

تخمین زمانی و مکانی بار معلق رودخانه آجی چای با استفاده از

زمین آمار و شبکه عصبی مصنوعی

سمیرا طلوعی^{1*}، علی حسین زاده دلیر²، محمدعلی قربانی²، احمد فاخری فرد³ و فرزین سلماسی⁴

تاریخ دریافت: 89/4/16 تاریخ پذیرش: 89/7/6

1- دانشجوی سابق کارشناسی ارشد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز
2 و 3- دانشیار، استاد و استادیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

*مسئول مکاتبه: E-mail: tolouei.samira@yahoo.com

چکیده

پدیده انتقال رسوب در رودخانه‌ها از پیچیده‌ترین مباحث مهندسی رودخانه بوده و همواره مورد توجه کارشناسان و مهندسين آب می‌باشد. یکی از مشکلات عمده که سازه‌های هیدرولیکی بنا شده در یک رودخانه را تهدید می‌کند مسأله انتقال و انباشت رسوبات می‌باشد. لذا ارائه راهکارهای نوین جهت برآورد دقیق بار معلق عبوری از مقاطع مختلف رودخانه‌ها در مقیاس‌های زمانی مختلف، نقش بسزایی در پیشبرد صحیح مطالعات مهندسی رودخانه خواهد داشت. نظر به اینکه آماربرداری رسوب معلق در اکثر ایستگاه‌های رسوب سنجی کشور در مقیاس زمانی روزانه و به صورت نامنظم انجام می‌پذیرد در صورت نیاز به تخمین رسوبات معلق ماهانه در یک مقطع مشخص از رودخانه، لازم است این برآورد با استفاده از مدل‌های زمانی و مکانی دقیق‌تر انجام پذیرد. در تحقیق حاضر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و علم زمین آمار و با ادغام آنالیز سری‌های زمانی با آنالیز سری‌های مکانی به ارائه یک مدل جامع، جهت تخمین بار معلق ماهانه در طول رودخانه آجی‌چای اقدام گردیده است. بدین منظور با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی اقدام به داده سازی منطقی در مقیاس زمانی ماهانه نموده و به وسیله تخمینگرهای تک پارامتری کریجینگ و چند پارامتری کوکریجینگ با منظور نمودن دبی جریان به عنوان پارامتر کمکی، مقدار بار معلق رسوبی ماهانه، در طول رودخانه آجی چای برآورد گردیده است. نتایج نشان دادند ضمن معتبر بودن هر دو مدل کریجینگ و کوکریجینگ در منطقه مورد مطالعه روش کوکریجینگ در مقایسه با روش کریجینگ در برآورد مکانی بار معلق ماهانه نتایج بهتری را ارائه می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: آجی‌چای، بارمعلق، برآورد مکانی، زمین آمار، شبکه عصبی مصنوعی

Spatial and Temporal Estimation of Suspended Sediment Load in Aji-chay River Using Geostatistics and Artificial Neural Network

S Tolouei^{1*}, A Hosseinzadeh Dalir², MA Gorbani², A Fakheri Fard³
and F Salmasi⁴

Received: 7 July 2010 Accepted: 28 September 2010

¹Former MSc Student, Dept., of Water Engin. Faculty of Agric., Univ. of Tabriz, Iran

^{2,3,4}Assoc. Prof., Prof. and Assist. Prof., Dept. of Water Engin., Faculty of Agric. Univ. of Tabriz, Iran

*Corresponding author: E-mail: tolouei.samira@yahoo.com

Abstract

Sediment transport phenomenon in rivers, which has been under the consideration of specialists and water engineers, is one of the complicated problems in river engineering studies. Usually sediment transport and storage that threaten hydraulic structures in rivers are important problems. So presenting new and efficient approaches for accurate estimation of suspended sediment load at different scales will play very important role in river engineering studies. As in most of the sediment gauging stations of the country, sediment sampling is carried out daily and irregularly, if it is needed to know the suspended sediment load in a particular of river, it is necessary to utilize suitable temporal and spacial models. In this study, geostatistics and artificial neural network were used in order to combine time and space series analyses together to present a comprehensive model to estimate monthly suspended sediment load in Aji-chay river. Therefore, rational data has been produced with the aid of artificial neural network at monthly scale, then by both uni and multi-parametric estimators namely kriging and cokriging (in addition to suspended sediment load, water discharge is also used as a secondary variable) methods, monthly suspended sediment load was estimated along the Aji-chay river. Results showed that while both models were valuable in restricted area, the cokriging model in comparison with kriging model was more accurate.

Key Words: Aji-chay river, Artificial neural network, Geostatistics, Spatial estimation, Suspended load

روی میزان رسوب انجام گرفته است. تمامی روش‌های ذکر شده روی تخمین میزان بار معلق در یک ایستگاه در زمانهای مختلف و تحت جریانهای مختلف تمرکز داشته و در واقع این نوع تخمین مستلزم داشتن ایستگاه در مقطع مورد نظر و در دست بودن آمار مربوطه می-

مقدمه

به دلیل اهمیت ویژه رسوبگذاری و تخمین بار رسوبی در پروژه‌های آبی و ارتباط تنگاتنگ آن با مسائل اقتصادی، تاکنون تحقیقات فراوانی در زمینه روش‌های برآورد بار رسوبی و تأثیر عوامل مختلف بر

مسأله زیاد نباشد؛ اما تعداد داده‌های موجود از مسأله برای آموزش کافی باشد کارکرد مطلوبی خواهد داشت. از نظر آنها شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بار رسوبی بر دیگر روش‌های متداول برتری دارد.

