تعیین پروفیل رسوب گذاری در کف مخزن سد اکباتان با استفاده از شبکه های عصبی مصنــوعی

محسن ایراندوست[1]، هدایت فهمـی[2] و امید طیاری[3]

چکیده

در شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) روش‌های موجود آموزش و واسنجی عصبی بر اساس ساختار پرسپترون چندلایه‌ای می باشد، لیکن این روش‌ها دارای مشکلات ناشی از عدم همگرایی در روش‌های یادگیری، عدم ثبات اوزان شبکه در شرایطی که طیف داده های ورودی دارای انحراف معیار بزرگ بوده و بالاخره نیاز به داده و اطلاعات فراوان جهت آموزش شبکه می باشند. برای غلبه بر مشکلات فوق در این تحقیق روش جدید ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی – بهینه سازی ریاضی غیرخطی ارایه شده و شبکه عصبی مصنوعی که با استفاده از روش پس انتشار خطا طراحی گردیده بهعنوان ابزارقدرتمندی برای برآورد میزان رسوب مخزن سد اکباتان معرفی شده است. بر این اساس با استفاده از معادله بین دبی رسوب و جریان آب رودخانه آبشینه و آمار ایستگاه یالفان مدل طراحی شده ANN با گره های مختلف در لایه ها ورودي ها و لایه مخفی اجرا گردید. نتایج واسنجی نشان می دهد برای توزیع رسوب در مخزن سداکباتان بایستی از شش گره در لایه ورودی و هشت گره در لایه مخفی استفاده نمود. دراین تحقیق رابطه رضایت بخشی بین تعداد مولفه‌های لایه مخفی باتعدادداده های آموزش و تعداد مولفه‌های ورودی تعیین شده است.

واژه های کلیدی: انتقال رسوب، پس انتشار خطا، دبی رسوب، شبکه های عصبی مصنوعی، لایه مخفی، واسنجی

۱- دانشجوی دوره دکترای آبیاری دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

۲- مدیر بخش برنامه ریزی وزارت نیـرو

۳- استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمان

مقدمه و بررسی منابع

احداث سدها و مخازن بر روی یک رودخانه می تواند اثرات مهمی را بر جریان آب و رسوب آن داشته و باعث تغییرات درازمدت مورفولوژیکی در رودخانه گردد (۱۰). برآورد صحیح بار رسوبی در مخازن سدها بسیارحائزاهمیت است چرا که رسوبگذاری در مخزن می‌تواند حجم موثر کنترل سیلاب مخزن را کاهش داده و در برخی موارد حاد باعث پدیده روگذری[1] در هنگام سیل گردد (۱۰).

ته نشینی رسوب در پشت یک سد می تواند پایداری آن را کاهش دهد و بر عملکرد تأسیسات خروجی، دریچه ها و شیرهای تراز پایین اثرات نامطلوب گذارد. بنابراین لزوم پیش بینی رسوب مخازن سدها در کارهای عمرانی، برنامه ریزی برای بهره برداری بهینه از مخازن سدها، ساماندهی رودخانه ها و هشدار سیل کاملا احساس می شود(۴). معادلات انتقال رسوب بااین فرض بدست امده اند که نرخ انتقال رسوب را میتوان به وسیله یک متغیرغالب تعیین نمودوهمچنین به سبب عدم عمومیت فرضیات بکاررفته نتایج حاصل از معادلات مختلف انتقال رسوب غالبا با اندازه گیریها تفاوت زیادی دارندوازدقت کافی برخوردار نمی باشند(۱). همچنین استفاده از مدلهای آماری هیدرولیکی و مدلهای رگرسیونی که از مهمترین روشهای تحلیل منطقه ای می باشند، سابقه طولانی در بحث پیش بینی ها دارند. طی دهه اخیر مدلهای جدیدی بنام شبکه های عصبی مصنوعی به ابزارهای پیش بینی افزوده شده اند که نتایج قابل قبولی در زمینه های کاربردی مختلف از خود نشان داده اند(۲).

این دانش از اواسط قرن ۱۹ میلادی توسط پارلف و لوریا[2] آغاز شد و بعدا توسط دانشمندانی چون ویلیام جیمز[3] (اواخر قرن ۱۹ میلادی)، مک کالو و پیتس[4] (۱۹۴۳) ارائه مدل برای تولد مکانیزیم عصبی ، هب[5] (۱۹۴۹) ارائه قانون و مدل ارتباطی، فرانک روزن بلات[6] (۱۹۸۵) ارائه اولین شبکه پرسپترون، ویدور[7] (۱۹۶۸) ارائه یک شبکه به نامه آدلاین، مینسکی و پاپرت[8] (اواسط دهه ۶۰ میلادی) انتشار کتاب پرسپترونها در زمینه نقاط ضعف آنها، هاپفیلد، رامل هرا و مک کلند[9] (۱۹۸۲ تا ۱۹۸۵) ارایه شبکه های عصبی به شکل امروزی و بدون معایب پرسپترونها، ادامه داده شد تا نهایت به شکل امروزی درآمد (۸). از فعالیتهای انجام شده در زمینه شبکه های عصبی مصنوعی میتوان به موارد زیراشاره نمود:

