود. یک سری زمانی از اعداد ( $y_t$ ) برای سال‌های t در نظر بگیرید. الگوسازی پارامتریک با استفاده از روش باکس جنکینز از طریق شناسایی و به‌کارگیری مدل‌های اتورگرسیو خالص[1](AR(P)، میانگین متحرک خالص[2](MA(q)، اتورگرسیو میانگین متحرک[3] و اتورگرسیو همجمع میانگین متحرک[4] انجام می‌شود. برای این منظور رابطه (۱) قابل تعریف است (اندرس، ۱۳۸۹).

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} \beta_i \varepsilon_{t-i}$$ رابطه (۱)

اگر برای سری زمانی همه ریشه‌های مشخصه آن در درون دایره واحد جای داشته باشند یا به‌عبارتی سری‌زمانی مانا باشد، و $p$ و $q$ همزمان برابر با صفر نباشد، الگوی ارائه شده در رابطه (۱) مدل اتورگرسیو میانگین متحرک نامیده می‌شود؛ اگر جزء همگن معادله تفاضلی دارای $p$ وقفه باشد و تعداد وقفه‌های اجزای اخلال برابر با $q$ باشد دراین صورت مدل آرما مذکور را یک مدل ARMA(p,q) گویند. اگر $q=0$ باشد در این صورت فرآیند آرما را یک فرآیند اتورگرسیو خالص گویند که AR(P) نشان داده می‌شود و اگر $p=0$ باشد فرآیند مذکور یک فرآیند میانگین متحرک خالص[5]است که با MA(q) نشان داده می‌شود. اگر یکی و یا بیشتر از ریشه‌های مشخصه معادله فوق بزرگتر یا مساوی یک باشد سری زمانی را یک فرآیند جامع و تجمعی می‌نامند و رابطه فوق نیز در این صورت یک مدل اتورگرسیو همجمع میانگین متحرک خواهد بود (اندرس، ۱۳۸۹).

برای الگوسازی سری‌زمانی، ابتدا مانایی آن که شامل ثابت بودن میانگین، واریانس و کواریانس در طی زمان مورد بررسی است از طریق معیار ADF[6] آزمون می‌شود. چراکه در صورت مانا بودن، فرآیند آرما و درصورت نامانایی، فرآیند آریما برای مدل‌سازی پیش‌بینی سری زمانی به‌کار گرفته می‌شود. برای تعیین وقفه‌های $p$ و $q$ معمولاً از روش باکس و جنکینز[7]استفاده می‌شود که مبتنی بر سه مرحله تشخیص، برآورد و بازبینی است. در مرحله تشخیص شناسایی مرتبه AR و MA انجام می‌شود. این امر می‌تواند با یک حدس اولیه و با استفاده از ترسیم نمودارهای تابع خودهمبستگی[8]و تابع خودهمبستگی جزئی[9]بین مشاهدات دوره جاری در مقابل وقفه‌های مختلف آن انجام گیرد. اما از آن‌جایی که این نمودارها به ندرت شکل منظمی دارند از معیاری با نام معیار اطلاعات آکائیک[10]استفاده می‌شود که محاسبه آن به‌صورت رابطه (۲) انجام می‌گیرد (حکیمی‌پور و همکاران، ۱۳۹۳).

$$AIC = \ln(\hat{\delta}^2) + \frac{2k}{T}$$ رابطه (۲)

که درآن $k$، $T$ و $\hat{\delta}$ به ترتیب بیانگر تعداد پارامترهای برآورد شده (p+q+تعداد اجزای ثابت)، تعداد مشاهدات و واریانس جمله‌های اخلال است. هر چه مقدار محاسبه شده کمتر باشد بهتر است و وقفه بهینه از این طریق محاسبه می‌شود. بر اساس وقفه‌های بهینه تعیین شده، برآورد مدل انجام می‌شود و در مرحله بازبینی دقت مدل مورد نظر نسبت به سایر مدل‌ها مقایسه می‌شود (سوری، ۱۳۹۲).