اعلمی و همکاران (1388) از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مدلسازی چند ایستگاه بارمعلق رسوب ایستگاه آخولا بر روی رودخانه آبی چای استان آذربایجان شرقی استفاده نمودند. مقایسه نتایج شبکه عصبی مصنوعی با منحنی سنج رسوب نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی مصنوعی کارایی بهتری در تخمین پدیده رسوب ایستگاه آخولا نسبت به روش‌های دیگر دارد که دال بر توانایی شبکه عصبی مصنوعی در مدلسازی پدیده‌های خطی از جمله مسأله رسوب است. امروزه روش‌های مختلف زمین آماری برای تخمین متغیرهای مکانی، به دلیل در نظر گرفتن همبستگی، موقعیت و آرایش داده‌ها، از اهمیت زیادی برخوردار هستند. به طوریکه نتایج تحقیقات و مطالعات انجام شده، حاکی از برتری روش‌های زمین آماری بر روش‌های مبتنی بر آمار کلاسیک می‌باشد.

متغیرهای مکانی برای اولین بار توسط ماترون پایه گذاری و مقدماً در مسائل مهندسی معدن مورد استفاده قرار گرفت. بعداً با گسترش این علم از آن در مهندسی آب و در زمینه آب‌های زیرزمینی و تخمین هدایت هیدرولیکی (اسلام پور 1375) تخمین میزان بارش (ابتیو و همکاران 1993) کیفیت آب (مهدیان و همکاران 1997) تغییرات مکانی غلظت نمک در خاک (مایدمنت 1993) استفاده به عمل آمد که ذیلاً برخی از مطالعاتی که مرتبط با موضوع این تحقیق می‌باشند، مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

لی و زانگ (2005) روش کوکریجینگ⁶ را برای تخمین رسوب روزانه حوضه آبخیز والنات گریک⁷ واقع در منطقه جاسپر⁸ به کار بردند آنها در پژوهش خود برای تخمین رسوب روزانه از دبی روزانه در بازه‌های زمانی یک هفته، دو هفته و ماهانه استفاده نموده و نتایج

باشد. معمولاً به علت عدم امکان احداث و بهره برداری از ایستگاههای رسوب سنجی در مقاطع مختلف از بازه یک رودخانه، به دلیل مشکلات فنی، اقتصادی و آماربرداری نامنظم رسوب در مقیاس زمانی روزانه، در صورت نیاز به تخمین میزان رسوبات معلق ماهانه، در یک مقطع خاص از رودخانه لازم است با استفاده از یک مدل برآورد زمانی مناسب اقدام به داده سازی منطقی در مقیاس زمانی ماهانه نموده و سپس با استفاده از تخمینگرهای مکانی دقیق میزان رسوبات معلق ماهانه در مقطع موردنظر برآورد گردد.

همواره آنالیز سری‌های زمانی روی بار معلق رسوب برای یک ایستگاه با ترسیم منحنی بار معلق - دبی جریان صورت می‌گیرد، ولی مطالعات اخیر حاکی از آن است که شبکه عصبی مصنوعی¹ ابزاری قدرتمند و دقیق در مورد مسائل غیر خطی و پیچیده از جمله پدیده رسوب می‌باشد و در اکثر موارد جواب‌های منطقی و قابل اعتمادی نسبت به منحنی سنج² رسوب ارائه می‌دهد.

آلپ و سگیز اوغلو (2005) اظهار نمودند که طبیعت غیر خطی بار معلق، نیازمند استفاده از روش‌های غیر خطی برای تخمین بار معلق است. همچنین سگیز اوغلو و آلپ (2006) با بکار گیری دو الگوریتم آموزش FFBP³ و GRNN⁴ برای رسوب حوضه آبریز جانیاتا⁵ در آمریکا و مقایسه نتایج بدست آمده با روش‌های متداول منحنی سنج رسوب و رگرسیون خطی چند متغیره دریافتند که بکارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه رسوب کاملاً بر روش‌های مذکور برتری دارد. ناجی و همکاران (2002) در پژوهشی که انجام دادند به این نکته اشاره کردند که توانایی شبکه عصبی مصنوعی در پردازش موازی عوامل مستقل موثر در یک پدیده باعث می‌شود تا سرعت محاسبات بصورت چشمگیری افزایش یابد. آنها بیان داشتند که شبکه‌های عصبی مصنوعی زمانی که آگاهی از طبیعت

¹Artificial neural network

²Sediment rating curve

³Feed forward back propagation

⁴Generalized regression neural networks

⁵Juniata

⁶Cokriging

⁷Walnut greek watershed

⁸Jasper

در راستای ارائه مدل جامع برآورد مکانی و زمانی در طول رودخانه آجی چای روند انجام کار به این شرح می باشد:

انتخاب ایستگاه‌ها و آماده سازی داده‌ها

در این مطالعه پس از بررسی‌های لازم، از داده‌های آماری پنج ایستگاه فعال میرکوه (اسبقران)، سرانسر (ارزنق)، مرکید، ونیار و آخولا روی شاخه اصلی رودخانه آجی چای استفاده شد که آمار رسوب معلق و دبی جریان مربوط به این ایستگاه‌ها از سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی تهیه گردیده است. در آمار موجود داده‌های دبی جریان به صورت مرتب از سال 1384-1381 برای کلیه ایستگاه‌های منتخب و داده‌های رسوب معلق در ایستگاه‌های میرکوه، سرانسر، مرکید، ونیار و آخولا به ترتیب به صورت پراکنده از سال‌های 1384-1369، 1382-1380، 1369-1384، 1384-1343، 1384-1364 موجود هستند. موقعیت ایستگاه‌های رسوب سنجی این حوضه در شکل 2 و مشخصات ایستگاه‌ها بر حسب طول جغرافیایی و کیلومتر با در نظر گرفتن ایستگاه میرکوه به عنوان مبنا در جدول 1 نشان داده شده است.

