

Runoff Simulation in Snowbound Catchments, Using SRM and ANN Models to Estimate Hydropower Potentials in Data Scarcity Situations

M. Dehghani¹, S. Morid^{2*} and A. A. Norouzi³

Abstract

Small hydropower plants can have an important role in energy generation. Upper catchments are normally proper locations to construct such plants, but they usually have snowy regimes and the availability of data is usually a problem. This paper is an attempt to simulate snowmelt-runoff with SRM and ANNs in the relatively small catchment of Sardabrood in northern Iran with scarce data. In the next step, effects of errors resulting from the streamflow simulation on the estimated hydropower energy potentials is investigated.

For the SRM model, a snow covered area is needed. This is met by the images of the AVHRR sensor of NOAA satellites for the years 1999 and 2000. In case of ANNs, the networks are trained with 1 year- (1999 using stations in the region) and 3 year- (1997 to 1999 using stations of the region and nearby) observed data. Year 2000 is used for verification. The results have shown that if ANNs get trained with 3-year data, it performs better than SRM. Both methods have problems in high flow simulations. Duration-Curve method and Sequential Streamflow Routing method are applied to simulate electricity generation, based on the results of runoff simulations. The RETScreen software and a program developed in this research are implemented for this purpose. The comparisons suggested better performance of SRM in the equal time periods (1999 and 2000) and subsequently better energy generation prediction. ANNs with 3 years training have closer results to SRM. Although runoff simulated with SRM have better performance in energy generation. This is because of better simulation of runoff in the operational ranges of the turbines.

Keywords: Snowmelt Runoff, Hydropower, SRM, Artificial Neural Networks, Ungauged

ارزیابی شبیه‌سازی رواناب حوزه‌های برفی با مدل شبیه‌سازی (SRM) و شبکه عصبی برای برآورد انرژی برقابی در مواجهه با کمبود آمار

مجید دهقانی^۱، سعید مرید^{۲*} و علی اکبر نوروزی^۳

چکیده

نیروگاه‌های برقابی کوچک می‌توانند در تولید انرژی نقش زیادی ایفا نمایند. سرشاخه‌های رودخانه‌ها مکان‌های مناسبی برای احداث این نیروگاه‌ها می‌باشند، ولی معمولاً این مناطق برفگیر هستند و به علت مشکلات دسترسی، فاقد آمار و یا کم‌آمار هستند. در این تحقیق تلاش شده تا با استفاده از حداقل آمار و اطلاعات در دسترس، شبیه‌سازی جریان در حوضه برفگیر سردابروود که حوضه‌ای نسبتاً کوچک و دارای آمار کم می‌باشد به وسیله مدل SRM و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) به انجام رسد و سپس اثر خطا در برآورد جریان به واسطه اطلاعات کم، بر مقدار برآورد انرژی تولیدی بررسی گردد. در اجرای مدل SRM نیاز به سطح تحت پوشش برف می‌باشد که با استفاده از تصاویر سنجنده AVHRR ماهواره NOAA برای سال‌های ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰ تأمین شد. برای ANNs مرحله آموزش با ۱ (سال ۱۹۹۹ با استفاده از ایستگاه‌های موجود در منطقه) و ۳ (سال ۱۹۹۷ لغایت ۱۹۹۹ با استفاده از ایستگاه‌های منطقه و ایستگاه‌های مجاور) به طور جداگانه انجام و در هر دو مورد سال ۲۰۰۰ برای صحت‌سنجی در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد در صورتی که ANNs با آمار روزانه سه سال آموزش داده شود می‌تواند نتایج بهتری از SRM ارائه کند. هرچند هر دو روش در برآورد پراپی‌ها با مشکلاتی همراه هستند. برای بررسی اثر نتایج بالا در تولید برق، با استفاده از روش‌های تداوم جریان و روندیابی متوالی جریان، میزان انرژی تولیدی برآورد و با هم مقایسه گردید. در این خصوص از نرم‌افزار RETScreen و برنامه‌ای که طی تحقیق توسعه یافت، استفاده گشت. نتایج این بخش نشان داد که در شرایط مساوی طول دوره آماری (۱۹۹۹ و ۲۰۰۰) مدل SRM به طور مطلوب‌تری شبیه‌سازی جریان و متعاقب آن تولید انرژی را محاسبه کرده است. ولی در مورد ANNs با سه سال آموزش، نتایج به SRM نزدیک‌تر می‌گردد. هرچند رواناب شبیه‌سازی شده با SRM تولید برق را بهتر برآورد کرده است که علت آن را باید در شبیه‌سازی بهتر جریان در محدوده مورد استفاده برای توربین‌های نیروگاه یافت.

کلمات کلیدی: رواناب ذوب برف، انرژی برقابی، مدل SRM، شبکه‌های عصبی مصنوعی، کمبود آمار.

تاریخ دریافت مقاله: ۲۹ فروردین ۱۳۸۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۳۰ خرداد ۱۳۸۹

1 M.Sc., Dept. of water structures, College of Agriculture, University of Tarbiat Modares, Tehran, Iran.

2- Associate Professor, Dept. of Water Structures, College of Agriculture, University of Tarbiat Modares, Tehran, Iran. (morid_sa@modares.ac.ir)

3- Research Assistant, Soil Conservation and Watershed Management Research Institute of Iran, Tehran, Iran.

*- Corresponding Author

۱- دانش‌آموخته مقطع کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

۲- دانشیار گروه سازه‌های آبی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

۳- مربی پژوهشی مرکز تحقیقات خاک و آب‌خیزداری جهاد کشاورزی، تهران، ایران.

*- نویسنده مسئول

۱- مقدمه

از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) نیز در مطالعات مرتبط با برف استفاده شده است. اساس این روش با روش قبلی، تفاوت دارد. این تکنیک با ایجاد رابطه بین ورودی‌ها و مقادیر خروجی، بدون توجه به روابط فیزیکی آن‌ها شبیه‌سازی را انجام می‌دهد و از این رو مورد توجه زیادی برای اینگونه مطالعات بوده است. جهت تعیین تأثیر شرایط آب و هوای فصلی در مقدار دبی، Clair and Ehrman (1998) عمق کل برف را به عنوان ورودی ANNs به کار بردند. همچنین Chen et al. (1998) برای تحلیل توزیع مکانی و زمانی آب معادل برف از ANNs استفاده کردند. این روش توسط Tokar and Johnson (1999) جهت محاسبه رواناب روزانه رودخانه کوچکی در مریلند به کار رفته است. Morid et al. (2002) بر اساس یک دوره ۱۱ ساله آمار دمایی حداقل و حداکثر، تابش و بارندگی در حوضه امامه که منطقه کوهستانی-برفی است، رواناب روزانه ناشی از ذوب برف را در شرایط مواجهه با کمبود آمار با دقت بالایی برآورد کردند.

در مقاله حاضر نیز شبیه‌سازی بارش-رواناب (ذوب برف) با استفاده از مدل SRM و ANNs در شرایط مواجهه با کمبود آمار و اطلاعات انجام و مقایسه شده است. در ادامه نیز، تأثیر خطا در شبیه‌سازی رواناب بر میزان برآورد انرژی تولیدی ارزیابی شده است. منطقه مطالعاتی این تحقیق حوضه سردآبرود تا ایستگاه والت، واقع در شمال کشور می‌باشد که در مجاورت حوضه چالوس قرار داشته و پتانسیل بالایی برای احداث نیروگاه‌های آبی کوچک دارد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه و منابع داده‌ها

حوضه سردآبرود در شمال رشته کوه‌های البرز قرار دارد (شکل ۱). مساحت حوضه ۳۳۰ کیلومتر مربع، طول بزرگترین آبراهه حدود ۴۰ کیلومتر، و حداقل و حداکثر ارتفاع آن ۹۸۰ و ۴۶۴۳ متر می‌باشد.

