دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر
فصلنامه‌ی علمی-پژوهشی فضای جغرافیایی

سال شانزدهم، شماره‌ی ۵۶
زمستان ۱۳۹۵، صفحات ۲۰۰-۱۸۵

رضا دهقانی[۱]
امیر پورحقی[۲]
حسن ترابی[۳]

پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه‌های بیزین (مطالعه موردی: دشت نورآباد–لرستان)

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۱۰/۰۵ تاریخ پذیرش: ۱۳۹٤/۰٦/۰۹

چکیده

در بررسی مسائل هیدروژئولوژی متغیر سطح ایستابی از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است؛ بنابراین تحقیق و پژوهش در تخمین نقاط فاقد اطلاعات ضروری می‌باشد. در این پژوهش اطلاعات نقاط فاقد آمار دشت نورآباد واقع در استان لرستان که دارای ۱۱ چاه مشاهده‌ای بوده به روش‌های درون‌یابی ازجمله زمین‌آمار (کرجینگ و کوکریجینگ) محاسبه شد. همچنین از مدل‌های شبکه‌های بیزین و شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی استفاده گردید. برای این منظور طول و عرض جغرافیایی در مقیاس زمانی ماهانه به‌عنوان ورودی و نوسانات سطح آب زیرزمینی به‌عنوان پارامتر خروجی انتخاب شد. معیارهای ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب نش ساتکلیف برای ارزیابی و عملکرد مدل‌ها مورداستفاده قرار گرفت. نتایج حاصله نشان داد مدل شبکه بیزین دارای ضریب همبستگی (۰/۸۸۰)، ریشه میانگین مربعات خطا (۰/۰۲٤m) و نیز

۱- دانشجوی دکتری سازه آبی، دانشگاه لرستان. E-mail: reza.dehghani67@yahoo.com
۲- دانشجوی دکتری منابع آب، دانشگاه چمران اهواز. E-mail: pourhaghiamir@yahoo.com
۳- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه لرستان.

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

معیار نش ساتکلیف (۰/۹۰۰) در مرحله صحت سنجی توانسته با دقت قابل قبولی به تخمین نوسانات سطح آب بپردازد.

کلید واژه‌ها: آب‌های زیرزمینی، زمین‌آمار، درون‌یابی، شبکه بیزین، شبکه عصبی مصنوعی.

مقدمه

باتوجه به رشد روزافزون جمعیت و ضرورت استفاده بهینه از منابع آب، تأمین بیش‌ترین مقدار ممکن آب‌های زیرزمینی برای رفع نیازهای همه انسان‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در بیش‌تر مناطق کشور برای بررسی اطلاعات سطح ایستابی یک دشت از طریق پیزومترهای مشاهده‌ای موجود در منطقه که توسط وزارت نیرو با حفظ استانداردهای جهانی جهت آماربرداری ماهانه حفر شده است، با اندازه‌گیری سطح آب پیزومتر نسبت به سطح زمین، جمع‌آوری می‌شوند. هدف از بررسی تغییرات مکانی، انتخاب روش مناسب درون‌یابی برای تخمین نوسانات سطح آب زیرزمینی است. منظور از بررسی تغییرات مکانی نوسانات سطح آب زیرزمینی، برداشت بهینه از منابع آب زیرزمینی می‌باشد. امروزه سیستم‌های هوشمند به‌طور گسترده برای پیش‌بینی پدیده‌های غیرخطی مورد استفاده قرار می‌گیرد، شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از سیستم پردازش اطلاعات مغز طراحی که توانایی آن در تقریب الگوهای یک مساله سبب افزایش دامنه کاربرد این شبکه‌ها شده است. طی سال‌های اخیر استفاده از روش شبکه‌های عصبی در مطالعات نوسانات سطح آب زیرزمینی مورد توجه محققان قرار گرفته است که از جمله می‌توان به موارد ذیل اشاره نمود:

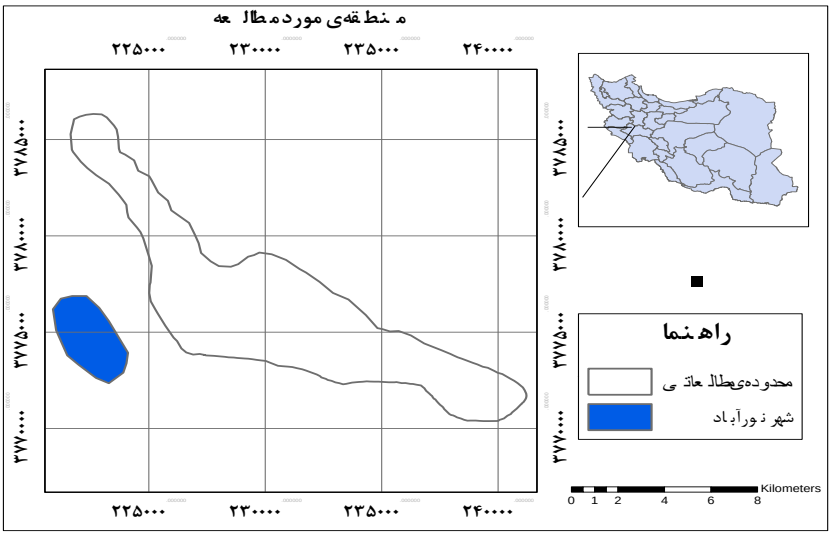
در پژوهشی رحمانی (۱۳۹۰) برای شبیه‌سازی منابع آب زیرزمینی دشت عقیلی از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و تفاضلات محدود استفاده کرد. مقایسه نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل ریاضی با دقت قابل توجهی سطح آب زیرزمینی را پیش‌بینی نموده است. از سوی دیگر زمانی احمد محمودی (۱۳۹۱) از تلیفق مدل شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک و روش زمین‌آمار برای تخمین تراز سطح ایستابی دشت‌های دزفول، زیدون و رامهرمز استفاده کرد. نتایج این تحقیق نشان داد تلفیق این دو مدل قابلیت بسیار بالایی در تخمین سطح آب زیرزمینی این دشت‌ها دارد. در پژوهشی دیگر رجانی و ویرس (۲۰۰۷) با کاربرد مدل‌های بیزین و با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های موجود به تخمین تراز سطح آب در جریان رود راین پرداختند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد به کمک این روش با یک ریسک قابل‌قبول می‌توان تصمیم‌گیری در شرایط عدم قطعیت را برای تخمین جریان رودخانه تسهیل نمود. همچنین در پژوهشی بوستامی و همکاران (۲۰۰۷) بارش و سطح آب را در بوداپ مالزی با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی پیش‌بینی کردند. نتایج ایشان نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی با دقت ۹۶/٤ درصد قابلیت پیش‌بینی بارش را در رودخانه مورد مطالعه دارد. رکانت (۲۰۰۹) عملکرد