برآورد زمانی رسوبات معلق

شبکه عصبی مصنوعی مدلی ریاضی است که توانایی مدل سازی و ایجاد روابط ریاضی غیرخطی برای درون یابی را دارد و می‌تواند نگاشت یا تبدیل از فضای چند بعدی به فضای چند بعدی دیگر را انجام دهد و قابلیت‌هایی از قبیل شناسایی الگو، نگاشت غیرخطی، حافظه انجمنی، خود سازمان‌دهی و کنترل را دارا می‌باشد (منهاج، 1384). یکی از مهم‌ترین انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های MLP² می‌باشند. این شبکه‌ها از چندین لایه تشکیل شده‌اند در هر لایه

حاصل از آن را با روش کریجینگ عادی¹ و منحنی سنج رسوب مقایسه نموده و به این نتیجه رسیدند که میزان بار معلق رسوبی تخمینی به روش کوکریجینگ در بازه هفتگی نتیجه بهتری را نسبت به منحنی سنج رسوب و روش کریجینگ عادی ارائه می‌دهد.

نورانی و همکاران (1384) با بیان مشکلات موجود در زمینه تخمین رسوب در یک مقطع مورد نظر از رودخانه استفاده از روش تخمین چند پارامتری را با توجه به مفاهیم علم زمین آمار و متغیرهای مکانی پیشنهاد نمودند. آنها در پژوهش خود از روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ برای تهیه مدل برآورد مکانی بر روی تلخه رود تبریز استفاده نمودند و با بهره گیری از نرم افزار Gslib دریافتند از روش کوکریجینگ به علت واریانس کمتر نتایج، می‌توان با اطمینان بیشتری جهت برآورد بار معلق رودخانه استفاده نمود.

هدف از انجام این پژوهش استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در تخمین رسوبات معلق ماهانه و به کار گیری نتایج حاصل در مدل‌های برآورد مکانی کریجینگ و کوکریجینگ جهت تخمین بار معلق رسوب ماهانه در هر مقطع دلخواه از رودخانه آجی چای می باشد.

مواد و روش‌ها

مشخصات و موقعیت منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز رودخانه آجی چای با وسعتی معادل 13853 کیلومترمربع در محدوده 30°-45° تا 45°-47° طول شرقی و 37°-45° تا 30°-38° عرض شمالی گسترده شده و بیش از 25 درصد مساحت کل حوضه آبریز دریاچه ارومیه را می‌پوشاند. این حوضه از دامنه‌های 3800 متری ارتفاعات جنوبی سبلان سرچشمه می‌گیرد و از شمال شرق شهر تبریز به شمال غرب آن جریان می‌یابد. در شکل 1 موقعیت حوضه مورد مطالعه در سطح کشور و منطقه نشان داده شده است.

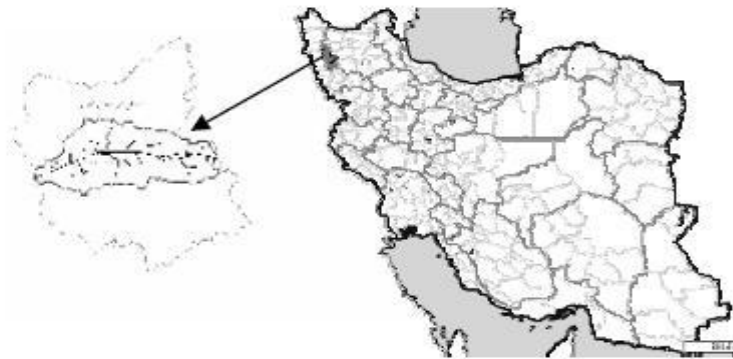
برآورد زمانی و مکانی رسوبات معلق

²Multi layer perceptron

¹Ordinary kriging

جدول 1- مشخصات ایستگاه های رسوب سنجی مورد استفاده در محدوده مورد مطالعه

ایستگاه	طول جغرافیایی (deg-min)	(کیلومتر)	فاصله طولی ایستگاه از مبدأ (کیلومتر)
میرکوه (اسبران)	47°-31'	719/97	0
سرانسر (ارزنتق)	47°-27'	715/46	4/51
مرکید	46°-49'	659/14	60/83
ونیار	46°-24÷	622/73	97/25
آخولا	46°-02'	590/70	129/27



شکل ۱- موقعیت حوضه آبریز آجی چای در سطح کشور و منطقه



شکل ۲- موقعیت مکانی ایستگاههای رسوب سنجی مورد مطالعه

از پارامترهای طراحی شبکه‌های عصبی می‌توان به کارایی شبکه، تقسیم داده‌ها، پیش تحلیل داده‌ها، تعیین ورودی‌های مدل، توابع محرک، تعداد تکرارها و معیار توقف شبکه اشاره کرد. همچنین متداول‌ترین الگوریتم لوبنبرگ مارکوورت¹ می‌باشد که این الگوریتم دارای بازدهی بالا بوده و بسیار پایدار می‌باشد (تث 2000).

برآورد مکانی رسوبات معلق

کریجینگ

ساده‌ترین روش تخمین در زمین آمار کریجینگ است. این روش بهترین تخمینگر خطی نااریب است و در واقع ابزاری مناسب به منظور تخمین بهینه متغیرهای ناحیه‌ای یک نقطه یا یک قطعه بصورت تابع خطی از نمونه‌های موجود در حوالی آن قطعه است. یکی از مهم‌ترین نقاط قوت روش کریجینگ توانایی آن در محاسبه واریانس تخمین² برای مقدار تخمینی است که معیاری برای مطلوب بودن تفسیر به حساب می‌آید (مدنی 1369).

