

مقایسه ی کاربرد روش شبکه ی عصبی مصنوعی با وایازی خطی

و چند متغیره در نحوه ی توزیع رسوب

محسن ایراندوست^۱ و حمید الهی مقدم^۲

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

چکیده

پدیده ی فرسایش و انتقال رسوب یکی از پیچیده ترین مسایل هیدروینامیک (آب پویایی) می باشد که در مطالعه ی طرحهای آبی از اهمیتی بسیار برخوردار است. با توجه به این که شبکه های عصبی مصنوعی از دو ویژگی اساسی یادگیری یا نگاشت پذیری بر اساس ارایه ی داده های تجربی (قدرت و توانایی تعمیم پذیری) و ساختار پذیری موازی برخوردارند، یکی از مهم ترین روش های هوش مصنوعی می باشند که در آن با الهام گیری از مغز انسان، ضمن اجرای فرآیند آموزش، اطلاعات مربوط به داده ها درون وزن های شبکه ذخیره می شوند. در این پژوهش ضمن طراحی شبکه های عصبی مصنوعی با روش پس انتشار خطا و تجزیه و تحلیل پایداری و همگرایی فراسنج های اداره کننده ی سامانه های حلقه ای آن، عملکرد آن ها در برآورد نحوه ی توزیع رسوب مخزن سد اکباتان 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 شبکه های عصبی مصنوعی برای بررسی و نحوه ی توزیع رسوب گذاری مخازن سدها به عنوان یکی از دقیق ترین روش ها پیشنهاد می گردد. افزون بر آن، کاربرد وایازی خطی، به دلیل ساز و کار پخش خطا در محاسبات، بر وایازی چند متغیره غیرخطی برتری دارد.

واژه های کلیدی: انتقال رسوب، شبکه های عصبی مصنوعی، هوش مصنوعی، پس انتشار خطا، وایازی چند متغیره

^۱ - استادیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمان

^۲ - عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمان

*نویسنده ی مسؤل 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 می‌شود. 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 مک کلوث^۱ و والتر پیترز^۲ نشان دادند که شبکه‌های عصبی می‌توانند هر تابع حسابی و منطقی^۳ 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^۴ 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^۵ مطرح شد و آن استفاده از ساز و کار تصادفی جهت توضیح عملکرد طبقه ای گسترده از شبکه‌های برگشتی^۶ که می‌توان آنها را جهت ذخیره‌سازی داده ها استفاده کرد، می‌باشد. همچنین الگوریتم پس‌انتشار خطا^۷

دومین اندیشه ی مهمی بود که به وسیله ی دیویدراملهات^۸ و جیمز مک‌کلند^۹ 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^{۱۰} در ۱۹۹۴، بونیف^{۱۱} در ۱۹۹۴، هسو^{۱۲} در ۱۹۹۵، چنگ ونوگوچی^{۱۳} در ۱۹۹۶ و لیونگ^{۱۴} در ۱۹۹۶ برای پیش‌بینی جریان خروجی حوضه با ورودی‌هایی از قبیل بارش، جریان بالادست و دما از شبکه‌های عصبی استفاده کردند. تیرومالایا و دئو^{۱۵} در ۱۹۹۸ شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی منحنی بدهی پایین‌دست بکار بردند. لیونگ، لیم و پائودیال^{۱۶} 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^{۱۷} در ۲۰۰۱، بار معلق را با استفاده از گروه درازمدت و پیوسته منحنی بدهی - بدهی 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.

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

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

مواد و روش ها

شبکه عصبی مصنوعی

در ساختار شبکه ی عصبی مصنوعی، واحد مشابه با نرون، عنصر پردازنده (PE^1) می باشد که دارای چندین مسیر ورودی مشابه دندریت ها بوده و با ترکیب نمودن این ورودی ها، خروجی، یا نتیجه ای را که مشخص کننده ی سطح تحریک پذیری PE است، تولید می کند. ورودی ترکیبی، با یک تابع تبدیل اصلاح می گردد. تابع تبدیل می تواند یک تابع آستانه یا تابع تحریک باشد. مقدار خروجی تابع تبدیل، عموماً به گونه ی مستقیم از مسیر خروجی PE عبور می کند. مسیر خروجی یک PE می تواند از راه اتصالات وزنی که مشابه قدرت سیناپس در شبکه ی اعصاب طبیعی هستند، به مقادیر خروجی وزن داده، به مسیرهای ورودی PE های 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 می شود:

(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 مجموعه ای از وزن های اولیه را تنظیم می کند.

