مقایسه ی کاربرد روش شبکه ی عصبی مصنوعی با وایازی خطـــی و چند متغیره درنحوه ی توزیع رسوب

محسن ایراندوست*[1] و حمید الهـی مقـدم[2]

تاریخ دریافت: ۸۷/۷/۲ تاریخ پذیرش:۸۸/۳/۲۶

چکیـــده

پدیده ی فرسایش و انتقال رسوب یکی از پیچیده‌ترین مسایل هیدرودینامیک (آب پویایی) می‌باشد که در مطالعه ی طرحهای آبی از اهمیتی بسیار برخوردار است. با توجه به این که شبکه‌های عصبی مصنوعی از دو ویژگی اساسی یادگیری یا نگاشت‌پذیری بر اساس ارایه ی داده‌های تجربی (قدرت و توانایی تعمیم‌پذیری) و ساختارپذیری موازی برخوردارند، یکی از مهم ترین روش های هوش مصنوعی می باشند که در آن با الهام‌گیری از مغز انسان، ضمن اجرای فرآیند آموزش، اطلاعات مربوط به داده‌ها درون وزن های شبکه ذخیره می‌شوند. در این پژوهش ضمن طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی با روش پس انتشار خطا و تجزیه و تحلیل پایداری و همگرایی فراسنج های اداره کننده ی سامانه های حلقه‌ای آن، عملکرد آن ها در برآورد نحوه ی توزیع رسوب مخزن سداکباتان مورد بررسی قرار گرفته و در پی آن نیز با استفاده از وایازی خطی و وایازی چند متغیره اقدام به برآورد میزان و نحوه ی توزیع رسوب مخزن سد نامبرده شده و نتایج بدست آمده با یک دیگر مقایسه و مورد بررسی قرار گرفته اند. پس از تعیین ضرایب (R^2) و (RSME) شبیه شبکه‌های عصبی مصنوعی برای بررسی و نحوه ی توزیع رسوب‌گذاری مخازن سدها به عنوان یکی از دقیق‌ترین روش ها پیشنهاد می‌گردد. افزون بر آن، کاربرد وایازی خطی، به دلیل ساز و کار پخش خطا در محاسبات، بر وایازی چند متغیره غیرخطی برتری دارد.

واژه‌های کلیدی: انتقال رسوب، شبکه‌های عصبی مصنوعی، هوش مصنوعی، پس انتشار خطا، وایازی چند متغیره

[1]- استادیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمان
[2]- عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمان
*نویسنده ی مسؤول مقاله irandostmo@gmail.com

پیشگفتار

برآورد صحیح بار رسوبی در طرحهای آبی از اهمیتی بسیار برخوردار است. رسوب‌گذاری در مخازن سدها و کاهش حجم مفید آن ها، تغییر مسیر رودها به دلیل رسوب‌گذاری در بستر آن ها و دگرگونی کیفیت آب به لحاظ مصارف شرب و کشاورزی از جمله مشکلات ناشی از این پدیده است (شفاعی بجستان، ۱۳۷۸).

شبیه شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبیه اتصالی و یا شبیه پردازش موازی گسترده نیز نامیده می‌شود. در این شبیه با انبوهی از اتصالات عناصر محاسباتی ساده، پردازش سامانه ی عصبی زیستی تقلید می شود. هم اکنون یکی از مهم ترین مزایای شبکه ی عصبی مصنوعی امکان استفاده از آن ها در زمینه ی فعالیت های علمی و کاربردی در مسایل فنی – مهندسی می‌باشد. پژوهش درباره ی شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشینه ی چندان طولانی ندارد، برخی پیش‌زمینه‌های این شبکه‌ها را می‌توان به اوایل سده ی بیستم و اواخر سده ی نوزدهم برگرداند. دیدگاه نوین شبکه‌های عصبی در دهه ی ۴۰ سده ی بیستم آغاز شد، زمانی که وارن مک‌کلوث[1] و والتر پیتز[2] نشان دادند که شبکه‌های عصبی می‌توانند هر تابع حسابی و منطقی[3] را محاسبه کنند (ایراندوست، ۱۳۸۴).

نخستین کاربرد عملی شبکه‌های عصبی مصنوعی در اواخر دهه ی ۵۰ سده ی بیستم مطرح شد، زمانی که فرانک روزنبلات[4] در سال ۱۹۵۸ شبکه ی پسپترون را معرفی کرد. روزنبلات و همکارانش شبکه‌ای را ساختند که قادر بود الگوها را از هم تشخیص دهد (شفاعی بجستان، ۱۳۷۸). در سال ۱۹۸۲ اندیشه ای نوین به وسیله ی جان‌هاپفیلد [5]مطرح شد و آن استفاده از ساز و کار تصادفی جهت توضیح عملکرد طبقه ای گسترده از شبکه‌های برگشتی[6] که می‌توان آنها را جهت ذخیره‌سازی داده ها استفاده کرد، می باشد. همچنین الگوریتم پس‌انتشار خطا[7] دومین اندیشه ی مهمی بود که به وسیله‌ی دیویدراملهات[8] و جیمز مکلند[9] در سال ۱۹۸۶ مطرح شد (شفاعی بجستان، ۱۳۷۸).

