

مقایسه روش های شبکه عصبی بیزین و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین رسوبات

معلق رودخانه ها (مطالعه موردی: سیمینه رود)

محمد علی قربانی^۱

ghorbani@tabrizu.ac.ir

رضا دهقانی^۲

تاریخ پذیرش: ۹۴/۳/۸

تاریخ دریافت: ۹۲/۱۲/۳

چکیده

زمینه و هدف: شبیه سازی و ارزیابی آورد رسوب رودخانه از جمله مسایل مهم در مدیریت منابع آب می باشد. اندازه گیری مقدار رسوب به روش های متداول عموماً مستلزم صرف وقت و هزینه زیادی بوده و گاهی از دقت کافی نیز برخوردار نمی باشد. **روش بررسی:** در این پژوهش تخمین رسوب رودخانه سیمینه رود واقع در استان آذربایجان غربی، با استفاده از شبکه عصبی بیزین مورد بررسی قرار گرفته و نتایج آن با روش های مرسوم هوشمند همچون شبکه عصبی مصنوعی مقایسه گردید. پارامتر دبی، دما و میزان مواد جامد محلول در آب به عنوان ورودی و دبی رسوب به عنوان خروجی مدل در مقیاس زمانی ماهانه طی دوره آماری (۱۳۸۳-۱۳۵۴) انتخاب گردید. معیارهای ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا، ضریب نش ساتکلیف و ضریب بایاس برای ارزیابی و نیز مقایسه عملکرد روش ها مورد استفاده قرار گرفت.

یافته ها: نتایج حاصله نشان داد ساختار ترکیبی توانسته با استفاده از سه روش هوشمند مورد بررسی، در تخمین میزان رسوب نتایج قابل قبولی ارائه نماید. لیکن از لحاظ دقت، مدل شبکه عصبی بیزین با بیش ترین ضریب همبستگی (۰/۸۳۲)، کم ترین ریشه میانگین مربعات خطا (۰/۰۷۱ ton/day) و نیز معیار نش ساتکلیف (۰/۶۹۲) و مقدار بایاس (۰/۰۰۱) در مرحله صحت سنجی در اولویت قرار گرفت.

بحث و نتیجه گیری: در مجموع نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی بیزین توانایی بالایی در تخمین مقادیر کمینه و بیشینه از خود نشان داده است.

واژه های کلیدی: دبی رسوب، سیمینه رود، شبکه عصبی بیزین، شبکه عصبی مصنوعی.

۱- دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران. * (مسوول مکاتبات).

۲- کارشناس ارشد مهندسی کشاورزی - منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

Comparison of Bayesian Neural Networks and Artificial Neural Network to Estimate Suspended Sediments in the RiverS

(Case Study: Simineh Rood)

Mohammad Ali Ghorbani¹

ghorbani@tabrizu.ac.ir

Reza Dehghani²

Abstract

Background and Purpose: Simulation and evaluation of sediment are important issues in water resources management. Common methods for measuring sediment concentration are generally time consuming and costly and sometimes does not have enough accuracy.

Materials and Methods: In this research, we have tried to evaluate sediment amounts, using bayesian neural network for Simineh-Rood, West Azerbaijan, Iran, and compare it with common artificial neural networks. Monthly river discharge, temperature and total dissolved solids for time period (1354-1383) was used as input and sediment discharge for output. Criteria of correlation coefficient, root mean square error and Nash Sutcliff bias coefficient were used to evaluate and compare the performance of models.

Results: The results showed that three models smart estimate sediment discharge with acceptable accuracy, but in terms of accuracy, the bayesian neural network model had the highest correlation coefficient (0.832), minimum root mean square error (0.071ton/day) and the Nash Sutcliff (0.692) and the bias (0.0001) and hence was chosen the prior in the verification stage.

Discussion and conclusions: Finally, the results showed that the bayesian neural network has great capability in estimating minimum and maximum sediment discharge values.

Keywords: discharge, Siminehrood, Bayesian Neural Network, Artificial Neural Network

1- Associate Professor, Water Engineering Department, University of Tabriz,Tabriz, Iran*(*Corresponding author*) .

2 - MSC in Agricultural Engineering -Water Resources, Department of Water Resources, University of Tabriz, Iran

مقدمه

پدیده انتقال رسوب از جمله فرآیندهای هیدروپنایمیکی مهمی است که بسیاری از سیستم‌های فیزیکی و تأسیسات عمرانی را تحت تأثیر قرار می‌دهد و به عنوان یکی از بزرگ‌ترین مشکلات بهره‌برداری از منابع آب های سطحی در جهان مطرح است. با توجه به نقش و اهمیت رسوب در عمر مفید سدهای کشور که نقش بزرگی را در توسعه اقتصادی کشور ایفا می‌کنند، عدم توجه به اندازه‌گیری و محاسبه دقیق آن، باعث اتلاف سرمایه - های ملی می‌گردد. بدیهی است که دقت پیش‌بینی میزان رسوب وارده به مخازن سدها، بستگی زیادی به روش های محاسباتی و معادلات ارایه شده در این زمینه دارد. از طرفی دامنه کاربرد این روش‌ها به سبب پیچیدگی طبیعت رودخانه‌ها و گوناگونی عوامل مؤثر در پدیده انتقال رسوب محدود می‌باشد و نتایج بدست آمده اغلب دارای دامنه نوسان زیادی است (۱). امروزه خاصیت غیرخطی، عدم قطعیت ذاتی برآورد رسوب، نیاز به اطلاعات وسیع و پیچیده بودن مدل‌های فیزیکی از جمله دلایلی بوده است که باعث شده محققان برای پیش‌بینی پدیده- های غیرخطی، روش های هوشمند را بکار گیرند، که روش شبکه عصبی بیزین (BNN)^۱ و شبکه عصبی مصنوعی ANN^۲ از جمله‌ی این روش‌ها است. شبکه‌های عصبی بیزین به عنوان یکی از روش های مبتنی بر شبکه های عصبی در مدل کردن مسایل غیر خطی و پیچیده از طریق الگوریتم های خاص و روش های آماری است. با استفاده از این روش می توان به مدل کردن روابط علت و معلولی یک فرآیند، آنالیز وضعیت موجود و تخمین وضعیت آینده یک سیستم پرداخت (۲). شبکه های عصبی مصنوعی با الهام از سیستم پردازش اطلاعات مغز طراحی که توانایی آن در تقریب الگوهای یک مساله سبب افزایش دامنه کاربرد این شبکه‌ها شده است. در سالهای اخیر استفاده از روش های هوشمند در مطالعات دبی رسوبی مورد توجه محققین قرار گرفته است، که از جمله می توان به موارد ذیل اشاره نمود:

در پژوهشی با مقایسه تخمین بار معلق به دو روش منحنی

سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی به این نتیجه دست یافتند که شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند نسبت به روش منحنی سنجه با دقت بسیار مناسب و با اطمینان بیشتر و بدون دسته‌بندی داده ها برای تخمین بار معلق رسوب مورد استفاده قرار گیرد (۳). از سوی دیگر در تحلیل مقایسه عملکرد شبکه- های عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیون جهت پیش‌بینی رسوب معلق در حوضه آبخیز اسکندری نشان دادند شبکه عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری قوی‌تر جهت برآورد بار رسوب یک سیستم معرفی است (۴). نتیجه ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین هوشمند رسوب معلق روزانه در چند ایستگاه هیدرومتری منتخب در استان گلستان، نشان دهنده‌ی دقت بالای مدل شبکه عصبی در برآورد بار معلق است (۵). در پژوهشی دیگر در مقایسه روش های منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی، بیان داشتند که دقت روش شبکه عصبی نسبت به روش های منحنی سنجه رسوب بالاتر است. تا کنون جهت مقایسه‌ی روش های محاسباتی و انتخاب مناسب‌ترین روش، مطالعات گوناگونی صورت گرفته است (۶). در پژوهشی در حوزه بانها هندوستان دبی رسوب را با استفاده از مدل‌های شبکه های عصبی و مدل‌های رگرسیون برآورد نموده و پس از مقایسه نتایج، دریافتند که مدل شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالاتری برخوردار است (۷). همچنین با مطالعه بر روی رودخانه لانگچوانگ جینگ در چین، به مدل‌سازی دبی رسوب با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند و به این نتیجه دست یافتند که این روش در برآورد بار معلق رسوب موفق بوده است (۸). از سوی دیگر در پژوهشی دقت روش محاسباتی عصبی - فازی تطبیقی را در تخمین رسوبات بار معلق ماهانه مورد بررسی قرار دادند، نتایج نشان داد که روش محاسباتی عصبی - فازی تطبیقی با دقت قابل قبولی جهت تخمین رسوبات دارد (۹). در مجموع با توجه به پژوهش های انجام شده و ذکر این نکته که رودخانه سیمینه رود یکی از مهمترین رودخانه‌های استان آذربایجان غربی و مهم ترین منبع تأمین کننده آب بخش های مختلف نواحی مجاور خود می باشد،

1- Bayesian Neural Network
2- Artificial Neural Network

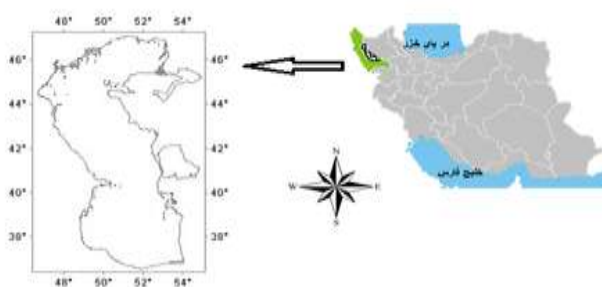
دریاچه ارومیه سرچشمه می گیرد و در جهت جنوب به شمال جریان دارد. حوضه این رودخانه با مساحت ۷۶۹ کیلومتر مربع در ارتفاع ۱۳۹۴ متری از سطح دریا در عرض جغرافیایی ۳۶' ۲۶ و طول جغرافیایی ۴۵° ۵۶' واقع شده است. در این تحقیق اطلاعات ماهانه ایستگاه هیدرومتری داشبند بوکان از سال ۱۳۵۴ تا ۱۳۸۳ مورد استفاده قرار گرفته است. در شکل ۱ موقعیت جغرافیایی و نقشه حوضه آبریز منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است. همچنین همبستگی پارامتر دبی جریان (Q) با دبی رسوبی (S) رودخانه سیمینه رود در طول دوره آماری از سال ۱۳۵۴ تا ۱۳۸۳ در مقیاس زمانی ماهانه محاسبه و مقادیر آن برای پارامتر مذکور ۰/۶۴۹ محاسبه گردید.

اهمیت مدل سازی دبی رسوب آب این رودخانه و اقدامات مدیریتی جهت بهبود کیفیت آب آن بیش از پیش ضروری است. لذا هدف از این تحقیق تخمین دبی رسوبی این رودخانه با استفاده از مدل شبکه های عصبی بیزین و شبکه عصبی مصنوعی بر اساس پارامترهایی همچون آبهی، دما، میزان مواد جامد محلول در آب و دبی رسوب در مقیاس زمانی ماهانه می باشد.

مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه و داده ها

سیمینه رود در استان آذربایجان غربی قرار گرفته و یکی از زیر حوضه های حوضه آبریز دریاچه ارومیه (بزرگترین دریاچه کشور) می باشد. این رودخانه از ارتفاعات اطراف سقز در جنوب



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه

Figure 1. Study area

جدول ۱- خصوصیات آماری مقادیر دبی و رسوب مورد استفاده برای بازه زمانی (۱۳۵۴-۱۳۸۳)

Table 1. Statistical characteristics and sediment discharges for the period (1972-2003)

پارامتر	واحد	تعداد رکورد	میانگین	مینیمم	ماکزیمم	انحراف معیار	ضریب تغییرات	چولگی
Q	m ³ /s	۲۸۵	۳۵/۶۷۴	۰/۰۶۰	۴۷۸/۲۶۰	۶۶/۰۰۸	۱/۸۵۰	۳/۴۸۴
S	ton/day	۲۸۵	۵۸۳۰/۲۰۸	۰/۱۰۸	۳۵۵۶۶۹/۳۰۰	۳۲۲۹۲/۹۳۰	۵/۵۳۸	۹/۳۲۰
T	°C	۲۸۵	۱۲/۱۰۴	-۲	۳۰	۷/۵۳۶	۰/۶۲۲	۰/۵۲۵
TDS	Mg/L	۲۸۵	۲۱۸/۷۷۸	۰	۶۹۵/۵۰۰	۸۰/۰۵۴	۰/۳۶۵	۲/۲۹۴