کومار (۲۰۰۱)، در رودخانه می سی سی پی بار معلق رودخانه را با استفاده از سری درازمدت و پیوسته اشل ـ دبی ـ غلظت رسوب و کاربرد شبکه عصبی مصنوعی پیش بینی نمود (۱۴). دستوراتی (۱۳۸۳)، با بکارگیری مدلهای شبکه عصبی در پیش بینی به هنگام سیل به صورت عمومی و کلی، کارآیی مناسب شبکه های عصبی مصنوعی را در شبیه سازی و پیش بینی دبی جریان نشان داد (۳). محمدی (۱۳۸۱)، در حوزه آبریز قره سو (زیرحوزه رودخانه کرخه) با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی پودمانی اقدام به شبیه سازی بارش ـ

1 - Overtopping

2 - Parlov & Luria
3 - James
4 - McCulloch & Pitts
5 - Hebb
6 - Rosenbaltt
7 - Vidor
8- Minskey & Papret
9 - Hpfield & Rumelhart & McClelland

رواناب و روند یابی سیل در رودخانه نموده

با توجه به اینکه یکی از بزرگترین مسائل ومعضلات اهالی همدان کمبود آب آشامیدنی در فصول تابستان وپائیز میباشد، تامین آب آشامیدنی برای ساکنین همدان امری اجتناب ناپذیربوده وبه منظورحل مشکل فوق احداث سد اکباتان روی رودخانه آبشینه در محل یالفان در ۱۱ کیلومتری شهر همدان مورد نظر قرار گرفت. با توجه به کاهش حجم مخزن سد مذکور، در این تحقیق روند رسوبگذاری مخزن سد اکباتان بااستفاده ازشبکه های عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت تا بتوان با استفاده از آمار موجود وضعیت رسوبگذاری را در سالهائی که رسوب سنجی انجام نشده است مشخص نمود (۶).

مواد و روش ها

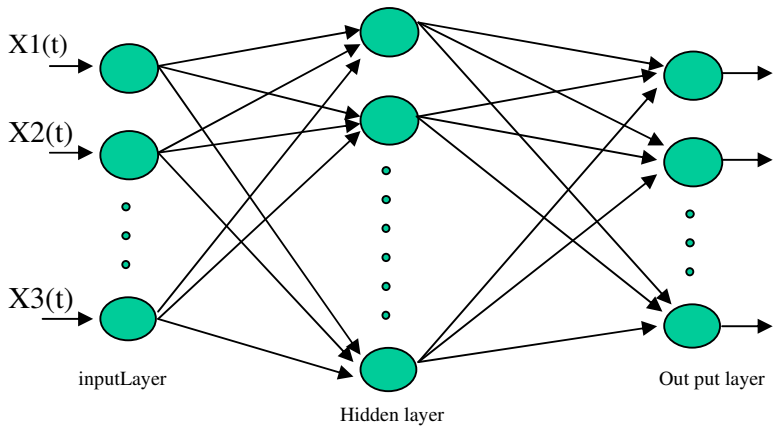
مدل غیرخطی شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی دارای قابلیت های ویژه هستند که با استفاده از روند طولانی تکامل مغز انسان شبیه سازی گردیده است. شبیه سازی شبکه عصبی مصنوعی با شاخص های مطلوبی مانند است(۷).

فعالیت و پردازش موازی در حجم گسترده، محاسبات و نمایش غیرمتمرکز و توزیع یافته، تصمیم پذیری و قابلیت بسط و توسعه، تطبیق پذیری پردازش ذاتی اطلاعات، توانایی تحمل خطا و اصلاح آن و بالاخره مصرف انرژی به میزان حداقل تحولی عظیم در دانش و تکنیک مدلسازی به وجود خواهد آورد و درک ما را از جهان واقعی بیشتر خواهد نمود. یک شبکه مصنوعی مجموعه ای از معماری موازی _ توزیعی با تعداد زیادی گره و ارتباط و اوزان ارتباطات می باشد(۹).

معماری شبکه عصبی مصنوعی جزئی مرتبط

معماری این شبکه براساس ارتباط مولفه های یک لایه ورودی و یک الی چند لایه مخفی و یک لایه خروجی طراحی می گردد (شکل ۱). هر کدام از لایه های مورد اشاره دارای چندین گره می باشند. وجود لایه های مخفی رفتار غیرخطی سیستم را منعکس می سازد. شبکه های چند لایه ای دارای یک خروجی با یک گره می باشد(۵).



شکل ۱– مشخصات یا معماری شبکه عصبی مصنوعی

تعداد لایه ها و گره های موجود در آن توسط روش سعی و خطا برآورد می گردند. در این تحقیق از روش بهینه سازی ریاضی استفاده شده است.

تابع تحریک با رابطه عمومی (۱) انتخاب گردید.

(۱)

$$O_{i,m} = F(U_{i,m}) = \frac{A}{1+\exp[-(g.U_{i,m})]}$$

مشتق تابع فوق که در محاسبات مربوط به الگوریتم پس انتشار به کار می رود به صورت رابطه(۲) می باشد.