با بروز این دو اندیشه، شبکه‌های عصبی متحول شدند. در سال های اخیر مقاله های پر شمار ارایه شده نشان می‌دهند که شبکه‌های عصبی کاربردهای زیادی را در رشته‌های گوناگون علوم پیدا کرده اند. در کاربرد شبکه‌های عصبی در علوم آب می‌توان به مورد های زیر برای نمونه اشاره کرد:

کارونانیتی [10]در ۱۹۹۴، بونیف [11]در ۱۹۹۴، هسو [12]در ۱۹۹۵، چنگ ونوگوچی [13]در ۱۹۹۶ و لیونگ [14]در ۱۹۹۶ برای پیش‌بینی جریان خروجی حوضه با ورودی‌هایی از قبیل بارش، جریان بالادست و دما از شبکه‌های عصبی استفاده کردند. تیرومالایا و دئو [15]در ۱۹۹۸ شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی منحنی بده‌ی پایین‌دست بکار بردند. لیونگ، لیم و پائودیال[16] در سال ۲۰۰۰ برای پیش‌بینی سطح آب رودی، هفت روز پیش از وقوع سیلاب در آن، از شبکه‌های عصبی استفاده کردند (ایراندوست، ۱۳۸۴). همچنین، کومار [17] در ۲۰۰۱ ، بار معلق را با استفاده از گروه درازمدت و پیوسته منحنی بده – بده ی غلظت – رسوب و کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در رود می‌سی‌سی‌پی پیش‌بینی کرد (بارانی و همکاران، ۱۳۸۱). هدف از این پژوهش، طراحی شبکه ی عصبی مصنوعی با کاربرد روش پس انتشار خطا و عملکرد آن در برآورد و نحوه ی توزیع رسوب در مخزن سد اکباتان و در نهایت مقایسه ی روش یاد شده با روش های وایازی خطی و چند متغیره است.

[1] - warren mc culloch
[2] - walter Pitts
[3]- arithmetic & logical function
[4] - frank rosen Blat
[5]- john hopfield
[6] - feed back (recurrent)
[7] - error back-propagation

[8] - david rummelhart
[9] - james mcland
[10] - karunanithi
[11] - bonafe
[12] - hsu
[13] - cheng & noguchi
[14] - Liong
[15] - thirumalayah & deo
[16] - liong & lim & Paudyal
[17] - kumar

مواد و روش هـا

شبکه عصبی مصنوعی

در ساختار شبکه ی عصبی مصنوعی، واحد مشابه با نرون، عنصر پردازنده(PE[1]) می‌باشد که دارای چندین مسیر ورودی مشابه دندریت‌ها بوده و با ترکیب‌نمودن این ورودی‌ها، خروجی، یا نتیجه‌ای را که مشخص‌کننده ی سطح تحریک‌پذیری PE است، تولید می‌کند. ورودی ترکیبی، با یک تابع تبدیل اصلاح می‌گردد. تابع تبدیل می‌تواند یک تابع آستانه یا تابع تحریک باشد. مقدار خروجی تابع تبدیل، عموماً به گونه ی مستقیم از مسیر خروجی PE عبور می‌کند. مسیر خروجی یک PE می‌تواند از راه اتصالات وزنی که مشابه قدرت سیناپس در شبکه ی اعصاب طبیعی هستند، به مقادیر خروجی وزن داده، به مسیرهای ورودی PEهای دیگر مرتبط شوند. سپس عمل پردازش که غالباً به صورت جمع است، به صورت وزنی انجام می گیرد (فهمی، ۱۳۷۸). شبیه شبکه ی عصبی با سه مؤلفه ی اساسی زیر مشخص می‌شود:

الف) تحلیل موضعی یا معماری شبکه،

ب) ویژگی های عنصر محاسباتی (آستانه و نوع تابع تحریک)،

ج) پویایی سامانه و قاعده ی آموزش و یادگیری که مجموعه‌ای از وزن های اولیه را تنظیم می‌کند.

تحلیل موضعی یا معماری شبکه

این ویژگی ها شامل اتصالات، یا به بیان دیگر معماری شبکه، نوع و رتبه ی اتصالات و طیف تغییرات وزن‌ها ست که به صورت چهارچوب شبکه، با تعداد لایه‌ها و تعداد گره‌ها در هر لایه مشخص می‌شود. انواع لایه‌های شبکه به شرح زیرند:

لایه ی ورودی: گره‌های این لایه در واقع ورودی‌های شبکه می‌باشند که پس از محاسبات و پردازش باید خروجی ویژه‌ای را تولید نمایند. گره‌های ورودی داده ها را پردازش نمی‌کنند، بلکه تنها آن ها را در بین گره‌های دیگر توزیع می کنند.

لایه ی مخفی: گره‌های این لایه گره‌های مخفی نامیده می‌شوند زیرا مستقیماً دیده نمی شوند. این لایه‌ها شرایط غیرخطی را برای شبکه مهیا می‌سازند.

لایه ی خروجی: گره‌های این لایه در واقع همان خروجی شبکه می‌باشند که مراحل پردازش خروجی در لایه ی خروجی و گره‌های آن نمود می‌یابند.

مطابق طرح اتصالات، شبکه می‌تواند دارای ساختار پیش‌خوراند[2]و پس‌خوراند[3]و نحوه اتصالات متقارن یا نامتقارن باشد(فهمی، ۱۳۷۸).

ویژگی های عنصر محاسباتی یا گره‌ها

مهم ترین ویژگی های گره‌ها، طیف تابع تحریک، نوع تابع تحریک و آستانه ی تحریک می باشند. طیف تابع تحریک معمولاً یکی از بازه‌های زیر می‌باشد که از توابع تحریک اشباع بدست می آید [۱ و ۱-] ، [۰ و ۱-] و [۱ و ۰] .