تحلیل موضعی یا معماری شبکه

این ویژگی ها شامل اتصالات، یا به بیان دیگر معماری شبکه، نوع و رتبه ی اتصالات و طیف تغییرات وزن ها است که به صورت چهارچوب شبکه، با تعداد لایه ها و تعداد گره ها در هر لایه مشخص می شود. انواع لایه های شبکه به شرح زیرند:

لایه ی ورودی: گره های این لایه در واقع ورودی های شبکه می باشند که پس از محاسبات و پردازش باید خروجی ویژه ای را تولید نمایند. گره های ورودی داده ها را پردازش نمی کنند، بلکه تنها آن ها را در بین گره های دیگر توزیع می کنند.

لایه ی مخفی: گره های این لایه گره های مخفی نامیده می شوند زیرا مستقیماً دیده نمی شوند. این لایه ها شرایط غیرخطی را برای شبکه مهیا می سازند.

لایه ی خروجی: گره های این لایه در واقع همان خروجی شبکه می باشند که مراحل پردازش خروجی در لایه ی خروجی و گره های آن نمود می یابند. مطابق طرح اتصالات، شبکه می تواند دارای ساختار پیش خوراند^۲ و پس خوراند^۳ و نحوه اتصالات متقارن یا نامتقارن باشد (فهمی، ۱۳۷۸).

ویژگی های عنصر محاسباتی یا گره ها

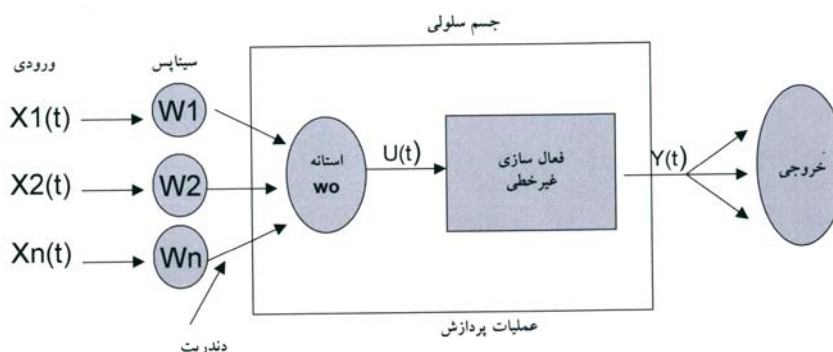
مهم ترین ویژگی های گره ها، طیف تابع تحریک، نوع تابع تحریک و آستانه ی تحریک می باشند. طیف تابع تحریک معمولاً یکی از بازه های زیر می باشد که از توابع تحریک اشباع بدست می آید [۱ و -۱]، [۰ و -۱] و [۱ و ۰].

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 یا ۱ میل می نماید. توابع غیر اشباع به یک عدد خاص میل نمی کنند. عنصر محاسباتی یا گره های مورد استفاده در شبیه شبکه های عصبی، معمولاً خطی (آنالوگ) هستند. ساده ترین نوع عنصر محاسباتی (گره) را می توان چنین بیان کرد: N ورودی که هر کدام در وزن خاصی ضرب شده و حاصل جمع آنها از یک تابع غیرخطی عبور داده می شود (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 می توان در شبیه های پیچیده تر به جای عمل جمع از عملکردهایی دیگر مانند انتگرال گیری، مشتق گیری یا سایر عملیات ریاضی پیچیده استفاده کرد (ایراندوست، ۱۳۸۴).

