

مقایسه روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، فازی-عصبی تطبیقی و منحنی سنجه شوری در برآورد شوری آب زیرزمینی (مطالعه موردی: اراضی پایاب سد حاجیلر)

علی اصغر میرزایی*^۱، رضادلیرحسن نیا^۲

چکیده

پیش بینی شوری آب زیرزمینی به علت پیچیدگی فرآیندهای هیدرولوژیکی، خصوصیات سفره آب زیرزمینی و تغییرپذیری آن‌ها و نیز تأثیر پارامترهای مختلف بر میزان شوری آب زیرزمینی کار مشکلی است. امروزه استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی به عنوان راهکاری جدید در تحلیل مسائل آبی، گسترش یافته است. در تحقیق حاضر قابلیت‌های مدل‌های شبکه‌های عصبی، منطق فازی-عصبی و منحنی سنجه در برآورد شوری آب زیرزمینی برای دو فصل در یک سال اراضی پایاب سد حاجیلر در استان آذربایجان شرقی مقایسه گردید و با استفاده از داده‌های دبی، شوری و تراز سطح ایستابی، مدل‌های مذکور و منحنی سنجه شوری تهیه گردیده است. همچنین دوره‌های آماری به دو فصل کم آبی و پرآبی تقسیم شده و کلیه مدل‌ها برای این دو دوره مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که منطق فازی-عصبی در مقایسه با شبکه‌های عصبی و منحنی سنجه از دقت بیشتری در برآورد شوری آب زیرزمینی برخوردار است و در بین الگوهای مختلف روش فازی-عصبی، الگوی اول (استفاده از دبی فصل)، با $RMSE$ ۱۰۹۴/۵۵ و R^2 معادل ۰/۹۸۵ به عنوان بهترین الگو، و از بین الگوهای شبکه عصبی، الگوی سوم (استفاده هم‌زمان از پارامترهای دبی، سطح ایستابی فصل و دبی فصل قبل) با $RMSE$ برابر ۴۰۶۶/۸۴ و R^2 معادل ۰/۸۲ به عنوان ضعیف‌ترین الگو شناخته شد. برتری الگوی منطق فازی-عصبی در مدل‌سازی پیک شوری و برآورد شوری سالیانه نسبت به دو روش دیگر به خصوص منحنی سنجه مشهود بوده است.

واژه‌های کلیدی: شوری آب زیرزمینی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی-عصبی، منحنی سنجه شوری

مقدمه

محیطی پروژه‌ها و مدیریت آبخیز به کار گرفته می‌شود. برزگر، ۱۳۷۹ (تاکنون روابط گوناگون و پیچیده‌ای به منظور پیش بینی شوری آب زیرزمینی ارائه شده است روابط ارائه شده به دلیل عدم شناخت دقیق و نیز پیچیدگی مکانیزم انتقال شوری در بسیاری از موارد با مقادیر واقعی اندازه گیری شده تطابق نداشته و در مواردی نیز میزان مقادیر محاسبه شده از روابط گوناگون تفاوت معنی داری با یکدیگر دارند. به دلیل پرهزینه بودن آزمایش‌ها مربوط به نمونه برداری شوری و همچنین کالیبره نشدن مدل‌های محاسباتی و پیچیدگی این مدل‌ها برای غلبه بر این محدودیت‌ها و برای تعیین شوری در اعماق خاک و با توجه به لزوم مطالعه پارامترهای مختلف آب و خاک و شبیه‌سازی و پیش‌بینی آن‌ها، علاقه‌مندی به مدل‌سازی رفتارهای طبیعی و استفاده از مدل‌های موجود روز به روز افزون می‌گردد (حق وردی، ۱۳۸۶). در سال‌های اخیر، استفاده از مدل‌های جعبه سیاه، رونق یافته است شبکه‌های هوشمند عصبی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی دو نمونه بارز از این مدل‌ها می‌باشند. سرنگی و همکاران (۲۰۰۶) در پژوهشی با استفاده از شبکه‌های عصبی شوری نیم‌رخ خاک و خروجی زهکش‌ها را در یک منطقه آزمایشی در

ارزیابی برآورد شوری آب زیرزمینی در طراحی و بهره برداری پروژه‌های آبی، از اهمیت زیادی در مهندسی آب برخوردار است. آگاهی از تغییرات مکانی و زمانی شوری خاک نقش عمده‌ای در بهبود مدیریت و جلوگیری از توسعه شوری دارد (محمدی، ۱۳۸۷). بنابراین استفاده از روش‌های سریع و قابل قبول برای آگاهی از آن ضروری است. پیش بینی شوری آب زیرزمینی به علت پیچیدگی فرآیندهای هیدرولوژیکی، خصوصیات سفره آب زیرزمینی و تغییرپذیری آن‌ها کار مشکلی است البته این مشکلات با عوامل خارجی نظیر شرایط جوی و فعالیت‌های بشر که روی نفوذپذیری و فرآیندهای هیدرولوژیکی تأثیر می‌گذارند، بیشتر می‌شود. از این رو فعل و انفعالات ما بین جو، سطح زمین، سیستم آب زیرزمینی و فعالیت‌های بشر باید به دقت مطرح شوند تا تخمین شوری به بهترین نحو انجام شود. تخمین شوری آب زیرزمینی در طیف وسیعی از مسائل از قبیل طراحی زهکش‌ها، بهره برداری چاه‌ها و قنات، تغذیه مصنوعی آب زیرزمینی، و ارزیابی زیست

۱- دانشجوی دکتری آبیاری و زهکشی دانشگاه تبریز -

(* - نویسنده مسؤل: (Email: a_mirzaie62@yahoo.com

۲- استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه تبریز

هندوستان پیش بینی کردند، آن‌ها نشان دادند که شبکه عصبی در پیش بینی شوری خروجی زهکش‌ها بهتر عمل نمود. آرفین و

الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به منظور طراحی نگاشت غیر خطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کنند. این سیستم با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی، موفقیت‌های بسیاری را در مدل سازی و کنترل سیستم‌های پیچیده داشته است. این سیستم از نظر عملکرد مشابه سیستم‌های استنتاج فازی می‌باشد.

