

مرتع و آبخیزداری، مجله منابع طبیعی ایران
دوره ۶۸، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۵/۵

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۹/۷

ص ۳۴۱-۳۵۷

مقایسه روش‌های زمین‌آماری و شبکه عصبی مصنوعی در

برآورد توزیع مکانی عمق برف

(مطالعه موردی: حوضه آبخیز سخوید، یزد)

✦ علی فتح‌زاده*؛ استادیار دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اردکان، ایران

✦ سمیه ابدام؛ کارشناس ارشد آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه یزد، ایران

چکیده

در بسیاری از حوضه‌های آبخیز کوهستانی، برف انباشته‌شده در برفچال‌ها ذخیره درخور توجهی از منابع آب حوضه‌ها را تأمین می‌کند. بنابراین، پیش این رژیم هیدرولوژیکی، به‌ویژه بررسی توزیع مکانی ذخایر برفی، از نیازهای اساسی مدیران منابع آب به‌شمار می‌رود. به دلیل سخت‌بودن و حتی در برخی موارد ناممکن‌بودن آماربرداری از داده‌های برف، توسعه روش‌هایی برای برآورد عمق برف در نقاط فاقد اندازه‌گیری و نیز بررسی دامنه کاربرد آن‌ها امری ضروری است. در این پژوهش محدوده‌ای به مساحت ۱۶ هکتار در حوضه آبخیز سخوید تفت انتخاب شد و با بهره‌گیری از ۲۱۶ داده عمق برف و دخالت ۳۱ پارامتر سرزمین، به ارزیابی کارایی روش‌های زمین‌آماری (کریجینگ، کوکریجینگ، روش عکس فاصله) و روش شبکه عصبی مصنوعی در برآورد توزیع مکانی عمق برف پرداخته شد. نتایج این تحقیق نشان داد روش شبکه عصبی مصنوعی با ضریب همبستگی ۰/۹ و مجذور میانگین استاندارد خطای ۶/۸ سانتی‌متر مناسب‌ترین روش برای برآورد عمق برف در منطقه مورد مطالعه است. همچنین، بهترین مدل عصبی به‌دست‌آمده از روش سعی و خطا در این تحقیق مدل پرسپترون چندلایه و بهترین تابع فعالیت تابع سیگموئید تعیین شد. نتایج آنالیز حساسیت با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نیز نشان داد که از بین پارامترهای به‌کاررفته در شبکه عصبی مصنوعی پارامترهای مقطع طولی انحنا، انحنا، مقطع عرضی انحنا، اثر باد، شیب حوضه، ارتفاع نرمال‌شده، موقعیت و شیب میانه به‌ترتیب جزو مؤثرترین عوامل در برآورد عمق برف‌اند.

واژگان کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، آنالیز حساسیت، زمین‌آمار، عمق برف، واریوگرام.

مقدمه

برف یکی از انواع مختلف بارش است که از چگالش توده‌های هوایی مرطوب در طی صعود و در شرایطی که درجه حرارت هوا کمتر از نقطه انجماد باشد ایجاد می‌شود [۱۴]. به طور متوسط ۶۰ درصد نیمکره شمالی در اواسط زمستان پوشیده از برف است؛ بیش از ۳۰ درصد سطح زمین بارش فصلی برف دارد و حدود ۱۰ درصد از سطح زمین به طور دائم از برف و یخ پوشیده شده است [۱۳]. اگرچه بخش کوچکی از سطح کره زمین را مناطق کوهستانی در بر می‌گیرد، همین مقدار اندک در چشم‌انداز هیدرولوژیکی حوضه‌های آبخیز تأثیر شگرفی دارد. در کشور ما هیدرولوژی برف مقوله‌ای است که کمتر به آن پرداخته شده است. این در حالی است که اکثر رودخانه‌های کشور، که جریان دائم دارند، حوضه آبخیزشان برف‌گیر است. همچنین، بیشتر چشمه‌ها و دریاچه‌های آب شیرین نیز در حوضه‌های برف‌گیر قرار دارند. بررسی‌های انجام‌شده در کشور نشان می‌دهد که حدود ۶۰ درصد آب‌های سطحی و ۵۷ درصد آب‌های زیرزمینی کشور در مناطق برف‌گیر جریان دارد. این رقم در برخی مناطق غرب کشور تا حدود ۹۰ درصد فزونی می‌یابد [۳۰]. در ایالات متحده شرقی فراوانی نحوه توزیع برف نقش مهمی در محیط‌های طبیعی و شهری دارد. هر گونه تغییرات در اقلیم و در نتیجه در مقدار توزیع برف ممکن است در درازمدت عواقب زیست‌محیطی و اقتصادی در بر داشته باشد [۲۸]. ذخایر برفی حوضه‌های کوهستانی از منابع آبی مهم کشور است که شناخت دقیق کمیّت این منابع به لحاظ ارزش روزافزون آب شیرین و هم به دلیل بهره‌برداری بهینه از منابع آب ضروری است.

بخشی از آب مورد نیاز برای کشاورزی در جهان از ذوب برف‌های باریده‌شده در زمستان تأمین می‌شود. علاوه بر کشاورزی، برف در تأمین آب مورد نیاز برای شرب نیز نقش بسیار مهمی دارد. مسئله تأمین آب شرب در سال‌هایی که خشک‌سالی بر منطقه حکم‌فرما باشد یا شرایط کلی آب و هوایی منطقه خشک و نیمه‌خشک باشد اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. همچنین، پوشش برف آثار درخور توجهی در آب و هوا مانند انرژی تابشی منطقه‌ای و گردش جوی و حرارتی دارد [۲۸].

با توجه به الگوی پراکنش مکانی عمق برف در مناطق مختلف یک حوضه پهنه‌بندی عمق برف امری ضروری است [۱۰]. با توجه به اینکه جمع‌آوری داده‌های دقیق در این مورد نیازمند صرف وقت و هزینه زیادی است و نیز با توجه به سطح وسیع مناطق کوهستانی و برف‌گیر کشور و نیز تنگناها و مشکلات زمانی و مالی، فراهم کردن داده‌های پایه از سطح این مناطق با روش‌های موجود دشوار است [۲۳]. بنابراین، با توجه به پیچیدگی فرایند برآورد عمق برف و مشکلات موجود در اندازه‌گیری پارامترهای برف در مناطق کوهستانی و همچنین ناکافی بودن ایستگاه‌های برف‌سنجی در مناطق مرتفع، کاربرد روش‌های آماری و نو ضروری است.

در سراسر جهان مطالعات بسیاری به منظور برآورد توزیع مکانی عمق برف صورت گرفته و با توجه به شرایط مختلف منطقه‌ای نتایج گوناگونی به دست آمده است. در این زمینه می‌توان به تحقیقات در زمینه توزیع مکانی عمق برف در حوضه‌های آبخیز برف‌خیز اشاره کرد. مثلاً، در ایران در تحقیقی در حوضه آبخیز صمصامی به ارزیابی برآورد توزیع

تصادفی در ۲۵۲ نقطه از ارتفاعات شیرکوه یزد- حوضه بیداخوید- انجام شد. سپس، روش‌های درون‌یابی تابع معکوس فاصله وزن‌دار، کریجینگ معمولی، و کوکریجینگ بررسی شد. نتایج نشان داد که برای پهنه‌بندی عمق برف روش کریجینگ معمولی بر روش‌های کوکریجینگ و تابع معکوس فاصله وزن‌دار برتری دارد [۵].