² - feed forward
³ - feed back ward

¹ - processing element



شکل ۱- شبیه محاسباتی نرون.

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 ترکیب خطی از ورودی‌های $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ است که با رابطه خطی زیر مشخص می‌گردد:

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

در رابطه ی بالا $W_{j,i,m}$ اوزان قابل تنظیم، $\theta_{j,m}$ عدد ثابت آستانه، $O_{j,m} = X_j$ می‌باشند با مقایسه ی خروجی نهایی Q_i و خروجی مطلوب y_i نمایه ی کارایی^۴ یا خطا به صورت رابطه ی زیر تصویب می‌شود:

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

$$E = \sum Ep$$

^۴ - performance index

روش پس انتشار خطا، BP^۱

نام این شبکه از چگونگی اعمال و تنظیم وزن ها بر اساس خطاها نشأت می‌گیرد. این روش به وسیله ی مینسکی و پاپرت^۲ برای حل مسایل کلاسه‌بندی در پرسپترون^۳ 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 می‌کند. 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

^۱ - back propagation

^۲ - minsky & popert

^۳ - perceptron

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

(برای لایه های مخفی)

به منظور تسریع در اصلاح وزن‌ها و جلوگیری از نوسانات نامتعارف، پومینهارت^۱ (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 گرہ‌ها 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 وزن‌ها 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 می‌پذیرد، وگرنه روند محاسبات ادامه می‌یابد، بنابراین با اتصال واحدها که از عملگرهای اساسی شامل (۱) تاخیر (۲) جمع‌کننده (۳) عامل‌های غیرخطی تشکیل شده‌اند، می‌توان سامانه‌های پویا را شبیه‌سازی کرد (بلابرگ و همکاران).

وایازی ساده ی خطی

بسیاری از پیشامدها و پدیده‌ها تابع برخی پیشامدهای دیگر و کمیت و کیفیت آن‌ها می‌باشند. تجزیه وایازی روشی آماری برای بررسی و شبیه‌سازی رابطه ی بین متغیرهاست. این روش تقریباً در تمامی رشته‌ها از جمله مهندسی بکار برده می‌شود. یکی از هدف‌های مهم در تجزیه ی وایازی، برآورد فراسنج‌های 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

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

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

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

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

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:

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

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

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

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

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)

^۱ - Pominhart

روش کار

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 آبهینه اندازه‌گیری شده، مورد استفاده قرار گرفت. ابتدا معادله ی حمل رسوب برای رود آبهینه 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:

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

که در رابطه ی بالا Q_s و Q_w به ترتیب بدهی رسوب بر حسب تن در روز و بدهی 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 بدهی جریان، بدهی رسوب ورودی را به مخزن بدست آورد. همچنین، با استفاده از منحنی رسوب‌سنجی مربوط به کف مخزن سد اکباتان 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^۳ 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

می‌کند و آن خطی است که فراسنج های آن بر مبنای ریشه ی میانگین مربعات خطا^۱ بدست می‌آید (ایراندوست، ۱۳۸۴).

مرحله ی بعد در تجزیه ی وایازی، تنظیم کیفیت اعتبار شبیه است که از راه آزمون نکویی برازش^۲ 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 تقریباً در تمامی مورد ها کاربرد تجزیه ی وایازی، معادله ی وایازی صرفاً 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 اساساً 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).

^۱ - root mean squares error

^۲ - goodness of fit

^۳ - artificial neural networks

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 فاصله‌ها از سد و با استفاده از نرم افزار Excel ارتفاع رسوب در فاصله‌های گوناگون از سد محاسبه شد که معادله‌های بدست آمده در جدول ۲ ارائه شده‌اند.

پس از رسم نیمرخ رسوب در کف مخزن و مقایسه ی آن با نیمرخ موجود در سال ۷۴ (شکل ۳) ریشه‌ی میانگین مربعات خطا $RMSE = 0.15$ و $R^2 = 0.91$ 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:

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

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 $RMSE = 0.23$ و ضریب نکویی برازش $R^2 = 0.86$ بدست آمده است.