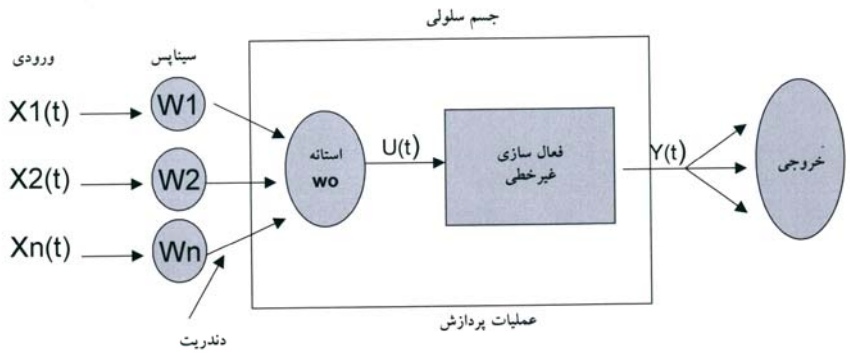
توابع اشباع توابعی هستند که وقتی مقادیر متغیر وابسته آنها به سمت مقادیر بسیار بزرگ یا کم میل کند، مقدار تابع به اعداد ۱- یا ۰ و یا ۱ میل می نماید. توابع غیراشباع به یک عدد خاص میل نمی کنند. عنصر محاسباتی یا گره‌های مورد استفاده در شبیه شبکه‌های عصبی، معمولاً خطی (آنالوگ) هستند. ساده ترین نوع عنصر محاسباتی (گره) را می‌توان چنین بیان کرد: N ورودی که هر کدام در وزن خاصی ضرب شده و حاصل جمع آنها از یک تابع غیرخطی عبور داده می‌شود (فهمی، ۱۳۷۸).

هر عنصر محاسباتی (PE) دو ویژگی اساسی دارد که عبارتند از: ۱- تابع غیرخطی یا تابع تحریک، ۲- آستانه ی تحریک θ. باید توجه داشت که می‌توان در شبیه های پیچیده‌تر به جای عمل جمع از عملکردهایی دیگر مانند انتگرال‌گیری، مشتق‌گیری یا سایر عملیات ریاضی پیچیده استفاده کرد (ایراندوست، ۱۳۸۴).

[1] - processing element

[2] - feed forward

[3] - feed back ward



شکل ۱- شبیه محاسباتی نرون.

روش پس انتشـــار خطا، BP [1]

نام این شبکه از چگونگی اعمال و تنظیم وزن ها بر اساس خطاها نشأت می‌گیرد. این روش به وسیله ی مینسکی و پاپرت[2] برای حل مسایل کلاسه‌بندی در پرسپترون[3] پایه‌گذاری شده است. یک پرسپترون دارای قابلیت فرادهی واحدهای خروجی برای یادگیری الگوهای ورودی و طبقه‌بندی طبقه های خطی جدا پذیر می‌باشد (بلابرگ و همکاران).

طبقه های پیچیده ی جدا پذیر غیرخطی نیز می‌توانند به کمک شبکه‌های چندلایه از یک دیگر جدا شوند. در این جا مسأله ی امتیازدهی پیش می‌آید که در صورت خطا بودن خروجی، چگونه مشخص نماییم که کدام پردازنده یا اتصال باید تنظیم شود.

روش پس انتشار با فرض مقصر دانستن همه PEها و اتصالات، مسأله را حل می کند. مسوولیت خطا با انتشار به طرف عقب (از خروجی به سمت ورودی) از طرف اتصالات لایه‌های قبلی صورت می‌گیرد. این فرایند تا رسیدن به لایه ورودی تکرار می‌شود. اسم این روش نیز به همین دلیل انتخاب شده است (بلابرگ و همکاران).

شبکه ی نمونه در این روش همیشه دارای یک لایه ی ورودی، یک لایه ی خروجی و دست کم یک لایه ی مخفی می‌باشد. هرچند برای تعداد لایه‌های مخفی محدودیتی نیست، ولی معمولاً یک یا دو لایه در نظر گرفته می‌شود. هر لایه کاملاً به لایه ی دیگر متصل است. معمولاً سه لایه ی مخفی برای تقسیم‌بندی الگوهای پیچیده کافی بنظر می‌رسد. هنگام یادگیری داده ها میزان خطای موجود به طرف عقب منتشر گردیده و وزن های اتصالات بر اساس این خطا به هنگام می‌شوند. چنانچه تابع آستانه یا تحریک تابع سیگموئید با رابطه ی زیر در نظر گرفته شود، مشتق آن به سادگی قابل محاسبه است (بلابرگ و همکاران).

مشتق تابع اخیر به صورت رابطه ی زیر خواهد بود:

$$O_{i,m} = f(u_{i,m}) = \frac{1}{(1+\exp(-u_{i,m}))}$$

$$F(u_{i,m}) = f(u_{i,m})(1 - f(u_{i,m}))$$

متغیر $u_{i,m}$ ترکیب خطی از ورودی‌های $x_1,x_2,x_3,...xn$ است که با رابطه خطی زیر مشخص می‌گردد:

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

در رابطه ی بالا $W_{j,i,m}$ اوزان قابل تنظیم، $\theta_{j,m}$ عدد ثابت آستانه، $O_{i,m}=x_i$ می‌باشند با مقایسه ی خروجی نهایی Qi و خروجی مطلوب yi نمایه ی کارایی[4] یا خطا به صورت رابطه ی زیر تصویب می‌شود:

$$Ep = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{ni}(y_i - O_{j,i})$$

$$E = \sum Ep$$

[1]- back propagation
[2] - minsky & popert
[3] - perceptron
[4] - performance index

اصول حاکم بر روش پس انتشار مبتنی بر حداقل‌سازی خطا با اصلاح وزن گره‌ها، با تکرار عملیات به هنگام سازی وزن‌ها می‌باشد. برای این منظور از روش ریاضی مشتق‌گیری خطا نسبت به وزن ها استفاده می‌شود، یعنی قاعده ی مشتق زنجیره‌ای بکارگرفته شده و از تابع خطا مشتق گرفته می‌شود (بلابرگ و همکاران).

$$\frac{\partial Ep}{\partial Wj,i,m} = \frac{\partial f\ E_p}{\partial f(U_{j,m})} \cdot \frac{\partial f(U_{j,m})}{\partial W_{j,i,m}}$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_{j,i,m}} = -\sigma_{j,m} . O_{i,m-1}$$

$$\delta_{i,m} = \frac{\partial E_p}{\partial f(U_{i,m})}$$

برای لایه ی خروجی روابط به صورت زیر خواهند بود:

$$\delta_{i,m} = -\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,m}} \cdot \frac{\partial O_{i,m}}{\partial f(U_{i,m})}$$

$$\delta_{i,m} = (D_i - O_{j,m}) F(U_{i,m})$$

و برای لایه های مخفی روابط بالا به شکل زیر خواهند بود:

$$\delta_{i,m} = -\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,m}} \cdot \frac{\partial O_{i,m}}{\partial f(U_{i,m})}$$

$$\sigma_{i,m} = (-\sum_{K=1}^{n_{m+1}} \frac{\partial E_p}{\partial f(U_{k,m+1})} \cdot \frac{\partial F(U_{k,m+1})}{\partial O_{j,m}}$$

$$, \frac{\partial O_{j,m}}{\partial F(U_{j,m})}$$

$$\sigma_{i,m} = (-\sum_{K=1}^{n_{m+1}} \sigma_{k,m+1} W_{k,j,m+1}) . F(U_{i,m})$$

بنابراین، تغییر وزن براساس رابطه ی زیر انجام می‌پذیرد:

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

در رابطه ی اخیر، η عدد ثابت بین صفر و یک و بیانگر نرخ یادگیری می‌باشد $\delta_{j,m}$ با روابط زیر بیان می‌شود:

$$\delta_{j,m} = f'(N_{j,m})(Y_j - O_{i,m})$$

(برای لایه ی خروجی)

$$\delta_{j,m} = f'(N_{j,m}) \sum W_{k,j,m+1} . \delta_{k,m+1}$$

(برای لایه های مخفی)

به منظور تسریع در اصلاح وزن‌ها و جلوگیری از نوسانات نامتعارف، پومینهارت[1] (۱۹۸۶) اضافه کردن مقدار اندازه ی حرکت را به وزن‌های قبلی به منظور اصلاح وزن‌ها پیشنهاد کرد. با در نظر گرفتن جمله ی اندازه ی حرکت وزن گره‌ها به صورت زیر اصلاح می‌گردد:

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

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

در رابطه ی بالا α ضریب ثابت اندازه ی حرکت است که مقدار آن بین صفر و یک می‌باشد. بطور کلی در روش پس انتشار خطا مراحل زیر تکرار می‌گردد تا شبکه به حالت پایدار برسد. برای هر پردازنده در لایه‌های مخفی لایه‌های ماقبل خروجی تا لایه ی پس از ورودی، خطای محلی محاسبه می‌شود. تجدید مقدار نمودن همه وزن ها در شبکه با افزودن تابع وزنی دلتا به وزن مربوطه ی قبلی انجام می‌گیرد:

$$W_{is}^{K+1} = W_{is}^{K} + \Delta W_{is}$$

اگر مجموع تغییرات وزن‌ها ناچیز باشد، فرایند یادگیری پایان می پذیرد، وگر نه روند محاسبات ادامه می‌یابد، بنابراین با اتصال واحدها که از عملگرهای اساسی شامل ۱) تاخیر ۲) جمع‌کننده ۳) عامل های غیرخطی تشکیل شده اند، می‌توان سامانه های پویا را شبیه‌سازی کرد (بلابرگ و همکاران).

وایازی ساده ی خطـــی

بسیاری از پیشامدها و پدیده‌ها تابع برخی پیشامدهای دیگر و کمیت و کیفیت آن ها می‌باشند. تجزیه وایازی روشی آماری برای بررسی و شبیه سازی رابطه ی بین متغیرهاست. این روش تقریبا در تمامی رشته‌ها از جمله مهندسی بکار برده می‌شود. یکی از هدف‌های مهم در تجزیه ی وایازی ، برآورد فراسنج های مجهول شبیه می‌باشد که در مورد دو متغیر می‌توان بین نقاط پراکنش داده‌ها خطوط زیادی را ترسیم نمود، ولی تنها یکی از این خطوط به بهترین وجه ارتباط بین دو متغیر را توجیه

[1] - Pominhart

می کند و آن خطی است که فراسنج های آن بر مبنای ریشه ی میانگین مربعات خطا[1] بدست می آید (ایراندوست، ۱۳۸۴).

مرحله ی بعد در تجزیه ی وایازی ، تنظیم کیفیت اعتبار شبیه است که از راه آزمون نکویی برازش[2] تعیین می‌شود. نتیجه ی این مرحله نشان می‌دهد که شبیه رضایت‌بخش است یا این که باید تغییراتی در آن داده شود. شبیه وایازی نشان‌دهنده ی وجود رابطه ی علت و معلولی بین متغیرها نیست. حتی اگر یک رابطه ی تجربی قوی بین دو یا چند متغیر برقرار باشد، نمی‌توان گواهی بر وجود رابطه ی بین متغیرهای مستقل و متغیر وابسته به روش علت و معلولی باشد. برای تعیین رابطه ی آن‌ها باید خارج از مجموعه ی داده‌ها عمل کرد. ممکن است تجزیه ی وایازی در تایید رابطه ی علت و معلولی مفید باشد، اما به تنهایی نمی‌تواند مبنای چنین ادعایی واقع شود و تقریبا در تمامی مورد ها کاربرد تجزیه ی وایازی، معادله ی وایازی صرفا تقریبی از رابطه ی حقیقی میان متغیرهاست (ایراندوست، ۱۳۸۴).

وایازی چند متغیره

وایازی چند متغیره ی گروهی از روش های تحلیلی - آماری است که در حال پیشرفت در زمینه‌های گوناگون علمی می‌باشد و مهم‌ترین شاخه‌های تحلیل چند متغیره ای بشمار می‌آید. تحلیل وایازی چند متغیره روش تحلیلی نیرومندی است که در مورد انواع گوناگون مسایل پژوهشی به گونه ای گسترده قابل استفاده است. از جمله می‌توان این روش را برای دو یا چهار متغیر مستقل و یا بیش تر بکار برد، بی‌آن که اساسا تغییری در شکل تحلیل حاصل شود. این روش نه تنها همان کار تحلیل واریانس را انجام می‌دهد بلکه از محاسبه ی مجموعه‌های ریشه های دوم، میانگین ریشه های دوم و نسبت‌های F نیز فراتر می‌رود. تحلیل وایازی چند متغیره در واقع ابزاری نیرومند در دست دانشمندان است، به شرط آن که استفاده از آن با دانش، فهم و دقت همراه باشد (ایراندوست، ۱۳۸۴).

[1] - root mean squares error
[2] - goodness of fit

روش کـــار

جهت بکاربردن شبیه شبکه‌های عصبی مصنوعی و همچنین وایازی ساده ی خطی و چند متغیره و در نهایت مقایسه ی آن‌ها آمار و داده های بده‌ی روزانه در سال‌های ۱۳۶۳ تا ۱۳۷۹ مربوط به حوضه ی سد اکباتان که در ایستگاه یالفان روی رود آبشینه اندازه‌گیری شده، مورد استفاده قرارگرفت. ابتدا معادله ی حمل رسوب برای رود آبشینه بر اساس نتایج بدست آمده از تعداد ۲۰۶ نمونه ی برداشت شده از سال ۱۳۶۳ تا ۱۳۷۴ تعیین گردید که این رابطه بر اساس شدت رسوب دهی برحسب شدت جریان آب به صورت زیر است:

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

که در رابطه ی بالا Q_s و Q_w به ترتیب بده ی رسوب بر حسب تن در روز و بده ی آب بر حسب متر مکعب بر ثانیه می‌باشد. ضریب همبستگی R برای معادله ی بالا برابر ۰/۸۷ می‌باشد. با استفاده از معادله ی یاد شده می‌توان با داشتن آمار بده ی جریان، بده ی رسوب ورودی را به مخزن بدست آورد. همچنین، با استفاده از منحنی رسوب‌سنجی مربوط به کف مخزن سداکباتان در سال‌های ۱۳۶۳، ۱۳۶۹ و ۱۳۷۴ می‌توان مقادیر رسوب‌گذاری را در فاصله های گوناگون از سد در کف مخزن محاسبه کرد. با استفاده از شبیه ANN و منحنی‌های ذکر شده اقدام به آموزش و یادگیری شبیه شده است (۱). با توجه به شبیه ANN [3] که احتیاج به تعدادی گره در لایه ی ورودی، تعدادی گره در لایه‌های مخفی و یک گره در لایه ی خروجی دارد، مقدارهای متفاوتی از ۳ تا ۶ گره در ورودی براساس آمار موجود و همچنین تعداد یک تا ۱۵ گره در هر لایه ی مخفی و یک گره برای لایه ی خروجی بر اساس ارتفاع رسوب در کف مخزن در نقاط گوناگون سد، برای شبیه تعیین شده است. پس از آموزش و اجرای شبیه بهترین تعداد گره در ورودی و تعداد گره لایه ی مخفی بر اساس مقایسه ی هر یک از نمودار های بدست آمده از شبیه با نمودار رسوبگذاری در سال ۷۴ برابر شش گره در ورودی و هشت گره در لایه ی مخفی تعیین شد، بدین صورت که با

[3] - artificial neural networks

محاسبه ی ریشه ی میانگین مربعات خطا[1] و ضریب نکویی برازش[2] برای هر یک از نمودارهای مقایسه‌ای (جدول ۱) بهترین حالت آن برای ریشه ی میانگین مربعات خطا برابر RMSE = ۰/۰۷ و ضریب نکویی برازش R^2 = ۰/۹۶ بدست آمده است (شکل ۲).

جدول ۱- تعدادی از بهترین حالت های مقایسه.