(۲)

$$f'(U_{i,m}) = \frac{g}{A} f(U_{i,m})(A - f(U_{i,m}))$$

در روابط (۱)و(۲) ، A ضریب ثابت است که معمولا براساس حداکثر مقادیر خروجی انتخاب می گردد، g شیب تابع عمومی سیگموئید یا تابع تحریک می باشد و متغیر $U_{i,m}$ تابع یا ترکیب خطی از ورودیهای x_{n0}، ...، x_2، x_1 می باشد که با رابطه زیر مشخص می گردد.

(۳)

$$U_{i,m} = \sum_{i=1}^{n_{m-1}} W_{j,i,m} O_{i,m} + \theta_{j,m}$$

در رابطه اخیر مقدار $O_{i,0}$ برابر ورودی شبکه یعنی $O_{i,o}=x_i$ و $W_{j,i,m}$ وزن های در نظر گرفته شده در ترکیب خطی و $\theta_{j,m}$ عدد ثابت آستانه می باشد که این مقدار نیز مانند مقادیر وزنها باید آموزش داده شوند(۱۲).

فرآیند آموزش مدل

فرایند آموزش مدل شامل گامهای زیر می باشد که هر مرحله آموزش تا حداقل سازی اختلاف خروجی مطلوب و خروجی محاسبه ای ادامه می یابد (۱۱).

۱- وزن $W_{j,i,m}$ و $\theta_{j,m}$ برابر با اعداد تصادفی بین (۱ و ۱-) در نظر گرفته می شوند.

۲- مرحله پیشرو: بردار ورودیهای (x_{n0}، ...، x_1 ، x_2) و خروجی های مطلوب (Y_{nL}، ... Y_2 ، Y_1) را در نظر گرفته و برای لایه m=1 , 2 ,..,L مراحل زیر انجام می گیرد.

I) ورودی جهت اعمال بر تابع تحریک به صورت زیر محاسبه می گردد.

(۴)

$$U_{i,m} = \sum_{i=1}^{n_{m-1}} W_{j,i,m} O_{i,m-1} + \theta_{j,m}$$

با لحاظ نمودن $Q_{i,0}=x_i$

II) محاسبه خروجی jامین واحد در لایه m با رابطه زیر:

(۵)

$$j= 1 , 2 , \dots , n_m$$

$$O_{i,m} = \frac{A}{1+\exp(-g.U_{i,m})}$$

۳-مقایسه خروجی نهایی ($O_{nL,L}$ و .... و $O_{2,L}$ و $O_{1,L}$) با خروجی مطلوب (Y_{nL} و .... و O_2 و O_1) و محاسبه میزان خطا از رابطه (۶):

(۶)

$$Ep = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n_L}[Y_i - O_{i,L}]^2$$

خطای کلی آموزش از رابطه زیر محاسبه می گردد.

(۷)

$$E = \sum_p Ep$$

چنانکه خطای مدل در حد قابل قبول باشد، آموزش متوقف می گردد در غیر این صورت مرحله انتشار پسرو در مرحله ۴ انجام خواهد گرفت.

۴- مرحله پسرو (پس انتشار خطا): در این مرحله برای لایه m=L , L-1, L-2, ...,1 مراحل محاسباتی زیر به منظور تصحیح ضرایب و یا ادامه آموزش ضرایب انجام می پذیرد .

-تکرار مرحله ۲ تا حصول حداقل خطا در مراحل۳.

عماری شبکه عصبی مصنوعی تمام مرتبط

معماری این شبکه بر این فرض بنا گردیده است که خروجی شبکه با کلیه گره های ماقبل از جمله ورودیها در ارتباط مستقیم باشد. در حالی که شبکه جزئی مرتبط خروجی، با کلیه گره ها به طور مستقیم ارتباط ندارد وارتباط بین خروجی و ورودی لایه های مخفی وجود دارند که لایه های

I) به ازاء n و ... و 2 و j = 1 پارامتر $\delta_{j,m}$ از رابطه زیر محاسبه می گردد.

در حالی که m لایه خروجی باشد.

(۸)

$$\delta_{j,m} = O_{j,m}(A - O_{j,m})(Y_i - O_{i,m})$$

در حالی که m لایه مخفی باشد.

(۹)

$$\delta_{j,m} = O_{j,m}(1 - O_{j,m})\sum_{k=1}^{n_{m+1}} W_{k,j,m} + 1\sigma_{k,m+1}$$

II) مقدار تصحیح ضرایب با رابطه (۱۰) برآورد می گردد.

(۱۰)

$$\Delta W_{i,j,m}(n+1) = 1\sigma_{j,m}.O_{j,m-1} + \alpha\Delta_{j,i,m}W(n)$$

III) وزن ها در رابطه (۱۱) تصحیح می گردند.

(۱۱)

$$W_{i,j,m}(n+1) = W_{j,i,m}(n) + \Delta.W_{j,i,m}(n+1)$$

در روابط یادگیری اخیر σ نرخ یادگیری شبکه و α ضریب ثابت که مینیمم نامیده می شود، اثرات وزنهای گذشته را در اصلاح وزنهای جدید بیان می کند و در افزایش سرعت یادگیری موثر می باشد.۵

م

ارتباطی می باشند. مقدار N+n بیانگر تعداد نرون های شبکه شامل نرونهای ورودی نیر می باشند. M فقط ورودی ها را در بردار X کپی می نمایند. کلیه نرونهای دیگر شبکه مانند نرون شماره i که مقدار متغیر شبکه U را با استفاده از اطلاعات کلیه گره های ماقبل آن برآورد می نماید

و حتی نرون خروجی Y نیز از اطلاعات تمام گره X_i استفاده می نماید. معماری فوق را می توان به شکل ریاضی زیر بیان نمود (۱).