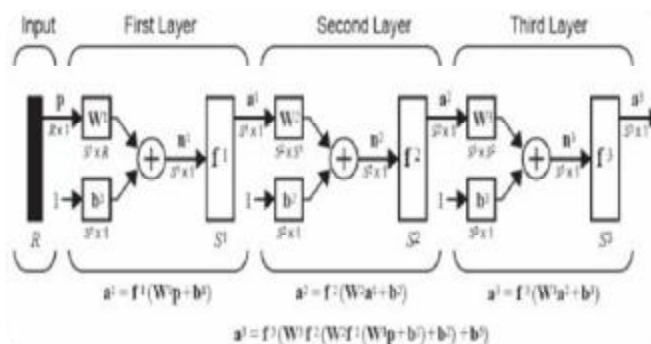
در روش کریجینگ با توجه به نحوه توزیع مکانی متغیر مورد نظر به تخمین مقادیر مجهول در موقعیت‌های مکانی مطلوب و معلوم پرداخته می‌شود. در صورتی که مقدار متغیر مکانی Z در موقعیت مکانی \mathbf{u}_i معلوم باشد مقدار تخمینی برای مجهول Z در موقعیت معلوم \mathbf{u}_a را می‌توان بصورت ترکیب خطی زیر در نظر گرفت:

$$\hat{Z}(\mathbf{u}_a) = \sum_{i=1}^n I_i Z(\mathbf{u}_i) \quad [2]$$

مقدار $\hat{Z}(\mathbf{u}_a)$: مقدار تخمینی در \mathbf{u}_a و $Z(\mathbf{u}_i)$: مقدار عددی نمونه‌ها در موقعیت‌های \mathbf{u}_i ; I_i : وزن آماری که به نمونه $Z(\mathbf{u}_i)$ نسبت داده می‌شود.

یک روش تخمین مناسب باید واجد شرایط زیر باشد: الف. میانگین خطاها نزدیک صفر باشد. ب. توزیع

تعدادی نرون در نظر گرفته می‌شود که به وسیله اتصالات به نرون‌های لایه مجاور وصل می‌شوند که در شکل 3 نمونه‌ای از شبکه‌های MLP سه لایه نشان داده شده است.



شکل 3- شبکه عصبی مصنوعی سه لایه

در این شبکه‌ها ورودی موثر هر نرون، حاصل ضرب خروجی نرون‌های لایه قبل در وزن‌های میان آن نرون‌ها است. نرون‌های لایه اول اطلاعات را گرفته و از طریق اتصالات مربوطه به نرون‌های لایه مخفی منتقل می‌کنند. در لایه مخفی پس از محاسبه‌ی ورودی موثر هر نرون، این ورودی از یک تابع محرک گذرانده می‌شود. برای این کار توابع مختلفی ارائه شده است که گرایش بیشتر محققان به استفاده از توابع محرک کران‌دار میباشد که مشهورترین آنها تابع سیگموئید است. برای هماهنگی بین برد تابع محرک و خروجی شبکه، نیاز به نرمال سازی داده‌ها می‌باشد. در این مطالعه با استفاده از رابطه پیشنهاد شده توسط ساجی کومار و همکاران (1999) داده‌ها در محدوده‌ی (0/1 تا 0/9) نرمال‌سازی گردید.

$$N_i = 0.8 \left[\frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \right] + 0.1 \quad [1]$$

در این رابطه N_i : مقادیر نرمال شده، X_i : مقادیر واقعی، X_{max} : حداکثر مقادیر واقعی و X_{min} : حداقل مقادیر واقعی می‌باشد.

¹Levenberg- Marquardt

²Estimation variance

به کوکریجینگ خواهد بود، اگر در اینجا فرض بر وجود فقط یک پارامتر مکانی فرعی $Z_2(\mathbf{u})$ در کنار پارامتر مکانی اصلی $Z_1(\mathbf{u})$ باشد مقدار نامعلوم $\hat{Z}_1(\mathbf{u}_a)$ مشابه رابطه 2 به صورت زیر تخمین زده می‌شود:

$$\hat{Z}_1(\mathbf{u}_a) = \sum_{i=1}^n I_{1i} Z_1(\mathbf{u}_{1i}) + \sum_{j=1}^m I_{2j} Z_2(\mathbf{u}_{2j}) \quad [5]$$

که در آن $\hat{Z}_1(\mathbf{u}_a)$ مقدار تخمینی در \mathbf{u}_a و n تعداد نقاط نمونه‌برداری از پارامتر اصلی و m تعداد نقاط نمونه‌برداری از پارامتر فرعی می‌باشند در این حالت شروط زیر باید برقرار باشند (اسحاق و سیرواستا 1989):

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n I_{1i} = 1 \\ \sum_{j=1}^m I_{2j} = 0 \end{cases} \quad [\text{الف} - 6]$$

$$\begin{cases} 2 \sum_{j=1}^m I_{1j} C_{11}(\mathbf{u}_{1i}, \mathbf{u}_{1j}) + 2 \sum_{j=1}^m I_{2j} C_{12}(\mathbf{u}_{1i}, \mathbf{u}_{2j}) - 2 C_{11}(\mathbf{u}_{1i}, \mathbf{u}_a) + 2 m_1 = 0 \\ 2 \sum_{i=1}^n I_{2i} C_{22}(\mathbf{u}_{2i}, \mathbf{u}_{2j}) + 2 \sum_{i=1}^n I_{1i} C_{12}(\mathbf{u}_{1i}, \mathbf{u}_{2j}) - 2 C_{21}(\mathbf{u}_{2j}, \mathbf{u}_a) + 2 m_2 = 0 \end{cases} \quad [\text{ب} - 6]$$

که در این روابط $j = 1, 2, 3, \dots, m$ ، $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ، C_{21} بیانگر کواریانس دو متغیر اصلی و فرعی نسبت به هم بوده و به کواریانس متقابل⁴ موسومند. حال با حل $n+m+2$ معادله حاصل از روابط الف-6 و ب-6 می‌توان n عدد I_1 ، m عدد I_2 و دو عدد m_1 ، m_2 را حساب و با رابطه‌ی 5 مقدار $\hat{Z}_1(\mathbf{u}_a)$ را تخمین زد. در این حالت نیز می‌توان روابط را بر اساس تغییرنا نوشت.

روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ دو مزیت مهم نسبت به سایر روش‌های تخمین دارند، اولاً در نقاطی که مقدار متغیر معلوم است مقدار دقیق برای متغیر تخمین زده می‌شود و ثانیاً برای هر مقدار تخمین زده شده می‌توان واریانس تخمین را نیز محاسبه کرد که این امر در

خطاها در حول و حوش میانگین متمرکز باشد (مدنی 1369).

با اعمال دو شرط میانگین خطای تخمین صفر و حداقل واریانس خطای تخمین، می‌توان به ترتیب به روابط زیر رسید (اسحاق و سیرواستا 1989):

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 & i = 1, 2, 3, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j C(\bar{u}_i, \bar{u}_j) + \mu = C(\bar{u}_i, \bar{u}_j) \end{cases} \quad [3]$$

از حل این دستگاه $n+1$ معادله می‌توان n مقدار I_i و مقدار m را که ثابت لاگرانژ می‌باشد محاسبه و سپس با استفاده از رابطه‌ی 2 مقدار $\hat{Z}_1(\mathbf{u}_a)$ را تخمین زد در رابطه 3، $C(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j)$ تابع کواریانس متغیر Z در موقعیت مکانی $(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j)$ می‌باشد که در صورت ایستا بودن توابع تصادفی می‌توان نوشت (اسحاق و سیرواستا 1989):

$$g(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j) = S^2 - C(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j) \quad [4]$$

که در این رابطه $S^2 = C(\mathbf{0})$ واریانس متغیر مکانی است که به سیل¹ نیز مشهور است و $2g(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j)$ نیز تابع تغییرنا² بوده و به نصف آن نیم تغییرنا³ گویند.

کوکریجینگ

همانطور که در آمار کلاسیک روش‌های چند متغیره برای تخمین وجود دارد، در زمین‌آمار نیز می‌توان به روش کوکریجینگ بر اساس همبستگی بین متغیرهای مختلف تخمین زد. در صورتیکه موقع تخمین یک متغیر اصلی از یک یا چند متغیر فرعی دیگر که با متغیر اصلی در ارتباط باشند کمک گرفته شود روش تخمین موسوم

¹Sill

²Variogram

³. Semi variogram

⁴. Cross covariance

اعتبار مدل

جهت برآورد اعتبار و دقت مدل و همین طور مقایسه دو روش کریجینگ و کوکریجینگ، داده‌های مربوط به هر کدام از ایستگاهها را کنار گذاشته و سپس با استفاده از مدل تعیین شده اقدام به تخمین بار معلق به روش کریجینگ و کوکریجینگ برای ایستگاه کنار گذاشته شده گردید. مدل انتخاب شده موقعی پذیرفته می‌شود که مقادیر S_1 و S_2 از مقادیر اصلی شان یعنی صفر و یک، کمتر از 0/15 الی 0/2 اختلاف داشته باشد (مایدمنت 1993). همچنین برای ارزشیابی روشهای کریجینگ و کوکریجینگ میانگین مربعات خطا¹ مورد ارزیابی قرار گرفت.

$$S_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \quad [8]$$

$$S_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad [9]$$

$$e_i = \frac{Z(\mathbf{u}_i) - \hat{Z}(\mathbf{u}_i)}{S_i} \quad [10]$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\hat{Z}(\mathbf{u}_i) - Z(\mathbf{u}_i)]^2 \quad [11]$$

$Z(\mathbf{u}_i)$: مقدار مشاهده شده در نقطه \mathbf{u}_i و $\hat{Z}(\mathbf{u}_i)$: مقدار برآوردی در نقطه \mathbf{u}_i و S_i : مجذور میانگین مربعات خطای برآوردی می‌باشد.

نتایج

نتایج شبکه‌های عصبی مصنوعی

پس از مطالعه و بررسی‌های لازم، در پنج ایستگاه میرکوه، سرانسر، مرکید، ونیار و آخولا داده‌های مفقود در سری زمانی رسوبات معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا شبیه سازی گردید. در آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی از دبی جریان (Q_w) روز جاری به عنوان ورودی و از دبی رسوبی روز جاری (Q_s) به عنوان خروجی و از 75% داده‌ها برای آموزش شبکه و 25% بقیه برای صحت سنجی پارامتر کمکی استفاده گردید.

آرایش و انتخاب محل‌های نمونه برداری مهم خواهد بود (حسنی پاک 1377).

تحلیل نیم تغییرنا

نیم تغییرنا مهمترین ابزار مطالعات زمین‌آمار است بنابراین مدل تئوری منطبق بر داده‌های موجود، اهمیت بسیار زیادی دارد زیرا مدل انتخاب شده در مرحله کریجینگ و کوکریجینگ به کار می‌رود. هدف اصلی از برقرارکردن تابع نیم تغییرنا آن است که بتوان ساختار تغییرپذیری متغیر را نسبت به فاصله مکانی شناسایی نمود که آمار کلاسیک مجهز به چنین قابلیت نمی‌باشد. تابع نیم‌تغییرنا، تغییرات یک پارامتر را با در نظر گرفتن فاصله بصورت معادله زیر نشان می‌دهد:

$$g(d) = \frac{1}{2N(d)} \sum_{i=1}^{N(d)} [Z(\mathbf{u}_i) - Z(\mathbf{u}_i + d)]^2 \quad [7]$$

که در آن $g(d)$: نیم تغییرنا، d : بردار فاصله جداسازی بین موقعیت نمونه‌هاست، $N(d)$: تعداد زوج نمونه‌ها که به فاصله d از یکدیگر واقع اند، $Z(\mathbf{u}_i)$: متغیر مکانی در موقعیت مکانی \mathbf{u}_i ، $Z(\mathbf{u}_i + d)$: متغیر مکانی Z در موقعیت مکانی $(\mathbf{u}_i + d)$ می‌باشد.