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

شبکه عصبی استاندارد FFN که با الگوریتم لونبرگ–مارکورت (LM) آموزش داده شده، برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در حوضه آبریز می شی وارم حیدرآباد هند را مورد آزمایش قراردادند. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل مذکور بهترین انطباق و روند پیش‌بینی با داده‌های مشاهداتی دارد. از سوی دیگر استیل (۲۰۰۹) در مطالعه‌ای کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی را در زمینه‌ی ژئوهیدرولوژی مورد بررسی قرارداد. وی کاربرد انواع شبکه‌های عصبی را با استفاده از الگوریتم‌های متعدد مورد تحلیل قرار داده و بیان داشت که شبکه‌های پیشرو همراه با تاخیر زمانی موثرترین نوع شبکه در زمینه ژئوهیدرولوژی هستند. صادقی حصار (۲۰۱۲) قابلیت بالای شبکه بیزین را با استفاده از الگوریتم یادگیری جستجوی ممنوع در تخمین رواناب براساس آمار و اطلاعات بارندگی ماهانه مورد بررسی قرار داده و نشان دادند شبکه بیزین روش مفیدی جهت تخمین رواناب است. در مجموع با توجه به پژوهش‌های انجام شده و همچنین اهمیت دشت نورآباد از لحاظ شرب و کشاورزی نوسانات سطح آب زیرزمینی به منظور پیش‌بینی و اقدامات مدیریتی جهت بهبود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از جمله اهداف پژوهش حاضر در نظر گرفته شده است.

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه شهرستان نور آباد واقع در استان لرستان می‌باشد. این منطقه بین طول‌های″۳٤ ′٤ °٤۸ شرقی و عرض‌های″۱۲ ′۵۸ °٤۷ شمالی واقع شده است. محدوده مطالعاتی نورآباد دارای ۸۱۱ کیلومترمربع مساحت است که از این مقدار ۱۵۹ کیلومترمربع دشت با ارتفاع متوسط ۱٦۲۰ متر و ٦۵۲ کیلومترمربع با ارتفاع متوسط ۲۲٤۰ متر می‌باشد. این دشت دارای یک سفره زیرزمینی آبرفتی می‌باشد و دارای وضعیت آب سطحی و زیرزمینی نسبتا خوبی می‌باشد. در (شکل ۱) نشان داده شده است و همچنین در (جدول ۱) مشخصات چاه‌های مشاهداتی نشان داده شده است.



شکل ۱: موقعیت منطقه مورد مطالعه

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

جدول ۱- چاه‌های مشاهده‌ای شهرستان نورآباد

ایستگاه	مختصات ایستگاه (UTM)		ارتفاع
ایمان آباد رجبان	۷٦۷۸۵۸	۳۷۸٦۲۳۷	۱۹۰۳
بگوردی سفلی	۲۳۸۰۷٦	۳۷۷۱٤۸۷	۱۸۸۲
تاج امیر	۲۳۷۳٦۱	۳۷٦۷۵٤۳	۱۹۲٤
چال صید علی	۷٦۳۳٤۹	۳۷۸۵۹۸۷	۱۸۲۰
چراغ	۲۳۸۰۲۰	۳۷٦۹٦۰۱	۱۹۰۹
چمن بوله	۷۵۷۳۵۷	۳۷۹۲۱۹۸	۱۸۰۱
جعفر بیگی سفلی	۲٤۱٤۹۸	۳۷٦۹٤۰٦	۱۹۲٦
حاجی‌آباد	۷۷۱۸۲۹	۳۷۷۱۲۱۱	۱۸۳۰
حسین‌آباد	۲۲٤۳٤۹	۳۷۷۲۳۷٤	۱۸۲۹
سراب غضنفر	۲۲۷٤۲۳	۳۷۷۹۱۳٤	۱۸۱۹
شرف‌آباد بالا	۷۳۸۷۱۹	۳۷۷۷۰۸٦	۱٦٤۲

روش‌های درون‌یابی

در این پژوهش از روش‌های کریجینگ (kriging) و با حالت‌های ساده (sk: simple kriging)، عمومی uk (universal kriging) و معمولی (ok: ordinary kriging) و روش کوریجینگ (co-kriging) شامل روش کوکریجینگ ساده (sco: simple co kriging)، کوکریجینگ عمومی (uco: universal co kriging)، کوکریجینگ معمولی (oco: ordinary co kriging) با مدل‌های دایره‌ای (circular)، نمایی (exponential)، کروی (sphrical) و گوسین (gaussian) استفاده گردید. در این روش‌ها، مقادیر برآوردی از مجموع حاصل‌ضرب یک فاکتور وزنی در مقادیر نقاط مشاهده‌ای به‌دست می‌آید. معادله کلی روش‌های مختلف درون‌یابی به‌صورت زیر است.

$$Z^*(x_i)=\sum_{i=1}^{n}\gamma_i \cdot z(x_i)$$ رابطه (۱)

که در آن $z^*(x_i)$ مقادیر متغیر مکانی برآورد شده $z(x_i)$ مقادیر متغیر مکانی برآورد شده در x_i است و γ_i وزن آماری که به نمونه x_i نسبت داده می‌شود و بیانگر اهمیت نقطه‌ی iام در برآورد است. تفاوت عمده روش‌های مختلف میان یابی در برآورد فاکتور وزنی یاد شده است.

روش کریجینگ

کریجینگ یکی از روش‌های پیشرفته زمین‌آمار است که بر اساس نیم متغیر نما استوار می‌باشد. نیم متغیر نما یکی از روش‌های محاسبه‌ی تغییرات مکانی است که هدف اصلی از برقرار کردن تابع آن شناسایی ساختار تغییرپذیری متغیر نسبت به فاصله مکانی می‌باشد، در صورتی که آمار کلاسیک دارای چنین قابلیتی نمی‌باشد. از نظر تعریف، اگر

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

واریانس بین نقاطی با فاصله h کوچک باشد، نشانه وابستگی بیش تر متغیر بین آن نقاط است. این واریانس وابسته به فاصله، نیم متغیر نما نامیده می‌شود که آن را با (γh) نشان می‌دهند. تابع نیم متغیر نما، تغییرات یک پارامتر را با در نظر گرفتن فاصله به‌صورت معادله زیر نشان می‌دهد:

رابطه (۲)

$$\gamma(h)=\sum_{i=1}^{n(h)} z(x_i)-z(x_i+h)J^2$$

که در آن z (x_i) و z (x_i+h) مقادیر متغیر به‌ترتیب در نقاط x_i و $x+h_i$ و N(h) تعداد جفت نمونه‌های به‌کار رفته است؛ به عبارت دیگر، کریجینگ تخمین گری ناااریب است که تنها یک متغیر را پیش‌بینی می‌نماید. شرط ناااریب بودن در سایر روش‌های تخمین، نظیر روش فاصله معکوس هم اعمال می‌شود ولی ویژگی روش کریجینگ این است که در عین ناااریب بودن، واریانس تخمین نیز حداقل می‌باشد؛ به عبارت دیگر در این روش از اطلاعات موجود به بهترین نحو استفاده شده است؛ بنابراین کریجینگ به همراه هر تخمین، مقدار خطای آن را نیز ارائه می‌دهد که با استفاده از این ویژگی منحصربه‌فرد می‌توان قسمت‌هایی که در آنجا خطا زیاد است و در آن به اطلاعات بیش‌تری نیاز است را مشخص نمود (گل محمدی و همکاران، ۱۳۸٦).