(جانگ و همکاران، ۱۹۹۷). سامانه استنتاج عصبی - فازی تطبیقی بکار گرفته شده در تحقیق حاضر، معادل مدل فازی از مرتبه سوگنو می‌باشد (جانگ و همکاران، ۱۹۹۷؛ دریک، ۲۰۰۰). الگوریتم هیبرید آموزشی که شامل کاهش شیب و روش حداقل مربعات می‌باشد؛ به صورت زیر قابل بیان خواهد بود. یک سیستم استنتاج فازی با دو متغیر ورودی x و y و یک متغیر خروجی f در نظر گرفته می‌شود. مدل فازی مرتبه اول سوگنو، که شامل دو قانون فازی " اگر - آنگاه " می‌باشد؛ می‌تواند به صورت زیر نشان داده شود:

قانون اول: اگر x برابر A_1 و y برابر B_1 باشد آنگاه

$$f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (1)$$

$$f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (2)$$

قانون دوم: اگر x برابر A_2 و y برابر B_2 باشد آنگاه سیستم فازی حاصل در شکل ۱ نشان داده شده است. در اینجا متغیر خروجی f عبارت از میانگین وزنی خروجی‌های مربوط به هر یک از قانون‌های یاد شده می‌باشد. شمای سیستم حاصل نیز در شکل ۲ نشان داده شده است. گره‌های موجود در هر لایه دارای توابع مشابهی هستند. خروجی مربوط به گره i ام در لایه l با علامت $O_{l,i}$ نشان داده می‌شود.

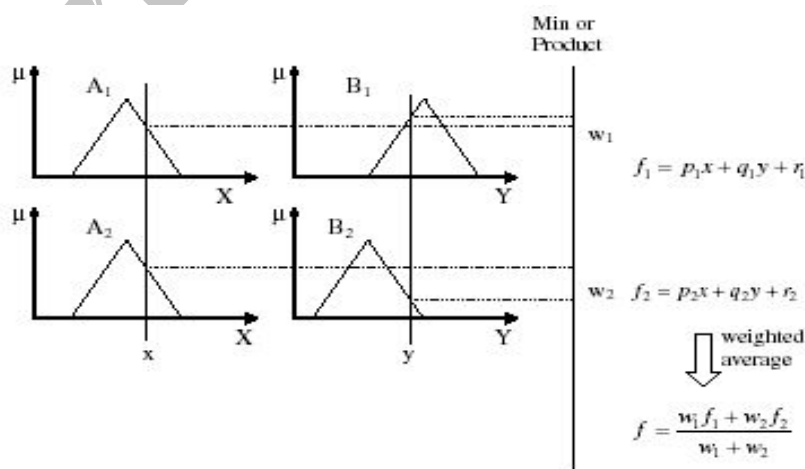
همکاران (۲۰۰۳) از مدل شبکه عصبی و مدل رگرسیونی خطی برای پیش بینی میزان شوری استفاده نمودند. سرینیواسولو و همکاران (۲۰۰۴) با استفاده از مدل سالتمود و شبکه عصبی به مطالعه بیلان- های نمک و آب در منطقه آزمایشی کوناکی آهدارا پرادش هند پرداختند. باخچه‌چی و همکاران (۲۰۰۶) بیلان نمک و آب را با استفاده از مدل سالتمود و شبکه‌های عصبی جهت بهبود زهکشی زیر سطحی دشت کونیا- گورما در ترکیه بدست آوردند در این تحقیق تأثیر عمق مختلف زهکش بر روی مقادیر آب زهکشی، شوری منطقه ریشه و عمق سطح ایستابی بررسی شده است. مادیاکا (۲۰۰۸) به مطالعه شوری آب زیرزمینی در طی یک فصل از سال در منطقه نانگ سونگ در جنوب تایلند پرداخت. یکتا و سلطانی (۱۳۸۵) در پیش بینی رسوبات با استفاده از مدل‌های جعبه سیاه و منحنی سنجه رسوب به این نتیجه دست یافتن که، افزایش متغیرهای ورودی، کاهش دقت آموزش و خروجی شبکه را به دنبال خواهد داشت.

هدف از این تحقیق بررسی قابلیت سه روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، فازی-عصبی تطبیقی و منحنی سنجه در برآورد شوری آب زیرزمینی در دو فصل از یک سال می‌باشد. که برآورد شوری آب زیرزمینی با استفاده از سامانه‌های هوشمند و مقایسه این روش‌ها و تعیین بهترین روش که در تحقیقات پیشین انجام نشده است.

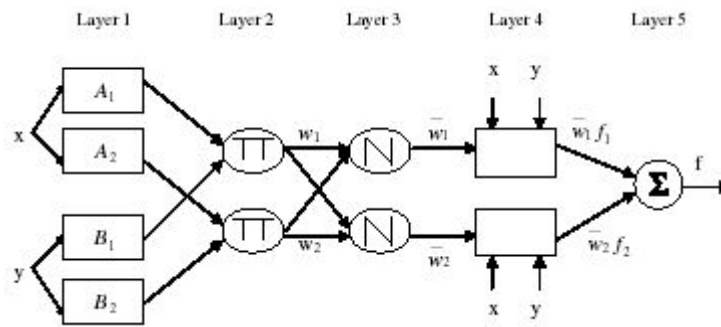
مواد و روش‌ها

سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی

سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی اولین بار در سال ۱۹۹۳ توسط ژانگ (۱۹۹۳ و ۱۹۹۷) معرفی شد. این سیستم ابزاری جهانی جهت تخمین توابع پیوسته حقیقی در دامنه‌ای محدود می‌باشد که به ازای هر درجه‌ای از صحت قابل استفاده است. سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی شامل شبکه‌های عصبی چند لایه‌ای می‌باشند و از