ایستگاه آسنجی والت در خروجی حوضه دارای ۱۵ سال داده‌های دبی می‌باشد. ایستگاه‌های باران‌سنجی در محدوده حوضه دارای وضعیت مطلوبی نیستند و به دلیل اینکه همپوشانی کافی بین آنها وجود ندارد، نمی‌توان از آنها به صورت مشترک استفاده کرد. تنها ایستگاه باران‌سنجی قابل استفاده، کلاردشت در داخل حوضه می‌باشد که برای تمام مراحل انجام تحقیق، مبنا قرار داده شد. در خصوص دما نیز وضعیت کم و بیش مشابه می‌باشد. تنها ایستگاه دارای آمار دما در این ناحیه ایستگاه سینوپتیک سیاه‌بیشه است که از

با افزایش نیاز کشور به انرژی برق، بهره‌برداری از حداکثر پتانسیل رودخانه‌ها برای تولید انرژی ضرورتی غیر قابل اجتناب است. نیروگاه‌های آبی کوچک علاوه بر بازدهی بالای اقتصادی، از نقطه نظر زیست محیطی نیز بسیار پاک هستند. اما طراحی آنها بدون مطالعات هیدرولوژی و هواشناسی ممکن نمی‌باشد و برآورد صحیح مقادیر جریان رودخانه‌ای نقش تعیین‌کننده‌ای در برآورد میزان انرژی تولیدی آنها دارد. نکته مهم در این خصوص، موقعیت مناسب این نیروگاه‌ها است که عمدتاً در سرشاخه‌ها با رژیم برفی قرار می‌گیرند و از طرفی نبود آمار و اطلاعات کافی از موانع جدی در محاسبات و تحلیل‌ها خواهد بود.

برای شبیه‌سازی فرآیند ذوب برف روش‌های شاخص دما، روش بیلان انرژی و روش دما-تابش ارائه شده‌اند که از این بین مدل‌سازی درجه - روز که بر اساس روش اول می‌باشد، بیشتر مورد توجه بوده است. مدل SRM (Rango, 1992) نیز که در مطالعات برف بسیار مطرح می‌باشد (Baumgartner et al., 1994)؛ Rott et al., 1999؛ Malcher and Heidinger, 2001؛ Engset et al., 2003) از این روش استفاده می‌کند. از اطلاعات مورد نیاز و اصلی ورودی به این مدل سطح پوشش برف در حوضه است که معمولاً با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به دست می‌آید.

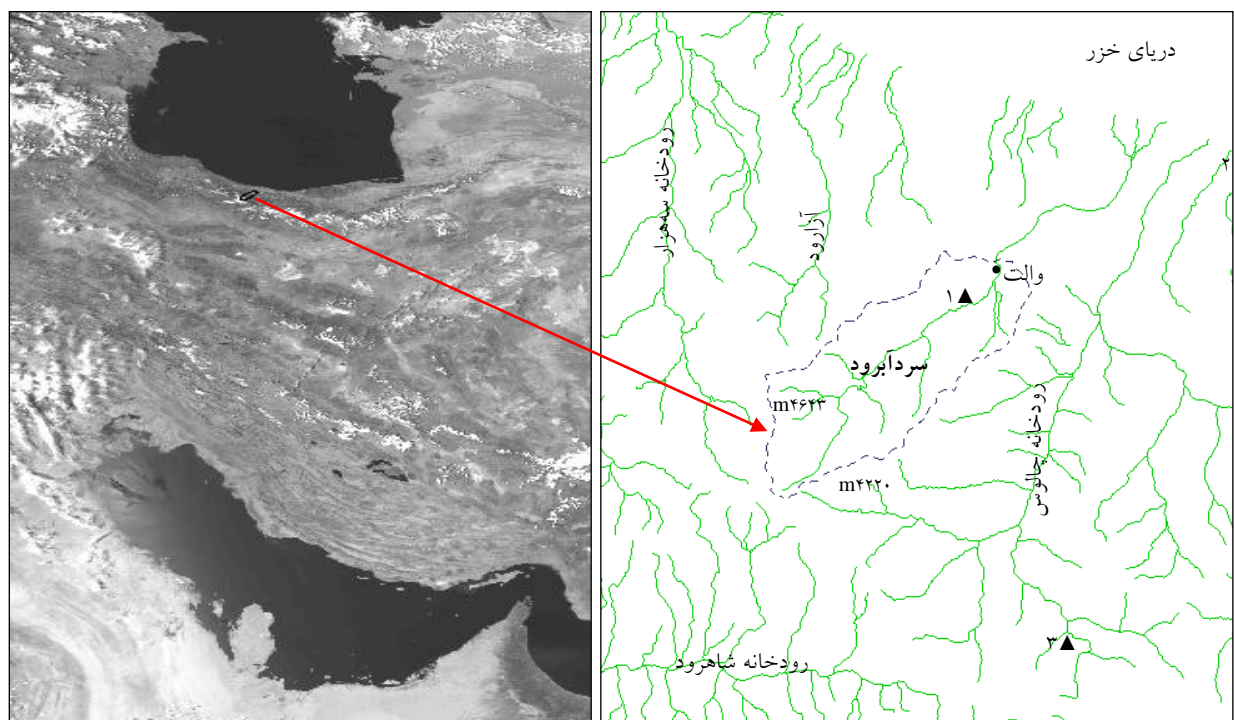
Holzer et al. (1995) در تحقیقی از مدل SRM برای شبیه‌سازی رواناب ذوب برف در سوئد استفاده کرده و الگوریتم‌هایی برای تعیین پوشش برفی با استفاده از تصاویر NOAA به دست آوردند. Gomez-Landesa et al. (2000) مدل SRM را با استفاده از سنجش از دور در پیش‌بینی رواناب ۴۲ حوضه اسپانیا به کار برده و نتایج حاصل را جهت مدیریت نیروگاه‌های برق‌آبی ارائه نمودند. Seidel and Martinec (2002) با استفاده از مدل SRM جریان ناشی از ذوب برف حوضه‌هایی در سوئیس را شبیه‌سازی نمودند و اثر سناریوهای تغییرات اقلیمی را نیز در آن بررسی کردند. پرهمت و همکاران (۱۳۸۱) سیلاب‌های شاخص و هیدروگراف کل جریان روزانه را در زیرحوضه خرسان کارون با کمک مدل SRM مورد بررسی قرار داده و روش جدیدی برای تعیین سطح تحت پوشش برف با استفاده از تصاویر ماهواره NOAA ارائه کردند. نجف‌زاده (۱۳۸۳) در زیرحوضه پلاسجان، واقع در بالادست سد زاینده رود با استفاده از SRM رواناب روزانه را شبیه‌سازی نمود.

۲-۲- مدل رواناب ذوب برف (SRM)

مدل SRM به صورت نیمه توزیعی برای حوضه‌های کوهستانی که ذوب برف قسمت عمده رواناب آنها را تشکیل می‌دهد، طراحی شده است (Martinec et al., 2005). مدل، اطلاعات حوضه را به صورت نواحی ارتفاعی دریافت کرده و در هر ناحیه به طور مجزا ذوب برف را محاسبه می‌نماید. اصلی‌ترین بخش محاسباتی مدل، محاسبه رواناب روزانه است که از رابطه زیر شامل دو بخش محاسبه ذوب روزانه و دبی پایه تشکیل شده است:

$$Q_{n+1} = [c_{Sn} \cdot a_n (T_n + \Delta T_n) S_n + c_{R01} P_n] \frac{10000 \cdot A}{86400} (1 - k_{n+1}) + Q_n \cdot k_{n+1} \quad (1)$$

سال ۱۹۹۹ میلادی شروع به کار کرده و نزدیکترین ایستگاه پس از آن ایستگاه نوشهر می‌باشد که در مواقع مورد نیاز از آن استفاده شده است. لذا در مواردی و به خصوص برای برآورد بارش و دما در ارتفاعات مختلف، مطالعات دیگر از جمله طرح جامع آب در حوضه مازندران (جاماب، ۱۳۷۰ الف و ب) به کار رفت. موقعیت ایستگاه‌ها در شکل ۱ نمایش داده شده است. نهایتاً جهت تعیین سطح تحت پوشش برف، ۳۶ تصویر مناسب از سنجنده AVHRR ماهواره NOAA طی سال‌های ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰ تهیه شد و مبنای کار قرار گرفت. جدول ۱ تاریخ این تصاویر را نشان می‌دهد.