روش کو کریجینگ

در برخی موارد ممکن است از یک متغیر به اندازه کافی نمونه‌برداری نشده باشد و بر اساس نمونه‌های موجود نتوان تخمین را به‌دقت مورد نظر انجام داد. در چنین مواردی می‌توان با در نظر گرفتن رابطه مکانی بین این دو متغیر و متغیر دیگری که از آن به‌خوبی نمونه‌گیری شده است تخمین را اصلاح کرد. البته به دلیل مشکلاتی مدل‌سازی تغییر نمای متقابل متغیر هاوجود دارد کوکریجینگ به لحاظ کاربردی اعتبار کافی را پیدا نکرده است. به عبارت دیگر همان‌طور که در آمار کلاسیک نیز روش‌های چند متغیره وجود دارد، در زمین‌آمار نیز می‌توان به روش کوکریجینگ و بر اساس همبستگی موجود بین متغیرهای مختلف رابطه چند متغیره مناسبی را تخمین زد. معادله کوکریجینگ به شرح زیر می‌باشد:

رابطه (۳)

$$z^*(x_i)=\sum_{i=1}^{n}\gamma e_i x_i \sum_{i=1}^{n}\gamma_k \cdot y(x_k)$$

که در آن $Z^*(x_i)$ مقدار تخمین زده شده برای (x_i)، (γ_i) وزن مربوط به متغیر (z)، (γ_i) وزن مربوط به متغیر کمکی y، z (x_i) مقدار مشاهده شده متغیر اصلی و(x_k) γ مقدار مشاهده شده متغیر کمکی می‌باشد برای تخمین با این روش و برای محاسبه اوزان مربوط، نیاز به محاسبه‌ی تغییر نمای متقابل به‌صورت زیر می‌باشد.

رابطه (٤)

$$\gamma(zy)h=\frac{1}{2}n[z(x_i+h)-z(x_i)]\times[y(x_k+h)-y(x_k)]$$

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

که در آن h (zy) γ تغییر نمای متقابل بین متغیرهای z, y، z (x_i) متغیر مشاهده شده و y (x_k) متغیر کمکی می‌باشد. توسعه این روش بیش‌تر برای شرایط مناسب پیشنهاد شده است که از یک متغیر تعداد محدودی نمونه در دسترس باشد. محل‌هایی که در آن کمبود نمونه وجود دارد به کمک متغیر ثانوی و با استفاده از همبستگی متقابل بین متغیرهای اصلی و ثانوی تخمین زده می‌شوند . وقتی تعدادی متغیر وابسته به هم تخمین زده می‌شوند، از نظر تئوری کوکریجینگ نسبت به سایر روش‌های کریجینگ ارجحیت دارد. حتی وقتی که از همه متغیرها به اندازه کافی نمونه در دسترس باشد باز هم کوکریجینگ ترکیبی از روش کریجینگ یک متغیره است. در این تحقیق ما از روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ استفاده شده است (گل محمدی و همکاران، ۱۳۸٦).

شبکه‌های بیزین

شبکه‌های بیزین که با نام شبکه‌های اعتقاد (باور) هم شناخته می‌شوند، متعلق به خانواده مدل‌های گرافیکی احتمالاتی هستند. این ساختارهای گرافیکی برای نشان دادن اطلاعات در یک حوزه دارای عدم قطعیت به‌کار می‌روند. به‌طور خاص هر گره در گراف نشان‌دهنده یک متغیر تصادفی است و شاخه‌ها (کمان) وابستگی‌های احتمالاتی بین متغیرها را نشان می‌دهند. این وابستگی‌های شرطی غالبا به‌وسیله روش‌های آماری و احتمالاتی مشخص ارزیابی می‌شوند. شبکه‌های بیزین اصولی از نظریه گراف، نظریه احتمالات، علوم کامپیوتر و آمار را باهم ترکیب می‌کنند.

به‌طور کلی مدل‌های گرافیکی با شاخه‌های بدون جهت، میدان‌های تصادفی مارکوف یا شبکه‌های مارکوف نامیده می‌شوند. این شبکه‌ها یک تعریف ساده برای استقلال بین متغیرها بر مبنای مفهوم لایه مارکوف فراهم می‌کنند. شبکه‌های مارکوف در زمینه‌هایی نظیر فیزیک آماری و بینایی کامپیوتر بسیار مشهور هستند.

شبکه‌های بیزین متعلق به ساختار دیگری از مدل‌های گرافیکی به‌نام گراف‌های غیرمدور جهت‌دار هستند که در زمینه‌های آماری، یادگیری ماشینی و هوش مصنوعی بسیار مشهور هستند. شبکه‌های بیزین نمایش و محاسبات موثری از توزیع احتمالاتی مشترک به روی یک سری متغیر تصادفی را فراهم می‌آورند. به علاوه شبکه‌های بیزین شدت ارتباط بین متغیرها را به‌صورت کمی مدل می‌کنند که اجازه می‌دهند با دسترسی به اطلاعات جدید، اعتقاد شرطی در مورد آن‌ها به صورت خودکار به‌روزرسانی شود.

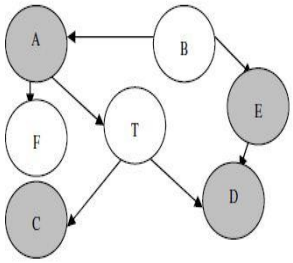
شبکه‌های بیزین مدل‌های بسیار معروفی در دهه اخیر شده‌اند. این شبکه‌ها کاربردهای بسیاری در زمینه‌های مختلف نظیر یادگیری ماشینی، کاوش متن، پردازش زبان طبیعی، شناسایی صدا، پردازش سیگنال، بیوانفورماتیک، کدهای کنترل خطا، تشخیص پزشکی، پیش‌بینی هوا و شبکه‌های سلولی پیدا کرده‌اند.