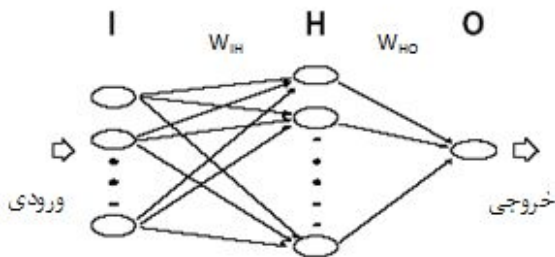
شکل ۱- مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو متغیر ورودی (y و x)



شکل ۲- شمای سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی معادل

و خروجی های شبکه با خروجی های مطلوب (اندازه گیری شده) مقایسه می شود. در ابتدا با استفاده از داده ها و مقادیر اندازه گیری شده موجود، شبکه آموزش داده می شود. شبکه های عصبی مصنوعی بر اساس استنباط از سیستم عصبی بیولوژیکی استوار است. در میان نمونه های متعدد شبکه های عصبی، شبکه انتشار به عقب دارای کاربرد بیشتری می باشد (لیپ من، ۱۹۸۷). شبکه یاد شده متشکل از لایه هایی است که این لایه ها دارای عناصری با عملکرد موازی هستند که به آن ها نرون (عصب) گفته می شود. هر لایه کاملاً با لایه قبل و بعد از خود در ارتباط است. شکل ۳ شمای کلی یک شبکه عصبی را نشان می دهد که از سه لایه تشکیل گردیده است.

WIH و WHO نشانگر وزن های مربوط به اتصالات بین لایه ها می باشد. تخمین اولیه وزن های یاد شده اند که با پیشرفت مدل تصحیح می گردند این امر در طی مرحله آموزش (و مقایسه مقادیر خروجی مشاهداتی و شبیه سازی شده) انجام پذیرفته و خطاهای موجود به سمت عقب (از سمت راست به چپ، در شکل ۳) منتشر می گردند و نتیجه امر تعیین مقادیر تصحیح لازم برای به حداقل رساندن خطا می باشد.



شکل ۳- ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی

این مدل ها قادرند رابطه میان ورودی ها و خروجی های یک سیستم فیزیکی را توسط شبکه ای از گره ها که همگی با هم متصل هستند، تعیین نمایند که در آن میزان فعالیت هر یک از این اتصالات

الگوریتم یادگیری ترکیبی

مدل فازی-عصبی اجازه می دهد که سیستم های فازی در مباحث آموزش پارامترها از الگوریتم آموزش برگشتی تطابقی استفاده نمایند. در این روش با استفاده از الگوریتم شیب نزولی خطا، مقدار خطا به سمت ورودی ها پخش شده و پارامترها تصحیح می شوند. این روش آموزش دقیقاً همانند روش پس انتشار خطای مورد استفاده در شبکه های عصبی مصنوعی است. طبق ساختار شبکه فازی-عصبی می توان خروجی کل (f) را به صورت ترکیب خطی پارامترهای نتیجه به صورت زیر نوشت:

$$f = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 = (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + \bar{w}_2 r_1 + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \quad (3)$$

به این ترتیب پیاده سازی یک سیستم فازی به گونه ای انجام می شود که قابلیت یادگیری داشته باشد. بنابراین مقادیر پارامترهای نتیجه شده با استفاده از روش کمترین مجموع مربعات خطا بدست می آیند. با ترکیب این روش و روش پس انتشار خطا یک روش آموزشی ترکیبی ایجاد می شود که به صورت زیر عمل می کند: در هر دو آموزش هنگام حرکت رو به جلو خروجی های گره ها به صورت عادی تا لایه چهارم محاسبه می شوند و سپس پارامترهای نتیجه توسط روش های محاسبه خطا نظیر کمترین مجموع مربعات خطا محاسبه می شوند. در ادامه پس از محاسبه خطا در بازگشت رو به عقب نسبت خطا بر روی پارامترهای شرط پخش شده و با استفاده از روش شیب نزولی خطا مقدار آن ها تصحیح می شوند.

شبکه عصبی مصنوعی

با توجه به توانمندی های زیاد مدل های شبکه عصبی در علوم مختلف از جمله علوم آب، این مدل ها در سالیان اخیر در گستره وسیعی به کار گرفته شده اند. همچنین این مدل ها به خوبی و با دقت بسیار بالایی ویژگی های هیدرولوژیک خاک را پیش بینی می کنند. ساختار کلی شبکه های عصبی از شبکه بیولوژیکی مغز انسان الهام گرفته است. شبکه عصبی با پردازش روی داده ها قوانین کلی را فرا می گیرد

منحنی سنجه شوری

در این روش داده‌های ثبت شده دبی آب زیرزمینی و شوری، در یک گراف رسم گردیده و به آن یک منحنی برازش داده شده و رابطه رگرسیونی بدست آمده از این روش به صورت زیر بدست می‌آید:

$$Q_{EC} = a Q_w^b \quad (4)$$

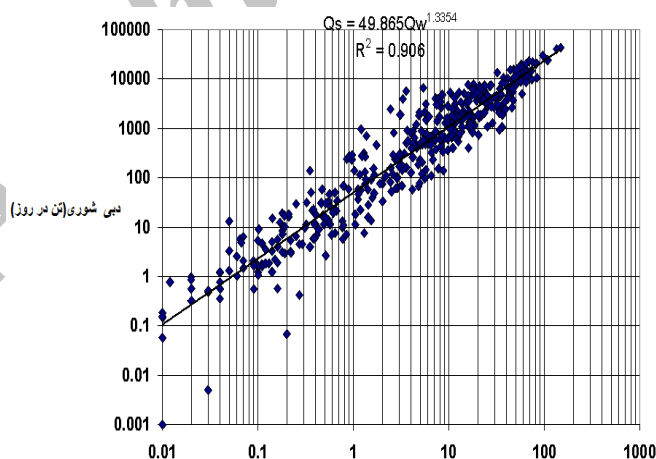
که در این رابطه Q_{EC} دبی شوری آب زیرزمینی، Q_w دبی آب زیرزمینی و ضرایب خطی بین مقادیر $\log Q_w$ و $\log Q_{EC}$ بدست می‌آید. و هرچه سطح آب زیرزمینی بالا باشد امکان صعود موئینه ای و شور شدن بیشتر است.