(۱۲)

$$X_i = X_j \qquad 1\le i\le m$$

(۱۳)

$$Ui = \sum_{j=1}^{i-1} W_{i,j} X_i \qquad m\le i\le N+n$$

(۱۴)

$$Xi = \frac{A}{1+\exp(-U_i + W_{o,j})} \qquad m\le i\le N+n$$

(۱۵)

$$Yi = X_{i+N} \qquad 1\le i\le n$$

معماری شبکه تمام مرتبط را میتوان با قرار دادن برخی از وزنها برابر ثابت صفر به شبکه های جزئی مرتبط تبدیل کرد. سایر محاسبات مربوط به شبکه همانند حالت شبکه های جزئی مرتبط می باشد (۱۲).

نرمال سازی داده های ورودی و خروجی

چنانکه از توابع تحریک بدون ضریب ثابت که براساس خروجی حداکثر تعیین می گردد استفاده شود در این صورت ورودیها و خروجیها را می توان با روابط زیر نرمال سازی کرد و سپس به شبکه عصبی مصنوعی اعمال نمود(۱).

نرمال سازی ورودیها

نرمال سازی عناصر ورودی براساس رابطه (۱۶) انجام می گیرد.

(۱۶)

$$X(i) = 0.1 + 0.85\frac{x(i)}{x_{\max}(j)} \quad i= 1, 2, \dots ,$$

ماقبل مانند Y_{n-1} و حتی اطلاعات ورودی $j=1, 2, \dots , i$ و n

در رابطه (۱۶)، $X(i)$ ورودیها و $x_{max}(j)$ ورودی حداکثر مورد انتظار و n تعداد مولفه های ورودی می باشند(۱).

نرمال سازی خروجی ها

عناصر خروجی واقعی با استفاده از رابطه (۱۷) نرمال سازی می گردد.

(۱۷)

$$Y(i) = 0.1 + 0.85\frac{y(i)}{y_{\max}(j)}$$

$i= 1, 2, \dots , m$ و $j=1, 2, \dots , i$

و در رابطه (۱۷)، $Y(i)$ خروجیها و $Y_{max}(j)$ خروجی های حداکثر مورد انتظار و m تعداد مولفه های خروجی می باشد.

پس از تنظیم وزن ها چنانچه ورودی با رابطه (۱۶) نرمال سازی گردید، خروجی مطلوب را باید با رابطه زیر محاسبه کرد.

(۱۸)

$$O(i) = (Y(i) - 0.1)\times\frac{Y_{\max}(j)}{0.85} \quad i= 1, 2, \dots , m \text{ و } j=1, 2, \dots , i$$

در رابطه (۱۸) $O(i)$ خروجی مطلوب می باشد(۱).

بهینه سازی پارامترها[1]

بهینه سازی ریاضی پارامترهای مدل یکی از حساس ترین مراحل مدل سازی می باشد. برای بهینه سازی پارامترهای یک مدل باید به دو سئوال اساسی پاسخ داده شود.

1 - Optimisation of Parameters

۱- چه تابع هدفی را باید برای بهینه سازی بکار گرفت؟ (معیار بهترین انطباق)

۲- چه روشی را باید اتخاذ کرد تا تابع هدف سریعاً به معیار مطلوب همگرا شود؟

چندین نوع تابع هدف وجود دارند که همگی براساس تفاضل خروجی مشاهده ای و خروجی محاسبه ای بنا شده اند. بررسی نشان می دهدکه تابع (۱۹)بهترین تابع هدف جهت انطباق مقادیر میباشد.

(۱۹)

$$F(\alpha,\beta,\delta,...)=\sqrt{\frac{S_{t=1}^{n}[Q_0(t)-Q_c(t)^2.W_t(t)}{n}}$$

در رابطه (۱۹)، W_t تابع وزن مولفه ها از رابطه (۲۰) بدست می آید.

(۲۰)

$$W(t)=\frac{Q_0(t)+\bar{Q}}{2.\bar{Q}}$$

که $\bar{Q}$ میانگین دبی های محاسبه ای می باشد(۱۳).

به منظور یافتن پاسخ سئوال دوم باید روشهای مختلف جهت بهینه سازی ریاضی مورد بررسی قرار گیرند و مناسبت ترین آنها را با توجه به روابط و معادلات موجود و همچنین خصوصیات پارامترها انتخاب گردند.

در این تحقیق پس از طراحی مدل با توجه به موارد ذکر شده از دو روش بهینه سازی پیچیدک[1] و جستجوی نمونه[2] به صورت متوالی استفاده گردیده است(۱). روشهای به کار گرفته شده از نوع بهینه سازی غیرخطی مقید می باشند. یعنی بهینه سازی در فاصله بین حد بالایی و پایینی پارامترها که از پیش مشخص شده اند انجام می پذیرد. روشهای به کار گرفته شده برای تابعی که امکان مشتق گیری وجود ندارد و یا دارای مشتقات جزئی از متغیرهای دیگر هستند بسیار موثر وکارا می‌باشند (۱).