بنابراین شبکه‌های بیزین[4] مدل‌های گرافیکی هستند که برای استدلال در مواردی که پیچیدگی و عدم قطعیت وجود دارد به کار می‌روند و یا به‌عبارتی گرافی است که متغیرهای تصادفی و وابستگی آن‌ها را نمایش می‌دهد (هکرمن،

4- Bayesian Network

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

۱۹۹۷). در این گراف گره‌ها نشانگر متغیرهای تصادفی گسسته یا پیوسته هستند و کمان‌های جهت‌داری که هر جفت از گره‌ها را به یکدیگر متصل می‌کنند وابستگی بین متغیرها را نمایش می‌دهد. در واقع این شبکه گراف جهت‌داری است که هیچ دوری در آن وجود ندارد (کن و همکاران، ۲۰۰۶). نمونه‌ای از گراف ساده در (شکل ۲) نشان داده شده است.



شکل ۲: گراف ساده شبکه بیزین

در مورد ساختار شبکه بیزین اگر مجموعه‌ای شامل n متغیر به‌صورت $\{x_1,x_2,x_3,\ldots,x_n\}$ داشته باشیم که هر x_i یک متغیر تصادفی باشد و گره‌های والد این متغیر با $parent(x_i)$ نشان داده شوند، احتمال هر رویداد مانند $X=(x_1,x_2,x_3,\ldots,x_n)$ به‌صورت زیر محاسبه می‌گردد.

رابطه (۵)

$$P(x_1+\ldots..x_n)=\prod_{i=1}^{n} P(x_i|parents(x_i))$$

بعد از ایجاد شبکه، مقدار روابط بین گره‌های متصل به هم به‌دست می‌آید مقدار احتمال شرطی مربوط به هر متغیر در جدولی به‌نام جدول احتمال شرطی قرار می‌گیرد. هر گره یک جدول احتمال شرطی دارد که برای هر ترکیب از مقادیر والدهایش، احتمال شرطی هر کدام از این مقادیر را نگه می‌دارد و سپس توزیع‌های احتمال بعدی برای هر گره محاسبه می‌شود که این توزیع احتمال باور نامیده می‌شود.

شبکه عصبی مصنوعی

در حالت کلی شبکه عصبی شامل سه لایه می‌باشد (شکل ۳). لایه ورودی که وظیفه آن معرفی پارامترها به شبکه می‌باشد، لایه خروجی محل استقرار پارامترهای خروجی شبکه و لایه پنهان، لایه‌های مابین لایه ورودی و خروجی می‌باشند که نقش پردازشگری اطلاعات را بر عهده دارد. یک شبکه عصبی مصنوعی علائم را از واحدهای ورودی دریافت کرده و این سیگنال‌ها در طول شبکه انتشار یافته و در نهایت به‌سوی نرون خروجی حرکت می‌نمایند. پارامترهای کنترلی اصلی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مقاومت‌های اتصالی بین نرون‌ها می‌باشند که به‌عنوان وزن‌ها و گرایش‌ها[5] نامیده می‌شوند. هر نرون مطابق (شکل ٤) خروجی‌های وزن‌دار شده نرون های لایه قبلی را

5- Bias

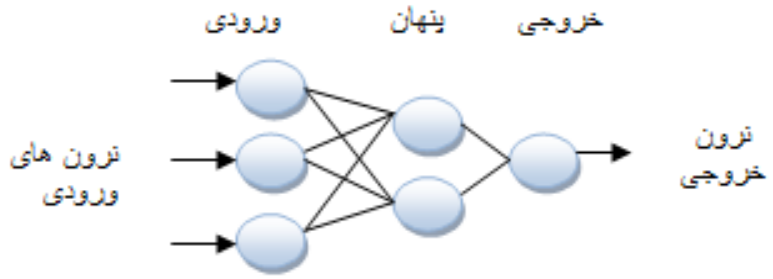
[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

دریافت و مجموع آن‌ها، ورودی خالص به نرون jام (net_j) را مطابق رابطه زیر تولید می‌کند.

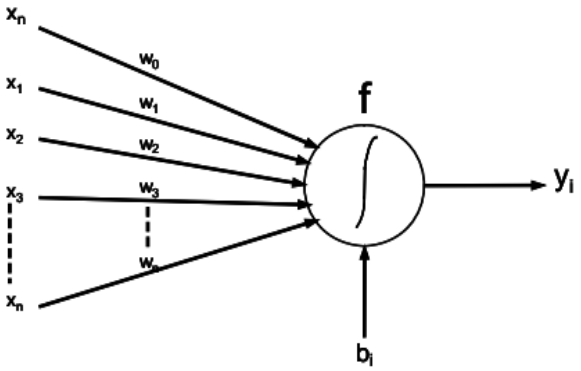
رابطه (٦)
$$net_j = \sum w_{j,i}\, x_i + b_j$$

که در رابطه فوق net_j سطح محرک سلول عصبی jام یا ورودی خالص به نرون jام، $w_{j,i}$ وزن اتصالی بین گره‌های i و j، x_i ورودی به گره i و b_j بایاس گره jام می‌باشد.

رابطه (۷)
$$y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + \exp^{-(net_j)}}$$



شکل ۳: نمای کلی یک شبکه عصبی مصنوعی سه لایه



شکل ٤: شماتیک یک نرون مصنوعی و چگونگی در یافت سیگنال‌های ورودی و تولید سیگنال خروجی y_i

لایه‌های مختلف در شبکه عصبی و همچنین نرون های موجود در لایه‌ها می‌توانند دارای توابع محرک متفاوت یا یکسانی باشند. شبکه‌های عصبی از نظر ساختار و ارتباطات بین نرون ها به گروه‌های مختلفی تقسیم می‌شوند. شبکه

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

پرسپترون چند لایه رایج‌ترین مدل شبکه عصبی استفاده شده در مسائل مهندسی آب می‌باشد که برای آموزش این شبکه از الگوریتم پس انتشار خطا که یک روش یادگیری با ناظر است استفاده می‌شود. منظور از آموزش یک شبکه عصبی، تنظیم پارامترهای شبکه (وزن‌ها و بایاس‌ها) با ارائه الگوهای آموزش است به‌طوری که با ارائه مجدد همان الگوها خطای حاصل بین پاسخ مطلوب و شبکه حداقل گردد. به‌طور کلی در شبکه پرسپترون چندلایه عموما دو نوع سیگنال، یعنی سیگنال‌هایی که در مسیر رفت (از لایه ورودی به طرف لایه خروجی) و دیگری سیگنال‌های برگشت (از لایه خروجی به‌طرف لایه ورودی) حرکت می‌کنند، استفاده می‌شود که به‌ترتیب به نام سیگنال تابعی و خطا معروف هستند. تنظیم پارامترها در شبکه پرسپترون چندلایه توسط سیگنال خطا و سیگنال ورودی صورت می‌گیرد. تعیین تعداد لایه‌ها و نرون‌های موجود در آن‌ها از مهم‌ترین مسائل در مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی است. توکار و جانسون رایج‌ترین توابع محرک استفاده شده در شبکه‌های انتشار برگشتی را توابع محرک سیگموئید و تانژانت هیپربولیک ذکر کردند. از طرفی توابع محرک موجود در نرم‌افزار Matlab جهت به‌کارگیری در لایه‌های پنهان و خروجی توابع محرک سیگموئید، تانژانت هیپربولیک، سکانت هیپربولیک و گاوسین می‌باشند. (صف شکن، ۱۳۹۰).