شبکه های عصبی بیزین

در مورد روش شبکه عصبی بیزین این است که این روش به اطلاعات دقیق و تاریخیچه کامل یک واقعیت نیاز ندارد بلکه می تواند با استفاده از اطلاعات ناقص و غیر دقیق نیز به نتایج

این روش یکی از روش های سیستم پشتیبان تصمیم گیری می باشد که ابزار قدرتمندی در مدل کردن روابط علی و معلولی در قالب شبکه ای از احتمالات است. نکته بسیار مهم

تصادفی باشند و براساس قانون بیزین معادله ۳ به صورت زیر می باشد.

$$P(w | D, \alpha, \beta, M) = \frac{P(D | w, \beta, M)P(w | \alpha, M)}{P(D | \alpha, \beta, M)} \quad (۳)$$

در صورتی که فرض شود باقی مانده ها و وزن ها از توزیع گوسین پیروی کرده داریم:

$$P(D | w, \beta, M) = \frac{\exp(-\beta E_D)}{Z_D(\beta)} \quad (۴)$$

$$P(w | \alpha, M) = \frac{\exp(-\alpha E_w)}{Z_w(\alpha)} \quad (a-۴)$$

برای اطمینان از اینکه $P(D | \alpha, \beta, M)$ به عنوان فاکتور تنظیم در معادله ۳ گردد معادله ۴-b بصورت زیر می باشد.

$$P(w | D, \alpha, \beta, M) = \frac{\exp(-F(w))}{Z_F(\alpha, \beta)} \quad (b-۴)$$

اگر معادله های ۴-a و ۴-b هم در فرمول ۳ جایگذاری شوند آنگاه خواهیم داشت.

$$P(D | \alpha, \beta, M) = \frac{Z_F(\alpha, \beta)}{Z_w(\alpha)Z_D(\beta)} \quad (۵)$$

$$\text{که } Z_w(\alpha) = \left(\frac{\pi}{\alpha}\right)^{\frac{N}{2}}$$

$$\text{و } Z_D(\beta) = \left(\frac{\pi}{\beta}\right)^{\frac{N}{2}}$$

$$Z_F(\alpha, \beta) = (2\pi)^{\frac{N}{2}} \det^{-\frac{1}{2}}(H) \exp(-F(w^{MP}))$$

و $H = \beta \nabla^2 E_D + \alpha \nabla^2 E_w$ ماتریس Hessian تابع هدف

F می باشد. در معادله ۵ روش های لگاریتم و مشتق گیری به ترتیب بکار گرفته شده است با فرض اینکه معادله تفاضلی تابع

برابر صفر قرار گیرد مقدار $P(\alpha, \beta | D, M)$ به بیشینه شده

و احتمال اولیه وزن ها مینیمم میشود. سپس α و β بصورت

زیر بیان می شوند (۱۰).

$$\alpha^{MP} = \frac{\gamma}{2E_{w,w}^{MP}} \quad (۶)$$

$$\beta^{MP} = \frac{n-\gamma}{2E_{D,w}^{MP}} \quad (۷)$$

$$\gamma = N - \alpha^{MP} \text{trace}^{-1} H^{MP} \quad (۸)$$

که در آن n تعداد نمونه، N مقدار کل پارامترهای شبکه، γ

تعداد پارامترهای موثر که نسبتاً اثر بیشتری در کاهش میزان

خطای توابع دارند. در ابتدا α و β بر طبق الگوریتم لئونبرگ

بسیار قانع کننده ای در زمینه تخمین وضعیت فعلی یا آینده یک سیستم دست یابد. همچنین یک روش سازگار و انعطاف پذیر برای مدل کردن موقعیت های غیر قطعی و یک مدل گرافیکی مبتنی بر ادراک مستقیم از اندرکنش میان علل و معلول های مختلف ارائه می نماید. همچنین یک روش بسیار مفید در مدل کردن موقعیت های نامطمئن و غیر قطعی براساس روابط علت و معلولی است. در شبکه های عصبی یکی از روش های دست یابی موثر به پارامترهای بهینه، استفاده از تنظیم بیزین (۱) است که به طور اتوماتیک مقادیری مناسب برای پارامترهای تابع قرار می دهد. روش تنظیم بیزین می تواند جهت بهبود توانایی شبکه عصبی و آموزش تابع هدف F که بصورت زیر نشان داده شده است استفاده شود (۱۰).

$$F = \alpha E_w + \beta E_D \quad (۱)$$

که در آن E_w مجموع مربعات وزن های شبکه و E_D مجموع مربعات باقی مانده بین پاسخ شبکه و تابع هدف می باشد. α و β نیز پارامترهای تابع هدف می باشند (پارامترهای تنظیم). که هر یک از این پارامترها به آموزش شبکه در کاهش باقی مانده خروجی ها یا حجم شبکه بستگی دارد. نکته اساسی روش تنظیم این است که پارامترهای تابع هدف را چگونه از طریق داده های آماری بیزین انتخاب و بهینه نماید. بطوریکه اگر α و β به عنوان متغیرهای تصادفی در نظر گرفته شوند قانون بیزین بصورت فرمول زیر تعریف می شود (۱۰).

$$P(\alpha, \beta | D, M) = \frac{P(D | \alpha, \beta, M)P(\alpha, \beta | M)}{P(D | M)} \quad (۲)$$

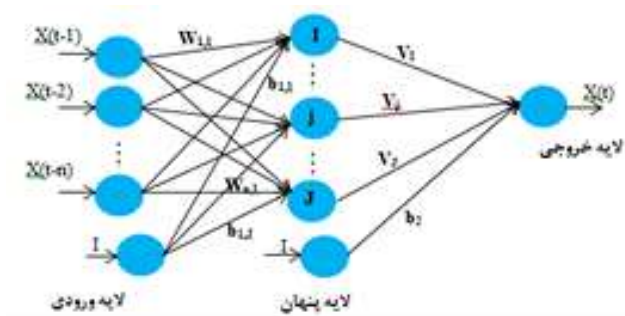
در فرمول بالا D داده های آموزش، M مدل شبکه و W نیز وزن شبکه می باشد. بر طبق قانون بیزین اگر α و β از توزیع یکنواخت پیروی نمایند در این صورت احتمال

$P(D | \alpha, \beta, M)$ زمانی ماکزیمم می شود که احتمال

توزیع اولیه α و β در معادله ۲ حداکثر به مقدار ماکزیمم خواهد رسید. با فرض اینکه باقی مانده ها و وزن ها متغیرهای

محاسبه می گردد و در نهایت آموزش شبکه آن قدر تکرار می شود تا به همگرایی برسد (۱۱). نمونه ایی از ساختار شبکه چهار لایه ای متشکل از یک لایه ورودی، یک لایه مخفی، و یک لایه خروجی در شکل ۲ نشان داده شده است.