در این بررسی ابتدا روش بهینه سازی پیچیدک به کار گرفته می شود تا با یک تقریب مناسب مقادیر فرضی اولیه پارامترها به مقادیر واقعی پارامترها نزدیک شود، سپس با بکارگیری روش جستجوی نمونه پارامترهای اصلاح شده تا حد امکان به مقادیر واقعی پارامترها نزدیک می گردند و پارامترها بهینه می شوند(۱).

در هر دو روش بهینه سازی با استفاده از اطلاعات ورودی و خروجی در دو مرحله انجام می گیرد. به منظور مقایسه دقت مدل از عامل RMSE[3] با رابطه زیر استفاده گردید.

(۲۱)

$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}[Q_0(t)-Q_c(t)]^2}{n}}$$

روش کار

برای کاربرد مدل ANN احتیاج به اطلاعات و آمار مورد نیاز از حوزه سد اکباتان در همدان می باشد. اطلاعات مورد نیاز آمار دبی روزانه در سالهای ۱۳۶۳الی ۱۳۷۹ می باشد که این آماری براساس اندازه گیری های انجام شده در رودخانه آبشینه در ایستگاه یالفان بدست آمده است. با استفاده از آمار دبی جریان بایستی میزان رسوب حمل شده به مخزن سد اکباتان محاسبه شود. لذا نیاز است رابطه بین دبی جریان ومیزان رسوب حمل شده تعیین شود.

1 - Complex method
2 - Pattern search method
3 - Root Mean Square Error

تعیین معادله حمل رسوب برای رودخانه آبشینه

در این تحقیق با استفاده از آمار غلظت مواد معلق رسوب آب در کلیه نمونه های برداشت شده اقدام به تعیین رابطه دبی آب _ دبی رسوب گردیده و با بکارگیری آمار دبی روزانه رودخانه اقدام به محاسبه میانگین درازمدت رسوب سالانه رودخانه شده است.

روش بکار گرفته شده این تحقیق جهت محاسبه رسوب ابتدا توسط اداره حفاظت خاک ایالات متحده پیشنهاد گردیده سپس توسط دفتر عمران ایالات متحده، فرموله شده و در اکثر طرحهای عمرانی مرتبط با آب و خاک به کار گرفته می شود. چنانچه نمونه برداری از آب با رعایت استانداردهای موجود صورت پذیرد و نمونه ها معرف واقعی نحوه تغییرات دبی رسوب بر حسب دبی جریان باشند از نتایج بدست آمده، وضعیت رسوب زائی حوزه و کمیت رسوب حمل شده توسط رودخانه مشخص می شود. واضح است که مقادیر ارائه شده برای رسوب رودخانه ها ارقامی قطعی نبوده و با زیاد شدن طول دوره آماربرداری از ایستگاههای رسوب سنجی و تجدید محاسبات در هر ۵ یا ۱۰ سال نتایج حاصل به واقعیت نزدیکتر خواهد شد(۱).

براساس نتایج حاصل از تعداد ۲۰۶ نمونه رسوب برداشت شده از رودخانه آبشینه از سال ۱۳۶۳ الی ۱۳۷۴ ، رابطه شدت رسوب دهی بر حسب شدت جریان آب بصورت معادله(۲۲) تعیین گردیده است (۶):

(۲۲)

$$Q_s = 12.1399 Q_w^{1.5332}$$

در رابطه فوق Q_s و Q_w به ترتیب دبی رسوب بر حسب تن بر روز و دبی آب بر حسب مترمکعب بر ثانیه می‌باشد. وضریب همبستگی R برابر ۰/۸۷ می باشد. اکنون با داشتن آمار دبی جریان و رابطه دبی رسوب با دبی جریان می توان دبی رسوب ورودی به مخزن را بدست آورد.

آمار مورد استفاده جهت مدل ANN [1]

با استفاده از منحنی کف مخزن سد اکباتان در سالهای ۱۳۶۳، ۱۳۶۹ و ۱۳۷۴ می توان مقادیر رسوب گذاری را در فواصل مختلف از سد در کف مخزن محاسبه نمود با استفاده از مدل ANN و گرافهای فوق اقدام به آموزش و یادگیری مدل شده است (۱). با توجه به مدل ANN که احتیاج به تعدادی گره در لایه ورودی، تعدادی گره در لایه های مخفی و یک گره در لایه خروجی دارد، مقدارهای متفاوتی از ۳ تا ۶ گره در ورودی براساس آمار موجود و همچنین تعداد یک تا ۱۵ گره در هر لایه مخفی و یک لایه خروجی براساس ارتفاع رسوب در کف مخزن در نقاط مختلف از سد، برای مدل تعیین شده است .

بدین صورت که با استفاده از منحنی پروفیل کف مخزن در سالهای ۱۳۶۳ تا ۱۳۶۹ ارتفاع رسوب در فواصل ۲۰، ۴۰، ۶۰، ۸۰، ۱۰۰، ۱۵۰، ۲۰۰، ۲۵۰، ۳۵۰، ۴۰۰، ۴۵۰، ۵۰۰، ۶۰۰، ۷۰۰، ۸۰۰، ۹۰۰، ۱۰۰۰، ۱۱۰۰ و ۱۲۰۰ متر از سد محاسبه شده که این اطلاعات جهت آموزش مدل بکار برده شده است و آمار رسوب گذاری بین سالهای ۱۳۶۹ الی ۱۳۷۴ را جهت کالیبره کردن مدل انتخاب شده است.