شکل ۱- موقعیت حوضه مورد مطالعه (▲: ایستگاه‌های هواشناسی (۱: کلاردشت، ۲: نوشهر، ۳: سیاه‌بیشه))

جدول ۱- تاریخ تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده

روز/ماه/سال	روز/ماه/سال	روز/ماه/سال	روز/ماه/سال	روز/ماه/سال	روز/ماه/سال	روز/ماه/سال	روز/ماه/سال	روز/ماه/سال
۱۹۹۹/۰۱/۰۴	۱۹۹۹/۰۱/۲۶	۱۹۹۹/۰۲/۰۶	۱۹۹۹/۰۲/۲۶	۱۹۹۹/۰۴/۱۲	۱۹۹۹/۰۶/۰۵	۲۰۰۰/۰۱/۲۴	۲۰۰۰/۰۳/۰۷	۲۰۰۰/۰۴/۱۱
۱۹۹۹/۰۱/۱۱	۱۹۹۹/۰۱/۲۹	۱۹۹۹/۰۲/۱۰	۱۹۹۹/۰۳/۰۶	۱۹۹۹/۰۴/۱۹	۱۹۹۹/۰۶/۱۳	۲۰۰۰/۰۲/۰۴	۲۰۰۰/۰۳/۱۱	۲۰۰۰/۰۴/۲۲
۱۹۹۹/۰۱/۱۵	۱۹۹۹/۰۱/۳۱	۱۹۹۹/۰۲/۱۳	۱۹۹۹/۰۳/۰۸	۱۹۹۹/۰۴/۱۹	۲۰۰۰/۰۱/۰۸	۲۰۰۰/۰۲/۱۸	۲۰۰۰/۰۳/۱۷	۲۰۰۰/۰۵/۱۰
۱۹۹۹/۰۱/۲۶	۱۹۹۹/۰۲/۰۱	۱۹۹۹/۰۲/۲۶	۱۹۹۹/۰۴/۱۰	۱۹۹۹/۰۵/۲۲	۲۰۰۰/۰۱/۱۸	۲۰۰۰/۰۲/۲۱	۲۰۰۰/۰۴/۰۲	۲۰۰۰/۰۵/۲۷

۲-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی ساختاری متشکل از گره‌های مترکم است که هر گره به تمام گره‌های لایه قبل و بعد از خود در ارتباط است و عملیات محاسباتی را انجام می‌دهد. با توجه به توانایی ANNs در شبیه‌سازی فرآیندهای پیچیده و غیرخطی بدون نیاز به شناخت دقیق فرآیند و همچنین اتکا به آمار کمتر، این تکنیک به عنوان یکی از گزینه‌های شبیه‌سازی جریان روزانه مد نظر قرار گرفته است (Coulibaly et al., 2000; Sajikumar and Thandaveswara, 1999).

۲-۴- محاسبه انرژی

برای برآورد انرژی حاصل از توربین‌ها در نیروگاه‌های آبی، رابطه زیر کاربرد دارد (USACE, 1985):

$$P = \gamma \cdot Q \cdot H \cdot \text{Eff} \quad (4)$$

که در آن P توان تولیدی (W)، γ وزن مخصوص آب (N/m^3)، Q شدت جریان (m^3/s)، H ارتفاع (m) و Eff راندمان می‌باشند.

در محاسبات انرژی باید به تمام افت‌ها و راندمان‌ها از قبیل افت هیدرولیکی، افت مبدل^۵، افت‌های مربوط به پارازیت‌های الکتریسیته^۶، راندمان توربین، راندمان مولد و اثر پایاب توجه کرد. برای تبدیل P به انرژی (E بر حسب J یا Kwh) باید نسبت به زمان از آن انتگرال گرفت (USACE, 1985):

$$E = \int_{t=0}^{t=n} P_t \cdot dt \quad (5)$$

در این تحقیق توان تولیدی نیروگاه به صورت روزانه به دست آمده است و اطلاعات به کار رفته در این زمینه در جدول ۲ نمایش داده شده‌اند. لازم به ذکر است که در طراحی نیروگاه‌های آبی، مقدار معینی از جریان به عنوان دبی طراحی در نظر گرفته می‌شود. نیروگاه در شرایط برخورداری از این دبی طراحی، از حداکثر توان برخوردار خواهد بود و با کم شدن جریان، از میزان انرژی تولیدی نیز کاسته می‌شود (RETScreen, 2004 a).

در این رابطه Q دبی متوسط روزانه ($m^3 s^{-1}$)، C_S ضریب رواناب مربوط به ذوب برف و C_R ضریب رواناب مربوط به بارندگی، a فاکتور درجه-روز ($cm \cdot C^{-1} \cdot d^{-1}$) که عمق ذوب برف حاصل از یک درجه-روز را نشان می‌دهد، T تعداد درجه-روز ($C \cdot d$) در ایستگاه مینا، ΔT تفاضل دما در ایستگاه مینا با دما در محل متناظر با متوسط ارتفاع هیپسومتریک حوضه یا ناحیه ارتفاعی ($C \cdot d$)، S نسبت مساحت پوشیده از برف یک ناحیه ارتفاعی به مساحت کل آن ناحیه، P بارشی که در رواناب شرکت می‌کند (cm)، A مساحت حوضه یا ناحیه (km^2)، k ضریب فروکش که نشان‌دهنده نرخ کاهش دبی در یک دوره زمانی بدون تأثیر ذوب برف و یا بارش باران می‌باشد که به صورت زیر بدست می‌آید:

$$k = \frac{Q_{m+1}}{Q_m} \quad (2)$$

در این رابطه m و $m+1$ دو روز متوالی در طول دوره فروکش جریان می‌باشد.

در این تحقیق سطح تحت پوشش برف با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و روش ارائه شده توسط پرهمت و همکاران (۱۳۸۱) در استخراج سطوح برفی، برآورد شد. این روش با استفاده از باندهای ۲، ۳ و ۴ سنجنده AVHRR ماهواره NOAA با بازسازی داده‌ها و نسبت‌گیری و تفاضل‌گیری از آنها، ابتدا زمین را از ابر و برف جدا نموده و در مرحله دوم، ابر را از پوشش برف مجزا می‌سازد. در پاره‌ای از موارد نیز که تصویری از منطقه برای تاریخ مورد نظر در دست نبود، سطح تحت پوشش برف با استفاده از رابطه ۳ و تصاویر موجود مابعد و ماقبل آن بدست آمد:

$$S = \frac{100}{1 + \exp(b \cdot n)} \quad (3)$$

که در آن S درصد سطح تحت پوشش برف، b مقدار ثابت و n تعداد روزهای قبل (-) یا بعد (+) از تاریخی است که در آن پوشش برفی برابر ۵۰ درصد باشد (Hall and Martinec, 1985).

جدول ۲- مشخصات نیروگاه جهت برآورد انرژی

نوع پروژه	نوع شبکه برق	نوع توربین	هد (متر)	تعداد توربین‌ها	حداکثر افت‌های هیدرولیکی	راندمان مولد	افت مبدل	افت‌های پارازیت الکتریسیته
جریانی	مرکزی	فرانسسیس	۱۰۰	۳	۰/۰۵	۰/۹۵	۰/۰۱	۰/۰۲

دو روش منحنی تداوم جریان و روندیابی تناوبی جریان (SSR)^۷ در برآورد انرژی پتانسیل نیروگاه آبی وجود دارند. اساس روش اول، منحنی تداوم جریان است که معمولاً از آمار ثبت شده سال‌های گذشته ساخته می‌شود و توصیفی است از درصد زمانی که شدت جریان برابر یا بیشتر از یک مقدار می‌باشد. این منحنی با استفاده از معادله قدرت آب به سهولت قابل تبدیل به منحنی قدرت-تداوم می‌باشد که می‌توان از آن پتانسیل انرژی نیروگاه را محاسبه کرد. سادگی نسبی و سرعت در محاسبات از مزیت‌های این روش است، ولی نمی‌توان در آن حجم مخزن ذخیره‌ای را برای برآورد انرژی دخالت داد. همچنین نمی‌توان پروژه‌هایی را که در آنها تغییرات ارتفاع طراحی مستقل از شدت جریان است، شبیه‌سازی نمود (USACE, 1985).

یکی از مدل‌هایی که بر اساس روش منحنی تداوم جریان انرژی تولیدی را محاسبه می‌کند، مدل محاسباتی نیروگاه آبی کوچک RETScreen^۸ (۲۰۰۴) است که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت. در این مدل منحنی قدرت-تداوم و در نهایت انرژی تولیدی یک نیروگاه جریانی کوچک شبیه‌سازی می‌گردد. همچنین در صورت نیاز می‌توان تحلیل هزینه، کاهش گازهای گلخانه‌ای به واسطه احداث این نیروگاه، ریسک و حساسیت آن را در این مدل انجام داد. تمام مشخصات مندرج در جدول ۲ را می‌توان به این مدل معرفی، و بر اساس آنها انرژی تولیدی را برآورد نمود.