### ۲-۳- مدل شبکه عصبی مصنوعی (پس انتشار خطا)

شبکه‌های عصبی مصنوعی از جمله مدل‌های محاسباتی هستند که می‌توانند رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم فیزیکی را حتی اگر پیچیده و غیرخطی باشد، با شبکه‌ای از گره‌ها که همگی به هم متصل هستند تعیین کنند. ساختار شبکه‌های عصبی، به نحوی است که نرون‌ها در دسته‌هایی که لایه نامیده می‌شوند مرتب می‌گردند. معماری معمول برای این شبکه‌ها شامل سه لایه ورودی، پنهان و خروجی می‌باشد. لایه ورودی داده‌ها را در شبکه توزیع می‌کند، لایه پنهان داده‌ها را پردازش کرده و لایه خروجی نتایج را به ازای ورودی‌های مشخص، استخراج می‌کند. همچنین هر شبکه می‌تواند چندین لایه داشته باشد. در این مطالعه ازشبکه عصبی پس انتشار خطا استفاده شد.

شبکه عصبی FFNN مطابق شکل حداقل شامل سه لایه ورودی، خروجی و لایه مخفی است. هر نرون در یک لایه وزن ورودی را از لایه قبلی دریافت کرده آن را به‌عنوان خروجی نرون در لایه بعدی انتقال می‌دهد. مجموع وزن‌های ورودی اشاره شده با رابطه (۳) محاسبه می‌شود و این مجموع به وسیله یک تابع غیرخطی انتقال می‌یابد (Hornik et al., 1989). نتایج شبکه با نتایج واقعی مقایسه شده و خطای شبکه توسط معادله محاسبه می‌شود. روند آموزش تا زمانی که خطا به مقدار قابل قبولی برسد ادامه می‌یابد.

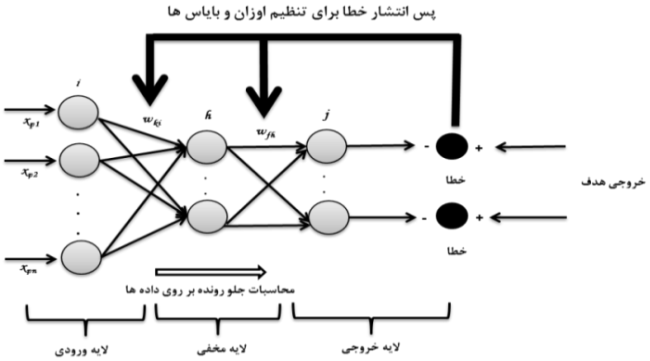
$$Y_{net} = \sum_{i=1}^{n} X_i . W_i + W_O$$ رابطه (۳)

$$Y = f(Y_{net}) = \frac{1}{1 + e^{-Y_{net}}}$$ رابطه (۴)

$$J_r = \frac{1}{2} . \sum_{i=1}^{k} (Y_i - O_i)^2$$ رابطه (۵)

1. Pure Autoregressive
2. Pure Moving Average
3. Autoregressive Moving Average
4. Autoregressive Integrated Moving Average
5. Pure Moving Average
6. Augmented Dicky Fuler test
7. Box Jenkins
8. Autocorrelation function (ACF)
9. Partial Autocorrelation function (PACF)
10. Akaike Information Criterion (AIC)

در این روابط ، $Y_i$: پاسخ نرون $i$ ،$f(Y_{net})$ : تابع متحرک غیرخطی، $Y_{net}$ : مجموع وزن‌های ورودی، $X_i$: نرون ورودی، $W_i$: وزن هر نرون ورودی $O_i$ مقدارمشاهده شده نرون $i$ ، $W_O$ : بایاس، $J_r$ : خطای بین مقدار مشاهداتی و پاسخ شبکه می‌باشد(روشنگر و پرهیزجوان، ۱۳۹۳).