1 - Artificial Neural Networks

نتایج و بحث

پس از آموزش و اجرای مدل با گره های مختلف در ورودی با توجه به آمار موجود، و همچنین انتخاب۱ الی ۱۵ گره در لایه مخفی، بهترین تعداد گره در ورودی و تعداد گره لایه مخفی براساس مقایسه هر یک از گرافها بدست آمده از مدل با گراف رسوبگذاری در سال ۷۴ برابر شش گره در ورودی وهشت گره در لایه مخفی تعیین گردیده است. بدین صورت که با محاسبه ریشه میانگین مربعات خطا[1] و ضریب نکوئی برازش[2] برای هر یک از گرافهای مقایسه ای(جدول ۱) بهترین حالت آن برای ریشه میانگین مربعات خطا برابر ۰/۰۷ = RMSE و ضریب نکوئی برازش ۰/۹۶ =R^2 بدست آمده است(شکل۲). پس از تعیین بهترین تعداد گره در لایه ورودی و لایه مخفی، با توجه به آمار موجود اقدام به رسم پروفیل کف مخزن با استفاده از مدل ANN برای سال ۱۳۷۹ نموده که در شکل (۳) ارائه گردیده است.

نتایج حاصل از بکارگیری مدل شبکه های عصبی مصنوعی نشان می دهد که رجحان این روش بر سایر روشها به دلیل پردازش موازی داده ها و اطلاعات است. کاربرد این مدل با دو معماری تمام مرتبط و بطور جزئی مشخص می سازد که این مدل قابلیت شبیه سازی طیف وسیعی از رفتارهای هیدرولیکی را دارا می باشد(۱).

مدل شبکه عصبی تمام مرتبط برای پدیده هایی که رفتار خطی دارند نتایج بهتری را بدست می دهد. و مدل شبکه عصبی بطور جزئی مرتبط برای فرآیندهایی که رفتار غیرخطی دارند نتایج بهتری را بدست می دهد. مدل شبکه عصبی بطور جزئی مرتبط برای فرآیندهایی که رفتار غیرخطی دارند نتایج به مراتب دقیق تری را نسبت به روش قبل می دهد و از نظر گستره کاربرد آن به طور قابل ملاحظه ای نسبت به سایر روشهای برتری دارد و حتی می توان با تعریف توابع تحریک ویژه پدیده‌های با رفتار خطی را نیز شبیه سازی نمود (۱). یکی از مشکلات مدل شبکه عصبی مصنوعی نیاز به آموزش طولانی و دسترسی به تعداد فراوان داده های تاریخی می باشد. در این تحقیق روش بهینه سازی ریاضی جهت تسریع در فرآیند آموزش و تنظیم اوزان گره ها شبکه با کمترین آمار و اطلاعات را ممکن ساخته است. آزمون حساسیت مدل مذکور نشان داد که نتایج حاصل از بکارگیری روشهای بهینه سازی ریاضی بسیار موثر و کارا می باشد و قابلیت انعطاف پذیری این مدلها را بطور چشمگیری افزایش می دهد (۱).

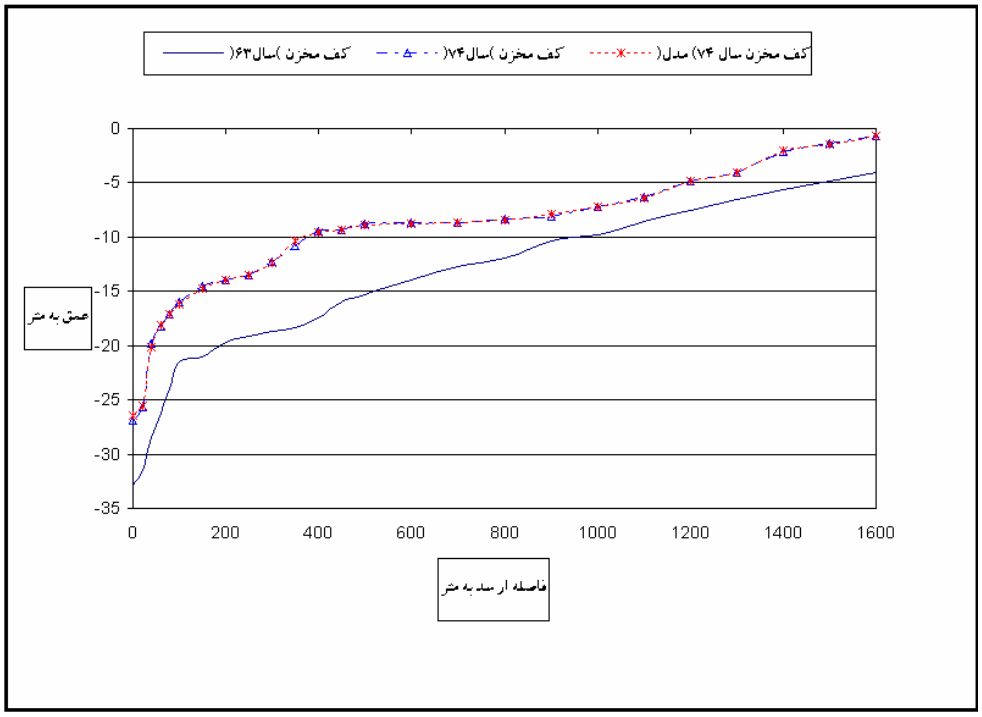
بکارگیری روش کلاسیک BP به دلیل گرفتار شدن بهینه سازی ضرائب وزنها در تله های ریاضی در بسیاری از موارد کارآیی ندارد بنابراین برای رسیدن به همگرایی در تنظیم اوزان باید از روشهای بهینه سازی ریاضی به ویژه روشهائی مانند الگوریتم ژنتیک یا روشهای بهینه سازی غیرخطی مانند روزانبراک استفاده نمود (روش بهینه سازی غیر خطی سیمپلکس).