مارکوانت فرض می شود و تابع هدف $F(w)$ با آموزش شبکه منظم بیزین به کم ترین مقدار خود می رسد. α و β بر طبق معادلات ۶، ۷ و ۸ بروزرسانی شده و سپس مقادیر بهینه توزیع اولیه بدست می آید و حداقل مقدار جدید $F(w)$



شکل ۲-نمای کلی یک شبکه عصبی بیزین سه لایه

Figure2. Overview of a three-layer Bayesian neural network

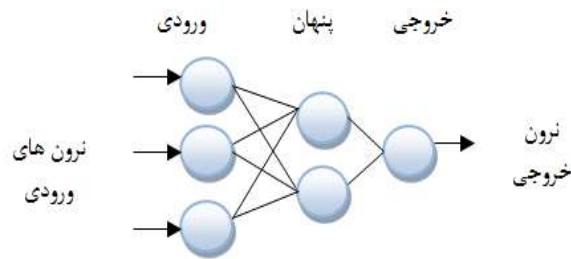
شبکه عصبی مصنوعی

در حالت کلی شبکه عصبی شامل سه لایه می باشد (شکل (۳)). لایه ورودی که وظیفه آن معرفی پارامترها به شبکه می باشد، لایه خروجی محل استقرار پارامترهای خروجی شبکه و لایه پنهان، لایه های مابین لایه ورودی و خروجی می باشند که نقش پردازشگری اطلاعات را بر عهده دارد. یک شبکه عصبی مصنوعی علائم را از واحد های ورودی دریافت کرده و این سیگنال ها در طول شبکه انتشار یافته و در نهایت به سوی نرون خروجی حرکت می نمایند. پارامترهای کنترلی اصلی مدل های شبکه عصبی مصنوعی مقاومت های اتصالی بین نرون ها می باشند که به عنوان وزن ها و گرایش ها^۱ نامیده می شوند. هر نرون مطابق شکل (۴) خروجی های وزن دار شده نرون های لایه قبلی را دریافت و مجموع آن ها، ورودی خالص به نرون net_j را مطابق رابطه زیر تولید می کند.

$$net_j = \sum w_{j,i} x_i + b_j \quad (9)$$

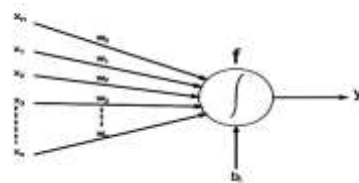
که در رابطه فوق net_j سطح محرک سلول عصبی net_j یا ورودی خالص به نرون net_j ، وزن اتصالی بین گره های x_i و net_j ، x_i و net_j و b_j بایاس گره net_j می باشد.

$$y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + \exp^{-net_j}} \quad (10)$$



شکل ۳- نمای کلی یک شبکه عصبی مصنوعی سه لایه

Figure3. Shows a general view of the layers of an artificial neural network

شکل ۴- شماتیک یک نرون مصنوعی و چگونگی در یافت سیگنال های ورودی و تولید سیگنال خروجی y_i Figure4. Schematic of an artificial neuron receives input signals and the output signal generator y_i

آنها از مهمترین مسایل در مدل سازی با شبکه عصبی مصنوعی است. توکار و جانسون رایج ترین توابع محرک استفاده شده در شبکه های انتشار برگشتی را توابع محرک سیگموئید و تانژانت هیپربولیک ذکر کردند(۱۲). در این پژوهش از نرم افزار Matlab جهت شبیه سازی دبی - رسوب استفاده گردید.

معیارهای ارزیابی

در این تحقیق به منظور ارزیابی دقت و کارایی مدل ها، از نمایه های ضریب همبستگی (CC)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب نش ساتکلیف (NS) و بایاس (Bias) طبق روابط زیر استفاده گردید. بهترین مقدار برای این سه معیار به ترتیب یک، صفر، یک و صفر می باشد.

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad -1 \leq R \leq 1 \quad (11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (12)$$

لایه های مختلف در شبکه عصبی و همچنین نرون های موجود در لایه ها می توانند دارای توابع محرک متفاوت یا یکسانی باشند. شبکه های عصبی از نظر ساختار و ارتباطات بین نرون ها به گروه های مختلفی تقسیم می شوند. شبکه پرسپترون چند لایه رایج ترین مدل شبکه عصبی استفاده شده در مسایل مهندسی آب می باشد که برای آموزش این شبکه از الگوریتم پس انتشار خطا که یک روش یادگیری با ناظر است استفاده می شود. منظور از آموزش یک شبکه عصبی، تنظیم پارامترهای شبکه (وزن ها و بایاس ها) با ارایه الگوهای آموزش است به طوری که با ارایه مجدد همان الگوها خطای حاصل بین پاسخ مطلوب و شبکه حداقل گردد. به طور کلی در شبکه پرسپترون چند لایه عموماً دو نوع سیگنال، یعنی سیگنال هایی که در مسیر رفت (از لایه ورودی به طرف لایه خروجی) و دیگری سیگنال های برگشت (از لایه خروجی به طرف لایه ورودی) حرکت می کنند، استفاده می شود که به ترتیب به نام سیگنال تابعی و خطا معروف هستند. تنظیم پارامترها در شبکه پرسپترون چند لایه توسط سیگنال خطا و سیگنال ورودی صورت می گیرد. تعیین تعداد لایه ها و نرون های موجود در