محاسبه ی ریشه ی میانگین مربعات خطا^۱ و ضریب نکویی برازش^۲ برای هر یک از نمودارهای مقایسه‌ای (جدول ۱) بهترین حالت آن برای ریشه ی میانگین مربعات خطا برابر $RMSE = 0.07$ و ضریب نکویی برازش $R^2 = 0.96$ بدست آمده است (شکل ۲).

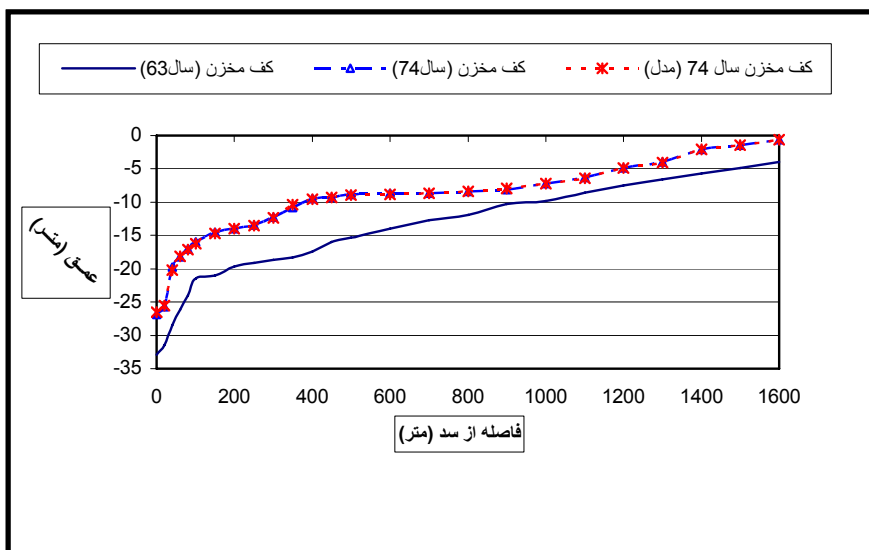
جدول ۱- تعدادی از بهترین حالت‌های مقایسه.

تعداد گروه در ورودی	تعداد گره در لایه ی 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

در ارتباط با وایازی ساده خطی اگر داده‌ها 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 دقیقاً 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

^۱ - Root mean square error

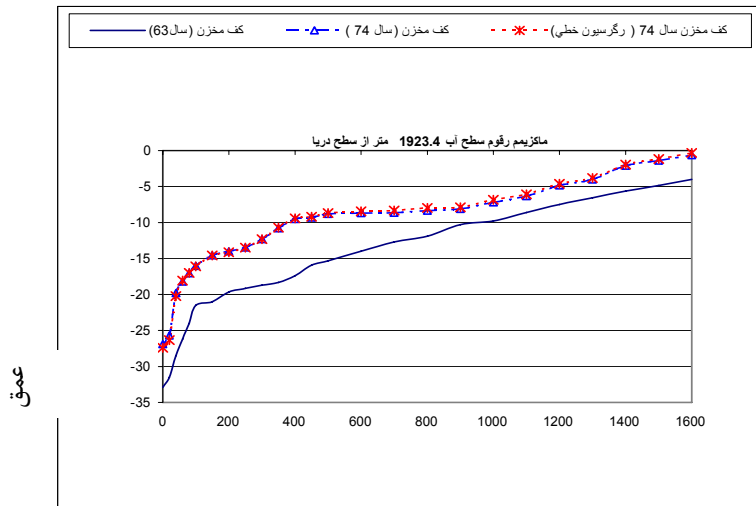
^۲ - Goodness of fit



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 خطی برای رسوب کف مخزن سد اکباتان تا سال ۱۳۷۴.