1 - Root Mean Square error
2 - Goodness of fit

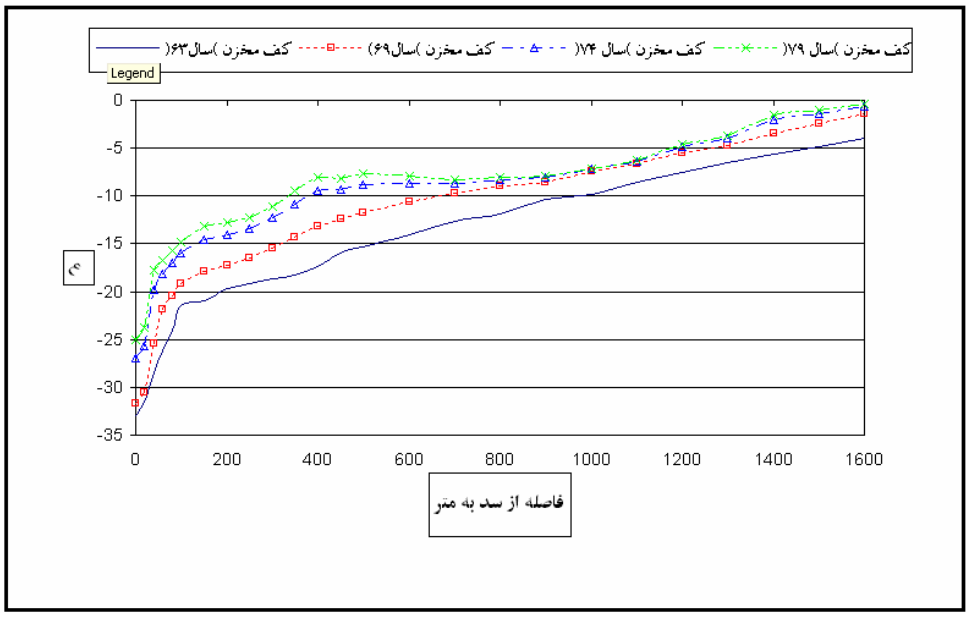
جدول ۱- تعدادی از بهترین حالات مقایسه

تعداد گره در ورودی	تعداد گره درلایه مخفی	تعداد گره در خروجی	R^2	RMSE
۶	۱	۱	۰/۷۴	۰/۱۸
۶	۲	۱	۰/۶۸	۰/۲۴
۶	۳	۱	۰/۶۲	۰/۲۷
۶	۴	۱	۰/۵۸	۰/۳۵
۶	۵	۱	۰/۵۵	۰/۴۱
۶	۶	۱	۰/۶۳	۰/۲۶
۶	۷	۱	۰/۸۹	۰/۱۲
۶	۸	۱	۰/۹۶	۰/۰۷
۶	۹	۱	۰/۷۵	۰/۱۹
۶	۱۰	۱	۰/۷۱	۰/۲۲
۶	۱۱	۱	۰/۶۹	۰/۲۳
۶	۱۲	۱	۰/۶۸	۰/۲۴
۶	۱۳	۱	۰/۶۰	۰/۲۸
۵	۱	۱	۰/۷۲	۰/۲
۵	۲	۱	۰/۶۷	۰/۲۳
۵	۸	۱	۰/۸۸	۰/۱۳
۴	۴	۱	۰/۶۲	۰/۲۷
۴	۶	۱	۰/۷۸	۰/۱۶
۴	۷	۱	۰/۶۸	۰/۲۵
۴	۸	۱	۰/۷۷	۰/۱۷

شکل ۲- پروفیل طولی کف مخزن سد اکباتان (با شش گره در ورودی و هشت گره در لایه مخفی)



شکل ۳- پروفیل طولی کف مخزن سد اکباتان (با شش گره در ورودی و هشت گره در لایه مخفی)



یکی از مسایل مهم در مدل شبکه عصبی مصنوعی تعداد و مولفه های مدل در لایه مخفی می باشد. این تحقیق نشان می دهد که تعداد مؤلفه های لایه مخفی با رابطه (۲۳) نتایج رضایت بخشی را ارائه می دهد.

(۲۳)

$$L_i = \frac{N}{2(I_n + 1)}$$

در رابطه فوق N تعداد داده ها جهت آموزش، I_n تعداد مولفه های ورودی و L_i تعداد مولفه های لایه مخفی می باشد.