در شکل ۴ منحنی سنجه شوری به همراه رابطه رگرسیونی آن نمایش داده شده است.

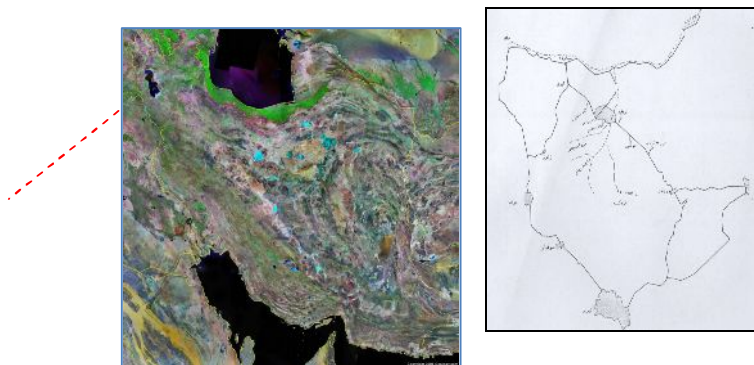
منطقه مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه به وسعت ۳۸۵۲ هکتار، شامل اراضی پایاب سد حاجیلر چای خروانق از توابع شهرستان ورزقان جهت برآورد مقادیر شوری نیم رخ خاک، مطالعات خاک‌شناسی نیمه تفصیلی دقیق اراضی پایاب سد حاجیلر چای خروانق توسط شرکت خدمات مهندسی آب و خاک کشور در سال ۸۴ به وسعت ۳۸۵۲ هکتار انجام گرفته است. در این مطالعات نمونه‌برداری در ۹۸ نقطه انجام شده است. از نظر موقعیت جغرافیایی منطقه در ۳۹° و ۳۸° طول شرقی و ۳۰° و ۹° عرض شمالی قرار داشته و از شمال به کوه قره‌داش منتهی می‌گردد شکل ۱ موقعیت جغرافیایی محدوده مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

توسط اطلاعات تاریخی تنظیم می‌شود (فرایند آموزش) و در نهایت مدل قادر خواهد بود قوانین مرتبط میان ورودی‌ها و خروجی‌ها را کشف نماید، هر چند قوانین غیر خطی و پیچیده باشند. در واقع این سیستم‌ها قادرند یاد بگیرند و از راه یادگیری دانش لازم برای برخورد مناسب با یک پدیده را جمع‌آوری نمایند و از آن دانش هنگام نیاز بهره ببرند. قابلیت یادگیری در شبکه‌های عصبی، با استفاده از تنظیم پارامترهای شبکه انجام می‌گیرد. با این هدف که اگر تغییر کوچکی در شرایط محیطی شبکه رخ داد، شبکه بتواند با آموزش مختصر برای شرایط جدید نیز کارآمد باشد. در یک شبکه عصبی هر نرون به طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتار نرون‌های متعدد است. به عبارت دیگر نرون‌ها در یک روند همکاری یکدیگر را تصحیح می‌کنند. این خصوصیت باعث افزایش تحمل پذیری خطا در سیستم می‌گردد. از رایج‌ترین الگوریتم‌های آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان الگوریتم پس انتشار خطا (BP) را نام برد. پارامترهای موثر در مدل سازی شبکه‌های عصبی که نقش اساسی دارند به سه بند: ۱- مقدار مناسب آموزش ۲- تعداد لایه‌های شبکه ۳- تعداد نرون‌های لایه میانی تقسیم بندی می‌گردند. در حالت کلی هر چه تعداد تکرار در آموزش شبکه بیشتر شود، خطای شبیه سازی (پیش بینی) در شبکه کمتر می‌شود. اما هنگامی که تعداد تکرارها از یک مقدار تجاوز کند، خطای دسته آزمایشی نیز افزایش پیدا می‌کند. بهترین تعداد تکرار آموزشی مقداری است که خطای هر دو دسته آزمایشی و آموزشی تا حد ممکن کمینه گردند.



شکل ۴- منحنی سنجه شوری



شکل ۵- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

جدول ۱- پارامترهای آماری مربوط به داده های شوری اراضی پایاب سد حاجیلر

ریب چولگی	ضریب تغییرات	انحراف معیار	حداقل	حداکثر	متوسط	نوع داده ها
۱/۷۸	۱/۲۷	۱۹/۴۰	۰/۰۱	۱۰۷/۶۴	۱۵/۲۶	دبی (مترمکعب بر ثانیه)
۲/۵۵	۱/۵۶	۴۷۳۸/۲۹	۰/۰۳۱	۲/۵	۱/۲۷	شوری (dS/m)
۳/۲۳	۱/۷۲	۲۲/۶۳	۰/۰۱	۱۴۷/۰۰	۱۳/۱۵	دبی (مترمکعب بر ثانیه)
۵/۰۹	۲/۳۱	۵۶۰۸/۸۲	۰/۰۴۵	۳/۴۳	۲/۳۴	شوری (dS/m)