در این تحقیق به منظور بررسی و مقایسه نتایج مدل ها از داده های ماهانه رودخانه سیمینه رود در استان آذربایجان غربی در طول دوره آماری از سال ۱۳۵۴ تا ۱۳۸۳ در مقیاس زمانی ماهانه استفاده گردید. پارامتر دبی جریان (Q)، دما (T) و میزان مواد جامد محلول در آب (TDS) به عنوان ورودی و دبی رسوبی (Qs) به عنوان پارامتر خروجی مدلهای که از آب منطقه ای استان آذربایجان غربی اخذ گردید بکار برده شد. در ادامه نتایج مدل مورد استفاده ارائه می گردد. یک نکته مهم در آموزش شبکه های عصبی نرمال سازی داده ها قبل از استفاده در مدل می باشد این عمل خصوصا وقتی دامنه تغییرات ورودی ها زیاد باشد کمک شایانی به آموزش بهتر و سریعتر مدل می کند. اصولا وارد کردن داده ها بصورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می شود (۸). برای نرمال سازی داده های تحقیق از رابطه (۱۵) استفاده شده است:

$$X_n = 0.1 + 0.8 \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (15)$$

که در آن X_n مقدار نرمال شده ورودی X_i و X_{\min} و X_{\max} به ترتیب حداکثر و حداقل داده ها می باشد.

نتایج شبکه عصبی بیزین

بمنظور تخمین میزان دبی رسوب از مدل شبکه عصبی بیزین از نوع شبکه پرسپترون چندلایه با تعداد نرون های متفاوت استفاده شد. در این شبکه پارامترهای تابع هدف (پارامترهای تنظیم) با استفاده از تقریب گوس نیوتن محاسبه و نتایج آن در جدول ۴ ارائه شد با توجه به جدول ۴ خطای شبکه کاهش یافته و به پارامترهای ورودی به شبکه وزن مناسب اختصاص یافت با بهینه نمودن پارامترهای تابع هدف و تأثیر آن در تابع هدف از بیش برآزشی آموزش شبکه جلوگیری شد (۱۰). روند کار آموزش شبکه با تعداد نرون های کم آغاز و افزودن نرون های اضافی تا زمانی ادامه می یابد که افزایش نرون های تأثیری در بهبود خطا نداشته باشد، پارامترهای مورد استفاده و میزان آنها در استخراج مدل های مختلف جهت تخمین دبی رسوب با استفاده از شبکه عصبی بیزین به طور خلاصه در جدول ۴ ارائه گردیده است. در جدول ۵ نتایج حاصل از مقایسه عملکرد ساختارهای مختلف به کار رفته به همراه پارامترهای

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{y})^2} \quad -\infty \leq NS \leq 1 \quad (13)$$

$$Bias = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 \quad (14)$$

در روابط بالا، x_i و y_i به ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی در گام زمانی i ام، N تعداد گام های زمانی، \bar{y} و \bar{x} نیز به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی می باشد. علاوه بر معیارهای فوق از نمودارهای پراکنش و سری زمانی مقادیر مشاهداتی- محاسباتی نسبت به زمان نیز جهت مقایسه و تحلیل بیشتر نتایج استفاده شده است.

نتایج و بحث

یکی از مهمترین مراحل در مدلسازی، انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی است. از این رو ابتدا همبستگی متقابل این متغیرهای ورودی و خروجی محاسبه گردید و پارامترهای ورودی به منظور دستیابی به مدل بهینه جهت تخمین میزان رسوب انتخاب و در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- همبستگی متقابل بین پارامترهای ورودی و

خروجی

Table2. Shows the correlation between input and output

	Q(t)	T(t)	TDS(t)
$Q_s(t)$	۰/۵۰۰	۰/۸۹۰	۰/۸۶۹

جدول ۳- ترکیب های منتخب پارامترهای ورودی مدل

های شبکه عصبی بیزین و شبکه عصبی مصنوعی

Table3. Combinations of input parameters Bayesian neural networks and artificial neural network

شماره مدل	ساختار ورودی	خروجی
۱	Q(t)	$Q_s(t)$
۲	Q(t), T(t)	$Q_s(t)$
۳	Q(t), T(t), TDS(t)	$Q_s(t)$

مقادیر محاسباتی دبی رسوبی مربوط به مرحله صحت سنجی مدل شبکه عصبی بیزین با مقادیر مشاهداتی وجود دارد. همچنین با توجه به نمودار (۵-الف) قابلیت بالای این مدل در تخمین اکثر مقادیر مشهود است. این نتایج با پژوهش‌های (۱۳ و ۱۴) مطابقت دارد. در تبیین این نتایج می‌توان گفت در شبکه‌های عصبی بیزین با اختصاص وزن مناسب به هر یک از پارامترهای ورودی طبق قانون بیز، باعث کاهش میزان خطای شبکه می‌شود. همچنین استفاده از تقریب گوس نیوتن جهت محاسبه پارامترهای تنظیم، سبب تسریع در روند همگرایی شبکه، بهینه نمودن وزن‌ها و کاهش خطای شبکه می‌شود.

آماري داده‌های بخش آموزش و صحت سنجی ارائه شده است. همانطور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود ساختار شماره ۳ با بیشترین ضریب همبستگی $CC=0/857$ و کمترین ریشه میانگین مربعات خطا $RMSE = 0/065 \text{ ton/day}$ و $NS=0/701$ و بایاس $0/0001$ در مرحله صحت سنجی نسبت به سایر ساختارها جهت شبیه سازی فرآیند دبی رسوب مناسب تر خواهد بود. همانطور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود شبکه عصبی بیزین بخوبی تعمیم داده شده است که توانسته داده‌های بخش صحت سنجی را بخوبی داده‌های بخش آموزش اجرا نماید (۱۱). همچنین که در شکل (۵-ب) مشخص است تطابق