معیارهای ارزیابی

در این تحقیق ارزیابی دقت و قابلیت مدل‌ها با استفاده از نمایه‌های ضریب همبستگی (CC)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب نش ساتکلیف (NS) طبق روابط زیر محاسبه می‌گردد. بهترین مقدار برای این سه معیار به ترتیب یک، صفر و یک می‌باشد.

رابطه (۸)
$$CC=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}} \quad -1\le R\le 1$$

رابطه (۹)
$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i-y_i)^2}$$

رابطه (۱۰)
$$NS=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{y})^2}$$

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

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

یافته‌ها و بحث

در این تحقیق به‌منظور بررسی نتایج مدل از داده‌های ماهانه ۱۱ چاه‌های پیزومتری دشت نورآباد در سال ۱۳۸۱ استفاده گردید. آمار طول و عرض جغرافیایی و ارتفاع چاه‌های مذکور را بروش های زمین‌آمار (کریجینگ و کوکریجینگ) آمار پیزومترهای فاقد اطلاعات محاسبه و ۲۲۰ نقطه دارای آمار ایجاد گردید. مقادیر طول و عرض جغرافیایی به‌عنوان پارامترهای ورودی و نوسانات سطح آب به‌عنوان خروجی مدل انتخاب گردید. تعداد ۸۰ درصد از داده‌ها (۱۷٦ رکورد)، به‌منظور آموزش و ۲۰ درصد مابقی (٤٤ رکورد)، برای صحت سنجی انتخاب گردید یک نکته مهم در آموزش شبکه‌های عصبی نرمال‌سازی داده‌ها قبل از استفاده در مدل می‌باشد این عمل خصوصا وقتی دامنه تغییرات ورودی‌ها زیاد باشد کمک شایانی به آموزش بهتر و سریع‌تر مدل می‌کند. اصولا وارد کردن داده‌ها به‌صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود (ژو و همکاران، ۲۰۰۷). برای نرمال‌سازی داده‌های تحقیق از رابطه ۱۱ استفاده شده است:

رابطه (۱۱)

$$X_n=0.1+0.8\frac{X_i-X_{min}}{X_{max}-X_{min}}$$

که در آن X_n مقدار نرمال شده ورودی X_i، X_{max} و X_{min} به‌ترتیب حداکثر و حداقل داده‌ها می‌باشد.

نتایج شبکه عصبی مصنوعی

به‌منظور مدل‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت نورآباد از مدل شبکه عصبی مصنوعی از نوع شبکه پرسپترون چندلایه با لایه پنهان با تعداد نرون‌های متفاوت استفاده شده است. تابع تانژانت هیپربولیک متداول‌ترین شکل از توابع محرک است که در این تحقیق از آن برای ساخت لایه خروجی شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده گردید.

آموزش شبکه‌های پرسپترون چندلایه با استفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا به‌نام الگوریتم لونبرگ‌ـمارکوارت به‌دلیل همگرایی سریع‌تر در آموزش شبکه، استفاده شد. همچنین از ترکیبات مختلف توابع محرک در لایه (های) مخفی استفاده گردید. تعداد تکرارهای لازم در فرآیند یادگیری شبکه ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده و عملکرد شبکه به کمک معیار میانگین مربعات خطا مورد ارزیابی قرار گرفته است. تعداد نرون‌های موجود در لایه‌های ورودی و خروجی با توجه به ماهیت مساله مورد بررسی مشخص شده، حال آن‌که تعداد نرون‌های موجود در لایه پنهان با سعی و خطا در جهت کاهش مقدار خطا مشخص گردید.

روند کار با تعداد نرون‌های کم آغاز و افزودن نرون‌های اضافی تا زمانی ادامه می‌یابد که افزایش نرون‌های بیش‌تر تاثیری در بهبود خطا نداشته باشد که شبکه‌ای با ۲ نرون در لایه پنهان اول به‌عنوان بهترین شبکه در فرآیند

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

مدل‌سازی حاصل شد. در (جدول ۲) نتایج حاصل از مقایسه عملکرد ساختارهای مختلف به‌کار رفته به همراه پارامترهای آماری داده‌های بخش آموزش و صحت سنجی ارائه شده است.

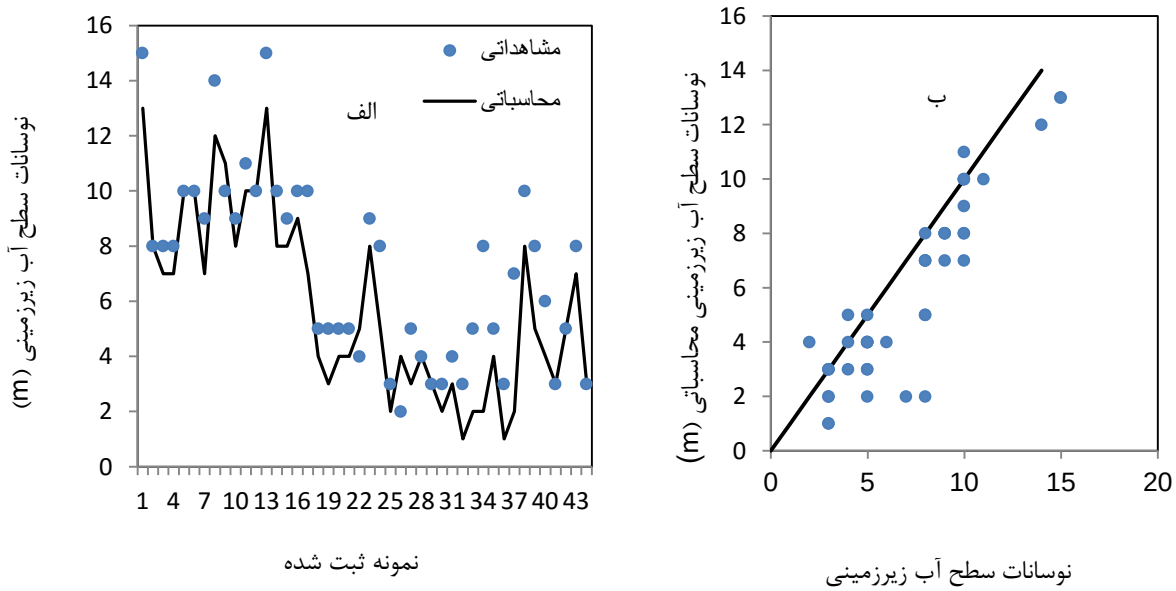
همان‌طور که در (جدول ۲) مشاهده می‌شود ساختار شماره ۱ با بیش‌ترین ضریب همبستگی CC=۰/۸۹۱ و کم‌ترین ریشه میانگین مربعات خطا RMSE =۰/۲۵۲ m و NS=۰/۸۷۵ در مرحله صحت سنجی نسبت به سایر ساختارها جهت مدل‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی مناسب‌تر خواهد بود.

جدول ۲- ساختار و توابع محرک بهینه در مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی و شاخص‌های آماری در مراحل آموزش و صحت سنجی

شماره	ساختار	تابع محرک		آموزش			صحت سنجی		
		لایه پنهان	لایه خروجی	NS	RMSE (m)	CC	NS	RMSE (m)	CC
۱	۷-۲-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۸۱٤	۰/۲۳۵	۰/۸۷۵	۰/۸۳۰	۰/۲۵۲	۰/۸۹۱
۲	**۷-۳-۱**	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۸۰۸	۰/۲۳٤	۰/۸۷٤	۰/۸۲۹	۰/۲۵۳	۰/۸۸۹
۳	۷-٤-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۷۸۲	۰/۲۳۲	۰/۸۷٤	۰/۸۲۸	۰/۲۵۳	۰/۸۸۸
٤	۷-۵-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/٦۳۲	۰/۲۳٤	۰/۸۷۳	۰/۸۲۹	۰/۲۵۳	۰/۸۸۹
۵	۷-٦-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۷٤٦	۰/۲۳٤	۰/۸۷۳	۰/۸۲۸	۰/۲۵٤	۰/۸۸۹
٦	۷-۸-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۷۳٦	۰/۲۳۳	۰/۸۷٤	۰/۸۲۷	۰/۲۵٤	۰/۸۸۸
۷	۷-۱۰-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۷۵٤	۰/۲۳۳	۰/۸۷٤	۰/۸۲۹	۰/۲۵۳	۰/۸۸۹
۸	۷-۱۱-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۷۹٤	۰/۲۳٤	۰/۸۷۳	۰/۸۲۹	۰/۲۵٤	۰/۸۸۹
۹	۷-۱۲-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۷۸٦	۰/۲۳۳	۰/۸۷۳	۰/۸۲۹	۰/۲۵۳	۰/۸۸۹
۱۰	۷-۱٤-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۸۰۳	۰/۲۳۳	۰/۸۷۵	۰/۸۲۸	۰/۲۵٤	۰/۸۸۸
۱۱	۷-۱٦-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۷۹۹	۰/۲۳۳	۰/۸۷٤	۰/۸۳۰	۰/۲۵۳	۰/۸۹۰

در (شکل ۵) نمودار بهترین مدل حاصل‌شده برای داده‌های بخش صحت سنجی نشان داده شده است. همان‌طور که از شکل (۵-ب) مشخص است مقادیر تخمینی و مشاهداتی به غیر از چند نقطه روی خط نیمساز پراکنده شده و این امر دلالت بر برابری مقادیر مشاهداتی و محاسباتی براساس خط (y=x) می‌باشد. در شکل (۵-الف) نیز تغییرات مقادیر محاسباتی و مشاهداتی نسبت به زمان نشان داده شده است، این شکل نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی در تخمین برخی مقادیر حداقل، حداکثر و میانی عملکرد خوبی نداشته، به‌طوری که این مقادیر را بیش‌تریا کم‌تر از مقدار واقعی‌شان تخمین زده است.

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]



شکل ۵: نمودار حاصل از مقادیر بهینه مدل شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های ثبت شده مرحله صحت سنجی
الف) مقادیر محاسباتی و مشاهداتی نسبت به زمان ب) نمودار پراکنش میان مقادیر مشاهداتی و محاسباتی

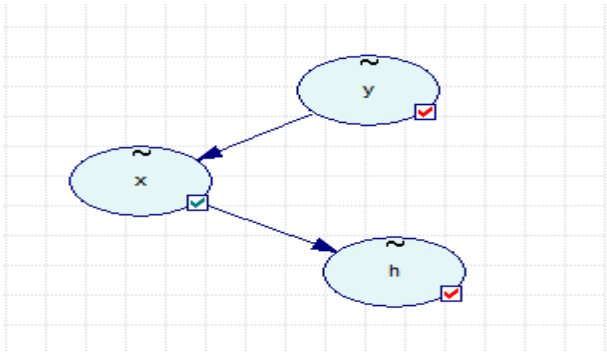
نتایج شبکه بیزین

در این پژوهش ساختار شبکه بیزین از بین الگوریتم‌های K2 و BDeu از الگوریتم K2 که مناسب‌ترین پارامتر الگوریتم یادگیری شبکه می‌باشد برای ایجاد شبکه استفاده گردید. همچنین از میان متدهای موجود برای ساخت شبکه، از معمولی‌ترین متد Greedy Thick Thinning جهت الگوریتم یادگیری استفاده شده است. برای استنتاج شبکه نیز الگوریتم Clustering برای نمایش میزان تاثیر هر کدام از پارامترها در نظر گرفته شده است. شبکه عوامل موثر در میزان نوسانات سطح آب زیرزمینی و میزان تاثیر هر کدام از عوامل تاثیر گذار را نمایش می‌دهد. (شکل ٦) شبکه تشکیل شده را نشان می‌دهد. همان‌طور که در (جدول ۳) مشاهده می‌شود شبکه بیزین دارای دقت CC=۰/۸۸۰ و ریشه میانگین مربعات خطا RMSE =۰/۰۲٤ m و ضریب نش-ساتکلیف NS=۰/۹۰۰ در مرحله صحت سنجی می باشد.