روش SSR این قابلیت را دارد که با استفاده از آمار دبی روزانه، میزان انرژی قابل تولید در هر روز از سال را ارائه نماید. همچنین می‌توان با این روش، محاسبات مربوط به حجم مخزن نیروگاه‌های ذخیره‌ای را انجام داد، که موضوع بحث این مقاله نمی‌باشد.

۳- نتایج و بحث

بر اساس آنچه آمد، در این قسمت شبیه‌سازی رواناب با استفاده از مدل‌های SRM و ANNs انجام می‌شود و سپس تأثیر آن بر تولید انرژی، با روش‌های مورد اشاره بررسی خواهد شد. همچنین برای ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل، از معیارهای آماری ضریب تعیین (CD یا Nash)، ضریب همبستگی (R^2)، تفاضل حجمی (Dv)، ریشه میانگین مجذور خطاها (RMSE)، متوسط قدر مطلق خطاها (MAE) و مجموع مربعات خطا (SSE) استفاده می‌شود. در معیارهای بالا CD محدوده -۱ تا +۱ را دارد و چنانچه منفی باشد به این معنا است که شبیه‌سازی به حدی ضعیف می‌باشد که بهتر

است از میانگین مقادیر استفاده گردد، R^2 بین ۰ تا ۱ در تغییر است و ۱ مین بهترین شرایط می‌باشد. برای سایر موارد بهترین شرایط، مقدار صفر می‌باشد (Hann C.T., 2002).

۳-۱- شبیه‌سازی رواناب با مدل SRM

شبیه‌سازی رواناب با مدل SRM در دو مرحله واسنجی و صحت‌یابی بر اساس اطلاعات سال ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰ انجام شد که در ادامه به نتایج آن پرداخته می‌گردد:

۳-۱-۱- دوره واسنجی

مدل SRM به اطلاعات فیزیوگرافی حوضه از قبیل مساحت و ارتفاع نیاز دارد. با توجه به نیمه‌توزیعی بودن مدل، حوضه به ۷ ناحیه (فواصل ارتفاعی ۵۰۰ متر) تقسیم گردید. سپس تلاش شد تا بهترین نتایج با منطقی‌ترین پارامترها حاصل شود، لذا صرف رسیدن به جواب‌های مطلوب مد نظر نبود. همان‌گونه که آمد، ضریب رواناب در مدل به دو قسمت ضریب رواناب باران و برف تقسیم می‌شود. براساس بررسی‌های انجام شده و مقایسه آمار روزانه رواناب و بارندگی موجود از حوضه، این ضریب در ماه‌های برفی و یا با وجود پوشش برفی ۰/۳۵ تا ۰/۵۰، و برای ماه‌های صرفاً بارانی و بدون پوشش برف ۰/۲۵ تا ۰/۵۰ برآورد و در طول ماه نیز ثابت فرض شد. در تحقیق مشابهی (Martinez et al., 2005) این محدوده را ۰/۳۵ تا ۰/۹۰ قرار دادند. فاکتور درجه روز نیز با استفاده از منابع موجود (Rango and Martinez, 1995) و دستورالعمل مدل SRM، طی واسنجی مدل در حدود ۰/۴ برآورد شد.

در مرحله بعد ضریب فروکش (k) براساس آمار بلند مدت دبی روزانه برآورد گردید. بدین منظور ۱۵ سال آمار ثبت شده از جریان عمدتاً تابستان رودخانه سردآبرود (جریان پایه که در آن فقط رواناب ناشی از منابع زیر زمینی و مولفه‌های زهکشی حوضه دخالت دارد) در کنار هم قرار گرفت و لگاریتم دبی هر روز در مقابل روز قبل آن قرار گرفت و مقدار k برآورد گردید (Martinez et al., 2005). در این مدل شکل معادله منحنی فروکش مطابق زیر می‌باشد که بر اساس آنچه آمد مقادیر x و y به ترتیب ۰/۹۹۷ و ۰/۰۲۴ حاصل و به عنوان پارامتر ورودی به مدل ارائه شد:

$$k_1 = xQ_1^{-y} \quad (۶)$$

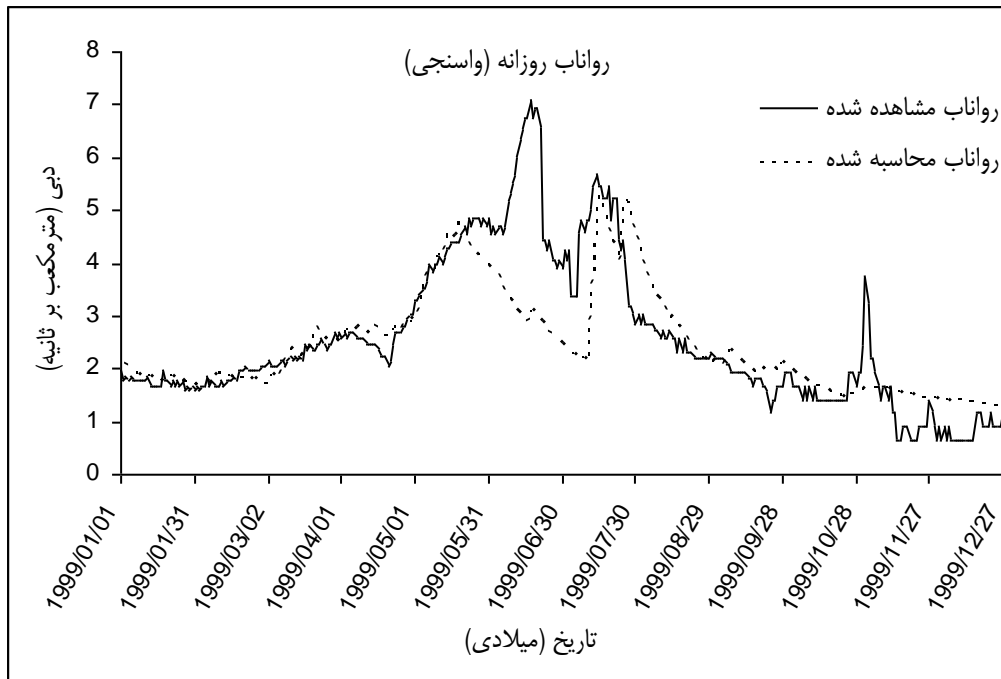
$$k_2 = xQ_2^{-y} \quad (۷)$$

شکل ۲ نتایج شبیه‌سازی رواناب را برای سال ۱۹۹۹ همراه با مشاهدات همین سال نشان می‌دهد.

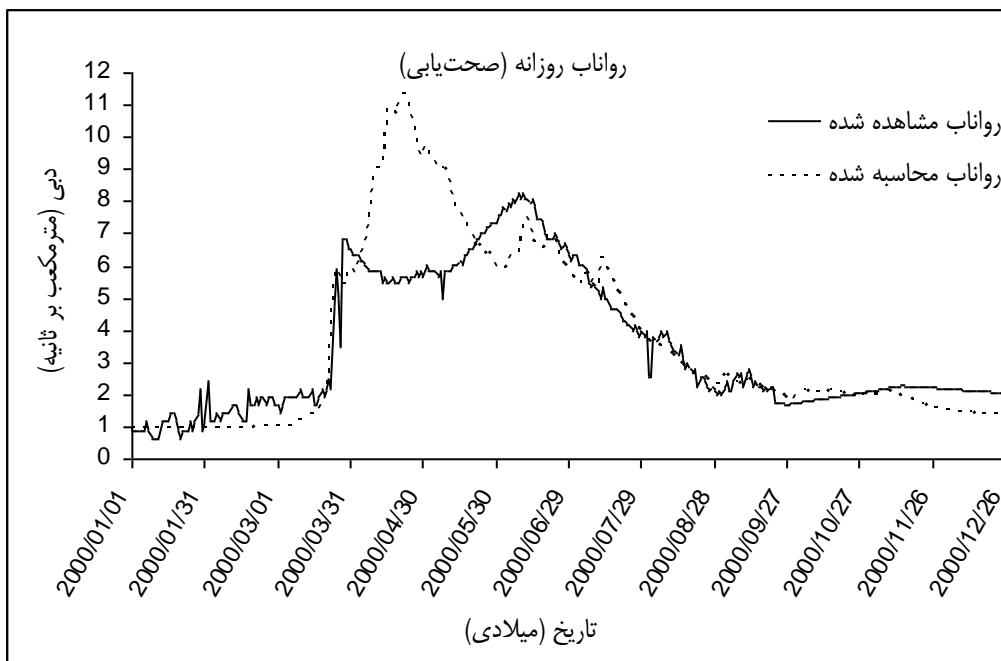
۳-۱-۲- دوره صحت‌سنجی و ارزیابی

دوره صحت‌یابی در شکل ۳ آمده است. مقایسه نتایج نشان می‌دهد که شبیه‌سازی جریان برای دوره‌های کم آبی و مواردی که جریان پایه غالب است، عملکرد بهتری دارد.

با استفاده از پارامترهای به دست آمده (واسنجی شده) از مراحل قبل، مدل برای سال ۲۰۰۰ میلادی اجرا شد. نتایج اجرای مدل برای



شکل ۲- رواناب مشاهداتی و محاسباتی در سال ۱۹۹۹ (دوره واسنجی) با استفاده از مدل SRM



شکل ۳- رواناب مشاهداتی و محاسباتی در سال ۲۰۰۰ (دوره صحت‌سنجی) با استفاده از مدل SRM

۲-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

یک سال آماری و یکبار نیز مستقلاً با سه سال آماری انجام شد.

در آموزش شبکه با یک سال (ANNs1) مانند SRM سال ۱۹۹۹ جهت آموزش و سال ۲۰۰۰ جهت صحت‌یابی در نظر گرفته شد. این کار با استفاده از آمار روزانه بارش ایستگاه کلاردشت، آمار دمای ایستگاه سیاه‌بیشه و آمار تابش تولید شده از همین ایستگاه انجام گرفت. برای آموزش شبکه با سه سال آماری (ANNs3) از آمار دمای ایستگاه نوشهر استفاده شد که سال‌های ۱۹۹۷ تا ۱۹۹۹ جهت آموزش و ۲۰۰۰ جهت صحت‌یابی در نظر گرفته شدند. بخشی از نتایج حاصل، در جدول ۴ آمده‌اند.

به طور کلی مدت آموزش نقش موثری در عملکرد ANNs دارد. برای این منظور یک بار محاسبات مانند قبل بر اساس تنها دو سال آماری (۱ سال آموزش و ۱ سال صحت‌یابی) و اطلاعات دمای ایستگاه سیاه‌بیشه انجام گردید. یک بار نیز از آمار دمای ایستگاه نوشهر استفاده شد که طول دوره را به ۴ سال (۳ سال آموزش و ۱ سال صحت‌یابی) ارتقاء می‌داد. نکته بسیار مهم دیگر، انتخاب و تعیین ورودی‌های موثر می‌باشد (Zealand et al., 1999). ورودی‌های مختلفی در این خصوص بررسی شد که به تعدادی از آنها در جدول ۳ اشاره شده است.

جدول ۳- مدل‌های ورودی ANNs که در این تحقیق مورد امتحان قرار گرفته‌اند

شماره	مدل ورودی
1	$Q(t) = f \{ P \}$
2	$Q(t) = f \{ T_{min}, T_{max} \}$
3	$Q(t) = f \{ R \}$
4	$Q(t) = f \{ T_{min}, T_{max}, P \}$
5	$Q(t) = f \{ T_{min}, T_{max}, R \}$
6	$Q(t) = f \{ R, P \}$
7	$Q(t) = f \{ R, P, N \}$
8	$Q(t) = f \{ T_{min}, T_{max}, R, P \}$
9	$Q(t) = f \{ T_{min}, T_{max}, R, P, N \}$

از میان ورودی‌هایی که تنها یک متغیر هواشناسی را در خود جای داده‌اند (مدل‌های ورودی ۱ و ۳)، مدل ۳ عملکرد بسیار مطلوب‌تری را داشته است که نقش موثر تابش خورشیدی را حتی با داده‌های ساخته شده در شبیه‌سازی رواناب نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که علت عدم نتایج مناسب تنها با استفاده از آمار بارش، برفی بودن رژیم رودخانه و عدم مشارکت سریع آن در رواناب در بسیاری از اوقات سال است. در مواردی که دو یا سه متغیر با هم به عنوان ورودی تعریف شوند (مدل‌های ۲ و ۴ تا ۶)، مدل‌هایی که بارش در آنها لحاظ شده است نتایج مناسبی نداشتند ولی به عکس، مدلی که فقط دما و تابش را به عنوان ورودی دریافت می‌نماید (مدل ۵)، پاسخ بهتری دارد. اما در مجموع مدل ورودی ۹، عملکرد در خور توجهی ارائه داد. مقایسه نتایج مدل ورودی ۸ و ۹ نقش ورودی شماره روز (N) را به خوبی نشان می‌دهد. از میان نتایج حاصل، برای شبکه با یک سال آموزش، معماری ۱-۲-۳-۴-۵ با مدل ورودی ۹ به عنوان بهترین گزینه (شکل ۴) و برای شبکه با سه سال آموزش معماری ۱-۲-۴-۵ با همان ورودی‌ها برگزیده شدند (شکل ۵).

در این جدول P میزان بارش، Tmin دمای کمینه و Tmax دمای بیشینه، R تابش خورشیدی، N شماره روز ژولوسی و $Q(t)$ رواناب می‌باشند. به دلیل اهمیت تابش خورشیدی در فرآیند ذوب برف و نقش موثر آن در عملکرد بهتر شبکه (Morid et al., 2002) و از طرفی نبود آمار آن در منطقه مطالعاتی، این متغیر هواشناسی با روش Hargreaves and Samani (1982) برآورد و مورد استفاده قرار گرفت. شماره روز نیز جهت دخیل شدن ترتیب وقوع پدیده‌ها می‌باشد که در پاره‌ای از تحقیقات از آن به عنوان ورودی استفاده شده است (Zealand et al., 1999).

مقایسه عملکرد مدل‌های ANN1 با SRM در جدول ۵ آمده است که حکایت از عملکرد بهتر SRM دارد. ولی استفاده از سه سال آماری برای آموزش موجب برتری ANNs حتی با استفاده از ایستگاه‌های مجاور (مانند نوشهر) شده است.

شبکه منتخب در این تحقیق از نوع پیشرو^۹ با روش آموزش انتشار برگشتی^{۱۰} می‌باشد که در مطالعات منابع آب بیشترین کاربرد را داشته است (Coulibaly et al., 2000). بنا به توصیه‌های انجام شده، ورودی‌های بالا بین ۰/۱ تا ۰/۹ استاندارد شده (Sajikumar and Thandaveswara, 1999) و سپس به مدل وارد گردیدند. در تعیین معماری شبکه، لایه‌های پنهان و تعداد گره‌های مختلفی مورد بررسی قرار گرفت. آموزش شبکه نیز یک بار براساس

۳-۳- انرژی تولیدی نیروگاه آبی

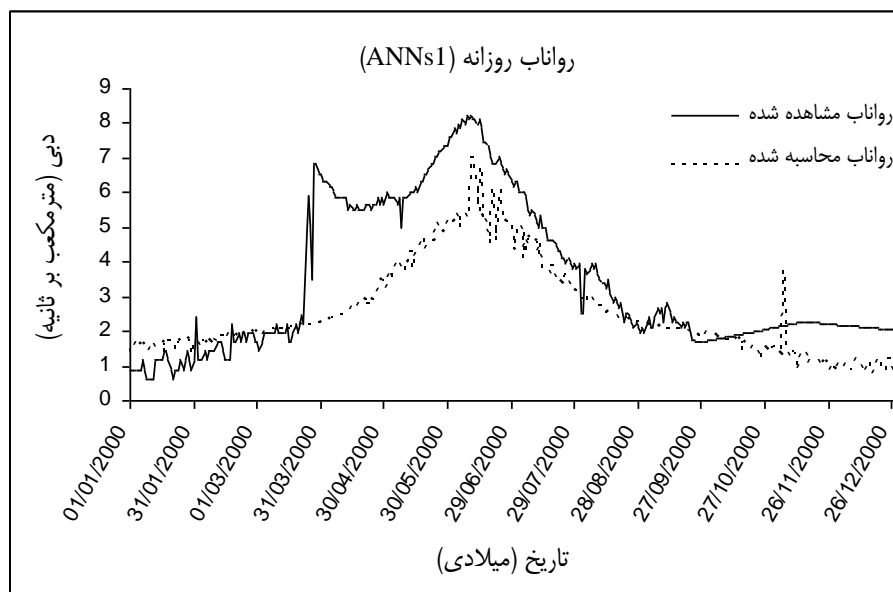
با برآورد انرژی تولیدی توسط رواناب محاسبه شده و مقایسه آن با انرژی تولیدی توسط رواناب مشاهده شده، می‌توان پی برد که شبیه‌سازی جریان و مطالعات هیدرولوژی تا چه حد بر محاسبات تولید موثر است که در ادامه به آن پرداخته می‌شود.

جدول ۴- تعدادی از نتایج شبکه عصبی در مدل‌ها و معماری‌های مختلف

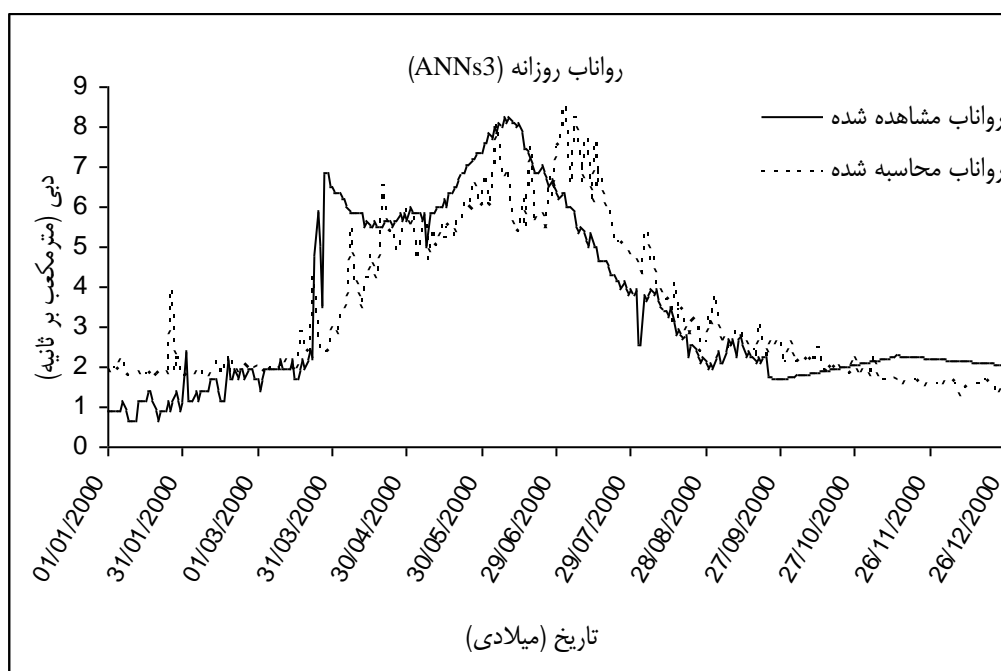
	آموزش						واسنجی			
	مدل	معماری	R ²	Nash	RMSE	Dv(%)	R ²	Nash	RMSE	Dv(%)
یک سال آموزش	1	1-2-1	0	0	1.41	0	0.04	-0.18	2.31	26.05
	2	2-2-2-1	0.24	0.24	1.23	0.01	0.28	0.05	2.08	27.63
	3	1-3-1	0.54	0.54	0.96	0	0.58	0.32	1.76	26.51
	4	3-4-1	0.32	0.32	1.16	0.18	0.24	0.01	2.12	28.76
	5	3-2-2-1	0.83	0.83	0.58	-0.01	0.76	0.53	1.46	24.49
	6	2-3-1	0.58	0.58	0.92	0	0.54	0.31	1.77	26.18
	7	3-3-1	0.9	0.9	0.46	0.02	0.74	0.5	1.5	26.42
	8	4-3-2-1	0.87	0.87	0.52	0.04	0.74	0.5	2.18	25.76
	9	5-4-3-2-1	0.91	0.91	0.43	0.02	0.74	0.51	1.49	26.36
سه سال آموزش	1	1-4-1	0.02	0.02	2.31	0	0	-0.06	2.19	-0.71
	2	2-2-1	0.38	0.38	1.84	0	0.2	0.16	1.96	-0.15
	3	1-2-1	0.43	0.43	1.76	0	0.48	0.48	1.54	-0.58
	4	3-4-3-1	0.4	0.4	1.81	-0.06	0.18	0.12	2	-1.48
	5	3-3-2-1	0.76	0.76	1.15	-0.02	0.72	0.72	1.12	0.82
	6	2-2-2-1	0.47	0.47	1.71	0.01	0.46	0.46	1.57	-0.01
	7	3-3-1	0.79	0.79	1.06	0	0.75	0.74	1.09	-0.16
	8	4-3-3-3-1	0.82	0.82	0.98	-0.01	0.72	0.72	1.13	2.58
	9	5-2-4-1	0.82	0.82	0.98	0	0.73	0.72	1.12	1.33

جدول ۵- معیارهای آماری مربوط به عملکرد شبیه‌سازی رواناب روزانه در سال ۲۰۰۰

سال ۲۰۰۰	R ²	Nash	RMSE	MAE	SSE	Dv(%)
SRM	0.77	0.56	1.40	0.83	719	-4.38
ANNs1	0.74	0.51	1.49	1.11	816	26.36
ANNs3	0.73	0.72	1.12	0.83	458	2.58



شکل ۴- دبی مشاهداتی و محاسباتی با ANNs برای سال ۲۰۰۰ با یک سال آموزش



شکل ۵- دبی مشاهداتی و محاسباتی با ANNs برای سال ۲۰۰۰ با سه سال آموزش

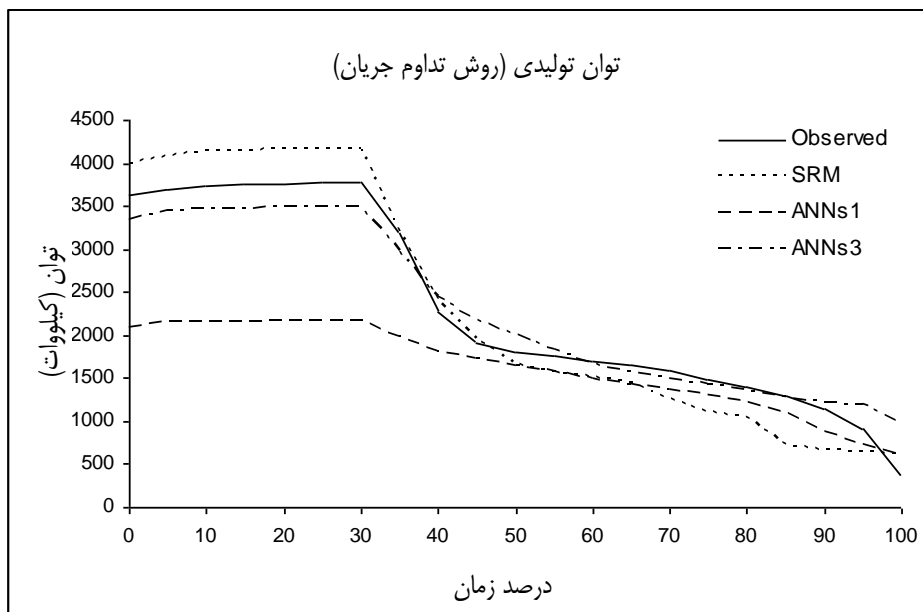
۳-۱- روش تداوم جریان

برای روش تداوم جریان و استفاده از مدل RETScreen، منحنی‌های تداوم جریان مورد نیاز است که بر اساس مقادیر روزانه مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده با مدل SRM، ANNs1 و ANNs3 محاسبه و به مدل وارد گردیدند. خروجی مدل نیز به صورت منحنی فراوانی توان تولیدی می‌باشد (شکل ۶). ملاحظه می‌گردد در فراوانی‌های کمتر از ۵۰٪، اختلاف مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده بیشتر می‌شود. دلیل این امر آن است که دبی طراحی نیروگاه بر اساس منحنی تداوم جریان به دست آمده است. در روش تداوم جریان، دبی طراحی دبی است که در ۳۰ درصد اوقات جریان بیشتر یا مساوی آن باشد (USACE, 1985؛ RETScreen, 2004 b). لذا با توجه به نتایج متفاوت جریان از مدل‌های شبیه‌سازی به کار رفته، دبی طراحی می‌تواند برای هر یک از آنها متفاوت بوده و باعث جوابهای متفاوتی نیز باشد، مانند آنچه در شکل ۶ و به نحو صریح‌تری در شکل ۷ شاهد هستیم.