تعداد گره در ورودی	تعداد گره در لایه ی مخفی	تعداد گره‌در 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

در ارتباط با وایازی ساده خطی اگر داده ها و سال‌های آماری به y و میزان رسوب با x نمایش داده شود، معادله ی خطی که این دو متغیر را به یک‌دیگر ارتباط می‌دهد، به صورت $y=\beta_0+\beta_1 x$ می‌باشد که β_0 محل قطع محور عمودی به وسیله ی خط وایازی و β_1 شیب خط یا ضریب وایازی است. در کاربرد این روش نقاط مشاهده شده دقیقا روی خط راست نیستند، بنابراین باید رابطه ی بالا تعدیل شود. انحراف y_i مشاهده شده از خط راست یک خطای آماری (ε_i)می‌باشد. یعنی چیزی است که ضعف شبیه را در برازش دقیق داده‌ها نشان می‌دهد. این خطا ممکن است ناشی از اثرات سایر متغیرها باشد. با این روش شبیه منطقی‌تر عبارتست از:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

در این پژوهش با استفاده از وایازی خطی و کاربرد آن جهت تمامی فاصله ها از سد و با استفاده از نرم افزار Excel ارتفاع رسوب در فاصله‌های گوناگون از سد محاسبه شد که معادله های بدست آمده در جدول ۲ ارایه شده اند.

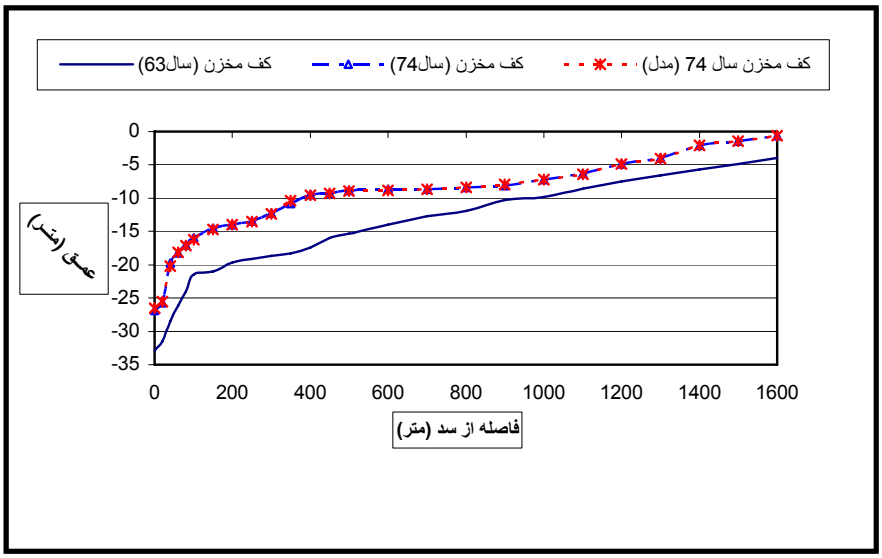
پس از رسم نیمرخ رسوب در کف مخزن و مقایسه ی آن با نیمرخ موجود در سال ۷۴ (شکل ۳) ریشه‌ی میانگین مربعات خطا RMSE= ۰/۱۵ و R^2 = ۰/۹۱ محاسبه گردید.

وایازی چند متغیره روشی است برای تحلیل مشارکت جمعی و فردی دو یا چند متغیر مستقل x_i، در تغییرات یک متغیر وابسته y، همان گونه که گفته شد، اگر x متغیر مستقل و y متغیر وابسته باشد، شبیه وایازی خطی ساده تنها دارای یک متغیر مستقل است. چنانچه واکنش را بتوان به K متغیر مستقل ربط داد، به گونه ای که :

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \ldots + \beta_k x_k + \varepsilon$$

معادله ی بالا چون شامل بیش از یک متغیر مستقل است، شبیه وایازی خطی چند متغیره نام دارد. در این پژوهش با استفاده از نرم‌افزار SPSS ، ارتفاع رسوب در فاصله‌های گوناگون از سد را متغیر وابسته y و فراسنج‌های بارندگی، رسوب حمل شده و سال‌های آماری را به عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته، برای هر فاصله از سد معادله ی آن به شرح جدول ۳ مشخص گردید سپس با استفاده از معادله ی بالا نیمرخ رسوب در کف مخزن سد رسم و ضمن مقایسه ی آن با نیمرخ رسوب در سال ۷۴ (شکل ۴)، بر اساس محاسبه ی انجام شده ریشه ی میانگین مربعات خطا RMSE = ۰/۲۳ و ضریب نکویی برازش R^2 = ۰/۸۶ بدست آمده است.

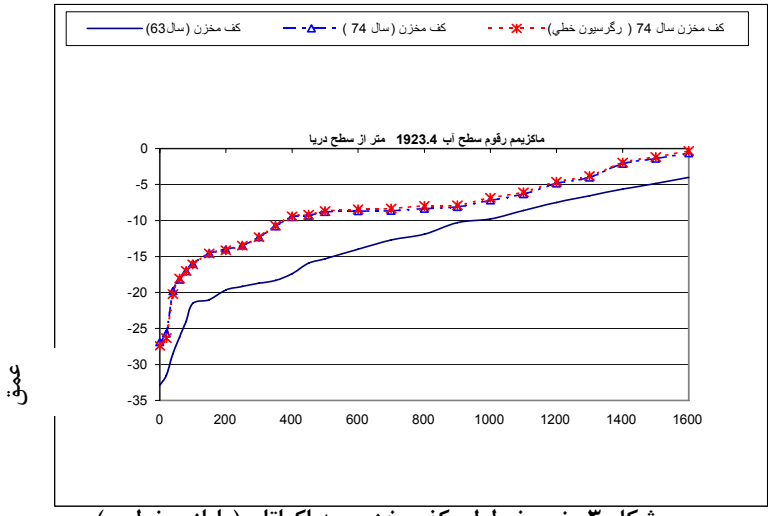
[1] - Root mean square error
[2] - Goodness of fit



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

جدول ۲- معادله های بدست آمده از کاربرد وایازی خطـی برای رسوب کف مخزن سد اکباتان تا سال ۱۳۷۴.

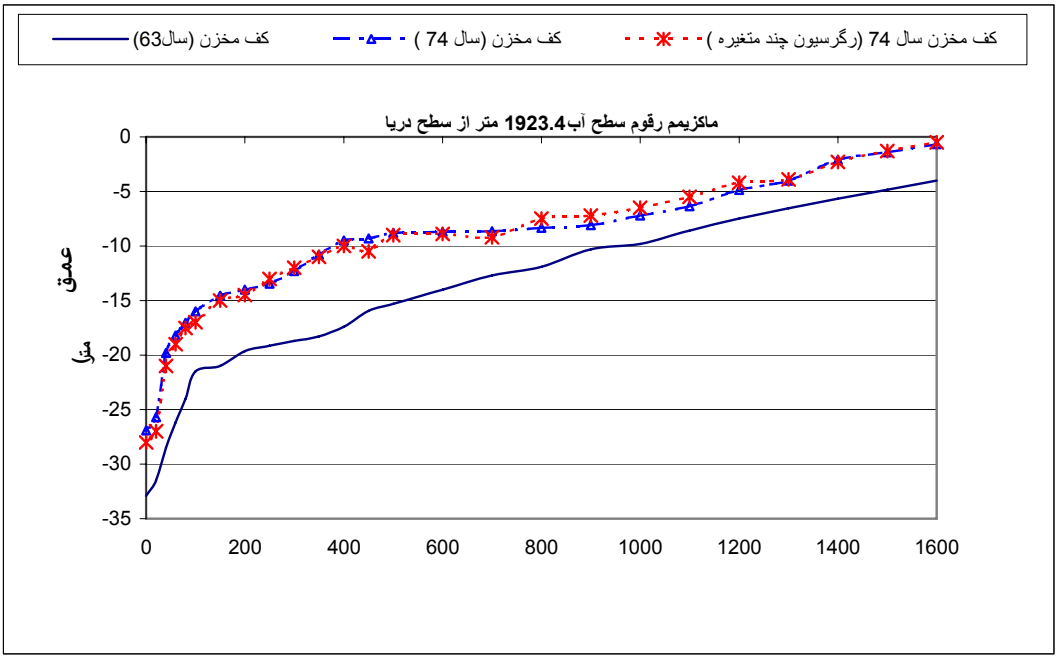
فاصلـه	R^2	فاصله از سطح آب	وایازی خطـی
20	0.87	-26.33	y =0.58X-32.713
40	0.97	-20.21	y =0.87X-29.787
60	0.996	-18.06	y =0.8X-26.867
80	0.999	-17.00	y =0.695X-24.653
00	0.994	-16.11	y =0.55X-22.167
150	0.999	-14.59	y =0.645X-21.687
200	0.994	-14.125	y =0.565X-20.34
250	0.999	-13.5	y =0.57X-19.77
300	1	-12.3	y =0.64X-19.34
350	0.998	-10.717	y =0.75X-18.967
400	0.998	-9.417	y =0.79X-18.107
450	0.997	-9.203	y =0.664X-16.507
500	0.996	-8.683	y =0.65X-15.833
600	0.970	-8.433	y =0.53X-14.263
700	0.928	-8.325	y =0.405X-12.78
800	0.881	-7.975	y =0.355X-11.88
900	0.881	-7.867	y =0.22X-10.287
1000	0.807	-6.833	y =0.26X-9.693
1100	0.863	-6.091	y =0.225X-8.566
1200	0.931	-4.641	y =0.265X-7.556
1300	0.936	-3.81	y =0.255X-6.613
1400	0.985	-1.97	y =0.355X-5.880
1500	0.954	-1.18	y =0.345X-4.976
1600	0.907	-0.341	y =0.033X-4.026



شکل ۳- نیمرخ طولی کف مخزن سد اکباتان (وایازی خطـی).

جدول ۳- معادله های بدست آمده از کاربرد وایازی چندمتغیـره.