برخی محققان نیز به بررسی برآورد عمق برف با استفاده از معادلات ترکیبی خطی و غیرخطی از عوامل توپوگرافی، همچون ارتفاع، جهت شیب، زاویه شیب، و شکل انحنای سطح زمین پرداخته‌اند. مثلاً، طی یک مطالعه در یک حوضه برف‌گیر، در سطوح غیرجنگلی، مقدار ۱۵/۶ درصد از تغییرات مربوط به مشاهدات عمق برف با ترکیب خطی و حداکثر ۲۰/۱ درصد از تغییرات یادشده با ترکیب غیرخطی مدل‌سازی شد [۱۸]. همچنین، طی تحقیقی از دو روش کریجینگ و معادله همبستگی خطی برای برآورد عمق برف در حوضه‌ای واقع در کلرادو به مساحت یک کیلومتر مربع و ارتفاع متوسط ۲۹۵۳ متر استفاده شد. نتایج به‌دست‌آمده حاکی از این بود که روش کریجینگ، در مقایسه با روش معادله همبستگی خطی، از مزیت بیشتری برخوردار است؛ به طوری که روش کریجینگ معمولی توانست ۱۹ درصد از تغییرات موجود در مشاهدات عمق برف را مدل نماید؛ حال آنکه این مقدار در روش معادله همبستگی خطی فقط ۶/۸ درصد به‌دست آمد. همچنین، مقدار خطای مطلق برآورد نسبت به میانگین عمق برف در روش کریجینگ ۱۲ درصد و در روش معادله همبستگی خطی ۱۴ درصد بود [۱۲]. در پژوهشی دیگر از روش کریجینگ معمولی برای برآورد عمق

مکانی عمق برف پرداخته شد؛ نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که با استفاده از روش معادله همبستگی خطی ۶۷ درصد تغییرات عمق برف تحت تأثیر عوامل ارتفاع، جهت، شیب شمالی-جنوبی، و نمایه بادپناهی قرار دارد و نیز می‌توان با روش کریجینگ معمولی و با استفاده از اطلاعات بالا ۶۴ درصد تغییرات عمق برف را مدل کرد [۲۵]. در پژوهشی دیگر نیز در حوضه آبخیز اورازان کاربرد زمین‌آمار در برآورد عمق و چگالی برف ارزیابی شد. نتایج این پژوهش نشان داد که مناسب‌ترین مدل واریوگرام از نوع کروی در رابطه با عمق و چگالی برف است؛ به گونه‌ای که واریوگرام عمق برف دارای اثر قطعه‌ای^۱ ۰/۰۱۰ سقف^۲ ۰/۰۵ و دامنه تأثیر^۳ ۱۸۶ متر بود و واریوگرام چگالی دارای اثر قطعه‌ای ۰/۰۱۰۳ سقف ۰/۰۴۸۵ و دامنه تأثیر ۷۳۶۸ متر بود. واریانس تصادفی نمونه‌ها در رابطه با عمق برف کم بود و برآورد مناسبی از عمق برف را نشان داد. در حالی که درباره چگالی برف واریانس تصادفی نمونه‌ها زیاد بود و برآورد مناسبی از چگالی برف را نشان نداد. برآورد مقادیر عمق و چگالی برف با تحلیل واریوگرام به‌دست‌آمده به روش کریجینگ معمولی انجام گرفت و نشان داد که روش زمین‌آمار با تحلیل واریوگرام به روش کریجینگ برای عمق و چگالی برف مناسب است [۲۹]. همچنین، در تحقیقی مشابه، پراکنش توزیع مکانی عمق و آب معادل برف با استفاده از روش‌های زمین‌آمار ارزیابی شد؛ بدین ترتیب که در یک حوضه آبخیز کوهستانی عملیات نمونه‌برداری از عمق و آب معادل برف به صورت سیستماتیک-

1. nugget effect
2. sill
3. range effect

برف در حوضه‌ای به مساحت ۱۹/۱ کیلومتر مربع واقع در نوادای کالیفرنیا استفاده شد. نتایج به‌دست‌آمده برای ماه آوریل با میانگین عمق برف ۲۵۵ سانتی‌متر نشان داد که روش مزبور ۳۷ درصد از تغییرات موجود در مشاهدات را مدل کرده است [۱۹]. به منظور مدل‌کردن تأثیر عوامل توپوگرافی بر روی عمق برف از روش معادله همبستگی خطی نیز استفاده شد. نتایج به‌دست‌آمده بیانگر آن است که هنگامی که افزون بر استفاده از ترکیب خطی عوامل توپوگرافی - شامل ارتفاع، زاویه شیب، تابش، و نمایه بادپناهی - از آثار آن‌ها به صورت ترکیب‌های غیرخطی نیز استفاده شود، قابلیت مدل‌کردن روند موجود در مشاهده‌ها افزایش می‌یابد [۱۱]. همچنین، در تحقیقی دیگر از تکنیک کریجینگ معمولی با روند خارجی^۱ به منظور برآورد توزیع مکانی آب معادل برف استفاده شد و نتایج آن با توزیع مکانی منطقه کبک کانادا (برآوردشده از طریق تکنیک کریجینگ معمولی) مقایسه شد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که تکنیک کریجینگ معمولی با روند خارجی نسبت به کریجینگ معمولی روش مناسب‌تری برای برآورد توزیع مکانی آب معادل برف است [۲۶].

شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز جزو سامانه‌های دینامیکی‌اند که با پردازش داده‌های تجربی قانون نهفته در ورای اطلاعات را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند و ابزار مؤثری برای مدل‌کردن سیستم‌های غیرخطی و پیچیده‌اند [۲۰]. مزیت شبکه‌های عصبی نسبت به سیستم‌های هوشمند دیگر قدرت یادگیری آن‌ها در مقیاس خیلی کوچک از محیط پیرامونشان و توانایی تعمیم این یادگیری است [۱، ۷]. درباره

کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در هیدرولوژی برف باید اذعان کرد که تا کنون مطالعات معدودی در این زمینه انجام شده است [۲]. مثلاً، در پژوهشی برای پیش‌بینی بارش برف از شبکه عصبی مصنوعی استفاده و مشخص شد که شبکه عصبی مصنوعی دقت پیش‌بینی بارش برف را بهبود می‌بخشد [۲۴]. در تحقیقی برای برآورد آب معادل برف و عمق برف از شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های SSMI^۲ استفاده شد و نتایج آن با الگوریتم SPD^۳، الگوریتم مبتنی بر HUT^۴ و الگوریتم چانگ مقایسه شد. نتایج به‌دست‌آمده از شبکه عصبی مصنوعی حاکی از بهتر بودن آن نسبت به نتایج الگوریتم‌های مذکور بود [۲۷]. در ایران نیز از روش شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد توزیع مکانی ارتفاع آب معادل برف و چگالی برف استفاده شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که آرایش ۲-۶-۳ شبکه نسبت به دو آرایش ۲-۶-۶-۳ و ۲-۶-۶-۳ از دقت بیشتری برخوردار است؛ به گونه‌ای که شبکه طراحی شده در آرایش ۲-۶-۳ پس از ۲۷۰ تکرار محاسباتی به هم‌گرایی رسید. با توجه به نتایج حاصل از آرایش ۲-۶-۳ با تابع محرک لونیبرگ مارکوات شبکه موفق شد تا ۹۲ درصد از تغییرات چگالی و آب معادل برف را بر اساس سه متغیر طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی، و ارتفاع از سطح دریا در سطح حوضه‌های آبخیز آذربایجان غربی برآورد کند [۳۱].