جدول ۴- مقادیر پارامترهای مورد استفاده با استفاده از شبکه عصبی بیزین

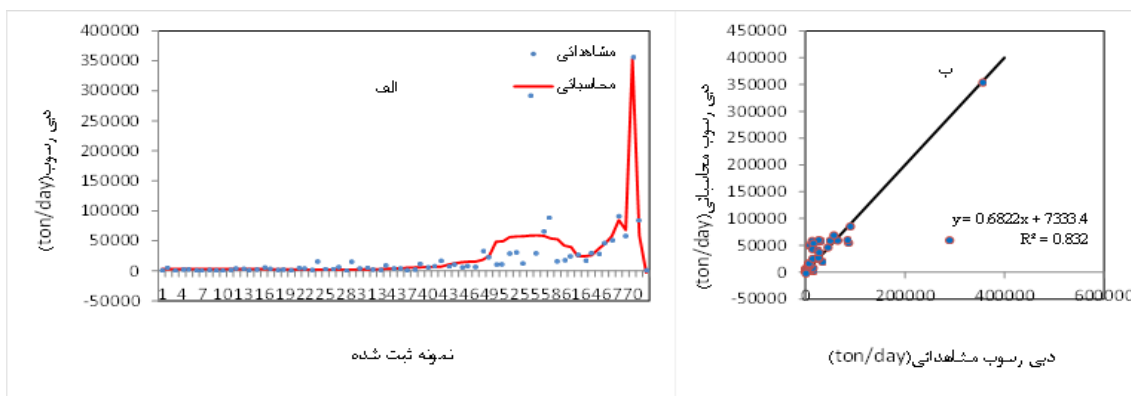
Table4. Used parameters using Bayesian neural network

Epoch	Gradient	α	β	E_w	E_D	پارامتر
۱۰۰۰	10^{-10}	۰/۹۹۹۹	$1/79 * 10^{-5}$	۱۶/۴۶۱	۰/۰۰۰۲	

جدول ۵- نتایج شبکه عصبی بیزین برای مدل‌های مختلف و شاخص‌های آماری در مراحل آموزش و صحت سنجی

Table5. Shows the results of Bayesian neural network for various models and statistical indicators in the training and validation

صحت سنجی				آموزش				تابع محرک		ساختار	شماره
Bias	CC	RMSE (ton/day)	NS	Bias	CC	RMSE (ton/day)	NS	لایه خروجی	لایه پنهان		
۰/۰۰۰۴	۰/۸۲۴	۰/۰۷۰	۰/۶۵۸	-۰/۰۰۰۲	۰/۵۸۰	۰/۰۰۱	۰/۳۳۰	خطی	بیزین	۱-۱۱-۱	۱
۰/۰۰۰۴	۰/۸۳۶	۰/۰۷۱	۰/۶۶۷	-۰/۰۰۰۳	۰/۵۸۲	۰/۰۰۱	۰/۳۳۱	خطی	بیزین	۲-۵-۱	۲
۰/۰۰۰۱	۰/۸۵۷	۰/۰۶۵	۰/۷۰۱	-۰/۰۰۰۴	۰/۶۸۴	۰/۰۰۱	۰/۳۳۴	خطی	بیزین	۳-۸-۱	۳



شکل ۵- نمودار حاصل از مقادیر بهینه مدل شبکه عصبی بی‌زین برای داده های ثبت شده مرحله صحت سنجی

الف (مقادیر محاسباتی و مشاهداتی نسبت به زمان ب) نمودار پراکنش میان مقادیر مشاهداتی و محاسباتی

Figure5. Bayesian neural network model diagram of the optimum values for the recorded data validation phase
a) The values observed and with respect to time b) The scatter plot between estimated and observed value

نتایج شبکه عصبی مصنوعی

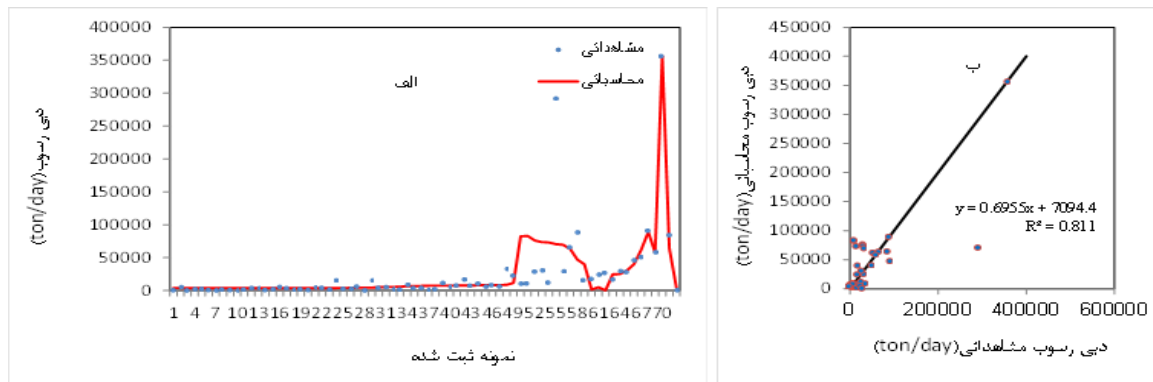
به منظور مدل سازی میزان دی‌رسوبی در رودخانه سیمینه رود از مدل شبکه عصبی مصنوعی از نوع شبکه پرسپترون چند لایه با لایه پنهان با تعداد نرون های متفاوت استفاده شده است. تابع تانژانت هیپربولیک متداول ترین شکل از توابع محرک است، که در این تحقیق از آن برای ساخت لایه خروجی شبکه های عصبی مصنوعی استفاده گردید. آموزش شبکه های پرسپترون چند لایه با استفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا بنام الگوریتم لونیگ - مارکواریت به دلیل همگرایی سریع تر در آموزش شبکه، استفاده شد. در جدول ۶ نتایج حاصل از مقایسه عملکرد ساختار های مختلف به کار رفته به همراه پارامترهای آماری داده های بخش آموزش و صحت سنجی ارایه شده است. همانطور که در جدول ۶ مشاهده می شود ساختار شماره ۳ با بیش ترین ضریب همبستگی $CC=0/811$ و کم ترین ریشه میانگین مربعات خطا $0/075 \text{ ton/day}$ مقدار واقعیشان تخمین زده است.