استفاده شده است. در مورد فازی عصبی جهت بهینه سازی توابع عضویت از بین دو روش هیبریدی و پس انتشار، از روش هیبریدی که ترکیبی از دو روش پس انتشار و روش حداقل مربعات است، استفاده گردید که نتایج قابل قبولی نیز در بر داشت. به منظور ارزیابی صحت سنجی مدل های مختلف از معیار جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و همچنین مجذور ضریب همبستگی (R^2) استفاده گردید. جذر میانگین مربعات خطا از رابطه زیر بدست می آید:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (EC_{ci} - EC_{oi})^2}{n}} \quad (5)$$

و مجذور ضریب همبستگی (R^2) نیز از رابطه زیر بدست می آید:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (EC_{oi} - EC_{\bar{oi}})^2}{\sum_{i=1}^n (EC_{oi} - EC_{om})^2} \quad (6)$$

که در روابط فوق، EC_{oi} مقدار شوری پیش بینی شده، EC_{oi} مقدار شوری اندازه گیری شده و EC_{om} میانگین مقادیر شوری اندازه-

جهت برآورد مقادیر شوری نیم رخ خاک، مطالعات خاک شناسی نیمه تفصیلی دقیق اراضی پایاب سد حاجیلر چای خروانق توسط شرکت خدمات مهندسی آب و خاک کشور در سال ۸۴ به وسعت ۳۸۵۲ هکتار انجام گرفته است. در این مطالعات نمونه برداری در ۹۸ نقطه انجام گرفته و EC عصاره اشباع خاک در اعماق ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰، ۵۰، ۱۰۰-۱۵۰ اندازه گیری شده است. در جدول ۱ پارامترهای آماری مربوط به داده های شوری اراضی پایاب سد حاجیلر نشان داده شده است.

برای محاسبه شوری ترکیب های مختلفی از ورودی ها بکار رفته است که عبارتند از:

$$Qt$$

$$Ht \text{ و } Qt$$

$$Qt-1 \text{ و } Ht \text{ و } Qt$$

که در آن Qt دبی فصل t ام، Ht عمق سطح ایستابی آب زیرزمینی فصل t ام و $Qt-1$ دبی در فصل $t-1$ ام است.

برای استفاده از قابلیت های فازی عصبی و از نوار ابزار منطق فازی در محیط نرم افزار مطلب و همچنین جهت به کار گیری شبکه های عصبی نیز از نوار ابزار مربوط به آن در همین محیط

گیری شده است. ساختارهای مختلفی که در این نوار ابزار برای توابع عضویت وجود داشت از قبیل توابع عضویت مثلثی، دوزنقه‌ای، گوسی ساده، زنگوله‌ای شکل و سیگموئیدی مورد بررسی قرار گرفتند. ساختار نهایی که برای الگوهای مختلف استفاده شد در جدول ۲ آمده است.

بحث و نتایج

مقادیر RMSE و R^2 در برآورد شوری آب زیرزمینی با روش‌های فازی-عصبی، شبکه‌های عصبی و منحنی سنجه به ازای الگوهای ورودی مختلف داده‌های تست در جدول ۳، ارائه گردیده‌اند. در مورد روش منحنی سنجه که از نظر نوع داده‌های ورودی و خروجی، مشابه الگوی اول روش فازی-عصبی می‌باشد، همان‌طور که ملاحظه می‌گردد RMSE بزرگ‌تر بوده و مقدار R^2 نیز کوچک‌تر می‌باشد که بیانگر دقت پایین‌تر این روش می‌باشد. همچنین در بین الگوهای مختلف روش فازی-عصبی، الگوی اول با RMSE برابر با

نخواهد داشت. همچنین میانگین شوری سالیانه که از جمله پارامترهایی است که در مدیریت منابع آب‌های زیرزمینی اهمیت زیادی دارد، با استفاده از منحنی شوری به ازای روش‌های مختلف برآورد و در جدول ۳ آورده شده است. با توجه به این جدول الگوهای اول روش فازی-عصبی و شبکه عصبی به مقدار شوری مشاهداتی نزدیک‌تر بوده و خطای نسبی آن که از رابطه زیر بدست می‌آید، کمتر است و می‌توان از این مدل‌ها برای برآورد شوری سالیانه استفاده نمود.

جدول ۲- مقایسه روش‌های فازی-عصبی، شبکه‌های عصبی و منحنی سنجه شوری برای الگوهای مختلف داده‌های تست

پارامترهای توابع	نوع تابع	RMSE	R^2	الگوی داده‌های ورودی
۳	گوسی نوع ۲	۱۰۹۴/۵۵	۰/۹۸۵	Q_t
۳ و ۲	گوسی	۱۴۱۵/۷۳	۰/۹۶۶	H_t و Q_t
ضرایب: ۰/۱۵ و ۱/۲۵ و ۲	خوشه بندی فازی	۳۴۱۴/۵۹	۰/۸۹	Q_{t-1} و H_t و Q_t
تعداد نرونها ۲	LOGSIG	۱۲۰۴/۰۹	۰/۹۸۳	Q_t
تعداد نرونها ۲	LOGSIG	۲۲۱۶/۸۷	۰/۹۵۳	H_t و Q_t
تعداد نرونها ۲	LOGSIG	۴۰۶۶/۸۴	۰/۸۲	Q_{t-1} و H_t و Q_t
-	$Q_{EC}=50.48Q_w^{1.335}$	۳۵۴۳/۴۹	۰/۹۵	Q_t

$$(7) \quad *100 = \frac{\text{مدل-مشاهداتی}}{\text{مشاهداتی}} = \text{خطای نسبی} (\%)$$

جدول ۳- مقادیر برآورد شده میانگین شوری سالیانه در طول دوره مورد آزمایش

مشاهداتی	عصبی ۳	عصبی ۲	عصبی ۱	فازی ۳	فازی ۲	فازی ۱	منحنی سنجه	مشاهداتی
شوری (ds/m)	10/45	9/39	5/84	8/5	7/25	2/14	0/23	3/8
خطای نسبی (درصد)	۱۱/۴	۸/۶	۳/۱	۷/۴	۵/۳	۲/۷	23/4	-