بدین ترتیب، در استفاده از یک روش معین، در مطالعات گوناگون نتایج متفاوتی به چشم می‌خورد. در

2. Special Sensor Microwave Imager
3. Spectral Polarization Difference
4. HUT Snow emission model based iterative inversion algorithm

1. kriging technique with external drift

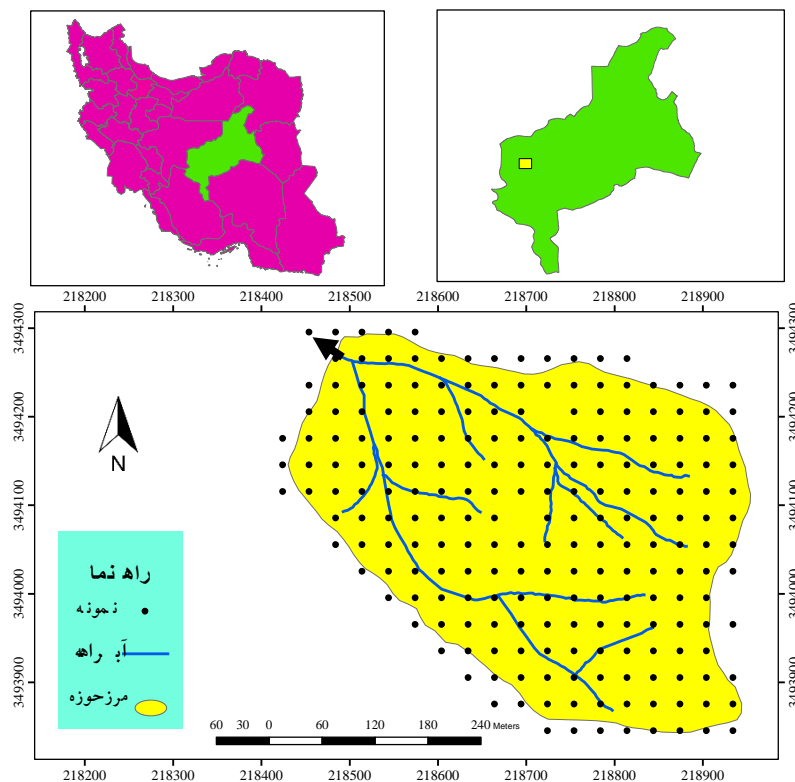
متر است. بیشترین بارش‌های منطقه در ماه‌های بهمن و اسفند و همچنین در اوایل بهار اتفاق می‌افتد و پس از آن بارش‌های شایان توجهی در پاییز رخ می‌دهد و یک فصل نسبتاً طولانی و خشک تابستان هم از ویژگی‌های اقلیمی این منطقه است. این منطقه یکی از برف‌گیرترین مناطق استان یزد است و بارش برف نقش بسیار عمده‌ای در رژیم هیدرولوژیکی منطقه پایین دست آن ایفا می‌کند. به دلیل تغییرات سریع روزانه برف در مناطق نیمه‌خشک محدوده‌ای قابل دسترس با مساحتی محدود در این حوضه آبخیز انتخاب شد تا بتوان عملیات برف‌سنجی را در کوتاه‌ترین زمان ممکن به‌انجام رسانید. میانگین بارش منطقه نزدیک به ۲۲۲ میلی‌متر و متوسط دمای سالانه ۱۴ درجه سلسیوس است. شکل ۱ موقعیت عمومی منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

این پژوهش سعی شده است تا با اجرای یک شبکه نمونه‌برداری بسیار متراکم و کاربرد تعدادی از روش‌های زمین‌آماری از جمله کریجینگ، کوکریجینگ، روش عکس فاصله وزنی، و نیز روش شبکه عصبی مصنوعی و برای اولین بار با دخالت ۳۱ پارامتر فیزیکی حوضه آبخیز برآورد توزیع مکانی مقدار عمق برف در یک حوضه آبخیز واقع در منطقه خشک و نیمه‌خشک بررسی و مناسب‌ترین روش معرفی شود.

روش‌شناسی

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این پژوهش بخشی از حوضه آبخیز سخوید تفت با مساحت ۱۶ هکتار است. بخش عمده این حوضه کوهستانی است و بیشینه، کمینه، و میانگین ارتفاع منطقه به ترتیب ۲۹۹۰، ۲۸۴۰، و ۲۹۰۰



شکل ۱. موقعیت حوضه آبخیز مورد مطالعه

$$Z_v^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z_{vi} \quad (1)$$

در رابطه ۱، Z_v^* عیار تخمینی و λ_i وزن یا اهمیت کمیّت وابسته به نمونه λ_i ، عیار نمونه λ_i ، و n تعداد نمونه‌های قرارگرفته در همسایگی نقطه مورد نظر است.

کوکریدجینگ^۴

همان طور که در آمار کلاسیک نیز روش‌های چندمتغیره وجود دارد، در زمین‌آمار نیز می‌توان با روش کوکریدجینگ، که بر اساس همبستگی بین متغیر اصلی و یک متغیر کمکی استوار است، به تخمین متغیر اصلی پرداخت. در این روش از متغیر کمکی ارتفاع استفاده شد. معادله کوکریدجینگ به صورت رابطه ۲ است:

(۲)

$$Z(X_i) = \sum_{i=1}^m \lambda_i Z(X_i) \sum_{k=1}^n \lambda_k \cdot U(X_k)$$

که در آن λ_i وزن مربوط به متغیر Z در موقعیت X_i ، λ_k وزن مربوط به متغیر کمکی U در موقعیت X_k ، مقدار مشاهده‌ای متغیر کمکی در موقعیت X_k است.

عکس فاصله وزنی^۵ (IDW)

روش عکس فاصله یکی از روش‌هایی است که در مطالعات جغرافیایی کاربرد زیادی دارد. فرض اساسی این روش بر این است که با افزایش فاصله میزان تأثیر عوامل در برآورد واحد سطح کاهش می‌یابد. برای

روش تحقیق

۱. برداشت صحرائی

به منظور اندازه‌گیری داده‌های عمق برف، عملیات میدانی در طی سه روز در بهمن‌ماه سال ۱۳۹۰ انجام شد. بدین منظور، از نمونه‌برداری مدل مونت-رز استفاده شد و به صورت سیستماتیک از ۲۱۶ نقطه در حوضه آبخیز سخوید نمونه‌برداری شد. نمونه‌ها در شبکه‌ای با فواصل ۳۰ متری با استفاده از ترانسکت اندازه‌گیری و مختصات نقاط با استفاده از GPS ثبت شد (شکل ۱). سپس، نرمال‌بودن داده‌های عمق برف با استفاده از نرم‌افزار آماری SPSS و با آزمون کولموگروف-اسمیرنوف^۱ آزمون شد. معیار نرمال‌بودن مقدار احتمال بیشتر از ۰٫۰۵ است؛ بدین معنی که داده‌ها از توزیع نرمال تبعیت می‌کنند. در صورت نرمال‌نبودن داده‌ها، با استفاده از آشکال تغییر یافته و ارقام چولگی^۲ داده‌ها نرمال‌سازی خواهد شد.

۲. روش‌های مورد استفاده

کریجینگ معمولی^۲ (O. K)

کریجینگ معمولی از جمله برآوردکننده‌های زمین‌آمار است که از آن برای برآورد عمق در مقیاس‌های محلی^۳ استفاده می‌شود [۶]. کریجینگ معمولی را به صورت یک جمع خطی وزن‌دار نشان می‌دهند که هدف یافتن وزن‌های آماری نمونه‌هاست؛ به طوری که، علاوه بر ناریب‌بودن برآورد، واریانس برآورد نیز حداقل شود.

4. cokriging

5. Inverse Distance Weighting

1. kolmogrov-smirnov test

2. Ordinary Kriging

3. local scales

مشاهداتی، و n تعداد کل نمونه‌های ارزیابی شده است.