**شکل (۲): ساختار شبکه پس انتشار خطا (یوسفی و برزگری، ۱۳۹٤)**

### ۲-٤- ارزیابی مدل

نهایتا به‌منظور ارزیابی دقت روش پیش‌بینی از شاخص مجذور میانگین مربعات خطا[1]و همبستگی بر طبق معادله (۶ و ۷) استفاده می‌شود ( Barnston, 1992).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}(y_t - y_{t0})^2} \qquad \text{رابطه (۶)}$$

که در آن $y_t$ مقادیر تخمینی، $y_{t0}$ مقادیر مشاهده ای و $T$ تعداد مشاهدات است.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n}(p_i - \bar{p})(o_i - \bar{o})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(p_i - \bar{p})^2 \sum_{i=1}^{n}(o_i - \bar{o})^2}} \qquad \text{رابطه (۷)}$$

## ۳- نتایج و یافته‌های پژوهش

### ۳-۱- جدول اطلاعات آماری

بررسی خصوصیات آماری داده‌ها نشان داد که داده‌ها رسوب معلق این ایستگاه دارای ضریب تغییرات کمی بوده است. بررسی روند داده‌ها در سال‌های مختلف نشان از تغییرات بسیار کمی در میانگین رسوب سالانه در این ایستگاه دارد. نتایج بررسی خصوصیات آماری در جدول (۱) ارائه شده است.

**جدول(۱): خلاصه آماری داده‌های بار رسوب معلق ایستگاه هیدرومتری واقع در ایالت اوهایو**

| نوع داده | حداقل | حداکثر | میانگین | انحراف معیار | ضریب تغییرات |
|---|---|---|---|---|---|
| رسوب(میلی گرم بر لیتر) | ۱۲/۸۹ | ۴۲/۸ | ۲۳/۹۶ | ۷/۲۲ | ۰/۳ |

### ۳-۲- نتایج الگوسازی پیش بینی سری زمانی تک متغیره

همانگونه که در بخش مواد و روش‌ها به آن اشاره شد، برای الگوسازی سری‌زمانی، ابتدا مانایی آن، از طریق اندازه‌گیری آماره دیکی فولر تعمیم یافته) آزمون می‌شود. جدول (۲) نتایج آزمون مانایی سری زمانی بار رسوبی معلق (میلی گرم بر لیتر) را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج ارائه شده سری زمانی در سطح (بدون تفاضل‌گیری) از آنجایی که قدرمطلق آماره ADF از مقدار بحرانی آن در سطح یک درصد خطا کوچکتر است فرضیه صفر وجود ریشه واحد در سری زمانی رد می‌شود و بنابراین سری زمانی مورد بررسی ماناست. بنابراین فرآیند آرما برای مدل‌سازی پیش‌بینی سری زمانی به‌کار گرفته می‌شود.

**جدول (۲): نتایج آزمون مانایی سری زمانی بار رسوب معلق**

| نام سری زمانی | آماره دیکی فولر تعمیم یافته | مقدار بحرانی | | سطح معنی‌داری |
|---|---|---|---|---|
| بار رسوبی معلق | -۴/۰۷ | -۳/۷۷ | سطح ۱٪ | ۰/۰۰۰۵ |

ماخذ: یافته‌های تحقیق

نتایج برآورد مدل آرما برای سری‌های زمانی بار رسوب معلق در جدول (۳) ارائه شده است. مرتبه خودرگرسیونی سری زمانی یک و مرتبه میانگین متحرک مربوط به این الگو دو است بنابراین الگوی بهینه پیش‌بینی سری زمانی رسوب بر اساس آماره‌های آکائیک[2] شوارتز- بیزین[3] و حنان- کوئین[4]

1. Root Mean Squared Error
2. Akaike Information Criteria
3. Schwarz Bayesian Criteria (SBC)
4. Hannan-Quinn Criteria (HQC)