در عمل برای تخمین یک پارامتر لازم است که ابتدا نیم تغییرنمای تجربی داده‌های موجود رسم و سپس به یک مدل نیم تغییرنمای مناسب (کروی، گوسی، خطی، نمایی) برازش داده شود که این مرحله همواره از مراحل مشکل تخمین بهینه به حساب می‌آید (بری 1993) و در آخر بسته به مورد با استفاده از رابطه 3 و یا روابط الف-6 و ب-6 ضرایب تخمین تعیین و مقدار متغیر در موقعیت مکانی مورد نظر برآورد می‌شود.

با توجه به این مسأله که از لحاظ آماری بار معلق به دبی آب عبوری حساسیت بیشتری نسبت به سایر پارامترها دارد (شفاعی بجستان 1377) لذا در این مطالعه در تخمینگر کوکریجینگ از دبی جریان به عنوان پارامتر کمکی استفاده گردید.

¹ . Mean square error

نیم تغییرنماهای ماهانه بار معلق، دبی جریان مقیاس شده و نیم تغییرنماهای متقابل ماهانه بار معلق - دبی جریان مقیاس شده ترسیم گردیده (به ترتیب اشکال 4- الف، ب، ج) و با مدل‌های رایج گوسی، نمایی، توانی، کروی و خطی برآزش داده شده و مورد واسنجی قرار گرفتند. بررسی‌ها نشان داد که از بین مدل‌های مرسوم، نیم تغییرنماهای تجربی ماهانه بار معلق، دبی جریان مقیاس شده و تغییرنماهای متقابل ماهانه بار معلق - دبی جریان مقیاس شده از مدل گوسی تبعیت می‌نمایند که این مدل با رابطه زیر مشخص می‌شود:

$$g(d) = C_0 + C(1 - \exp(-\frac{d^2}{a^2})) \quad [12]$$

که در آن g : نیم تغییرنما، d : فاصله، C : مقدار سیل، a : شعاع تأثیر و C_0 : اثر ناحیه‌ای می‌باشد.

در ادامه مطالعه با استفاده از کد برنامه نوشته شده در محیط برنامه نویسی Mathematica از نیم-تغییرنماهای حاصل دسری زمانی معادل تهیه گردید. روابط نیم تغییرنمای معادل ماهانه بار معلق، دبی جریان مقیاس شده و تغییرنمای متقابل معادل ماهانه بار معلق - دبی جریان مقیاس شده به ترتیب در ذیل آورده شده است. همانطور که قبلاً اشاره شد برای تعیین صحت مدل انتخابی و همین طور مقایسه دو روش تخمینی کریجینگ و کوکریجینگ با استفاده از روش ارزیابی مجدد آماره‌های S_1 ، S_2 ، MSE محاسبه گردید که نتایج مربوط به آن‌ها نیز در جدول 3 ارائه شده است.

$$g(d) = 2.47 + 33655.2(1 - \exp(-\frac{d^2}{152.48^2})) \quad [13]$$

$$g(d) = 6.33 + 42014.5(1 - \exp(-\frac{d^2}{208.18^2})) \quad [14]$$

$$g(d) = 1.46 + 22434.8(1 - \exp(-\frac{d^2}{199.10^2})) \quad [15]$$

بحث و جمع‌بندی

همانطوریکه اشاره گردید در تحقیقات اخیر انجام شده به منظور برآورد رسوبات معلق رودخانه آبی چای،

استفاده گردید و پارامترهای مؤثر در شبکه، برای حصول به بهترین شبکه تغییر داده شده‌اند. در این مرحله عوامل مختلف، نظیر لگاریتمی کردن داده‌ها، تعداد لایه‌های میانی بر عملکرد شبکه عصبی با یک نرون ورودی، مورد مطالعه قرار گرفت و بهترین شبکه انتخاب گردید. نتایج شبکه عصبی مصنوعی و آرایش‌های انتخابی در ایستگاهها به شرح جدول 2 می‌باشد. در ادامه مطالعه به منظور برآورد مکانی رسوبات معلق ماهانه با استفاده از آمار دبی جریان سالهای 1384-1381 میزان دبی رسوبی ماهانه به کمک شبکه عصبی مصنوعی شبیه سازی گردید.

نتایج مدل زمین آمار

در برآورد مکانی بار معلق ماهانه قبل از هر اقدامی توجه به دو نکته اساسی مهم است، اول اینکه ساده‌ترین شکل کریجینگ مستلزم تخمین مقدار خواص در ناحیه یا نواحی مختلف با فرض نرمال بودن توزیع داده‌هاست که جهت بررسی نرمال بودن داده‌ها از تست کلموگراف اسمیرنف استفاده شد. نتایج حاصل از این تست بیانگر این مطلب است که بار معلق و دبی جریان در سطح اعتماد 95% از توزیع نرمال پیروی می‌کنند. و دوم این که دو پارامتر دبی و بار معلق از لحاظ ابعادی با هم یکسان نبوده و اختلاف عددی بالایی دارند، که موقع تعیین تغییرنمای متقابل مشکلاتی بروز خواهد کرد، در این قبیل موارد لازم است مقادیر پارامتر فرعی را با ضرب کردن در نسبت میانگین پارامتر اصلی به پارامتر فرعی تعدیل کرده و دو پارامتر را مقیاس نمود که این روند در تعیین مدل نهایی مشکلی ایجاد نخواهد کرد (پن 1993). از این رو به منظور جلوگیری از بروز مشکل در تغییرنمای متقابل از داده‌های دبی جریان مقیاس شده استفاده گردید.