ضمناً در این تحقیق تعداد بهینه گره های لایه مخفی ۸ عدد گره تعیین گردید و مشخص گردید که تعداد لایه های مخفی بیش از دو لایه مخفی در بهبود جوابها نتیجه منفی دارد هنگامی که یک سیستم تحت بررسی بطور موفق مدلسازی می شود. روشهای متعددی جهت دستیابی به خط مشی بهینه که کارآیی سیستم را به حداکثر برساند موجود است. در هر فرآیند بهگزینی یا بهینه سازی یافتن چارچوب و قالب های ریاضی وضعیت فیزیکی تحت بررسی به منظور استخراج تابع هدف که باید کمترین مقدار آن محاسبه گردد به انضمام قیدهای مربوط به متغیرهای آن یک مسئله اساسی است. روش بهینه سازی ریاضی به صورت جستجوی مستقیم یا غیر مستقیم در مورد توابع چند متغیره بر وضعیت فعلی تابع و اطلاعات حاصل از وضعیتهای پیشین آن برای برنامه ریزی استراتژی های حرکات آتی، متکی می باشد. در این تحقیق دو روش بهینه سازی ریاضی جستجوی بردار جهت یافته و پیچیدک مقید مورد استفاده قرار گرفت. از آنجائی که روشهای موجود بهینه سازی ریاضی ملزم به یافتن نقطه حداقل (یا حداکثر) مطلق نمی گردد و گاه مشاهده می گردد که جوابهای حاصل به شکل نقاط حداقل (یا حداکثر) موضعی می باشد، لذا باید در عملیات بهگزینی ریاضی با دقت عمل نمود و پارامترهای اولیه را با مقادیر مختلف مورد آزمون و بررسی قرار داد تا به جواب حداقل (یا حداکثر) مطلق دست یافت. موضوع یافتن روشی جامع جهت بهنیه سازی ریاضی به منظور دستیابی به حداقل (یا حداکثر) مطلب موضوع پژوهش و تحقیقات بسیاری از دانشمندان این شاخه از دانش ریاضی می باشد (۱).

نتیجه‌گیری

در مجموع کاربرد مدل ANN برای تعیین پروفیل رسوب گذاری در کف مخزن نسبت به سایر روشها دارای ویژگیهایی از قبیل دقت خوب (در مقایسه با اطلاعات واقعی) ، کارآیی نسبتادقیق با مقایسه مقادیر مختلف RMSE و R^2 ، سادگی و سرعت محاسبات (همگرائی سریع)، انعطاف پذیری مدل جهت برآورد پارامترهای نامعلوم به دلیل پردازش موازی و نیاز به تعداد پارامترهای کمتر در مقایسه با سایر مدلهای موجود می‌باشد.

منابع

۱-ایراندوست، م. ۱۳۸٤, بررسی فرایندوتوزیع رسوب درسدمخزنی اکباتان بااستفاده ازشبکه های عصبی مصنوعی. رساله دکتری. دانشگاه آزاد اسلامی – واحد علوم تحقیقات.

۲-بارانی، غ. رهنما، م. شباک، ش. ۱۳۸۱، پیش بینی دبی اوج با استفاده از شبکه عصبی. ششمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران اهواز.

۳- دستوراتی، محمدتقی. ۱۳۸۳، شبیه سازی و پیش بینی دبی جریان با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، اولین کنفرانس سراسری آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک.

٤- شفاعی بجستان، م. ۱۳۷۸, هیدرولیک رسوب. دانشگاه شهید چمران اهواز.

۵- فهمی، هـ ۱۳۷۸, مدل جامع هیدرولوژی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و بهینه سازی ریاضی. رساله دکتری. دانشگاه آزاد اسلامی – واحد علوم و تحقیقات.

٦- گزارشات آماری سازمان تحقیقات منابع آب وزارت نیرو. دبی روزانه رودخانه آبشینه-نقشه های نقاط ساحلی ،هیدروگرافی وپروفیل کف مخزن سد اکباتان درسالهای ۱۳٦۹الی۱۳۷٤.

۷-محمدی، ک. میثاقی، ف. ۱۳۸۱، شبیه سازی بارش ـ رواناب و روندیابی در رودخانه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. ششمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه. دانشگاه شهید چمران اهواز.

۸- منهاج، م. ۱۳۷۹, مبانی شبکه های عصبی (هوش محاسباتی). دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

9- Charalambous , C., 1992, "Conjugate Gradient algorithm for efficient training of artificial neural networks; IEE Proceedings. Vol. 139 ,No . 30 .

10-Enstein H.A. 1950, "The Bed Load Function for Sediment Transportation in Open Channel Flows". Technical Bullet in 1926 ,U.S. Dept of Agriculture Soil Conservation Serv., Washington, D.C.

11-Fausett, Laurence, 1994, "Fundamentals of Neural Networks", Prentice Hall International, Inc.

12-Freeman J.A., Skapura D.M, 1991, "Neural Networks, Algorithms, Applications, and programming techniques", Addison-Wesley Publishing Company.

13-Gill, Murray, Wright, 1981, "Practiced optimization" Academic Press.

14-Kumor Jain, S., 2001, "Development of Integrated Sediment Rating Curve Using ANNs". Journal of Hydraulic Engineering.