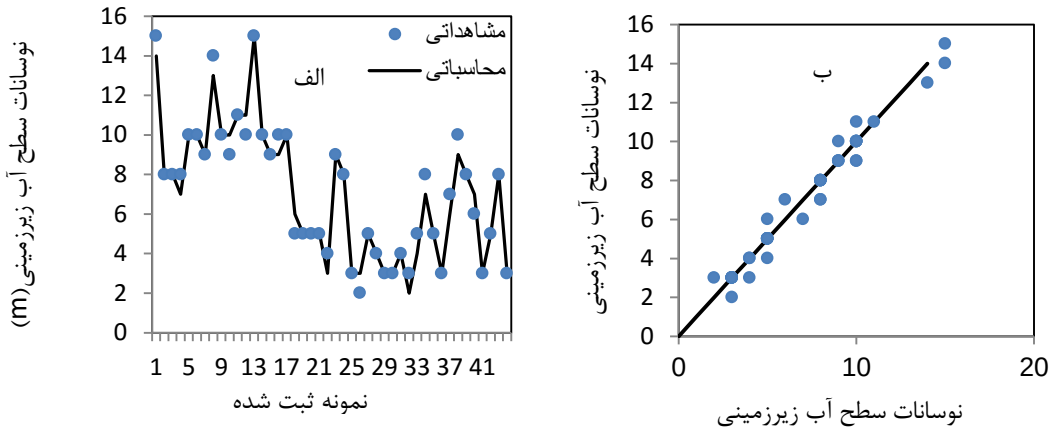
جدول ۳- نتایج حاصل از روش بیزین

مرحله	NS	(RMSEm)	CC
آموزش	۰/۸۱۰	۰/۱۲۵	۰/۷٤٦
صحت سنجی	۰/۸۸۰	۰/۰۲٤	۰/۹۰۰

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]



شکل ٦: ساختار شبکه بیزین برای پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی



شکل ۷: نمودار حاصل از مقادیر بهینه مدل شبکه بیزین برای داده‌های ثبت شده مرحله صحت سنجی

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

در (شکل ۷) نمودار بهترین مدل حاصل‌شده برای داده‌های بخش صحت سنجی نشان داده شده است. همان‌طور که از (شکل۷-ب) مشخص است مقادیر تخمینی و مشاهداتی به غیر از چند نقطه روی خط نیمساز قرار نگرفته است و این امر دلالت بر برابری مقادیر مشاهداتی و محاسباتی براساس خط (y=x) می‌باشد. در شکل (۷-الف) نیز تغییرات مقادیر محاسباتی و مشاهداتی نسبت به زمان نشان داده شده است، این شکل نشان می‌دهد که شبکه بیزین در تخمین برخی مقادیر حداقل، حداکثر و میانی عملکرد خوبی داشته، به‌طوری که این مقادیر را نزدیک به مقدار واقعی‌شان تخمین زده است؛ که با نتایج صادقی حصار (۲۰۱۲) و قربانی و دهقانی (۱۳۹۲) همخوانی دارد و در تبیین این نتایج می‌توان بیان نمود شبکه بیزین با استفاده از الگوریتم یادگیری K2 که به‌عنوان الگوریتم یادگیری ماشینی بوده، الگوهای مورد نظر را از یک مجموعه داده‌ها با استفاده از دانش قبلی در مورد الگوها یا اطلاعات آماری داده‌ها، جداسازی می‌نماید همچنین یادگیری ماشینی با ترکیب قانون احتمالات بیز سبب می‌گردد با میزان خطای کم‌تری محتمل ترین الگوی رخداد یک پدیده را انتخاب و بررسی نماید (هکرمن، ۱۹۹۷).

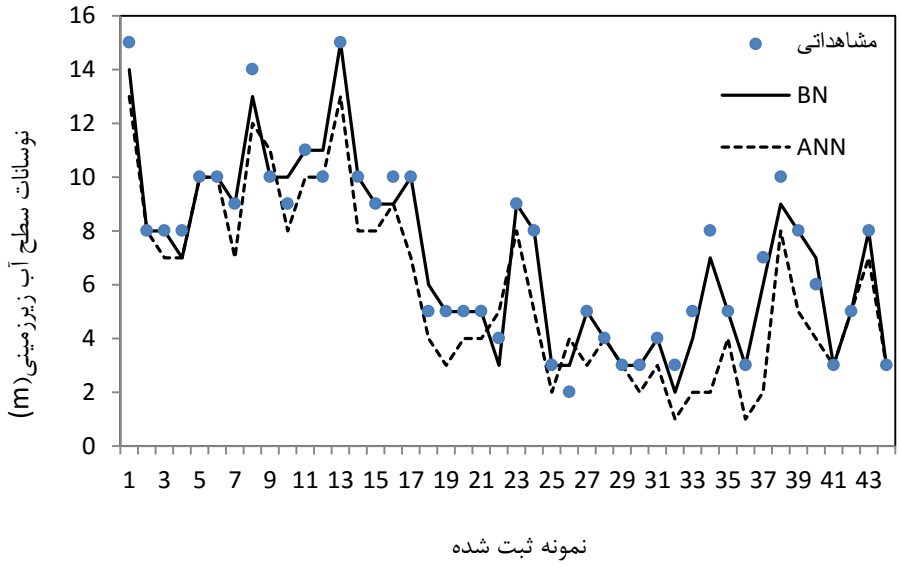
[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

مقایسه عملکرد مدل‌ها

در ادامه با انتخاب جواب بهینه هر کدام از مدل‌ها و مقایسه آن‌ها با یکدیگر مشخص شد، هر سه روش با دقت خوبی می‌توانند میزان نوسانات سطح آب زیرزمینی را شبیه‌سازی کنند. همان‌طور که در (جدول ٤) مشاهده می‌شود از بین مدل‌های به کار رفته مدل شبکه بیزین با بیش‌ترین دقت CC=۰/۸۸۰ و کم‌ترین ریشه میانگین مربعات خطا m RMSE =۰/۰۲٤ و بیش‌ترین ضریب نش-ساتکلیف NS=۰/۹۰۰ در مرحله صحت سنجی دارا می‌باشد. مقایسه نتایج مدل شبکه بیزین با مدل شبکه عصبی مصنوعی حاکی از نزدیک بودن نتایج این دو مدل می‌باشد. همچنین همان‌طور که در (شکل ۸) قابل مشاهده است شبکه بیزین در تخمین اکثر مقادیر عملکرد قابل قبولی داشته به‌گونه‌ای که این مقادیر را نزدیک به مقادیر مشاهداتی تخمین زده است.