شبکه عصبی مصنوعی

انتخاب پارامترهای مناسب برای ورودی شبکه عصبی مصنوعی بسیار مهم است. با انتخاب پارامترهای ورودی مناسب شبکه عصبی مصنوعی قادر خواهد بود خروجی مطلوب‌تری ارائه دهد [۱۷]. انتخاب هر یک از عوامل مؤثر بر توزیع مکانی عمق برف نه تنها به قابل دسترس بودن آن، بلکه به معنی دار بودن اثر آن برای توزیع برف‌انباشت و موقعیت مکانی و زمانی بستگی دارد [۲۵]. عوامل مؤثر توپوگرافی و اقلیمی در مکان‌های مختلف با یکدیگر متفاوت است. برای به‌دست آوردن پارامترهای مؤثر در عمق برف، که بتوان از آن‌ها به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده کرد، نخست مدل رقومی ارتفاعی حوضه با اندازه پیکسل ۲۰ متر از سازمان نقشه‌برداری کشور تهیه شد. سپس، به تهیه و جمع‌آوری پارامترهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم‌افزار SAGA GIS اقدام شد. جدول ۱ پارامترهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، به منزله یک ابزار ریاضی مناسب، برای برآورد عمق برف با استفاده از اطلاعات توپوگرافی و اقلیمی مرتبط با عمق برف انتخاب شد. پارامترهای ذکر شده در جدول ۱ به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی مصنوعی و پارامتر عمق برف به عنوان خروجی در همه شبکه‌ها است.

پیش‌بینی در مکان‌هایی که داده‌های آن اندازه‌گیری نشده است، از مقادیر اندازه‌گیری شده پیرامون محل استفاده می‌شود. در پیش‌بینی، عامل وزن بر اساس فاصله نقاط از یکدیگر تعیین می‌شود که به نقاط نزدیک محل نمونه وزن بیشتر و به نقاط دورتر وزن کمتر اختصاص می‌یابد. با استفاده از تابع ۳ می‌توان مقادیر مربوط به نقاط مختلف را به دست آورد.

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n Z_i / d_i^m}{\sum_{i=1}^n Z_i / d_i^m}$$

که در آن Z_i مقادیر نمونه، d_i فاصله اقلیدسی هر مکان تا محل نمونه، m عامل توان، و n تعداد نقاط نمونه است.

برای دستیابی به بهترین و کم‌خطاترین روش درون‌یابی در زمینه تهیه نقشه پهنه‌بندی عمق برف در منطقه به کاربرد یک معیار مناسب برازش نیاز است. به همین دلیل، با روش اعتبارسنجی متقاطع و با کمک آماره‌های RMSE و MSE اعتبار مدل‌ها آزمون شد (روابط ۴ و ۵). هر چه مقدار این آماره‌های صحت‌سنجی کمتر باشد بیانگر آن است که روش مورد نظر در نشان دادن تغییرات مکانی پارامتر مورد نظر بهینه‌تر عمل می‌کند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_o - Z_p)^2} \quad (4)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n} \quad (5)$$

در این روابط، X_i و Y_i به ترتیب آمین داده واقعی و برآورد شده، \bar{X} و \bar{Y} میانگین کل داده‌های X_i و Y_i مقادیر پیش‌بینی شده، Z_p مقادیر

جدول ۱. پارامترهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی

پارامتر ورودی	ردیف	پارامتر ورودی	ردیف
Modified Catchment Area	۱۷	Cell Balance	۱
MRRTF	۱۸	Catchment Slope	۲
MRVBF	۱۹	Channel Network Base Level	۳
Normalized Height	۲۰	Catchment Area	۴
Plan Curvature	۲۱	Flow Accumulation	۵
Profile Curvature	۲۲	Flow Connectivity	۶
Slope	۲۳	Flow Direction	۷
Slope Height	۲۴	Aspect	۸
Standardized Height	۲۵	Analytical Hillshading	۹
Strahler Order	۲۶	Curvature Classification	۱۰
Stream Power	۲۷	Altitude Above Channel Network	۱۱
Valley Depth	۲۸	Curvature	۱۲
Wetness Index	۲۹	Slope Length	۱۳
Wind Effect	۳۰	Convergence Index	۱۴
High	۳۱	LS Factor	۱۵
		Mid Slope Position	۱۶

پنهان و تعداد عناصر پردازش لایه یا لایه‌های پنهان از آماره‌های ضریب همبستگی^۷ (r) (رابطه ۶) و مجذور میانگین استاندارد خطا^۸ (RMSE) (رابطه ۴) استفاده شد.

$$r = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2 \sum (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (6)$$

در این رابطه، X_i و Y_i به ترتیب آماره‌های واقعی و برآورد شده، \bar{X} و \bar{Y} میانگین کل داده‌های X_i و Y_i ، و n تعداد کل نمونه‌های ارزیابی شده است.

شبکه عصبی مصنوعی دارای توابع مختلفی از جمله گشتاور^۱ و مرحله‌ای^۲ و قوانین یادگیری متفاوتی مانند سیگموئید^۳، تانژانت هایپربولیک (Tan-) (h)، و لونیگ مارکوئٹ^۴ است که از طریق فرایند سعی و خطا انتخاب می‌شوند. برای ارزیابی کارایی مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی با توابع انتقال^۵ و الگوریتم‌های یادگیری مختلف و همچنین برای تعیین تعداد تکرارهای^۶ مطلوب تعداد لایه‌های

1. momentum
2. step
3. sigmoid
4. levenberg marquardt
5. transfer functions
6. epoch

7. correlation coefficient
8. mean standard error

آنالیز حساسیت

آنالیز حساسیت برای تعیین میزان حساسیت یک پارامتر خروجی به تغییرات در پارامترهای ورودی به کار می‌رود. در این تحقیق، برای تعیین حساسیت عمق برف به متغیرهای ورودی از آنالیز حساسیت استفاده شد. آنالیز حساسیت در محیط نرم‌افزار Neuro Solutions انجام شد. برای اجرای این آنالیز، نرم‌افزار یک پارامتر ورودی را تغییر می‌دهد، در صورتی که بقیه پارامترهای ورودی ثابت‌اند و میزان تغییر در خروجی را (میزان تغییر عمق برف) محاسبه می‌کند. این کار برای پارامتر ورودی عمق برف انجام شد و از بین کلیه پارامترهای ورودی مؤثرترین پارامترها بر عمق برف انتخاب شد.

۳. تجزیه و تحلیل آماری

آنالیزهای آماری را می‌توان به دو دسته ساختاری و بهترین برآورد خطی ناریب^۱ تقسیم کرد. آنالیز ساختاری شامل انتخاب یک مدل تغییرات مکانی نظیر یک نیم‌تغییرنماست و به همین دلیل گاهی واریوگرافی نیز خوانده می‌شود. تابع واریوگرام به صورت رابطه ۷ است.

(۷)

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} + \sum_{i=1}^{N(h)} (Z(X_i) - Z(X_i + h))^2$$

در این رابطه، مقدار واریوگرام، N جفت نمونه‌ها، h فاصله، x_i متغیر، و $Z(x_i)$ مقدار متغیر است. برای ترسیم نیم‌تغییرنما لازم است نخست مقدار $\gamma(h)$ را به ازای مقادیر مختلف h محاسبه کنیم. سپس، مقادیر به دست آمده را به ازای فواصل مختلف

h در یک نمودار رسم کنیم. به نیم‌تغییرنمایی که از طریق نمونه‌های اندازه‌گیری شده به دست می‌آید نیم‌تغییرنمای تجربی گفته می‌شود [۱۵]. یک نیم‌تغییرنما دارای مشخصاتی است که عبارت‌اند از: آستانه؛ فاصله مؤثر؛ اثر قطعه‌ای [۲۹].

مقدار آستانه بیشترین مقدار نیم‌تغییرنماست که، در واقع، همان واریانس مکانی متغیر مورد نظر است. کمترین نقطه نیم‌تغییرنما اثر قطعه‌ای و بیانگر واریانس خطای اندازه‌گیری است. فاصله مؤثر نیز بیانگر فاصله‌ای است که در آن نیم‌تغییرنما دارای بیشترین مقدار می‌شود. نسبت اثر قطعه‌ای به آستانه را می‌توان برای ارزیابی ساختار مکانی داده‌ها بررسی کرد. وقتی این نسبت کمتر از ۰٫۲۵ باشد متغیر مورد نظر دارای ساختار مکانی قوی است؛ بین ۰٫۲۵-۰٫۷۵ ساختار مکانی متوسط است و هنگامی که بزرگ‌تر از ۰٫۷۵ باشد ساختار مکانی ضعیف است [۲۱].