وایازی چندمتغیـر	فاصله از سطح آب	فاصلـه
(کل رسوب) 000021 – (بده ی کل) 0.0081 + (سال) 0.386 - 0.091-=y	-27.12	20
(کل رسوب) 000025 – (بده ی کل) 0.0091 + (سال) 0.376 - 0.082-=y	-21.20	40
(کل رسوب) 0.00096 – (بده ی کل) 0.0098 + (سال) 0.687 - 0.043-=y	-19.05	60
(کل رسوب) 0.00018 – (بده ی کل) 0.0069 + (سال) 0.524 - 0.0.38-=y	-17.51	80
(کل رسوب) 0.00062 – (بده ی کل) 0.0021 + (سال) 0.395 - 0.046-=y	-17.07	100
(کل رسوب) 0.00029 – (بده ی کل) 0.0031 + (سال) 0.562 - 0.061-=y	-15.11	150
(کل رسوب) 0.00061 – (بده ی کل) 0.0094 + (سال) 0.695 - 0.053-=y	-14.51	200
(کل رسوب) 0.00011 – (بده ی کل) 0.0072 + (سال) 0.467 - 0.041-=y	-13.08	250
(کل رسوب) 0.00023 – (بده ی کل) 0.0066 + (سال) 0.391 - 0.025-=y	-12.15	300
(کل رسوب) 0.00052 – (بده ی کل) 0.0086 + (سال) 0.667 - 0.054-=y	-11.21	350
(کل رسوب) 0.00041 – (بده ی کل) 0.0096 + (سال) 0.897 - 0.076-=y	-10.13	400
(کل رسوب) 0.00021 – (بده ی کل) 0.0072 + (سال) 0.541 - 0.039-=y	-10.52	450
(کل رسوب) 0.00016 – (بده ی کل) 0.0075 + (سال) 0.367 - 0.026-=y	-9.15	500
(کل رسوب) 0.00019 – (بده ی کل) 0.0096 + (سال) 0.562 - 0.086-=y	-8.92	600
(کل رسوب) 0.00023 – (بده ی کل) 0.0088 + (سال) 0.479 - 0.066-=y	-9.23	700
(کل رسوب) 0.00012 – (بده ی کل) 0.0093 + (سال) 0.362 - 0.075-=y	-7.55	800
(کل رسوب) 0.00017 – (بده ی کل) 0.0087 + (سال) 0.276 - 0.043-=y	-7.21	900
(کل رسوب) 0.00031 – (بده ی کل) 0.0076 + (سال) 0.524 - 0.036-=y	-6.52	1000
(کل رسوب) 0.00021 – (بده ی کل) 0.0087 + (سال) 0.623 - 0.046-=y	-5.53	1100
(کل رسوب) 0.00015 – (بده ی کل) 0.0091 + (سال) 0.557 - 0.044-=y	-4.21	1200
(کل رسوب) 0.00019 – (بده ی کل) 0.0087 + (سال) 0.462 - 0.038-=y	-3.91	1300
(کل رسوب) 0.00023 – (بده ی کل) 0.0095 + (سال) 0.865 - 0.096-=y	-2.34	1400
(کل رسوب) 0.00015 – (بده ی کل) 0.0081 + (سال) 0.367 - 0.056-=y	-1.33	1500
(کل رسوب) 0.00011 – (بده ی کل) 0.0071 + (سال) 0.421 - 0.037-=y	-0.52	1600



شکل ۴- نیمرخ طولی کف مخزن سد اکباتان (وایازی چند متغیره)تا سال ۱۳۷۴.

نتـایج و بحـث

با بکارگیری شبیه شبکه‌های عصبی مصنوعی و تعیین تعداد بهینه ی گره‌ها در لایه ی ورودی برابر ۶ گره و برای لایه ی مخفی ۸ گره، مشخص گردید که این روش به دلیل پردازش موازی داده‌ها، بر سایر روش‌ها برتری دارد، در روش پس انتشار خطا مسأله از خروجی به سمت ورودی و مسؤولیت خطا با انتشار به طرف عقب و از طرف اتصالات لایه‌های پیشین صورت می‌گیرد و این پروسه تا رسیدن به لایه ی ورودی تکرار می‌شود. از ویژگی های این شبیه می‌توان سادگی و سرعت محاسبات، کارآیی بالا با مقایسه ی مقادیر گوناگون RMSE و R^2، دقت خوب در مقایسه با داده های واقعی، انعطاف پذیری شبیه جهت برآورد فراسنج های نا معلوم به دلیل پردازش موازی و نیاز به تعداد فراسنج های کم تر را در مقایسه با سایر شبیه های موجود نام برد.

با کاربرد روش‌های وایازی خطی و چند متغیره و تعیین مقادیر RMSE و R^2 برای هر یک از مورد های ذکر شده مشخص گردید که وایازی خطی نسبت به وایازی چند متغیره دارای دقت و کارآیی بالاتری است چرا که در وایازی چند متغیره به دلیل ساز و کار پخش خطا در مقایسه با وایازی ساده خطی نمی‌توان به دقت بالایی دست یافت. در نتیجه، شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل پردازش موازی داده‌ها، در مقام نخست و پس از آن روش وایازی ساده ی خطی و در آخر وایازی چند متغیره به دلیل ساز و کار پخش خطا دارای اولویت کاربردی می‌باشند.

منابـع

۱-ایراندوست، م. ۱۳۸۴، 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- شفاعی بجستان، م. ۱۳۷۸، هیدرولیک رسوب. دانشگاه شهید چمران اهواز.

۴- 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.

۵- گزارشات آماری سازمان تحقیقات منابع آب وزارت نیرو.
دبی روزانه رودخانه آبشینه-نقشه های نقاط ساحلی، هیدروگرافی وپروفیل کف مخزن سد اکباتان درسالهای ۱۳۶۹الی۱۳۷۴.

6- Blauberg I.V.sadovsky V.N. Yudin E.G, 1977, System theory,Progress Publishers.

7-Fausett, Laurence, 1994, Fundamentals of Neural networks, Prentice Hall International, Inc.

8-Freeman j.a , Skapura D. M. 1991, Neural networks, algorithms, applications, and programming techniques , Addison - Wesley Publishing Company.

9-french R. H., 1986, Open-channel Hydraulics. McGraw-Hill International Editions.

10-Guang-Teyun , 1985. The determination of parameter by linear programming for a model with N-linear reservoirs, Journal of hydrology, 81:pp171-177

11-Hostelter G.H, Santina M.S, 1991, Analytical,numerical,and computational methods for science and engineering, Prentice-Hall International Edition.

12-IHE,1989, Lecture notebook on river forecasting, Delft, The Netherlands.

13-Kottegoda N.T,1980, Stochastic water resources technology. The Macmillan press LTD.

14-Koutitas,Christopher G,1983, Elements of computational hydraulics, Pentech Press Limited.

15-Kranijenhoff D.A, Moll D.A.1986. River flow modeling and flow modeling and forecasting, D.Reidel Publishing Company.

16- Lippman R.P. 1987, An introduction to computinting with neural nets, IEEE Acoustics , Speech and Signal Processing Magazine , pp: 4-22