به منظور مدل سازی میزان دی‌رسوبی در رودخانه سیمینه رود از مدل شبکه عصبی مصنوعی از نوع شبکه پرسپترون چند لایه با لایه پنهان با تعداد نرون های متفاوت استفاده شده است. تابع تانژانت هیپربولیک متداول ترین شکل از توابع محرک است، که در این تحقیق از آن برای ساخت لایه خروجی شبکه های عصبی مصنوعی استفاده گردید. آموزش شبکه های پرسپترون چند لایه با استفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا بنام الگوریتم لونیگ - مارکواریت به دلیل همگرایی سریع تر در آموزش شبکه، استفاده شد. در جدول ۶ نتایج حاصل از مقایسه عملکرد ساختار های مختلف به کار رفته به همراه پارامترهای آماری داده های بخش آموزش و صحت سنجی ارایه شده است. همانطور که در جدول ۶ مشاهده می شود ساختار شماره ۳ با بیش ترین ضریب همبستگی $CC=0/811$ و کم ترین ریشه میانگین مربعات خطا $0/075 \text{ ton/day}$

جدول ۶- ساختار و توابع محرک بهینه در مدل سازی شبکه های عصبی مصنوعی و شاخص های آماری در مراحل آموزش و

صحت سنجی

صحت سنجی				آموزش				تابع محرک		ساختار	شماره
Bias	CC	RMSE (ton/day)	NS	Bias	CC	RMSE (ton/day)	NS	لایه خروجی	لایه پنهان		
-۰/۲۰۸۰	۰/۷۲۴	۰/۱۵۰	۰/۶۳۹	-۰/۰۰۰۱	۰/۵۴۲	۰/۰۰۱	۰/۱۷۴	خطی	تانزانته هیپربولیک	۱-۷-۱	۱
۰/۰۰۶۲	۰/۸۱۸	۰/۰۷۵	۰/۶۵۳	-۰/۰۰۰۲	۰/۵۶۱	۰/۰۰۱	۰/۲۷۱	خطی	تانزانته هیپربولیک	۲-۸-۱	۲
-۰/۰۰۰۱	۰/۸۲۱	۰/۰۷۵	۰/۶۵۶	-۰/۰۰۰۲	۰/۷۰۱	۰/۰۰۱	۰/۲۶۳	خطی	تانزانته هیپربولیک	۳-۱۰-۱	۳



شکل ۶- نمودار حاصل از مقادیر بهینه مدل شبکه عصبی مصنوعی برای داده های ثبت شده مرحله صحت سنجی

الف (مقادیر محاسباتی و مشاهداتی نسبت به زمان ب) نمودار پراکنش میان مقادیر مشاهداتی و محاسباتی

Figure 6. Diagram of the optimum amount of artificial neural network model for recorded data validation phase
a) The values observed and with respect to time b) The scatter plot between estimated and observed value

مقایسه عملکرد مدل ها

کرده، در حالی که روش شبکه عصبی بیزین مقادیر کمینه، بیشینه و میانی را به خوبی پوشش داده است. همانطور که در شکل ۷ قابل مشاهده است دو روش شبکه عصبی بیزین و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین مقادیر دبی پیک عملکرد قابل قبولی نداشته درحالی که روش شبکه عصبی بیزین در تخمین برخی مقادیر مذکور (دبی پیک) قابلیت بالایی داشته و نزدیک به مقدار واقعی تخمین زده است. همچنین با توجه به نتایج هر دو روش مذکور که ساختار ترکیبی شماره ۳ بیش ترین دقت را از بین سه ساختار مورد بررسی داشته است بنابراین می توان اظهار نمود که علاوه بر دبی و درجه حرارت، میزان مواد جامد محلول در آب در میزان رسوب پایین دست نقش بسزایی دارد بدین صورت که میزان مواد جامد محلول در آب با ذرات معلق رسوب در این منطقه مورد مطالعه ارتباط

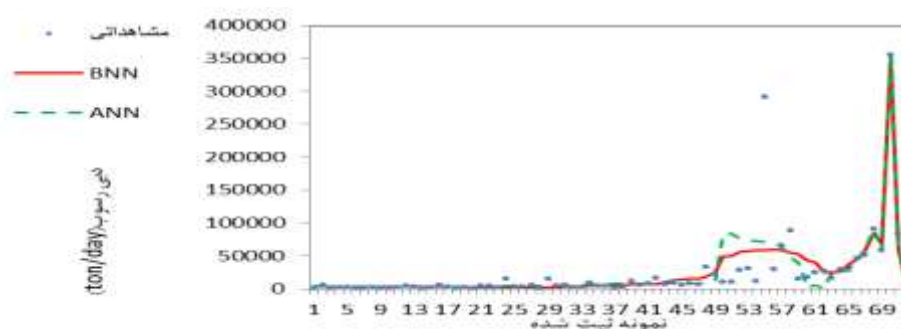
در ادامه با انتخاب جواب بهینه هر کدام از روش های هوشمند و مقایسه آن ها با یکدیگر مشخص شد، هر دو روش با دقت خوبی می توانند دبی رسوبی را در رودخانه سیمینه رود شبیه سازی کنند. همان طور که در جدول ۷ مشاهده می شود از بین روش های به کار رفته شبکه عصبی بیزین با بیش ترین دقت $CC=0/857$ و کم ترین ریشه میانگین مربعات خطا $RMSE = 0/065 \text{ ton/day}$ و بیش ترین ضریب نش-ساتکلیف $NS=0/701$ و کم ترین بایاس $0/0001$ در مرحله صحت سنجی دارا می باشد. مقایسه نتایج روش شبکه عصبی بیزین با روش شبکه عصبی مصنوعی حاکی از نزدیک بودن نتایج این دو روش می باشد. در شکل ۹ نتایج مدل انتخاب شده دبی رسوبی در هر دو روش نسبت به مقادیر مشاهداتی نشان داده شده که هر دو روش در تخمین بیشتر مقادیر خوب عمل

داشته و موجب کاهش میزان رسوب در این منطقه شده است(۱۵).