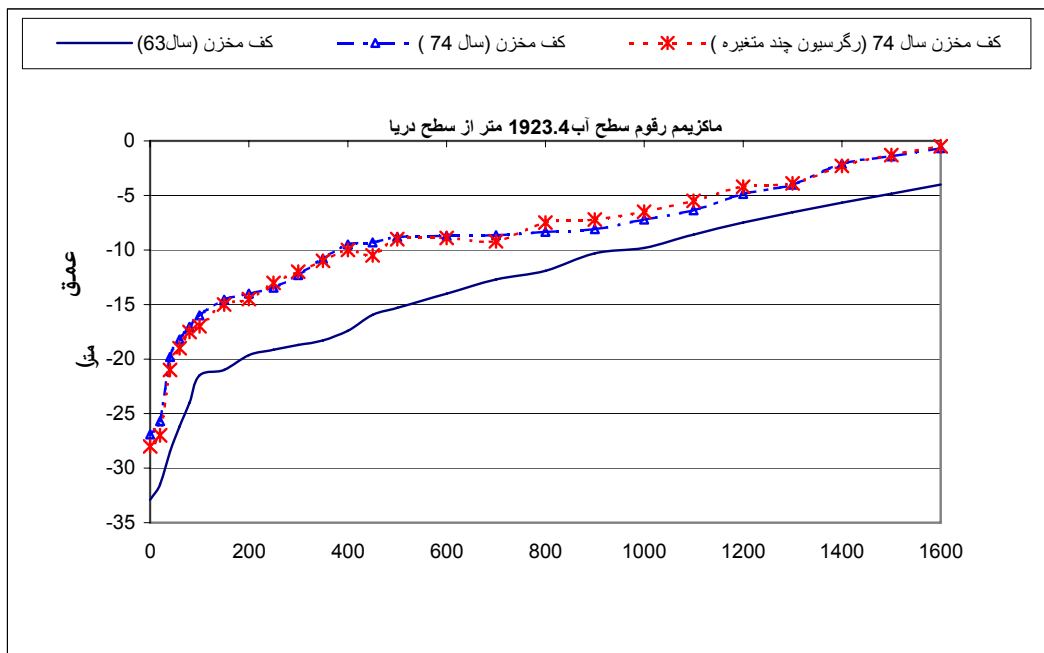
فاصله	R^2	فاصله از سطح آب	وایازی خطی
20	0.87	-26.33	$y = 0.58X - 32.713$
40	0.97	-20.21	$y = 0.87X - 29.787$
60	0.996	-18.06	$y = 0.8X - 26.867$
80	0.999	-17.00	$y = 0.695X - 24.653$
100	0.994	-16.11	$y = 0.55X - 22.167$
150	0.999	-14.59	$y = 0.645X - 21.687$
200	0.994	-14.125	$y = 0.565X - 20.34$
250	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 خطی).