در این مطالعه برای تعیین مدل برآورد مکانی بار معلق ماهانه از نرم افزار GS+ استفاده گردید، جزئیات عمل بدین ترتیب بود که با رسم دیاگرام متقابل بار معلق - دبی جریان به وجود رابطه‌ای با ضریب همبستگی 0/95 بین این دو متغیر پی برده شد، سپس

ارزیابی مجدد در 5 ایستگاه رسوب سنجی واقع در طول رودخانه آجی چای نشان می‌دهد ضمن معتبر بودن هر دو مدل کریجینگ و کوکریجینگ در منطقه مورد مطالعه، روش کوکریجینگ با میانگین مربعات خطای کمتر تخمین نارایی نسبت به روش کریجینگ داشته و از دقت بالاتری برخوردار است. همچنین بررسی نتایج جدول 3 نشان می‌دهد مقدار میانگین مربعات خطا ایستگاه ونیار در مقایسه با سایر ایستگاه‌ها مقدار کمتری دارد که این مسأله می‌تواند به دلیل زیاد بودن تعداد داده های رسوب روزانه و نتیجتاً افزایش دقت شبیه سازیها در این ایستگاه نسبت به سایر ایستگاه‌ها باشد.

نظر به اینکه در مورد پدیده رسوب مطالعات زمین آماری زیادی در منابع وجود ندارد با مقایسه نتایج حاصل از این مطالعه با تحقیقات نورانی و همکاران (1384) و لی و همکاران (2005) نیز نتیجه می‌شود که روش کوکریجینگ در مورد پدیده رسوب بر سایر روش‌های زمین آماری برتری داشته و از اعتبار بالاتری برخوردار است.

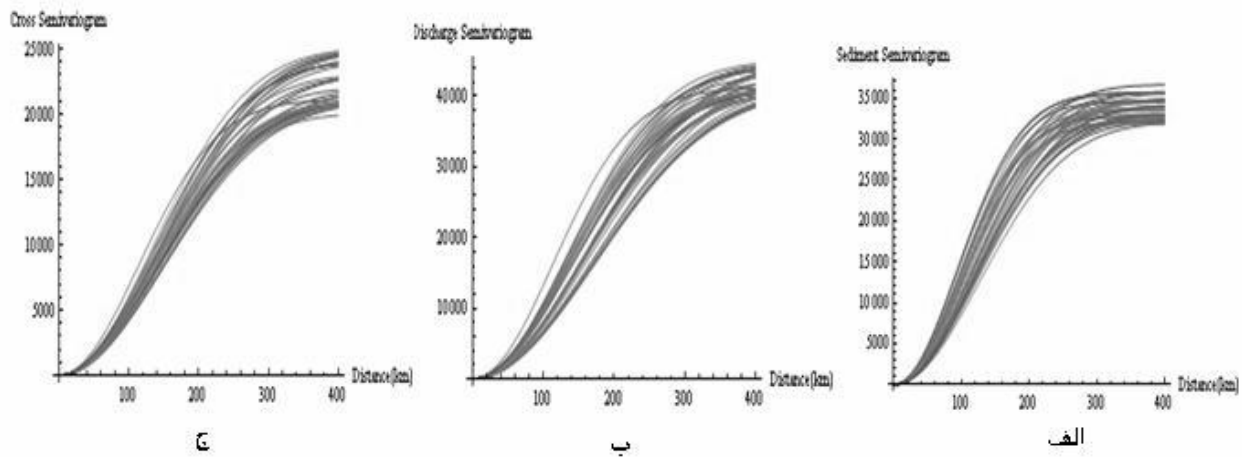
در این تحقیق نشان داده شد که می‌توان از زمین‌آمار جهت تخمین مکانی-زمانی پارامترها با دقت قابل قبول بهره جست؛ لذا انجام تحقیقات مشابه در مقیاس‌های زمانی مختلف در سایر حوضه‌های کشور و ارزیابی سایر پارامترهای دخیل در میزان بار معلق رسوبی به منظور جمع بندی نهایی، از پیشنهاد‌های منتج از بررسی موجود می‌باشد.

منحصراً از مدل برآورد زمانی شبکه عصبی مصنوعی (اعلمی و همکاران 1387) و یا مدل برآورد مکانی زمین آمار (نورانی و همکاران 1384) استفاده شده است. به گونه ایکه در هریک از این مدلها به یک نوع شیوه برآورد در مقیاس زمانی و یا مکانی توجه بیشتری مبذول شده است. لذا در صورتی که بنا به دلایل مهندسی نیاز به تخمین میزان رسوبات معلق در مقیاس زمانی ماهانه و در یک مقطع معین از طول رودخانه آجی چای باشد مدل‌های اخیر قادر به پاسخگویی نخواهند بود. بنابراین در تحقیق حاضر اقدام به ارائه مدلی جامع جهت تخمین بارمعلق ماهانه در طول رودخانه آجی چای گردیده است و تلفیق مدل برآورد زمانی شبکه عصبی مصنوعی با مدل برآورد مکانی زمین آمار با ادغام آنالیز سری‌های زمانی با سری‌های مکانی مورد بررسی قرار گرفت.

در این مطالعه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک مدل برآورد زمانی با دقت بالا داده‌های مفقودی در سری زمانی ماهانه رسوبات معلق شبیه سازی گردیده و با استفاده از سری ماهانه داده‌ها، نیم تغییرنماهای ماهانه بار معلق، دبی جریان مقیاس شده و تغییرنماهای ماهانه بار معلق-دبی جریان مقیاس شده ترسیم شد و معادل نیم تغییرنماهای گوسی، کروی، خطی، نمایی مورد واسنجی قرار گرفت که از میان چهار مدل استاندارد نیم تغییرنماها مدل گوسی به دلیل برخوردار از بیشترین ضریب همبستگی و کمترین میانگین مجذور مربعات خطا به عنوان بهترین مدل برآزش شده در تخمین‌گرهای کریجینگ و کوکریجینگ مورد استفاده قرار گرفت. نتایج واسنجی و بررسی اعتبار مطالعه به روش

جدول 2- نتایج شبکه عصبی مصنوعی در ایستگاهها

نام ایستگاه	آرایش	نوع داده	الگوریتم آموزشی	ضریب همبستگی آموزش	ضریب همبستگی صحت سنجی	خطای آموزش	خطای صحت سنجی
میرکوه	1-9-1	لگاریتمی	LM	0/8883	0/714	0/0034	0/0082
سرانسر	1-9-1	لگاریتمی	LM	0/821	0/692	0/0042	0/0091
مرکید	1-3-1	لگاریتمی	LM	0/927	0/8472	0/0014	0/0026
ونیار	1-3-1	لگاریتمی	LM	0/9036	0/9109	0/0020	0/0016
آخولا	1-9-1	لگاریتمی	LM	0/8966	0/8812	0/0037	0/0046



شکل 4- الف) نیم تغییر نماهای ماهانه بار معلق، ب) نیم تغییر نماهای ماهانه دبی جریان مقیاس شده. ج) تغییر نماهای متقابل ماهانه بار معلق - دبی جریان مقیاس شده

جدول 3- نتایج ارزشیابی اعتبار و دقت مدل ارائه شده (میلی گرم بر لیتر)

نام ایستگاه	نام روش	S_1	S_2	میانگین مربعات خطا
میرکوه	کریجینگ	0/16	1/16	1/86
	کو کریجینگ	0/13	1/15	1/2
سرانسر (ارزنق)	کریجینگ	0/2	1/19	2/2
	کو کریجینگ	0/2	1/13	1/75
مرکید	کریجینگ	0/14	1/14	1/7
	کو کریجینگ	0/12	1/12	1/05
ونیار	کریجینگ	0/09	1/09	0/95
	کو کریجینگ	0/05	1/06	0/8
آخولا	کریجینگ	0/11	1/12	1/5
	کو کریجینگ	0/08	1/1	0/98

منابع مورد استفاده

اسلام پورف، 1375. بهینه سازی چاهک های مشاهداتی منطقه نکا به روش کریجینگ. پایاننامه کارشناسی ارشد. دانشکده کشاورزی. دانشگاه تهران.

اعلمی م، نورانی و، نظم آراح، 1388. قابلیت شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل سازی چند ایستگاه بار معلق در مقایسه با روش منحنی رسوب. مجله دانش آب و خاک، جلد 19/1 شماره 2. صفحه های 45 تا 55.

- حسنى پاك ع، 1377. زمين آمار (ژئواستاتىستىك). انتشارات دانشگاه تهران.
- شفاعى بجستان م، 1377. هيدرولىك رسوب. انتشارات دانشگاه شهيد چمران اهواز.
- مدنى ح، 1369. مبانى زمين آمار. انتشارات دانشگاه صنعتى اميركبير.
- منهاج م ب، 1384. مبانى شبكه عصبى مصنوعى (هوش محاسباتى). انتشارات دانشگاه صنعتى اميركبير، چاپ سوم.
- نورانى و، طالب بيدختى ن، عابدینى م ج، رخشنده روغ ر، 1384. تخمین بار رسوبى معلق با استفاده از زمين آمار، مطالعه‌ی موردی تلخه‌رود. مجله‌ی تحقیقات منابع آب ایران، سال اول شماره 2. صفحه‌های 42 تا 50.
- Abtew W, Obey SJ and Shih G, 1993. Spatial analysis for monthly rainfall in south Florida. *Water Resources Bulletin* 29:179-188.
- Alp M and Cigizoglu HK, 2005. Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using hydrometeorological data. *J Environmental Modeling Software* 22:2-13.
- Bray D and Xie H, 1993. A regression method for estimating suspended sediment yield for ungauged watersheds in Atlantic, Canada. *J Civil Engineering* 20:82-87.
- Cigizoglu HK and Alp M, 2006. Generalized regression neural network in modeling river sediment yield. *J Advances in Engineering Software* 37: 63-68.
- Isaaks EH and Srivastava RM, 1989. *Applied Geostatistics*, Oxford University.
- Li Z, Zhang Y, Schilling K and Skopec M, 2005. Cokriging estimation of daily suspended sediment loads. *J Hydrology* 327:389-398.
- Mahdian MH and Gallichand H, 1997. Regional estimation of water deficit and potato yield In Quebec. *J Canadian Agric Eng* 39:165-175.
- Maidment DR, 1993. *Hand book of hydrology*. Mc Graw Hill, New York.
- Nagy HM, Watanabe K and Hirano M, 2002. Prediction of sediment concentration in rivers using artificial neural network model. *J Hydraulic Engineering* 128:588-594.
- Pan GC, Gaard D, Moss K and Heiner T, 1993. A Comparison Between cokriging and ordinary kriging: Case Study with a Polymetallic Deposit. *J Mathematical Geology* 25:377-398.
- Sajikumar N and Thandaveswara BS, 1999. A non linear rainfall- runoff modeling using an artificial network. *J Hydrology* 36:32-35.
- Toth E, Brath A and Montanari A, 2000. Comparison of short-term rainfall prediction model for real-time flood forecasting. *J Hydrology* 239:132-147.