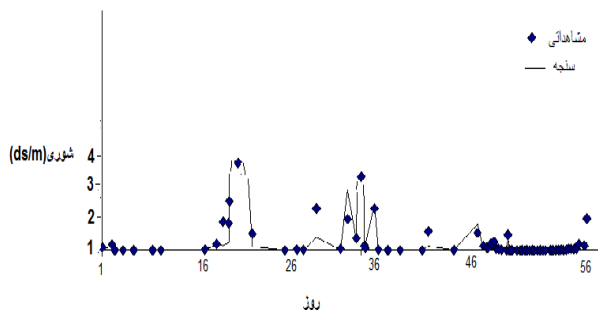
خشک را نشان می‌دهد در دوره پرآبی و خشکی و در بین روش‌های فازی عصبی استفاده از دبی سال (Q_t) بهترین نتیجه را نشان می‌دهد و همچنین روش منحنی سنجه در دوره پرآبی سال نتایج بهتری نسبت به دوره خشکسالی نشان می‌دهد. لازم به توضیح است که در جعبه ابزار مطلب برای سیستم فازی-عصبی توابع عضویت مختلف از جمله گو سی، مثلثی، گامبل و... موجود می‌باشد که برای هر الگو با روش آزمون و خطا تابع عضویت بهینه انتخاب شد. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که می‌توان با استفاده از روش فازی-عصبی با انتخاب مناسب الگوی داده‌های ورودی و توابع آن، مقدار شوری آب زیرزمینی را در همه دوره‌های فصلی با دقت قابل قبولی برآورد نمود. در شکل-های 2 تا 7، نمودارهای نکویی برازش و منحنی سری زمانی به ازای داده‌های تست برای الگوی اول فازی-عصبی، الگوی اول شبکه عصبی و منحنی سنجه نمایش داده شده است. همان طور که از این نمودارها بر می‌آید، مقادیر شوری برآورد شده با روش‌های فازی-عصبی و شبکه عصبی، با R^2 مناسب تطابق بیشتری نسبت به روش منحنی سنجه با داده‌های مشاهداتی دارند و جهت برآورد شوری فصلی مناسب‌تر است.

در ادامه این تحقیق به مقایسه کارایی مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی پیک شوری پرداخته شده است. نتایج این بررسی در جدول ۴ ارائه گردیده است. با توجه به ارقام بدست آمده هر سه مدل در پیش‌بینی شوری در حالت پیک کارایی چندانی ندارند، اما مدل فازی-عصبی نسبت به دو روش دیگر نتایج بهتری را نشان می‌دهد. ضمناً در این مورد منحنی

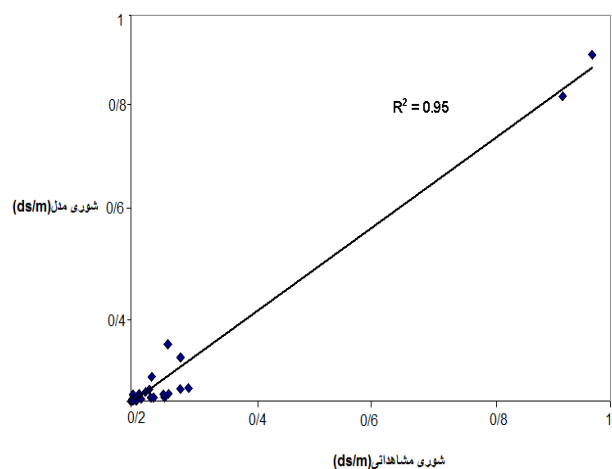
سنجه ناتوان به نظر می‌رسد. با توجه به اینکه مقدار شوری آب زیرزمینی در فصول پر آبی و کم آبی با هم متفاوت بوده و در مدل-سازی پدیده‌ها بر اساس روابط رگرسیونی و مدل‌های جعبه سیاه، طبقه بندی داده‌های مشابه نتیجه بهتری را به همراه دارد و از سوی دیگر پیش‌بینی شوری در فصول کم آبی به دلیل حرکت مویینه ای آن از اهمیت بیشتری برخوردار می‌باشد، لذا دوره آماری به دو فصل پرآبی و کم آبی تقسیم شده و مدل‌ها در این دو دوره نیز مورد آزمایش قرار گرفتند. از کل داده‌های موجود، ۵۴٪ مربوط به دوره‌تر (۳۴۶ داده) و ۴۶٪ مربوط به دوره خشک می‌باشد (۱۸۹ داده). نتیجه این آزمون در جدول ۵ ارائه شده است. مقادیر $RMSE$ و R^2 جدول برتری نسبی روش فازی-عصبی برای برآورد شوری در دو دوره‌تر،

جدول ۴- کارایی مدل‌های مورد مطالعه در پیش‌بینی شوری حداکثر

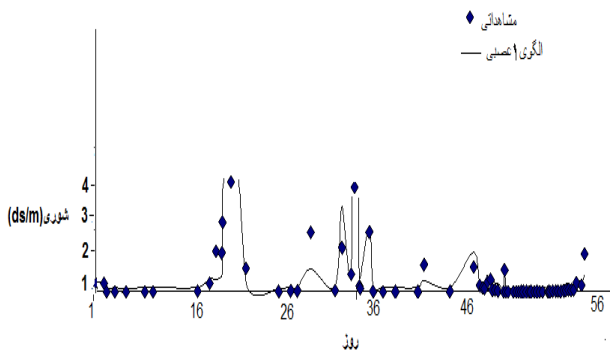
مقادیر شوری بیک مشاهداتی	مقادیر پیش‌بینی شده (ds/m)			خطای نسبی (%)		
	منحنی سنجه	شبکه عصبی	فازی-عصبی	منحنی سنجه	شبکه عصبی	فازی-عصبی
3/7	1/67	2/29	2/16	۴۵/۳	۲۷/۴	۲۹/۶
3/35	1/92	2/32	2/77	۴۲/۸	۳۰/۷	۱۷/۳
4/5	2/74	3/54	3/81	۳۹/۱	۲۱/۵	۱۵/۴
4/52	2/1	3/05	3/14	۵۳/۴	۳۲/۴	۳۰/۴
5/2	2/7	4/29	4/2	۴۸/۷	۱۸/۶	۲۰/۳
3/96	2/96	2/92	3/37	۲۵/۱	۲۶/۲	۱۴/۹
4/23	3/65	3/22	3/75	۱۳/۷	۲۳/۹	۱۱/۲