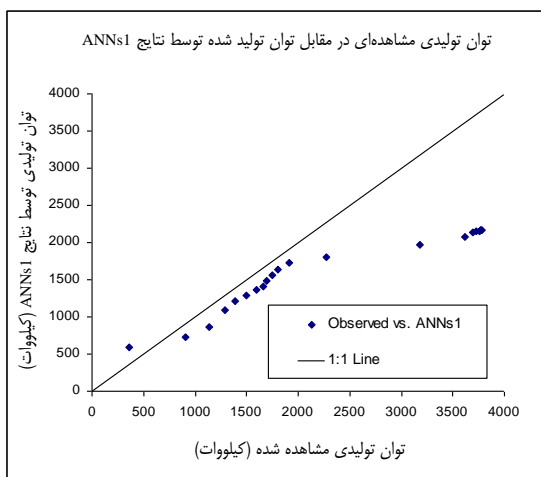
نتایج نهایی برق تولیدی با استفاده از مدل RETScreen و معیارهای مربوط در جدول ۶ آمده است. ملاحظه می‌گردد که SRM و ANNs برآوردهای نزدیک به هم داشته‌اند. در این رابطه معیارهای به کار رفته قدری برتری ANNs3 را می‌رساند ولی انرژی میانگین سالانه با روش SRM بهتر برآورد شده است.

۳-۲- روش روندیابی تناوبی جریان

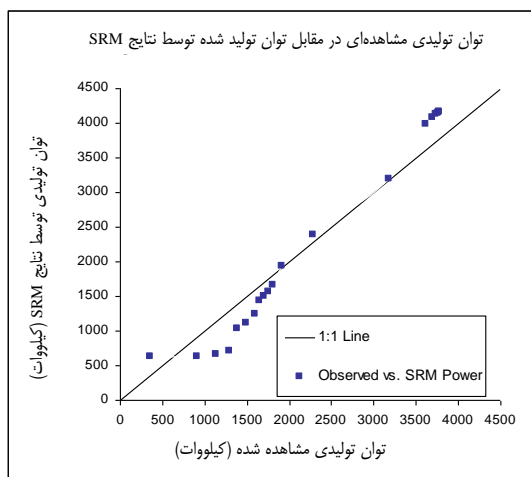
این روش این امکان را فراهم می‌آورد تا تحلیل دقیق‌تری از تغییرات زمانی تولید برق با اطلاعات شبیه‌سازی شده و مشاهده‌ای به انجام رسد. نتایج این روش در شکل ۸ و جدول ۷ ارائه شده است. مانند قبل، مشکل عملکرد ضعیف‌تر شبکه عصبی با یک سال آموزش (ANNs1) مشخص است. نتایج حاصل از مدل SRM نشان دهنده تخمین بهتری از انرژی در فصول جریان کم نسبت به شبکه عصبی می‌باشد، ولی در فصل ذوب برف به دلیل اینکه جریان بیشتر از حالت واقعی برآورد شده است، دارای خطای بیشتر از شبکه عصبی با سه سال آموزش (ANNs3) می‌باشد. با این حال نتایج نشان می‌دهد با وجود برتری ANNs3 نسبت به SRM در برآورد جریان، توان تولیدی نیروگاه توسط رواناب حاصل از SRM از شبکه عصبی با ۳ سال آموزش بهتر برآورد شده است. علت این امر در آن است که در یک نیروگاه آبی، با وجود اهمیت جریان در فصول پرآب، به دلیل محدودیت در ظرفیت نیروگاه نمی‌توان همراه با افزایش جریان، افزایش انرژی را نیز انتظار داشت. در نتیجه با وجودی که مدل SRM در شبیه‌سازی جریان‌های زیاد در این مطالعه، ضعیف‌تر از شبکه عصبی مصنوعی عمل کرده است، خطای کمتری در برآورد انرژی داشته است.



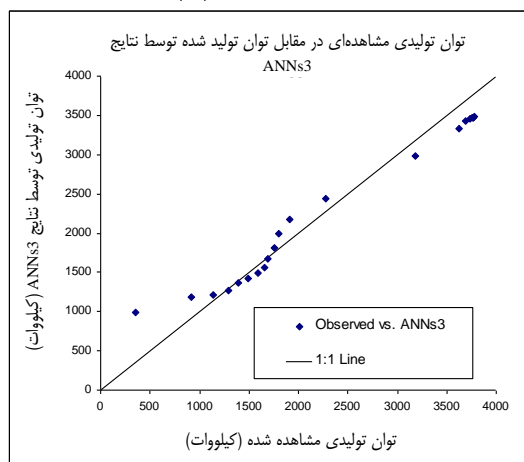
شکل ۶- توان تولیدی به روش تداوم جریان بر اساس داده‌های مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده (سال ۲۰۰۰)



(ب)



(الف)



(ج)

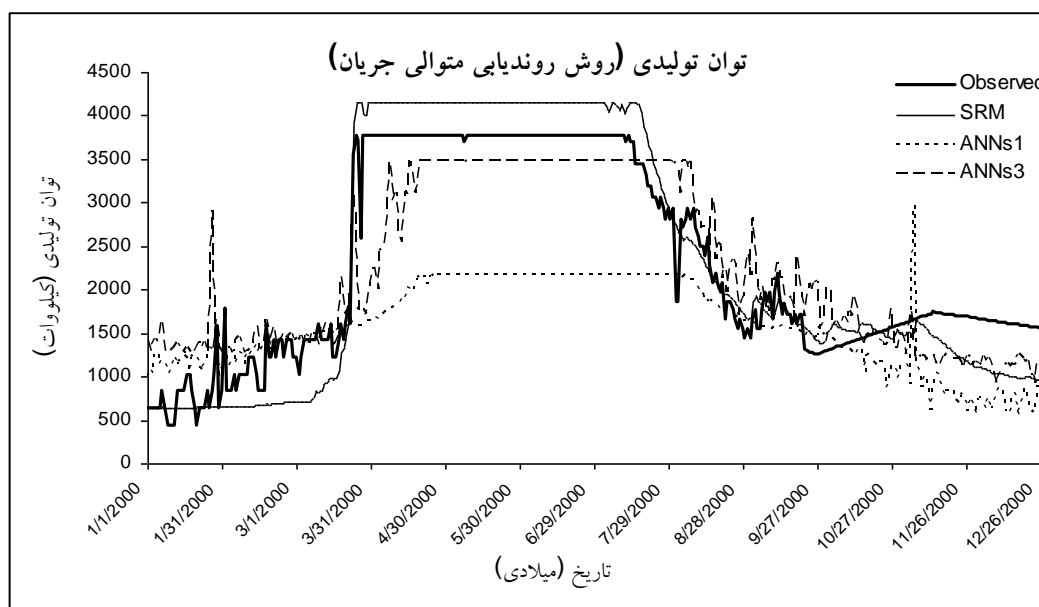
شکل ۷- توان تولیدی واقعی در مقابل شبیه‌سازی شده. مقایسه با نتایج: (الف) SRM؛ (ب) ANNs1؛ (ج) ANNs3

جدول ۶- عملکرد مدل‌های مختلف در برآورد توان تولید شده به روش تداوم جریان

سال ۲۰۰۰	R ²	RMSE	MAE	SSE (×10 ⁶)	Average Annual Energy (KW)
Observed	****	****	****	****	19583
SRM	0.98	331	299	2.3	19434
ANNs1	0.91	973	729	19.9	13623
ANNs3	0.98	244	200	1.2	19137

جدول ۷- عملکرد مدل‌های مختلف در برآورد توان تولید شده به روش SSR

سال ۲۰۰۰	R ²	RMSE	MAE	SSE (×10 ⁶)	Average Annual Energy (KW)
Observed	****	****	****	****	19853
SRM	0.96	390	332	55.6	19865
ANNs1	0.60	1070	851	417.6	13673
ANNs3	0.77	549	428	110.1	19375



شکل ۸- توان تولیدی به روش SSR بر اساس رواناب مشاهده‌ای و رواناب محاسباتی (سال ۲۰۰۰)

۴- نتیجه گیری

۱- در مجموع هر دو روش SRM و ANNs در شرایط مواجهه با کمبود آمار و اطلاعات قابلیت لازم را برای اهداف طرح‌های برق‌آبی دارند. ولی مدل ANNs حساسیت بیشتری را به طول دوره آماری نشان داد، به طوریکه آموزش شبکه عصبی با یک سال و سه سال نشان داد دوره سه ساله آموزش تاثیر کاملاً محسوسی را بر عملکرد بهتر شبکه دارد؛

۲- مقایسه نتایج دو مدل نشان داد که مدل SRM در جریان‌های کم عملکرد بهتری نسبت به ANNs داشته است و بر عکس در

این تحقیق تلاشی بود برای شبیه‌سازی فرآیند بارش-رواناب در حوضه‌های کوچک برفگیر، با استفاده از حداقل داده‌های موجود و برای مطالعات نیروگاه‌های برقی کوچک. بدین منظور مدل SRM که پیشینه زیادی در مطالعات حوضه‌های برفی دارد و شبکه‌های عصبی مصنوعی انتخاب شدند. علاوه بر مقایسه نتایج بر اساس رواناب، مقایسه بر اساس توان و انرژی تولیدی نیز انجام شد تا تاثیر خطاها در رواناب، بر انرژی نیز ارزیابی گردد که نتایج زیر حاصل گردید:

جاماب (۱۳۷۰ ب). "طرح جامع آب کشور: شناخت اقلیمی ایران"، جلد دوم-دمای هوا. شرکت مهندسين مشاور جاماب وابسته به وزارت نيرو.