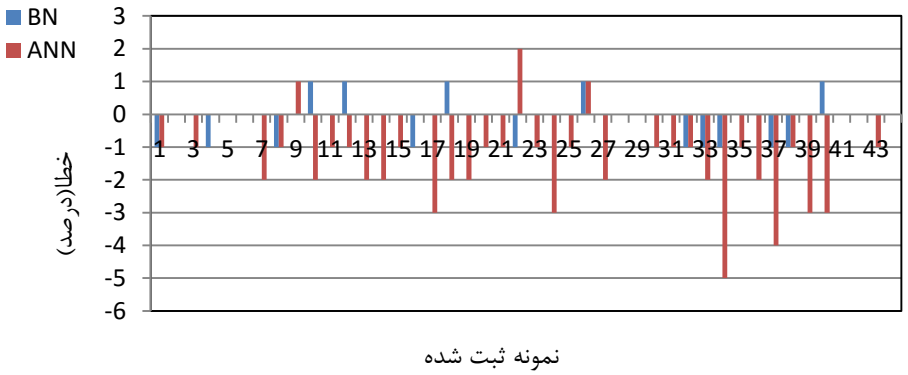
جدول ٤- نتایج نهایی حاصل از آموزش و صحت سنجی مدل‌های شبکه بیزین و شبکه عصبی مصنوعی

مدل	آموزش			صحت سنجی		
	NS	RMSE (m)	CC	NS	RMSE (m)	CC
شبکه بیزین	۰/۸۱۰	۰/۱۲۵	۰/۷٤٦	۰/۸۸۰	۰/۰۲٤	۰/۹۰۰
شبکه عصبی مصنوعی	۰/۸۱٤	۰/۲۳۵	۰/۸۷۵	۰/۸۳۰	۰/۲۵۲	۰/۸۹۱



شکل ۸: نمودار پراکنش و مشاهداتی - محاسباتی مقادیر بهینه مدل شبکه بیزین و شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های ثبت شده مرحله صحت سنجی

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]



شکل ۹: نمودار خطای بهینه هر دو مدل به‌صورت درصدی از میانگین مقادیر مشاهداتی

در نهایت اختلاف مقادیر مشاهداتی سطح ایستابی و محاسباتی بهینه مدل‌ها به‌صورت درصدی از میانگین مقادیر مشاهداتی (مقدار خطا)، محاسبه و نمودار آن نسبت به نمونه داده‌های ثبت شده دوره آماری ترسیم گردید (شکل ۹). همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود برای هر سه مدل بیش‌تر خطاها در باند ۱ ± در صد قرار گرفته است و بیش‌ترین میزان خطای مدل شبکه بیزین و شبکه عصبی مصنوعی به‌ترتیب ۱ و ۵ درصد از میانگین مقادیر مشاهداتی می‌باشد؛ که در میان مدل‌های مذکور (شبکه بیزین و شبکه عصبی مصنوعی)، مدل شبکه بیزین کم‌ترین میزان خطا را داشته است. در مجموع با توجه به‌دقت و قابلیت تخمین بالا مدل‌های شبکه بیزین و شبکه عصبی مصنوعی، همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و مقادیر محاسباتی مدل‌های مذکور بررسی شده که به‌ترتیب ۰/۹۰۰ و ۰/۸۹۱ می‌باشد.

نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر سعی بر آن شد عملکرد مدل‌های شبکه بیزین و شبکه عصبی مصنوعی جهت شبیه‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از داده‌های ماهانه ایستگاه‌های دشت نورآباد (لرستان) مورد ارزیابی قرار گیرد. مقادیر نوسانات سطح ایستابی مشاهداتی با نوسانات سطح ایستابی تخمین زده شده این مدل‌ها با استفاده معیارهای ارزیابی، بررسی گردید. نتایج تحقیق را می‌توان به‌صورت زیر خلاصه نمود: نتایج تحقیق نشان داد که هر دو روش عملکرد قابل قبولی در تخمین سطح ایستابی دارند. در این میان، مدل شبکه بیزین دقت بالا و خطای ناچیز و قابلیت بسیار بالایی در تخمین اکثر مقادیر از خود نشان داده است. همچنین نتایج تحقیق نشان داد که روش کوکریجینگ ساده با مدل دایره‌ای عملکرد بهتری در درون‌یابی نقاط فاقد آمار سطح آب زیرزمینی در دشت نورآباد داشته است. درمجموع این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه بیزین می‌تواند در زمینه تخمین نوسانات سطح آب زیرزمینی استفاده شود.

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]

منابع

- رحمانی، غ. ر (۱۳۹۰)، «شبیه‌سازی منابع آب زیرزمینی دشت عقیلی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه آن با نتایج مدل ریاضی تفاضلات محدود»، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی، دانشگاه شهید چمران اهواز.

- زمانی، احمد؛ محمودی، ر (۱۳۹۱)، «بررسی کاربرد روش ترکیبی زمین‌آمار و شبکه‌های عصبی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک در میان یابی سطح آب زیرزمینی دشت»، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی، دانشگاه شهید چمران اهواز.

- صف‌شکن، ف؛ پیرمرادیان، ن؛ افشین شریفان، ر (۱۳۹۰)، «شبیه‌سازی آبنمود بارش-رواناب با توجه به الگوی زمانی بارش و استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در حوضه آبخیز معروف کسیلیان»، ***مجله علوم مهندسی آبخیزداری ایران***، شماره ۱۵، صص ۱۰-۱.

- قربانی، م.ع؛ دهقانی، ر (۱۳۹۲)، «کارآیی شبکه‌های بیزین در تحلیل عوامل موثر بر میزان کل مواد جامد محلول رودخانه‌ها»، کنفرانس بین‌المللی عمران و توسعه پایدار، تبریز، ۲۷ و۲۸ آذر ۱۳۹۲.

- گل محمدی، گ؛ معروفی، ص؛ محمدی، ک (۱۳۸٦)، «منطقه‌ای نمودن ضریب رواناب در استان همدان با استفاده از روش‌های زمین اماری و GIS»، ***علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی***، شماره ٤٦، صص ٥١٤-٥٠١.

- Bustsmi, R., Bessaih, N., Bong, C., Sohaili, S., (2007), "Artificial nerual network for precipitation and water level predictions of Bedup River", ***International Journal of computer scince***, 34(2): 10-16.

- Heckerman, D., (1997), "bayesian networks for data mining", ***data mining and knowledge Discovery***, 1 (1): 79-119

- McCann, R., Marcot, B., Ellis, R., (2006), "Bayesian belief networks: application in ecology and natural resource management", ***Can. J. For. Res***, 36(4) : 3053-3062

- Reggiani, P., Weerts, A., (2007), "Bayesian apporoach to decision-marking under uncertainty: An application to real-time forecasting in the river Rhine", ***Journal of Hydrology***, 356 (2): 56-69

- Sadeghi Hesar, A., Tabatabaee, H., Jalali, M., (2012), " Monthly rainfall forecasting using Bayesian BeliefNetworks", ***International Research Journal of Applied and Basic Sciences***, 3 (11): 2226-2231.

- Sreekanth, P. D., Geethanjali, N., Sreedevi, P. D., Shakeel, A., Ravi Kumar, N., Kamala Jayanthi, P. D., (2009)," Forecasting groundwater level using artificial neural networks", ***Current Science***, 96 (7): 57-69.

- Steyl, G., (2009),"Application of artificial neural networks in the field of geohydrology, "Freetown, University of the Free State, South Africa.

- Zhu, Y. M., Lu, X. X., Zhou, Y., (2007), " Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment ", ***Geomorphology***, 84 (4): 111-125.

[Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31]