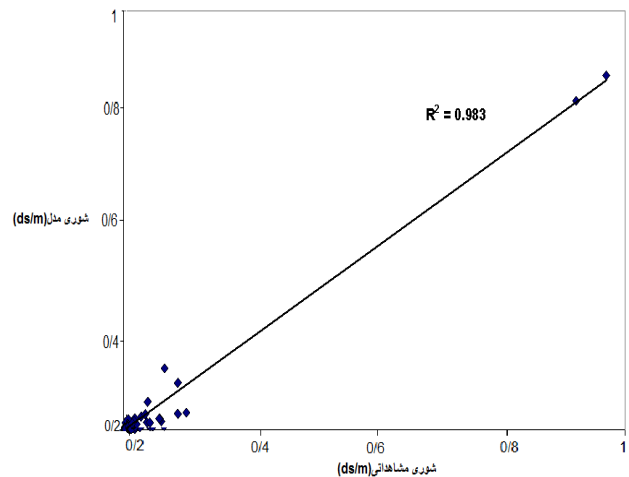
شکل ۳- نمودار سری زمانی منحنی سنجه



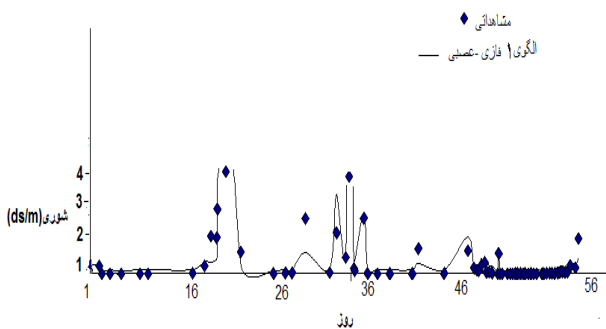
شکل ۴- نمودار نکویی برازش منحنی سنجه



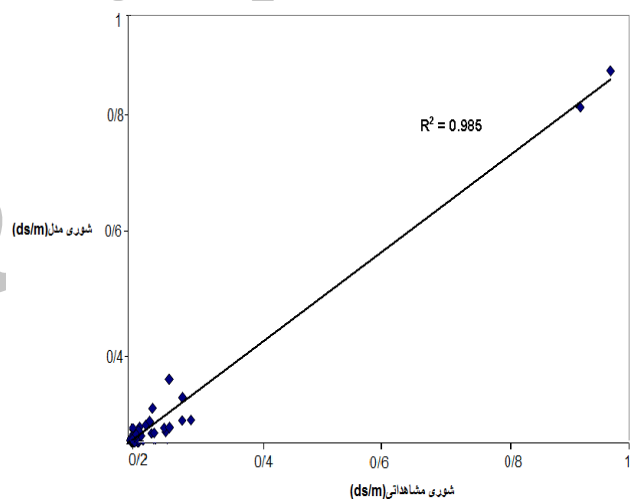
شکل ۵- نمودار سری زمانی الگوی اول شبکه عصبی



شکل ۴- نمودار نکویی برازش الگوی اول شبکه عصبی



شکل ۷- نمودار سری زمانی الگوی اول فازی-عصبی



شکل ۶- نمودار نکویی برازش الگوی اول فازی-عصبی

این زمینه دارند، اصولاً از آنجا که در پیش بینی

میزان شوری آب زیرزمینی، عوامل متعددی دخالت دارند و همچنین به دلیل ماهیت پیچیده آن، پیش بینی و تخمین این پدیده بسیار دشوار و گاهاً کم دقت می‌باشد و از آنجا که روش‌های هوش مصنوعی برای تحلیل مسائلی به کار می‌روند که شناخت و توصیف صریحی از ماهیت مسأله وجود ندارد، بنابراین بسیاری از مشکلات مربوط به شوری آب زیر زمینی را می‌توان با این روش‌ها حل نمود.

تقدیر و تشکر

نتیجه گیری

در تحقیق حاضر کارایی و انعطاف پذیری بیشتر مدل تطبیقی فازی-عصبی و شبکه عصبی با توجه به درصد خطای کمتر در پیش بینی برآورد شوری آب زیرزمینی نسبت به منحنی سنج شوری نشان داده شد. برتری این مدل‌ها در مدل‌سازی پیک شوری و برآورد شوری سالیانه نسبت به روش‌های دیگر مشهود است. منحنی سنج با خطای نسبی ۳/۴، در این مورد نتایج ضعیف‌تری را ارائه می‌کند. همچنین در این تحقیق نشان داده شد که در مدل‌سازی شوری بهترین گزینه استفاده از دبی در همان زمان پیش‌بینی شوری است و سایر گزینه‌ها هر چند پیچیده‌تر می‌باشند ولی قابلیت‌های کمتری در

از سازمان آب منطقه ای استان آذربایجان شرقی که با در اختیار قرار دادن داده های مورد نیاز این تحقیق، ما را یاری نمودند، قدردانی می شود.