نجف‌زاده، ر. (۱۳۸۳). "شبيه‌سازي جريان رودخانه با مدل ذوب برف (SRM) و استفاده از داده‌هاي سنجش از دور (RS) و سيستم اطلاعات جغرافيايي (GIS)", پايان‌نامه کارشناسی ارشد عمران. دانشکده عمران، دانشگاه صنعتی شريف.

Baumgartner, M. F., Apfl, G. and Holzer, T. (1994). "Monitoring alpine snow cover variations using NOAA-AVHRR data", *International geosciences and remote sensing symposium (IGARSS)*, 4: pp. 2087-2089

Chen, Ch., Nijssen, B., Wang, Y., Tsang, L., Hwang, J. and Lettenmaie, D.P. (1998). "Mapping the spatial distribution and time evaluation of snow water equivalent using neural network iterative approach and a snow hydrology model", *Proceedings of the 1998 IEEE international geoscience and remote sensing symposium, IGARSS*. 3: pp. 1258-1260.

Clair, Th. A. and Ehrman, J. M. (1998). "Using neural network to assess the influence of changing seasonal climates in modifying discharge, dissolved organic carbon, and nitrogen export in eastern Canadian rivers", *Water Resources Research*, 34(3): pp. 447-455.

Coulibaly, P., Anctil, F. and Bobee, B. (2000). "Multivariate reservoir inflow forecasting using temporal neural networks", *Journal of Hydrologic Engineering*, 5(2): pp. 115-123.

Engset, R. V., Udnaes, H. C., Guneriusen, T. and Koren, H. (2003). "Improved runoff simulations using satellite-observed time series of snow cover area", *Nordic hydrology*, 4: pp. 281-294.

Gomez-Landesa, E., Rango, A. and Hall, D. K. (2000). "Improved snow cover remote sensing for snowmelt runoff forecasting", *International association of hydrological sciences (IAHS)*, 267: pp. 61-65.

Hall, D. K. and Martinec, J. (1985). "Remote sensing of ice and snow", Chapman and Hall. 1st edition, pp. 47-51.

Hann, C. T. (2002). "Statistical Methods in Hydrology", Iowa State Press, 2nd edition.

Hargreaves, G. H., and Samani, Z. A. (1982). "Estimating potential evapotranspiration", *Journal of Irrigation and Drainage Engineering, ASCE*, 108(3): pp. 25-230.

Holzer, T., Apfl, G. and Baumgartner, M. F. (1995). "Monitoring Swiss alpine snow cover variations

جريان‌هاي زياد، شبکه عصبی دارای عملکرد بهتری در مقایسه با SRM است؛

۳- اطلاعات مورد استفاده تحقیق عمدتاً آمار قابل دسترسی مانند دما و بارش بودند که روش هارگریوز و سامانی نیز برای برآورد مقادیر تابش خورشیدی استفاده شد. این ترکیب ساده اطلاعات به همراه آمار روزانه دبی، الگوهای آموزشی بسیار مناسبی را برای آموزش شبکه عصبی ارائه نمودند؛

۴- علی‌رغم اینکه در این تحقیق سعی شد مدل SRM با حداقل تغییرات در پارامترها واسنجی گردد، ولی با این حال سرعت واسنجی در شبکه‌های عصبی به مراتب بیشتر بود و زمان کمتری را احتیاج داشت.

۵- هر چند مدل شبکه عصبی با سه سال آموزش، کارایی نسبتاً بهتری از SRM برای شبيه‌سازي فرآیند بارش(و ذوب برف)-رواناب داشت، اما از منظر تولید برق، انرژی تولید شده توسط رواناب حاصل از SRM، بیشتر از ANNs3 به واقعیت نزدیک بود زیرا در این مدل، جريانهای زياد و عموماً سيلابی درست برآورد نشده‌اند که کمتر مرتبط با کار نیروگاه هستند؛

۶- برآورد انرژی پتانسیل حوضه با استفاده از رواناب حاصل از روش شبکه عصبی و SRM امکان‌پذیر است. در این مورد و در جهت نیل به اهداف مطالعات اولیه نیروگاه در مکانهای با آمار کم، می‌توان از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کرد.

پی‌نوشت‌ها

- 1-Snowmelt Runoff Model
- 2- Artificial Neural Networks
- 3- Advanced Very High Resolution Radiometer
- 4- National Oceanic and Atmospheric Administration
- 5- Transformer
- 6- Parasitic Electricity Losses
- 7- Sequential Streamflow Routing Method
- 8- RETScreen Small Hydro Project Model
- 9- Feedforward
- 10- Backpropagation

۵- مراجع

پرهمت، ج.، تقفیان، ب. و صدقی، ح. (۱۳۸۱). "شبيه‌سازي سيلاب حاصل از ذوب برف و باران با استفاده از داده‌هاي سنجش از دور و مدل SRM در زیر حوضه‌های کارون"، ششمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه.

جاماب (۱۳۷۰ الف). "طرح جامع آب کشور: شناخت اقلیمی ایران"، جلد اول-بررسی‌های بنیادی بارندگی. شرکت مهندسين مشاور جاماب وابسته به وزارت نيرو.

- RETSscreen (2004 b). "RETSscreen software online user manual. RETSscreen international clean energy decision support center".
- Rott, H., Baumgartner, M., Ferguson, R., Glendinning, G. and Johansson, B. (1999). "HYDALP, a European project on the use of remote sensing for snowmelt modeling and forecasting", *International geosciences and remote sensing symposium (IGARSS)*, 3: pp. 1779-1782.
- Sajikumar, N. and Thandaveswara, B. S. (1999). "A non-linear rainfall-runoff model using artificial neural networks", *Journal of Hydrology*, 216: pp. 32- 55.
- Seidel, K. and Martinec, J. (2002). "Hydrological application of satellite snow cover mapping in the Swiss alps", *Proceedings of EARSEL-LISSING workshop*, Bern, pp. 79-87.
- Tokar, A. S. and Johnson, P. A. (1999). "Rainfall runoff using artificial neural networks", *ASCE. Journal of hydrologic engineering*, pp. 232-239.
- USACE (1985). Engineering and design hydropower, EM 1110-2-1701.
- Zealand, C. M., Burn, D. and Simonovic, S.P. (1999). "Short term stream flow forecasting using artificial neural networks", *Journal of hydrology*, 214: pp. 32- 48.
- using NOAA-AVHRR data", *International geosciences and remote sensing symposium (IGARSS)*, 3: pp. 1765-1767.
- Malcher, P. and Heidinger, M. (2001). "Processing and data assimilation scheme for satellite snow cover products in the hydrological model", Envisnow EVG1-CT-2001-00052.
- Martinec, J., Rango, A. and Roberts, R. (2005). "Snowmelt runoff model user's manual", WinSRM version 1.1 Updated edition.
- Morid, S., Gosain, A. K. and Keshari, A. K. (2002). "Comparison of the SWAT model and ANN for daily simulation of runoff in snowbound ungauged catchments", *Proceedings of the fifth international conference on Hydroinformatics*, Cardiff, UK.
- Rango, A. (1992). "Worldwide testing of the snowmelt runoff model with applications for predicting the effects of climate change", *Nordic hydrology*, 23: pp. 155-172.
- Rango, A. and Martinec, J. (1995). "Revisiting the degree-day method for snowmelt computations", *Water resources bulletin*, 31: pp. 657-669.
- RETSscreen (2004 a). "Clean energy project analysis: RETSscreen engineering and cases textbook. RETSscreen international clean energy decision support center".