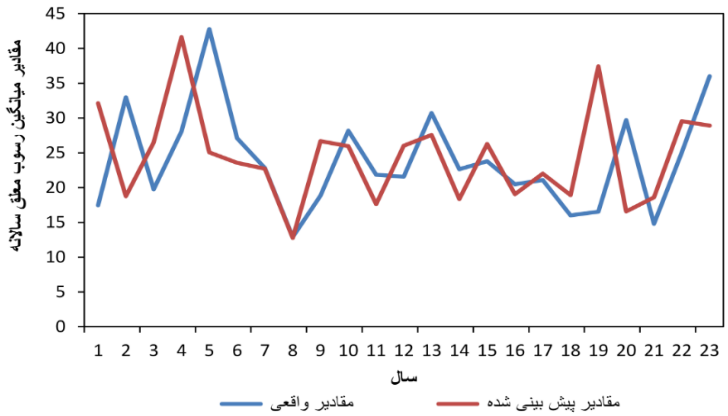
فرآیند ARMA(1,2) است. به‌دلیل شکست ساختاری مشاهده و آزمون شده در سال‌های ۵ و ۲۰ از متغیرموهومی استفاده شد که از لحاظ آماری معنی‌دار بودن ضریب مربوط به این متغیر نیز نشان دهنده وجود شکست ساختاری در داده‌های مورد استفاده است. مقدار شاخص مجذور میانگین مربعات خطا محاسبه شده این الگو ۴/۶۷ است که حاکی از برازش خوب مدل است.

**جدول (۳): نتایج برآورد مدل آرما برای سری زمانی SL**

| نام متغیر مستقل | ضریب | انحراف | آمار t | PROB |
|---|---|---|---|---|
| C | ۲۲/۵ | ۲/۳۱ | ۹/۷ | ۰/۰۰ |
| D1 | ۱۹/۵۵ | ۳/۸۷ | ۵/۰۵ | ۰/۰۰۰۱ |
| AR | −۰/۶۵ | ۰/۱۳ | −۴/۹۷ | ۰/۰۰۰۱ |
| MA(1) | ۱/۵۷ | ۰/۱۳ | ۱۱/۲۵ | ۰/۰۰ |
| MA(2) | ۰/۷۹ | ۰/۱۵ | ۵/۱۷ | ۰/۰۰۰۱ |
| $R^2$ | ۰/۵۶ | | | |
| RMSE | ۴/۶۷ | | | |

مأخذ: یافته‌های پژوهش

نمودار مقادیر پیش‌بین شده و واقعی یا استفاده ازالگوی آرما در شکل (۳) نشان داده شده است.




**شکل(۳): نمودار مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی با استفاده الگوی آرما**

### ۳-۳- نتایج شبکه عصبی مصنوعی

با اعمال شبکه عصبی مصنوعی با ساختار با ۵ لایه پنهان و Momento ۰/۲ و learning rate ۰/۲ نتایج نشان داده با ترکیب کلیه وقفه‌های زمانی مدل شبکه عصبی مصنوعی قادر است با میزان مجذور میانگین مربعات خطا ۶/۱۹ و همبستگی ۰/۴۷ بار رسوبی معلق را پیش‌بینی نماید. نتایج ارزیابی با استفاده از معیارهای ارزیابی مجذور میانگین مربعات خطا و همبستگی در جدول (۴) ارائه شده است.

**جدول (٤): نتاج معیارهای ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی**

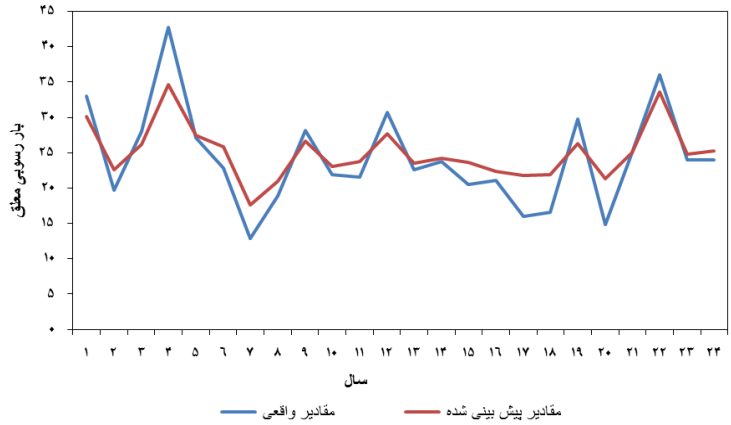
| معیارهای ارزیابی | r | RMSE |
|---|---|---|
| مقادیر | ۰/۴۷ | ۶/۱۹ |