جدول ۷- نتایج نهایی حاصل از آموزش وصحت سنجی روش های شبکه عصبی بیزین و شبکه عصبی مصنوعی

Table7. Shows the final results of the training and validation of Bayesian neural network and artificial neural network

صحت سنجی				آموزش				
Bias	CC	RMSE (ton/day)	NS	Bias	CC	RMSE (ton/day)	NS	
۰/۰۰۰۱	۰/۸۵۷	۰/۰۶۵	۰/۷۰۱	-۰/۰۰۰۴	۰/۶۸۴	۰/۰۰۱	۰/۳۳۴	شبکه عصبی بیزین
-۰/۰۰۰۱	۰/۸۲۱	۰/۰۷۵	۰/۶۵۶	-۰/۰۰۰۲	۰/۷۰۱	۰/۰۰۱	۰/۲۶۳	شبکه عصبی مصنوعی



شکل ۷- نمودار پراکنش و مشاهداتی - محاسباتی مقادیر بهینه مدل شبکه عصبی بیزین و

شبکه عصبی مصنوعی برای داده های ثبت شده مرحله صحت سنجی

Figure 7. Chart Distribution and observations - computational Bayesian neural network and artificial neural networks optimal values for the recorded data validation phase

نتیجه گیری

پژوهش (۶ و ۴) همخوانی دارد. در تبیین این نتایج می توان گفت در قابلیت تخمین و پیش بینی شبکه های عصبی برای تقریب غیرخطی، حجم کم داده ها موثر می باشد در حالیکه عملکرد و دقت روش های رگرسیونی به شدت از حجم نمونه تبعیت می کند و حجم نمونه می تواند عامل محدودیت مدل های آماری گردد. در مجموع نتایج تحقیق نشان داد که روش شبکه عصبی بیزین دارای دقت بالاتری نسبت به سایر روش های هوشمند می باشد. همان طور که در نتایج تحقیقات (۸) این امر به اثبات رسیده است. همچنین این تحقیق نشان می دهد که استفاده از مدل شبکه عصبی بیزین و شبکه عصبی مصنوعی می تواند در زمینه پیش بینی میزان دبی رسوبی استفاده شود.

در این پژوهش سعی بر آن شد عملکرد مدل هایی جهت شبیه سازی دبی رسوبی با استفاده از داده های ماهانه رودخانه سیمینه رود در استان آذربایجان غربی مورد ارزیابی قرار گیرد. مدل های به کار گرفته شده شامل شبکه عصبی بیزین و شبکه عصبی مصنوعی می باشد. مقادیر دبی رسوبی مشاهداتی با دبی رسوبی تخمین زده شده در مدل های مذکور (شبکه عصبی بیزین و شبکه عصبی مصنوعی)، با استفاده از معیارهای ارزیابی مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج تحقیق را میتوان بصورت زیر خلاصه نمود: نتایج حاصل از پژوهش نشان داد که شبکه عصبی بیزین دارای دقت قابل قبول و خطای ناچیز در تخمین مقادیر پیشینه و کمینه داشته و خطای کمتری ایجاد می نماید. همچنین نتایج حاصل از پژوهش نشان داد شبکه های عصبی نسبت به مدل های آماری دقت بالاتری دارد. که این نتایج با

- منابع
1. آوریده، ف.، بنی حبیب، م. ا. و طاهرشمسی، ا. (۱۳۸۰). کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی جهت تخمین دبی رسوب رودخانه ها. سومین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشگاه تهران، تهران.
 2. طباطبایی، س.ع.، دشتی زاده، پ. (۱۳۸۷). معرفی شبکه های عصبی Bayesian و کاربرد آنها در نگهداری پل ها. چهاردهمین کنفرانس دانشجویان مهندسی عمران
 3. دهقانی، ا. ا.، زنگانه، م. ا.، مساعدی، ا. و کوهستانی، ن. (۱۳۸۸). مقایسه تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنج رسوب و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی رودخانه دوغ استان گلستان). مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی، جلد شانزدهم، ویژه نامه ۱- الف، ص ۲۶۶-۲۷۸.
 4. ولی، ع.، معیری، م.، رامشت، م. ح. و موحدی نیا، ن. (۱۳۸۸). تحلیل مقایسه عملکرد شبکه های عصبی مصنوعی و مدل های رگرسیونی پیش بینی رسوب معلق مطالعه موردی حوضه آبخیز اسکندری واقع در حوضه آبریز زاینده رود. مجله پژوهش های جغرافیای طبیعی، شماره ۷۱، ص ۳۰-۲۱.
 5. بابایی، ا.، پهلوانی، ح. و سلاجقه، ع. (۱۳۸۹). ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین هوشمند رسوب معلق روزانه در چند ایستگاه هیدرومتری منتخب در استان گلستان. مجله علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، سال چهارم، شماره ۱۳، ص ۶۴-۶۱.
 6. دهقانی، ن. و وفاخواه، م. (۱۳۹۲). مقایسه روش های تخمین رسوب معلق روزانه با استفاده از روش های منحنی سنج رسوب و شبکه عصبی (مطالعه موردی: ایستگاه قزاقلی، استان گلستان). مجله پژوهش های حفاظت آب و خاک، جلد بیستم، شماره ۲، ص ۲۳۰-۲۲۱.
 7. Sarangi, A., Bhattacharya, A, K., 2005. Comparison of artificial neural network and regression models for sediment loss prediction from Banha watershed in India. Water technology Center, IARI, Pusa Campus, New Delhi.
 8. Zhu, Y, M., Lu, X, X., Zhou, Y., 2007. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: an example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China. *Geomorphology*,; 84: 111-125.
 9. Kisi, O., Haktanir, T., Ardiclioglu, M., Ozturk, O., Yalcin, E., Uludag, S., 2009. Adaptive neuro-fuzzy computing technique for suspended sediment estimation. *Adv. Engine. Soft.*; 40: 438-444.
 10. MacKay, D, J, C., 1992. Bayesian Interpolation, *Neural Computation*; 4: 415-447.
 11. Foresee, F, D., 1997. Gauss-newton approximation to Bayesian regularization , *International Joint Conference on Neural Network*, Houston.;4(2):1930-1935
 12. Tokar, A, s., 1999. Johnson P A. Rainfall- Runoff modeling using artificial neural.
 13. Khan, M, S., Coulibaly, p., 2006. Bayesian neural network for rainfall-runoff modeling, *Water Resour. Res.*; 42:80-95
 14. Fithriasari, K., Brodjol, N., Sutikno, U., Kuswanto, H., 2013. Prediction of Hourly Rainfall using Bayesian Neural Network with Adjusting Procedure. *The Third Basic Science International Conference*.
 15. فرداد، ح. ۱۳۶۹. آبیاری عمومی. انتشارات دانشگاه تهران.