واریانس تصادفی در اثر اشتباه نمونه‌گیری ایجاد و باعث می‌شود که واریوگرام از مبدأ مختصات شروع شود؛ هر قدر میزان واریانس تصادفی کوچک‌تر باشد دقت در نمونه‌گیری‌ها بالا خواهد بود. قابلیت واریوگرام در برآورد وابستگی بین نمونه‌ها در دامنه تأثیر ظاهر می‌شود [۲۱]. در خارج از این دامنه واریوگرام به خط راستی تبدیل می‌شود و در این حالت وابستگی مکانی متغیرها از بین می‌رود. متغیرهایی که طول و عرض یکسانی دارند باید در واریوگرام مربوط مقدار عرض از مبدأ آن‌ها صفر باشد، ولی در عمل مشاهده شده که به دلیل خطای نمونه‌گیری یا خطای تجزیه نمونه‌ها یا علل فیزیکی

1. Best Linear Unbiased Estimation (BLUE)

مشخص دارای مقدار درخور توجهی واریانس تصادفی اند. بهترین برآورد خطی ناریب برآوردی است که ناریب باشد و دارای کمترین واریانس باشد. این مسئله با استفاده از مدل تهیه شده در قالب آنالیز ساختاری امکان پذیر است. در این تحقیق روش های درون یابی کریجینگ معمولی، کوکریجینگ، عکس فاصله زمانی، و همچنین روش شبکه عصبی مصنوعی برای ارزیابی عمق برف در حوضه مورد مطالعه استفاده شد.

نتایج

نخست نرمال بودن داده ها با استفاده از نرم افزار spss با کمک آزمون کولموگروف-اسمیرنوف بررسی شد. جدول ۲ نشان می دهد که داده های خام اولیه عمق برف نرمال اند.

نتایج مقایسه روش های زمین آماری نشان داد که از بین روش های مرسوم زمین آماری همچون عکس فاصله وزنی (IDW)، کریجینگ، و کوکریجینگ (CO.K) روش کریجینگ در درون یابی عمق برف با دارا بودن مقدار RMSE برابر با ۱۱/۸۹ (کمترین RMSE نسبت به سایر روش ها) و همچنین با دارا بودن مقدار MSE برابر با ۱۴۱/۳۷ (کمترین MSE نسبت به سایر روش ها) روش بهینه ای است. جدول ۳ مقادیر آماره های RMSE و MSE هر یک از روش ها را نشان می دهد.

هر چه مقدار آماره صحت سنجی RMSE و MSE کمتر باشد واریوگرام حاصل در نشان دادن تغییرات مکانی پارامتر مورد نظر بهینه تر عمل می کند. بر این اساس، روش کریجینگ بهینه ترین برازش را با تغییرات مکانی عمق برف نشان می دهد.

جدول ۲. مقادیر برخی از آماره های عمق برف

عامل	میانگین	واریانس	کمینه	بیشینه	دامنه	آزمون کولموگروف-اسمیرنوف
عمق برف (cm)	۵۲/۸۷	۴۲۹/۳	۱۷	۱۱۴	۹۷	آماره ۰/۲

جدول ۳. مقایسه روش های مختلف درون یابی بر اساس آماره های RMSE و MSE

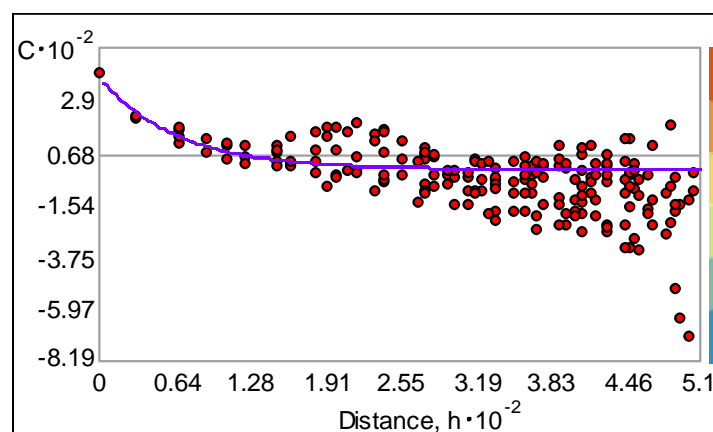
MSE	RMSE(cm)	Type model	Row
۱۴۱/۳۷	۱۱/۸۹	Kriging	۱
۱۵۳/۵۱	۱۲/۳۹	IDW	۲
۱۵۴/۲۵	۱۲/۴۲	Co. kriging	۳

به سایر روش‌های کریجینگ داراست. جدول ۴ مشخصات واریوگرام بهینه روش‌های مختلف کریجینگ را نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۴ و شکل ۲، از بین روش‌های کریجینگ مدل کریجینگ جهانی با تابع نمایی با دارا بودن کمترین مقدار RMSE و MSE بهترین واریوگرام در پهنه‌بندی و میان‌یابی عمق برف در حوضه آبخیز سخوید است.

با مقایسه واریوگرام‌های روش‌های مختلف کریجینگ-همچون کریجینگ ساده^۱ (S.K)، کریجینگ معمولی^۲ (O.K)، و کریجینگ جهانی^۳ (U.K)- مشخص شد که روش کریجینگ ساده برآزش بهتری نسبت به سایر روش‌های کریجینگ دارد؛ به گونه‌ای که تابع نمایی این روش با دارا بودن مقدار RMSE برابر با ۱۱/۸۹ و همچنین با دارا بودن مقدار MSE برابر با ۱۴۱/۳۷ کمترین خطا را نسبت

جدول ۴. مشخصات واریوگرام بهینه روش‌های کریجینگ در عمق برف

ردیف	نوع	مدل	Sill	Nugget	RMSE(cm)	MSE	Nugget/ Sill
۱	O. K	Circular	۴/۲۳	۰/۱۷۲	۱۲/۹	۱۶۶/۴۱	۰/۰۴
۲	O. K	Exponential	۴/۴۴	۰/۰۹۵	۱۲/۰۵	۱۴۵/۲	۰/۰۲
۳	O. K	Gaussian	۳/۷۲	۰/۲۳۴	۱۴/۰۲	۱۹۶/۵۶	۰/۰۶
۴	U. K	Circular	۴/۲۳	۰/۱۷۲	۱۲/۰۹	۱۴۶/۱۶	۰/۰۴
۵	U. K	Exponential	۴/۴۴	۰/۰۹۵	۱۲/۵	۱۵۶/۲۵	۰/۰۲
۶	U. K	Gaussian	۳/۷۲	۰/۲۳۴	۱۴/۰۲	۱۴۵/۲	۰/۰۶
۷	S. K	Circular	۱/۹۸	۰/۲۱۱	۱۳/۱۹	۱۷۳/۹۷	۰/۱
۸	S. K	Exponential	۳/۸۲	۰/۰۲۶	۱۱/۸۹	۱۴۱/۳۷	۰/۰۰۰۶
۹	S. K	Gaussian	۱/۹۴	۰/۲۱۴	۱۳/۱۸	۱۷۳/۷۱	۰/۱۱



شکل ۲. واریوگرام تابع نمایی مدل کریجینگ ساده (S.K)

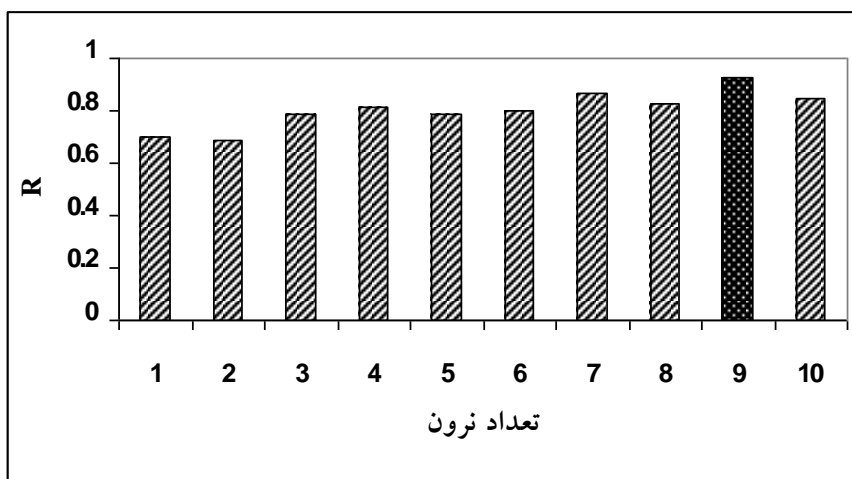
1. Simple Kriging
2. Ordinary Kriging
3. Universal Kriging

تعداد نرون‌های آن بین ۱ تا ۱۰ نرون است، تهیه شد و ساختار بهینه شبکه به روش سعی و خطا با استفاده از معیارهای RMSE و R تعیین شد. برای پیش‌بینی توزیع مکانی عمق برف ورودی‌های شبکه شامل پارامترهای ذکر شده در جدول ۱ بود. برای این ویژگی مقادیر R و RMSE در شکل‌های ۳ و ۴ ارائه شده است. با توجه به این اشکال، ملاحظه می‌شود که حداقل مقدار R و RMSE مربوط به شبکه با ۷ نرون در لایه مخفی است. مقادیر R و RMSE برای پارامتر عمق برف با بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۰٫۹۵ و ۶٫۸ سانتی‌متر به دست آمد.

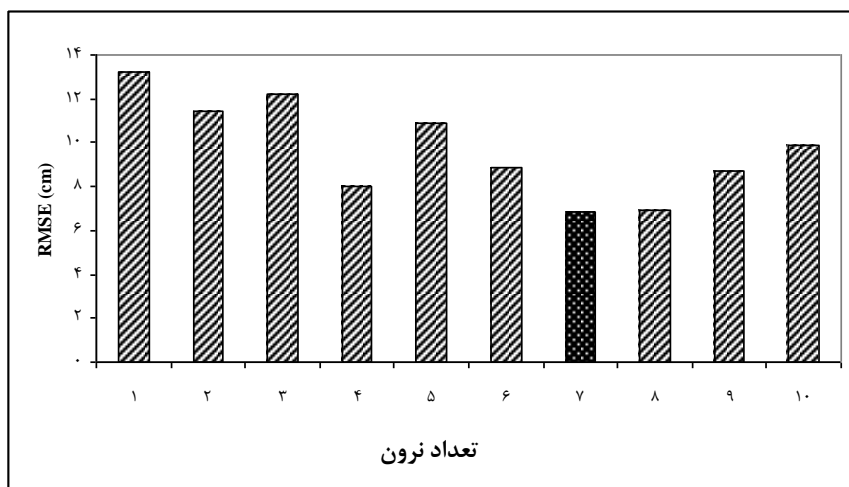
داده‌های به کاررفته در شبکه عصبی مصنوعی به دو دسته تقسیم شد؛ به طوری که ۷۵ درصد داده‌ها برای آموزش و مابقی داده‌ها، یعنی ۲۵ درصد، برای اعتبارسنجی اختصاص داده شد [۳]. بدین منظور، دو دسته داده (آموزش و اعتبارسنجی) به طور تصادفی تعیین شد؛ به طوری که از نظر معیارهای آماری از قبیل میانگین و انحراف معیار تا حد ممکن شبیه یکدیگر بودند.

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

پس از تعیین مجموعه داده‌های تست و آموزش، داده‌های ورودی شبکه عصبی با یک لایه مخفی، که



شکل ۳. مقادیر ضریب همبستگی تعداد نرون متفاوت در پیش‌بینی پارامتر عمق برف



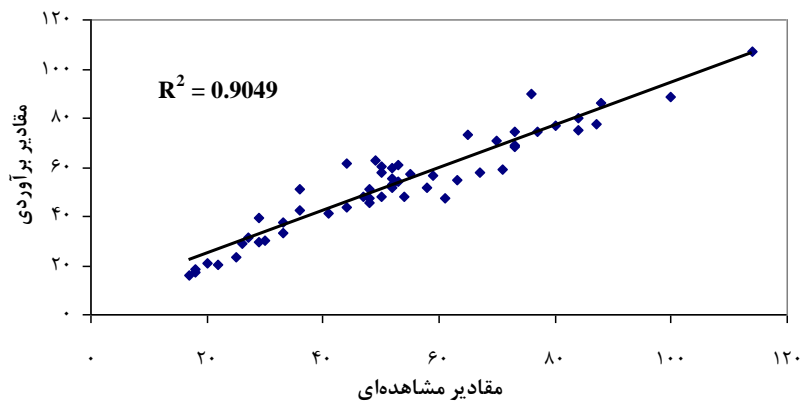
شکل ۴. مقادیر RMSE (cm) برای تعداد نرون متفاوت در پیش‌بینی پارامتر عمق برف

مصنوعی و روش آماری کریجینگ ساده و مقادیر مشاهده‌ای را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج ارائه شده در جدول ۵، بهترین شبکه با مدل پرسپترون چندلایه و تابع فعالیت سیگموئید و قانون یادگیری مرحله‌ای است. همچنین، بهترین آرایش برای یک لایه پنهان ۷-۳۱-۱ است و تعداد تکرار و ضریب گشتاور برای بهترین شبکه به ترتیب ۱۰۰۰ و ۰٫۷ است.

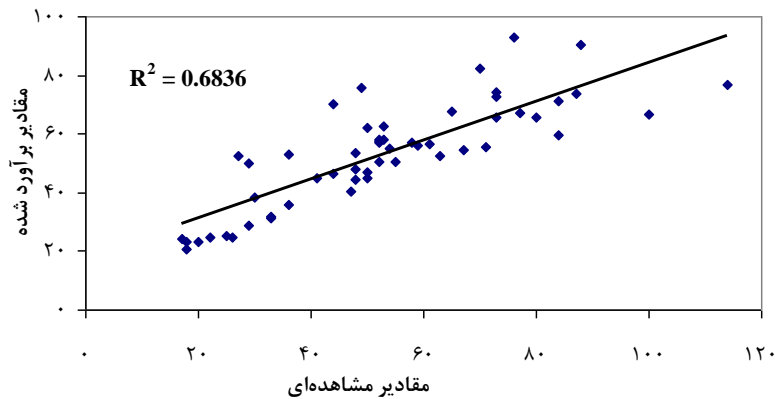
به منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد شبکه‌ها از داده‌های آزمون استفاده شد. مقادیر خروجی از هر شبکه با مقادیر مشاهده‌ای متناظر آن مقایسه شد و جزئیات آن بر اساس ضریب همبستگی و مجذور میانگین استاندارد خطا استخراج شد؛ جدول ۵ بهترین نتایج به دست آمده برای مدل‌های شبکه عصبی را نشان می‌دهد. همچنین، شکل‌های ۵ و ۶ همبستگی بین مقادیر عمق برف برآورد شده شبکه عصبی

جدول ۵. جزئیات ساختار شبکه‌های مختلف برای پیش‌بینی عمق برف

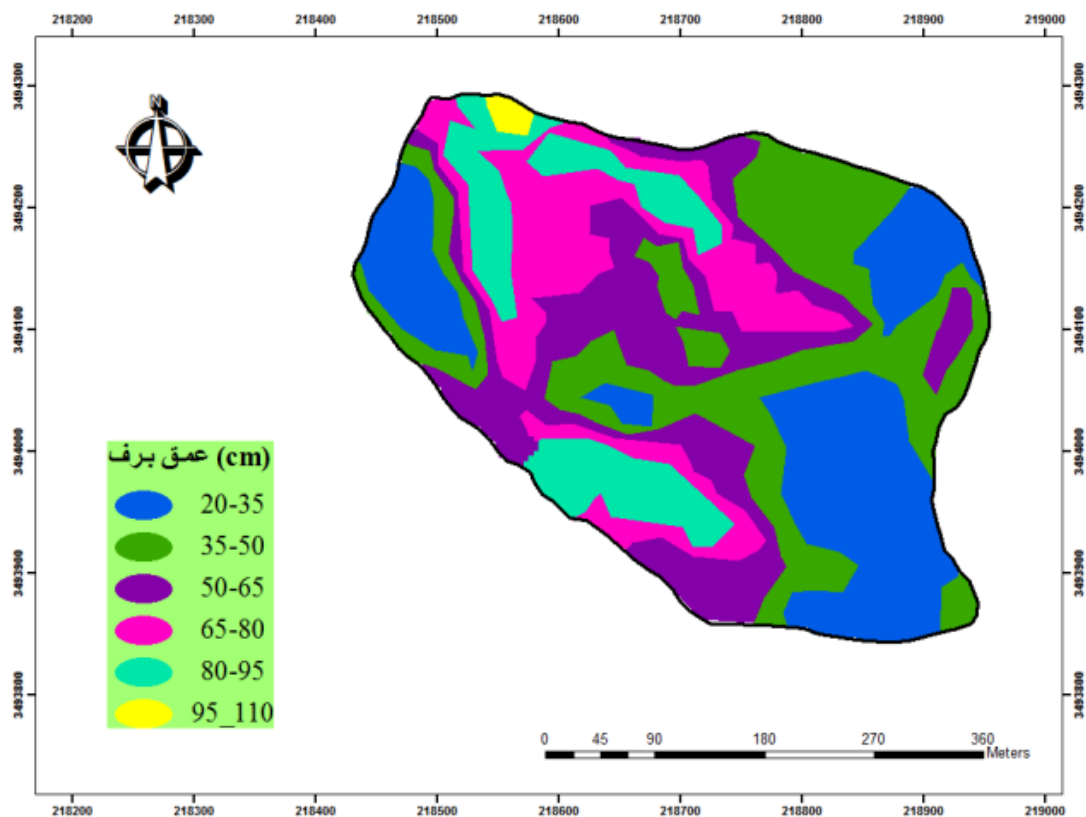
مدل	آرایش	تابع فعالیت	R	RMSE(cm)
MLP	۷-۳۱-۱	سیگموئید	۰٫۹۵	۶٫۸



شکل ۵. همبستگی بین مقادیر برآورد شده با شبکه عصبی مصنوعی و مقادیر مشاهده‌ای



شکل ۶. همبستگی بین مقادیر برآورد شده با روش کریجینگ ساده و مقادیر مشاهده‌ای



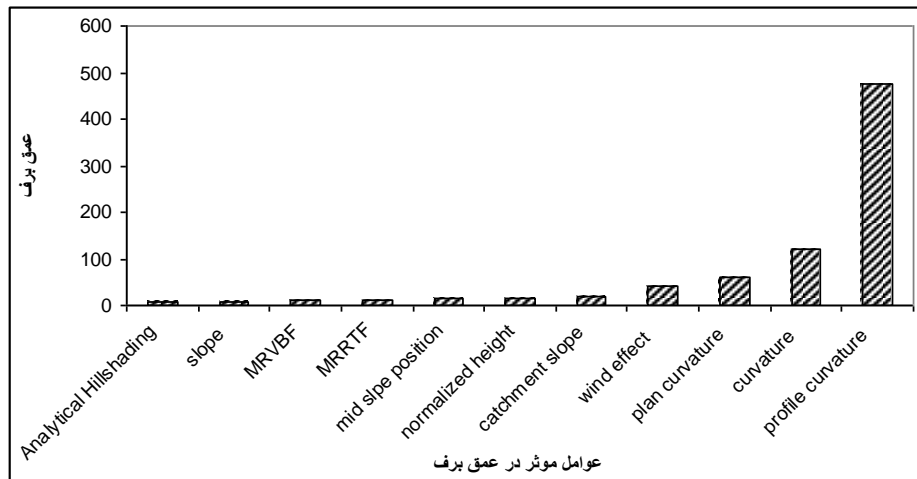
شکل ۷. نقشه پهنه‌بندی توزیع مکانی عمق برف با استفاده از پرسپترون چندلایه

همبستگی ۰٫۹۵ و مجذور میانگین استاندارد خطای ۶٫۸ سانتی‌متر است.

با توجه به نتایج آنالیز حساسیت با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، می‌توان دریافت که از بین پارامترهای به‌کاررفته در شبکه عصبی مصنوعی پارامترهای مقطع طولی انحنا، انحنا، مقطع عرضی انحنا، اثر باد، شیب حوضه، ارتفاع نرمال‌شده، موقعیت شیب میانه، MRVBF، MRRTF، شیب، و اثر سایه‌اندازی عوامل مؤثر در عمق برف است. شکل ۸ نمودار عوامل مؤثر در عمق برف را نشان می‌دهد.

با توجه به ضریب همبستگی روش‌های به‌کاررفته، روش پرسپترون چندلایه با ضریب همبستگی ۰٫۹، در مقایسه با روش‌های به‌کاررفته، بهترین نتیجه را نشان داد؛ بنابراین، برای رسم نقشه توزیع مکانی عمق برف از این روش استفاده شد. بدین منظور، خروجی شبکه عصبی مصنوعی وارد نرم‌افزار Arc GIS شد و با استفاده از دستورهای مناسب نقشه پهنه‌بندی عمق برف تهیه شد (شکل ۷).

با مقایسه جدول ۴ و ۵ می‌توان نتیجه گرفت که از بین روش‌های به‌کاررفته روش شبکه عصبی مصنوعی بهترین روش برای برآورد عمق برف در منطقه مورد مطالعه است. این روش دارای ضریب



شکل ۸. مؤثرترین عوامل در عمق برف برآوردشده

این مسئله مانند بسیاری از مسائل هیدرولوژی به طور نسبی موفق بوده است. برخی محققان نیز قابلیت‌های بهتر شبکه عصبی مصنوعی در برآورد آب معادل برف را تأیید کرده‌اند [۲۷]. در حالی که برخی دیگر روش زمین‌آمار را روشی مناسب برای پیش‌بینی عمق برف در حوضه آبخیز اورازان تشخیص دادند [۲۹].

پس از آنالیز حساسیت با شبکه عصبی مصنوعی، از بین کلیه پارامترهای به‌کاررفته، مهم‌ترین پارامترهای مؤثر بر تغییرات مکانی عمق برف در محدوده مورد مطالعه به ترتیب اهمیت مقطع طولی انحنا، انحنا، مقطع عرضی انحنا، اثر باد، شیب حوضه، ارتفاع نرمال‌شده، موقعیت شیب میانه، MRRTF، MRVBF، شیب، و اثر سایه‌اندازی به‌دست آمد. با توجه به شکل ۸، این طور استنباط می‌شود که پارامتر مقطع طولی انحنا مؤثرترین پارامتر کمکی در مدل است. همچنین، دومین و سومین پارامتر مؤثر در عمق برف به ترتیب انحنا و مقطع عرضی انحنا است. پارامترهای فیزیوگرافی در توزیع مکانی برف و خصوصیاتش از جمله عمق برف بسیار مؤثرند، زیرا توزیع مکانی تابش خورشیدی، انحنا، درجه حرارت، و رطوبت را تحت تأثیر قرار می‌دهند.

بحث و نتیجه‌گیری

پس از بررسی نتایج، مشخص شد که به‌کارگیری شبکه عصبی مصنوعی با داشتن ضریب همبستگی بهتر (R برابر با ۰/۹) برای پیش‌بینی عمق برف مناسب‌تر است و این شبکه می‌تواند با گرفتن اطلاعات ورودی ذکرشده با دقت مناسبی عمق برف را نشان بدهد. با این حال، تحقیق انجام‌شده در حوضه صمصامی با استفاده از روش معادله همبستگی خطی نشان داد که ۶۷ درصد تغییرات عمق برف تحت تأثیر عوامل ارتفاع، جهت، شیب شمالی-جنوبی، و نمایه بادپناهی قرار دارد [۲۵]. توپولوژی بهترین شبکه فقط با روش سعی و خطا مشخص می‌شود و هیچ روند خاصی برای تعیین بهترین شبکه-چه از لحاظ تعداد لایه‌های پنهان یا تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان- وجود ندارد. همچنین، با مشاهده نتایج مشخص شد که بهترین شبکه عصبی شبکه‌ای با یک لایه پنهان و ۷ نرون در آن است. بهترین مدل عصبی به‌دست‌آمده از روش سعی و خطا در این تحقیق مدل پرسپترون چندلایه است. همچنین، بهترین تابع فعالیت تابع سیگموئید است. به طور کلی، می‌توان گفت شبکه عصبی مصنوعی در

References

- [1] Ahmad, S. and Simonovic, S.P. (2005). An artificial neural network model for generating hydrograph from hydrometeorological parameters, *J. Hydrol*, 315, 236-251.
- [2] Agarwal, A., Mishra, S.K., Ram, S. and Singh, J.K. (2006). Simulation of runoff and sediment yield using artificial neural networks, *Biosys. Eng*, 94(4), 597-613.
- [3] Amini, M., Abbaspour, K.C., Khademi, H., Fathianpour, N., Afyuni, M. and Schulin, R. (2005). Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran, *European Journal of Soil Science*, 53, 748-757.
- [4] Balk, B. and Elder, K. (2000). Combining binary decision tree and geostatistical methods to estimate snow distribution in a mountain watershed, *Water Resources Research*, 36, 13-26.
- [5] Bagheri Fahrji, R. (2011). Estimating the satial distribution of snow water equivalent in mountain watersheds using geostatistic methods (Case study: Bidakhovid), M.Sc. thesis, Islamic Azad University Maybod branch.
- [6] Carrol, S.S. and Cressie, N. (1996). Acomparision of geostatistical methodologies used to estimate snow water equivalent, *Water Resources Bull.*, 32, 267-278.
- [7] Chen, J. and Adams, B.J. (2006). Integration of artificial neural networks with conceptual models in rainfall-runoff modeling, *J. Hydrol*, 318, 232-249.
- [8] Elder, K., Dozier, G. and Michaelsen, J. (1991). Snow Accumulation and Distribution in an Alpine Watershed, *Water Resources Research*, 27(7), 1541-1552.
- [9] Elder, K., Michaelsen, J. and Dozzier, J. (1995). Small basin modeling of snow water equivalence using binary regression tree methods, *IAHS Publ.*, No. 228.
- [10] Elder, K., Rosenthal, R. and Davis, R.E. (1998). Estimating the spatial distribution of snow water equivalence in a mountain watershed, *Hydrological Processes*, 12, 1793-1808.
- [11] Erickson, T.A., Williams, M.W. and Winstral, A. (2005). Persistence of topographic controls on the spatial distribution of snow in rugged mountain, Colorado, United States, *Water Resources Research*, 41, 1-17.
- [12] Erxleben, J., Elder, K. and Davis, R. (2002). Comparison of spatial interpolation methods for estimating snow stribution in Colorado Rocky Mountains, *Hydrological Processes*, 16, 3627-3649.
- [13] Fathzadeh, A. (2008). Estimating the spatial distribution of snow water equivalent in Karaj watershed using remote sensing and energy balance model, PhD thesis, Tehran University.
- [14] Gayoor, H., Kavyani, M., Mohseni, B. (2004). Estimates of coverage and the amount of snowfall in the mountains north of Tehran Case Study: River Basin Rehabilitation (Darband and Glabdarh), *Journal of Geographical Research*.
- [15] Hassani Pak, A. (1998). *Geostatistics*, Tehran University Publications.
- [16] Hosang, J. and Dettwiler, K. (1991). Evaluation of a water equivalent of snow cover map in a small catchment area using a geostatistical approach, *Hydrological Processes*, 5, 283-290.
- [17] Huang, M., Peng, G., Zhang, J. and Zhang, S. (2006). Application of artificial neuralnetworks to the prediction of dust storms in Northwest China, *Global and Plantetary Change*, 52, 216-224.
- [18] Marchand, W.D. and Killingtveit, A. (2001). Analyses of the Relation between Spatial Snow Distribution and Terrain Characteristics, *58th Estern Snow Conference Ottawa, Ontario, Canada*.

- [19] Marchand, W.D. and Killingtveit, A. (2005). Statistical probability distribution of snow depth at the model sub-grid cell spatial scale, *Hydrological Processes*, 19, 355-369.
- [20] Menhaj, M. (2007). *Fundamental of Artificial neural networks*, Amirkabir Press.
- [21] Mohammadi, J. (2001). Considering geostatistics and its application in soil science, *Journal of Soil & Water Science*, 15(1), 99-121 (In Farsi).
- [22] Molotch, N.P., Colee, M.T., Bales, R.C. and Dozier, J. (2005). Estimating the spatial distribution of snow water equivalent in an alpine basin using binary regression tree models: the impact of digital elevation data independent variable selection, *Hydrological Processes*, 19, 1459-1479.
- [23] Najafi, M., Sheykhivand, J. and Porhemat, J. (2006). Runoff from melting snow in snowy areas using SRM (Case Study Mahabad), *Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources* (In Farsi).
- [24] Roebber, P.J., Bruening, S.L., Schultz, D.M. and Cortinas JR., J.V. (2002). Improving snowfall forecasting by diagnosing snow density, *Weather and Forecast*, 18, 264-287.
- [25] Sharifi, M.R., Akhund Ali, M. and Porhemat, J. (2007). Assess the linear correlation and ordinary kriging method to estimate the spatial distribution of snow depth in the watershed Samsami, *Journal of Watershed Management Science & Engineering*, 1(1), 24-38 (In Farsi).
- [26] Topsoba, D., Fortin, V., Anctil, F. and Hache, M. (2008). Use of the kriging technique with external drift for a map of the water equivalent of snow: *application to the Gatineau River Basin*, 32(1), 289-297.
- [27] Tedesco, M., Pulliainen, J., Takala, M., Hallikainen, M. and Pampaloni, P. (2004). Artificial neural network-based techniques for the retrieval of SWE and snow depth from SSM/I data, *Remote Sens. Environ*, 90, 76-85.
- [28] Tryhorn, L. and DeGaetano, Art (2012). A methodology for statistically downscaling seasonal snow cover characteristics over the Northeastern United States, 10. 1002/joc. 3626.
- [29] Vafakhah, M., Mohseni Saravi, M., Mahdavi, M., Alavi Panah, S.k. (2008). Geostatistics application to estimate snow depth and density in the watershed Ourazan, *Journal of Watershed Management Science & Engineering*, 4(2), 49-55 (In Farsi).
- [30] Vaziri, F. (2003). *Applied hydrology in Iran-The second book: Identification of glaciers in Iran*, Publication Management and Planning Organization.
- [31] Zareabyaneh, H. (2012). Estimating the spatial distribution of snow water equivalent and snow density using ANN method (Case study watershed Azarbajejan), *Journal of Water Resources Engineering*, 5(15), 1-12 (In Farsi).