همچنین توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی بار رسوبی معلق در وقفه‌های مختلف نیز مورد بررسی قرار گرفت و نتایج بر اساس معیارهای ارزیابی در جدول (۵) نشان داده شده است.

**جدول(۵): معیارهای ارزیابی در وقفه‌های مختلف**

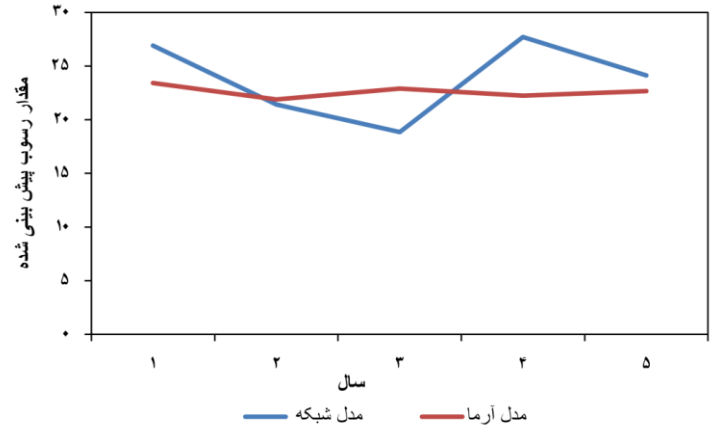
| سال | ۱ وقفه | ۲ وقفه | ۳ وقفه | ٤ وقفه | ٥ وقفه |
|---|---|---|---|---|---|
| RMSE | ۷/۳۳ | ۷/۱۷ | ۴/۰۹ | ۶/۳۵ | ۶/۰۲ |
| AE | ۶/۰۶ | ۵/۰۵ | ۳/۰۷ | ۵/۴۵ | ۵/۳۸ |
| NAE | ۱/۱۶ | ۱/۰۱ | ۰/۶۱ | ۱/۰۸ | ۱/۲۷ |
| SE | ۵۳/۷۵ | ۵۱/۴۴ | ۱۶/۷۳ | ۴۰/۴۰ | ۳۶/۰۳۴ |
| r | ۰/۰ | ۰/۰۰۸ | ۰/۸۱۷ | ۰/۷۸ | ۰/۷۷ |

نمودار مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی در شکل (۴) ارائه شده است. نتایج بررسی نمودار نیز نشان می‌دهد روند مقادیر پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نیز از مقادیر واقعی پیروی نموده است.




**شکل(٤): نمودار مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی**

با استفاده از الگوی آرما و مدل شبکه عصبی مصنوعی مقادیر رسوب برای پنج سال آینده پیش‌بینی شد. مقادیر پیش‌بینی با استفاده از دو روش در شکل (۵) نشان داده شده است. روند مقادیر پیش‌بینی شده با استفاده از دو مدل حاکی از ان است که مدل آرما با روند نرمال‌تری میزان رسوب را پیش‌بینی کرده است.




**شکل(٥): مقادیر پیش‌بینی شده برای پنج سال اینده با استفاده از مدل آرما و شبکه عصبی مصنوعی**

## ٤- بحث و نتیجه‌گیری

پیش‌بینی دقیق بار رسوبی معلق نقش مهمی در مباحث مدیریت و بهره‌برداری از منابع آبی دارد. لذا در این مطالعه به ارزیابی دو مدل آرما و هوش مصنوعی در پیش‌بینی بار رسوبی معلق پرداخته شد. نتایج نشان می‌دهد که تغییرات رسوب معلق در طی زمان از الگوی خاصی پیروی کرده و می‌توان از آن به‌منظور پیش بینی رسوب معلق برای سال‌های آتی استفاده کرد. نتایج بررسی مانایی برای الگوسازی سری‌زمانی که از طریق معیار ADF آزمون می‌شود، نشان داد، سری زمانی در سطح (بدون تفاضل‌گیری) مانا می‌باشد. بنابراین فرآیند آرما برای مدل‌سازی پیش‌بینی سری زمانی به‌کار گرفته می‌شود. به‌کارگیری این الگو مدل توانست بار رسوبی معلق را با مجذور میانگین مربعات خطا، ۴/۶۷ و ضریب تعیین ۰/۵۶ پیش‌بینی کند. نتایج بررسی مدل‌ها نشان داد که در مورد رسوب معلق الگوی پیش‌بینی سری زمانی مربوط به آنها میانگین متحرک خالص می‌باشد. که رسوب با یک وقفه (وقفه دوم) بهترین برازش کننده الگوی پیش‌بینی به‌شمار می‌رود. در حالی که مدل شبکه عصبی مصنوعی با ساختار با ساختار با ۵ لایه پنهان و Momento ۰/۲ و learning rate ۰/۲ توانست بار رسوبی معلق را با مجذور میانگین مربعات خطا ۶/۱۹ و همبستگی ۰/۴۷ پیش‌بینی نماید. در این مدل ۳وقفه یعنی به‌کارگیری رسوب ۳ سال قبل جهت پیش‌بینی دارای خطا کمتری در پیش‌بینی بارسوبی معلق بوده است.

نتایج به‌طور کلی حاکی از برتری مدل آرما نسبت به شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بار رسوبی معلق بوده است، که با نتایج Melesse et al. (۲۰۱۱) و فهرستی‌ثانی و همکارن (۱۳۹۱) همخوانی دارد. همانطور که در شکل (۵) مشخص می‌باشد مدل آرما پیش‌بینی‌های متعادل‌تر و نرمال‌تری را از خود ارائه داده است در حالی که مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی دارای نوسانات بیشتری بوده است. نتایج به‌طور کلی حاکی از ان است که استفاده از روش‌های نوین هوش مصنوعی و آماری می‌تواند با دقت نسبتاً بالایی بار رسوبی معلق را پیش‌بینی نماید و می‌توان از این روش‌ها در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی استفاده نمود.

## منابع


اندرس، و. (۱۳۸۹). اقتصادسنجی سری‌های زمانی با رویکرد کاربردی، ترجمه: مهدی صادقی و سعید شوال‌پور، چاپ دوم، نهران: انتشارات دانشگاه امام صادق (ع).

احمدی، ف.، قهرمان. ب.، داوری. ک.، و نیرومند. ح. (۱۳۸۶) .کاربرد مدل‌های سری زمانی در پیش بینی بارندگی ماهیانه و سالانه مشهد، علوم صنایع کشاورزی، ویژه خاک و آب و هوا، (۲)۲۱، ۳۲-۲۱.

بابازاده، ح.، شمس‌نیا، س. ا.، بوستانی، ف.، نوروزی، ا.، و خدادادی دهکردی، د. ( ۱۳۹۱). بررسی خشکسالی، ترسالی و پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی بارش و درجه حرارت منطقه شیراز. جغرافیا و برنامه‌ریزی، (۴۱)۱۶، ۴۷-۲۳.

حکیمی‌پور، ن.، علی‌پور، م.، یزدان‌خواه، م.، و رضایی، ا. (۱۳۹۳). پیش‌بینی تورم با استفاده از رهیافت سری‌های زمانی. بررسی‌های آمار رسمی ایران، (۱)۲۵، ۴۵-۳۱.

حکمت‌زاده، ع.، و طالب بیدختی. ن. ( ۱۳۸۷). آنالیز فراکتالی سری زمانی جریان رودخانه‌ها (مطالعه موردی رودخانه کر). هفتمین کنفرانس هیدرولیک ایران. تهران. آبان ۱۳۸۷.

خزایی موغانی، س.، نجفی نژاد، ع.، عظیم محسنی، م.، و واحد بردی ش. (۱۳۹۳). پیش‌بینی رسوب معلق با استفاده از مدل سری زمانی تابع انتقال در ایستگاه‌های منتخب گرگانرود. پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، (۳)۲۱ ،۲۰۲-۱۸۵.

روشنگر،ک.، و پرهیزجوان، ف. (۱۳۹۳). ارزیابی عملکرد سیستم‌های هوش مصنوعی در برآورد بارکل رسوبی رودخانه آجیچای. فضای جغرافیایی، (۴۶)۱۴، ۱۹۷-۱۷۳.

رحیمی، ل.، دهقانی. ا.، قربانی، خ.، و عبدالحسینی، م. (۱۳۹۳). تحلیل مقایسه‌ای مدل‌های سری‌های زمانی داده‌های دبی کل، دبی پایه و جریان سطحی(مطالعه موردی: ایستگاه هیدرومتری ارازکوسه). پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، (۳)۲۱، ۷۷-۵۵.

دودانگه، ا.، عابدی کوپائی، ج.، و گوهری س. ع. (۱۳۹۲). کاربرد مدل‌های سری زمانی به‌منظور تعیین روند پارامترهای اقلیمی در آینده در راستای مدیریت منابع آب. علوم آب و خاک، (۵۹)۱۶،۹۱-۱۳.

سوری، ع. ( ۱۳۹۲). اقتصاد سنجی همراه با کاربرد Eviews، چاپ چهارم، تهران: انتشارات نشر فرهنگ شناسی و نشر نور علم.

شعبانی، ب.، موسوی بایگی، م.، جباری نوقابی، م.، و قهرمان، ب. (۱۳۹۲). مدل‌سازی و پیش‌بینی دمای حداکثر و حداقل ماهانه دشت مشهد با استفاده از مدل‌های سری زمانی. آب و خاک، (۵)۷۷، ۹۰۶-۸۹۶.

فتح‌آبادی، ا.، سلاجقه، ع.، و مهدوی، م. (۱۳۸۷). پیش‌بینی دبی رودخانه با استفاده از روش‌های نوروفازی و مدل‌های سری‌های زمانی. علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، (۵)۲، ۳۰-۲۱.

فهرستی‌ثانی، م.، سلامی، ح.، و نظری. م. (۱۳۹۱).کاربرد الگوی سری زمانی فصلی درمدیریت عرضه آب مطالعه موردی سد زاینده رود. هشتمین همایش دو سالانه اقتصاد کشاورزی ایران، شیراز، اردیبهشت ۱۳۹۱، ۲۱-۲۰.

مردوخ پور، ع.، جاماسبی، ح.، و علیپور، ا. (۱۳۹۸). ارزیابی میزان برآورد رسوب با بهره‌گیری از روش منحنی سنجه و مقایسه نتایج با روش‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: رودخانه بابل رود– استان مازندران). علوم و تکنولوژی محیط زیست، (۱۱)۲۱، ۹۱-۷۹.

ناوه، ه.، خلیلی، ک.، اعلمی، م.ت.، و بهمنش، ج. (۱۳۹۱). پیش بینی جریان رودخانه با استفاده از مدل غیرخطی سری زمانی دو–خطی (مطالعه موردی رودخانه های باراندوزچای و شهرچای ارومیه). آب و خاک، (۵)۲۶، ۱۳۰۷-۱۲۹۹.

ویسی‌پور، ح.، معصوم پور سماکوش، ج.، صحنه، ب.، و یوسفی، ی. (۱۳۸۹). تحلیل پیش‌بینی روند بارش و دما با استفاده از (ARIMA) مدل‌های سری زمانی (نمونه موردی: شهرستان کرمانشاه). جغرافیا، (۱۲)۴، ۸۰-۶۵

یوسفی، م.، و برزگری، ف. (۱۳۹۴) . تعیین مناسب‌ترین روش منحنی سنجه و مقایسهٔ آن با شبکهٔ عصبی مصنوعی به منظور برآورد رسوبات معلق (مطالعهٔ موردی: استان لرستان). منابع طبیعی. (۲)۶۸ ۴۲۶-۴۱۳.

Barnston, A.G. (1992). Correspondence among the correlation, RMSE, and Heidke forecast verification measures; refinement of the Heidke score. Weather and Forecasting, 7(4), 699-709.

Di Silvio, G. (1996). Underground structures of artificial basins; Interrimento e riabilitazione degli invasi artificiali. Acqua, 49-54.

Hornik, K., Stinchcombe, M., and White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. Neural Networks, 2(5), 359-366.

Melesse, A.M., Ahmad, S., McClain, M.E., Wang, X., and Lim, Y.H. (2011). Suspended sediment load prediction of river systems: An artificial neural network approach. Agricultural Water Management, 98(5), 855-866.

Rajaee, T. (2011). Wavelet and ANN combination model for prediction of daily suspended sediment load in rivers. Science of the Total Environment, 409(15), 2917-2928.

*Management of Natural Ecosystems*
Volume 5, Issue 1, Spring 2025, 25-33
http://emj.ardakan.ac.ir/article_732520.html

# Comparison of the application of time series modeling and neural networks in predicting suspended sediment in rivers (Case study of a hydrometric station in Ohio)

Masoud Fehresti sani[1], Maryam Asadi[2*], Ali Fathzadeh[3]

CC BY

Research Article

1. Associate Professor, Department of Agricultural Economic, Faculty of Agriculture & Natural Resources, Ardakan University, Ardakan, Iran.

mfehresti@ardakan.ac.ir

2. Ph.D. in Watershed Management, Department of Natural Resources and Watershed Management of Khansar, Khansar, Iran.

m.asadi.96@ut.ac.ir

* Corresponding author

3. Associate Professor, Department of Nature Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Ardakan University, Ardakan, Iran.

fat@ardakan.ac.ir

Article Code: 2511-1137
**Countinus Pagination:** 999-1007

**Received:** 20 November 2025
**Accepted**: 06 December 2025
**Online:** 12 December 2025
**Review speed:** 17 days

**Citation:**
Fehresti sani, M., Asadi, M., and Fathzadeh, A. (2025). Comparison of the application of time series modeling and neural networks in predicting suspended sediment in rivers (Case study of a hydrometric station in Ohio). Management of Natural Ecosystems, 5(1), 25-33.

## Abstract

Estimation of suspended sediment in rivers is one of the important processes of river engineering and water resources and plays an important role in the design and construction of water structures and erosion and sediment management at the watershed. Predicting the sediment load of rivers is not an easy task due to their nonlinear and complex structure. So far, various modeling has been performed to predict the trend of suspended sediment load in rivers. However, this research, in order to evaluate and develop forecasting methods, examines the efficiency of time series models and artificial neural networks in simulating sediment data. Based on this, sediment data were collected at the Ohio Hydrometric Station in the United States (1992–2014) and were modeled using time series and artificial neural networks. The results of unit root test showed that the sediment series is at a static level and a suitable model for sediment prediction was identified by applying the Box-Jenkins method to these data. Using the ARMA model and artificial neural network model, suspended sediment load was predicted for the next 5 years. The results showed that the ARMA model with RMSE, 4.67 and $R^2$ 56.5 has a higher accuracy in predicting the suspended sediment load.

## Key Words:

Suspended sediment load, flow rate, time series, artificial neural network.

ISSN: 2821-0182
DOI: 10.22034/emj.2025.732520