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

فاصله	فاصله از سطح آب	وایازی چندمتغیره
20	-27.12	$y = -0.091 - 0.386(\text{سال}) + 0.0081(\text{کل رسوب}) - 0.00021(\text{بده ی کل})$
40	-21.20	$y = -0.082 - 0.376(\text{سال}) + 0.0091(\text{کل رسوب}) - 0.00025(\text{بده ی کل})$
60	-19.05	$y = -0.043 - 0.687(\text{سال}) + 0.0098(\text{کل رسوب}) - 0.00096(\text{بده ی کل})$
80	-17.51	$y = -0.038 - 0.524(\text{سال}) + 0.0069(\text{کل رسوب}) - 0.00018(\text{بده ی کل})$
100	-17.07	$y = -0.046 - 0.395(\text{سال}) + 0.0021(\text{کل رسوب}) - 0.00062(\text{بده ی کل})$
150	-15.11	$y = -0.061 - 0.562(\text{سال}) + 0.0031(\text{کل رسوب}) - 0.00029(\text{بده ی کل})$
200	-14.51	$y = -0.053 - 0.695(\text{سال}) + 0.0094(\text{کل رسوب}) - 0.00061(\text{بده ی کل})$
250	-13.08	$y = -0.041 - 0.467(\text{سال}) + 0.0072(\text{کل رسوب}) - 0.00011(\text{بده ی کل})$
300	-12.15	$y = -0.025 - 0.391(\text{سال}) + 0.0066(\text{کل رسوب}) - 0.00023(\text{بده ی کل})$
350	-11.21	$y = -0.054 - 0.667(\text{سال}) + 0.0086(\text{کل رسوب}) - 0.00052(\text{بده ی کل})$
400	-10.13	$y = -0.076 - 0.897(\text{سال}) + 0.0096(\text{کل رسوب}) - 0.00041(\text{بده ی کل})$
450	-10.52	$y = -0.039 - 0.541(\text{سال}) + 0.0072(\text{کل رسوب}) - 0.00021(\text{بده ی کل})$
500	-9.15	$y = -0.026 - 0.367(\text{سال}) + 0.0075(\text{کل رسوب}) - 0.00016(\text{بده ی کل})$
600	-8.92	$y = -0.086 - 0.562(\text{سال}) + 0.0096(\text{کل رسوب}) - 0.00019(\text{بده ی کل})$
700	-9.23	$y = -0.066 - 0.479(\text{سال}) + 0.0088(\text{کل رسوب}) - 0.00023(\text{بده ی کل})$
800	-7.55	$y = -0.075 - 0.362(\text{سال}) + 0.0093(\text{کل رسوب}) - 0.00012(\text{بده ی کل})$
900	-7.21	$y = -0.043 - 0.276(\text{سال}) + 0.0087(\text{کل رسوب}) - 0.00017(\text{بده ی کل})$
1000	-6.52	$y = -0.036 - 0.524(\text{سال}) + 0.0076(\text{کل رسوب}) - 0.00031(\text{بده ی کل})$
1100	-5.53	$y = -0.046 - 0.623(\text{سال}) + 0.0087(\text{کل رسوب}) - 0.00021(\text{بده ی کل})$
1200	-4.21	$y = -0.044 - 0.557(\text{سال}) + 0.0091(\text{کل رسوب}) - 0.00015(\text{بده ی کل})$
1300	-3.91	$y = -0.038 - 0.462(\text{سال}) + 0.0087(\text{کل رسوب}) - 0.00019(\text{بده ی کل})$
1400	-2.34	$y = -0.096 - 0.865(\text{سال}) + 0.0095(\text{کل رسوب}) - 0.00023(\text{بده ی کل})$
1500	-1.33	$y = -0.056 - 0.367(\text{سال}) + 0.0081(\text{کل رسوب}) - 0.00015(\text{بده ی کل})$
1600	-0.52	$y = -0.037 - 0.421(\text{سال}) + 0.0071(\text{کل رسوب}) - 0.00011(\text{بده ی کل})$



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

در مقایسه با ویازی 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 ویازی ساده ی خطی و در آخر ویازی چند متغیره به دلیل ساز و کار پخش خطا دارای اولویت کاربردی می‌باشند.

منابع

- ۱- ایراندوست، م. ۱۳۸۴، بررسی فرایند و توزیع رسوب در سد مخزنی اکباتان با استفاده از شبکه 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 بجزستان، م. ۱۳۷۸، هیدرولیک رسوب. دانشگاه شهید چمران اهواز.
- ۴- فهمی، ه. ۱۳۷۸، مدل جامع هیدرولوژی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و بهینه سازی ریاضی. رساله دکتری. دانشگاه آزاد اسلامی - واحد علوم و تحقیقات.

نتایج و بحث

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 مسؤلیت 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، کارایی 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 ویازی خطی و چند متغیره و تعیین مقادیر RMSE و R^2 برای هر یک از مورد های ذکر شده مشخص گردید که ویازی خطی نسبت به ویازی چند متغیره دارای دقت و کارایی بالاتری است چرا که در ویازی چند متغیره به دلیل ساز و کار پخش خطا

- ۵- گزارشات آماری سازمان تحقیقات منابع آب وزارت نیرو. دبی روزانه رودخانه آیشینه-نقشه های نقاط ساحلی، هیدروگرافی و پروفیل کف مخزن سد اکباتان درسالهای ۱۳۶۹الی۱۳۷۴.
- 6- Blauberger 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