جدول ۵- مقایسه روش های فازی-عصبی، شبکه های عصبی و منحنی سنجه شوری با الگوهای مختلف برای دوره های پربابی و خشکی

		روش فازی-عصبی			روش شبکه عصبی			روش منحنی سنجه				
الگوی داده های ورودی	RMSE	R ²	پارامترهای تابع عضویت	نوع تابع عضویت	RMSE	R ²	تابع	تعداد نرونها	معادله منحنی سنجه	RMSE	R ²	
دوره پربابی (آبان تا اسفند)	Q _t	۷۱۶/۲۳	۰/۷۳۴	۲	مثلی	۸۰۷/۹۱	۰/۶۰۰	LOGSIG	۲	Q _{EC} =49.509Q _w ^{1.4081}	۷۷۹/۷۲	۰/۶۸۳
	H _t و Q _t	۹۵۳/۴۲	۰/۵۵۷	۳ و ۱	گو سی	۹۷۳/۰۳	۰/۶۵۶	TANSIG	۲	-	-	-
	H _t و Q _t و Q _{t-1}	۹۶۵/۴۱	۰/۵۳۷	۳ و ۱ و ۱	گو سی	۵۴۲۰/۷۲	۰/۳۷۶	LOGSIG	۲	-	-	-
دوره خشکی (تبر تا مهر)	Q _t	۴/۸۵	۰/۶۱۹	۴	گامبل	۶/۰۵	۰/۶۲۸	LOGSIG	۲	Q _{EC} =48.822Q _w ^{1.3423}	۵/۱۱	۰/۶۱۶
	H _t و Q _t	۴/۵۴	۰/۶۷۰	۴ و ۱	گو سی نوع ۲	۶/۱۰	۰/۴۵۳	LOGSIG	۲	-	-	-
	H _t و Q _t و Q _{t-1}	۱۴/۹۳	۰/۳۱۳	۳ و ۱ و ۱	گو سی	۶/۸۲	۰/۲۵۵	LOGSIG	۲	-	-	-

Konya-Gumra plain, Turkey. J. Irr. Drain., 56: 601-614.

Jang JSR, 1993. Anfis: adaptive-network-based fuzzy inference systems. Journal of IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, 23 (3), 665-685.

Jang JSR, Sun CT and Mizutani E, 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, USA.

Jang JSR, 1993. Anfis: adaptive-network-based fuzzy inference systems. Journal of IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, 23 (3), 665-685.

Lippman, R., 1987. "An introduction to computing with neural nets". IEEE ASSP Mag. 4, 4- 22.

Sarangi A., Singh M., Bhattacharya A.K., and Singh A.K. 2006. Subsurface drainage performance study using SALTMOD and ANN models, Agricultural Water Management, 4: 240-248.

Srinivasulu, A., Sujanirao, CH., Lakshmi, G.V., Satyanarayana, T.V., and Boonstra, J. 2004. Model studies on salt and water balances at Konanki pilot area, Andhra Pradesh, India. Irrigation and Drainage systems., 18: 1-17.

Madyaka, M. 2008. Spatial modeling and prediction of soil salinization using

SaltMod in a GIS environment. J. ITC., thesis in Geo-information science and earth observation.

مراجع

برزگر، ع. ۱۳۷۹. خاک های شور و سدیمی: شناخت و بهره روری.

انتشارات دانشگاه شهید چمران

یکتا الف، سلطانی ف، ۱۳۸۵. تخمین رسوبات معلق رودخانه ها با استفاده از مدل های ANN و ANFIS و منحنی سنجه. هفتمین

سمینار مهندسی رودخانه. دانشگاه شهید چمران اهواز

حق وردی، ا. ۱۳۸۶. تخمین شوری پروفیل خاک در شبکه آبیاری و

زهکشی دشت تبریز با استفاده از مدل های شبکه عصبی

مصنوعی و مدل کامپیوتری SaltMod. پایان نامه کارشناسی

ارشد. مهندسی کشاورزی-آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی،

دانشگاه بوعلی سینا.

محمدی، ج. ۱۳۷۸. مطالعه تغییرات مکانی شوری خاک در منطقه

رامهرمز با استفاده از نظریه ژئو استاتیستیک (کوکریجینگ). مجله

علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، جلد ۳، شماره ۱، صفحه

۱-۶.

Ariffin J, Abdul Ghani A, Zakaria N and Shukri Yahya

A, 2003. Sediment prediction

regression approach. 1st International Conference on Managing rivers in the 21st2.

Bahceci, I., Tari, A.F., Dinc, N., Agar, A., and Sonmez,

B. 2006. Water and salt balance studies using

SaltMod to improve subsurface drainage in the

Comparing Artificial Neural Networks, Adaptive Neuro-Fuzzy and Salinity Rating Curve Models for Simulation of groundwater salinity (Case Study: coastal area Dam Hajylr)

A Mirzaee^{1*}, R Delear hasannia²

due to the complexity of hydrological processes characteristic of the underground water table and their variability and the effect of different parameters on thPredict the salinity of groundwater is difficult. The use of artificial intelligence systems has expanded as a new tool in the analysis of water issues, research now were compared models in Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), Artificial Neural Networks (ANNs) and Rating Curve for measures Groundwater salinity For two seasons in a coastal area Dam Hajylr in East Azarbaijan province And using the data flow, salinity and water table level, the models and Rating Curve prepared. Also Courses Statistical into two seasons of low and probe water were divided. The results of this study showed that Neuro-Fuzzy Inference System Compared with Artificial Neural Networks and Rating curve Is more accurately and Between different models Neuro-Fuzzy Inference The first pattern with RMSE 1099/55 and $R^2/985$ As the best model and Between different models Artificial Neural Networks The third pattern with RMSE 4066/87 and $R^2/82$ was identified as the weakest Pattern. Superior of Neuro-Fuzzy Inference Modeling salinity peak And estimate annual salinity is Clearly than the other two models Especially Rating Curve

Key Words: groundwater salinity - Artificial Neural Networks (ANNs)- Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), Salinity Rating Curve

Archive of SID

1 - MSc Student, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz

(* - Corresponding Author Email: a_mirzaie62@yahoo.com)

2 - Associate, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz