نشریه علمی- پژوهشی

علوم و مهندسی آبخیزداری ایران
Iran-Watershed Management Science & Engineering

سال سیزدهم- شماره ۴۷- زمستان ۱۳۹۸

Vol. 13, No. 47, Winter 2020

گزارش فنی

تخمین آب‌نمود سیلاب بر اساس اجزای مختلف بارندگی با استفاده از شبکه عصبی فازی تطبیقی در حوزه آبخیز کسیلیان

سعید جانی‌زاده[۱] و مهدی وفاخواه[۲]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۹/۲۸ تاریخ پذیرش:۱۳۹۸/۰۳/۲۷

چکیده

تهیه و تخمین آب‌نمودهای سیلاب اطلاعات جامع برای برنامه‌ریزان و مدیران محسوب می‌شوند. حال آن‌که تهیه آن برای تمامی حوزه‌های آبخیز به سادگی امکان‌پذیر نمی‌باشد. از این رو تخمین و مدل‌سازی مناسب آب‌نمودهای سیلاب با استفاده از داده‌های قابل دسترس باران امری ضروری به نظر می‌رسد. منطقه مورد مطالعه حوزه آبخیز معرف کسیلیان واقع در استان مازندران به مساحت ۶۶/۷۵ کیلومترمربع می‌باشد. برای انجام تحقیق حاضر ۱۵ ویژگی از باران‌نمود به‌عنوان متغیر مستقل، ۸ ویژگی از آب‌نمود به‌عنوان متغیر وابسته برای ۶۰ رگبار از سال ۱۳۵۴ تا ۱۳۸۸ مدنظر قرار گرفت. برای تخمین آب‌نمود سیل از شبکه عصبی فازی تطبیقی با دو روش تفکیک شبکه‌ای و تفکیک خوشه‌ای استفاده شد. به‌منظور انتخاب متغیرهای ورودی مدل از روش عامل تورم واریانس استفاده شد. نتایج شبکه عصبی فازی تطبیقی نشان داد که روش تفکیک خوشه‌ای عملکرد بهتری نسبت به روش تفکیک شبکه‌ای داشته است.

کلیدواژه‌ها: *آب‌نمود، باران‌نمود، شبکه عصبی فازی تطبیقی، عامل تورم واریانس، کسیلیان.*

مقدمه

در علوم و مهندسی منابع آب و هیدرولوژی شناخت و تحلیل تغییرات زمانی و مکانی بارش و رواناب سطحی از نیازهای اساسی محسوب می‌شود [۱۸]. تهیه و اجرای طرح‌های مختلف نظیر طرح‌های توسعه‌ای، طراحی سازه‌های هیدرولوژیکی و هیدرولیکی و برنامه‌ریزی‌های مربوط به حفاظت آب و خاک نیاز به دانستن مجموعه‌ای از اطلاعات مربوط به بارندگی و رواناب دارد که تهیه آب‌نمود[۳] و تعیین اجزای آن بخش مهمی از این کار را تشکیل می‌دهد [۱۳]. امروزه به کارگیری و ترکیب روش‌های هوشمند هم‌چون شبکه عصبی مصنوعی[۴]، شبکه عصبی- فازی تطبیقی[۵]، منطق فازی[۶] و الگوریتم ژنتیک[۷] برای کنترل سیستم‌ها بسیار مورد توجه قرار گرفته است [۱]. مزیت عمده این روش‌ها، امکان بهره‌گیری از قابلیت یادگیری سری‌های زمانی و پیش‌بینی است [۱۸].

پژوهش‌گران مختلفی به مدل‌سازی بارش و رواناب با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی پرداختند اونیاندو و همکاران [۱۱]، احمد و سیمونویچ [۲]، تایفور و سینگ [۱۶]، تایفور و همکاران [۱۵]، موکرجی و همکاران [۹]، باهاتی و همکاران [۳]، پهلوانی و همکاران [۱۲] و توانایی این روش‌ها را در تخمین مناسب بارش و رواناب تایید کردند. با توجه به محدودیت‌های ابزار و فنون اندازه‌گیری پارامترهای هیدرولوژی و نیز محدودیت اطلاعات موجود، شبیه‌سازی فرآیند بارش-رواناب امری اجتناب ناپذیر می‌باشد. بنابراین، هدف این تحقیق شناسایی توانایی شبکه عصبی فازی تطبیقی جهت شبیه‌سازی آب‌نمود سیل با استفاده از اجزای مختلف بارندگی در حوزه آبخیز کسیلیان است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز کسیلیان از زیرحوزه‌های آبخیز رودخانه تالار، با مساحت ۶۶/۷۵ کیلومتر مربع در موقعیت جغرافیایی ″۳۰ ′۵۸ °۳۵ تا ″۱۵ ′۷ °۳۶ عرض شمالی و ″۴۴ ′۸ °۵۳ تا ″۴۲ ′۱۵ °۵۳ طول شرقی واقع شده است. دامنه ارتفاعی این حوزه آبخیز بین ۱۱۰۰ تا ۲۷۰۰ متر، با متوسط ۱۵۷۶ متر از سطح دریا و متوسط بارندگی

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد گروه آبخیزداری دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تربیت مدرس
۲. نویسنده مسئول، استاد گروه آبخیزداری دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تربیت مدرس،پست الکترونیک: vafakhah@modares.ac.ir

3. Hydrograph
4. Artificial Neural Network(ANN)
5. Adaptive Neuro-fuzzy Inference System (ANFIS)
6. Fuzzy Logic
7. Genetic Algorithm

جدول ۱- نتایج حاصل از شبکه عصبی فازی تطبیقی با متغیرهای ورودی انتخاب شده به‌وسیله عامل تورم واریانس

Table 1. ANFIS results with input variables by variance inflation factor

متغیر Variable	مرحله Stage	روش تفکیک شبکه‌ای (Grid partition method)						روش تفکیک خوشه‌ای Sub clustering method		
		ناقوسی تعمیم یافته (Gbellmf)			گوسی (Gussmf)					
		R^2	RMSE	CE	R^2	RMSE	CE	R^2	RMSE	CE
زمان پایه (ساعت) (Base Time (hr))	آزمون (Testing)	0.51	14.65	0.38	0.44	14.72	0.37	0.76	11.3	0.63
دبی اوج (مترمکعب بر ثانیه) Peak Discharge (m^3/s)	آزمون (Testing)	0.81	1.4	0.81	0.92	0.92	0.92	0.86	4.1	0.81
دبی نقطه عطف (مترمکعب بر ثانیه) Turning Discharge (m^3/s)	آزمون (Testing)	0.86	1.16	0.71	0.86	1.21	0.69	0.9	1.21	0.68
زمان تا اوج (ساعت) (Time to peak (hr))	آزمون (Testing)	0.69	3.67	0.55	0.76	3.23	0.65	0.38	3.34	0.63
فاصله زمانی وقوع عطف پس از اوج (ساعت) Turning time interval occurring after the peak (hr.)	آزمون (Testing)	0.28	1.74	0.24	0.23	1.85	0.14	0.54	1.47	0.46
عرض ۲۵ درصد (ساعت) (Width 25% (hr))	آزمون (Testing)	0.28	6.57	0.21	0.72	4.01	0.7	0.52	4.92	0.56
عرض ۵۰ درصد (ساعت) (Width 50% (hr))	آزمون (Testing)	0.73	3.54	0.61	0.7	4.06	0.49	0.41	4.85	0.27
عرض ۷۵ درصد (ساعت) (Width 75% (hr))	آزمون (Testing)	0.23	2.13	0.11	0.68	1.42	0.6	0.56	1.55	0.53

سالانه آن ۷۸۳/۴ میلی‌متر می‌باشد [۸].

روش پژوهش

اطلاعات مورد نیاز برای این پژوهش شامل باران‌نمود و آب‌نمودهای متناظر ثبت شده، از سال ۱۳۵۴ تا ۱۳۸۸ تهیه شد. جمعاً ۶۰ رگبار برای مطالعه فعلی مدنظر قرار گرفت.

در ادامه ۱۵ متغیر مستقل برای هر رگبار تعیین شد. این متغیرها که شامل متغیرهای مقداری و زمانی مربوط به هر رگبار، شامل مقدار کل بارش، مدت کل بارش، مقدار بارش مازاد، مرکز ثقل بارش مازاد، مرکز ثقل کل بارش، شدت متوسط بارندگی، حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار، زمان وقوع حداکثر شدت ۳۰ دقیقه‌ای رگبار، حداکثر شدت ۱۵ دقیقه‌ای رگبار، زمان وقوع حداکثر شدت ۱۵ دقیقه‌ای رگبار، چارک اول، چارک دوم، چارک سوم، چارک چهارم و مدت بارش مازاد می‌باشد. در این تحقیق متغیرهایی از آب‌نمود سیل شامل دبی اوج، دبی نقطه عطف، زمان تا اوج، زمان پایه، فاصله زمانی وقوع عطف پس از اوج، عرض ۲۵، ۵۰ و ۷۵ درصد به‌عنوان متغیرهای وابسته در نظر گرفته شدند.

به‌منظور انتخاب متغیرهای ورودی مدل از روش عامل تورم واریانس در نرم‌افزار SPSS استفاده شد [۲۰].

شبکه عصبی- فازی تطبیقی

شبکه‌های عصبی-فازی تطبیقی در حقیقت ترکیبی از شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های فازی می‌باشد [۱۲]. در طراحی مدل نروفازی، از شبکه عصبی چند لایه پیش‌خور(MFNN) با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا و سیستم استنتاج فازی ساگنو[1] با تابع ورودی تفاوت دو سیگموئید و تابع خروجی خطی و برای غیر فازی نمودن از تابع میانگین متحرک با استفاده از نرم‌افزار متلب انجام شد [۱۸]. در این تحقیق از دو روش تفکیک شبکه‌ای (با تابع عضویت‌های زنگوله‌ای تعمیم یافته و گوسی) و تفکیک خوشه‌ای برای فازی‌سازی داده‌ها استفاده شد که تعداد دور آموزشی ۵ دور می‌باشد. به‌منظور تخمین آب‌نمود، کل داده‌ها به صورت تصادفی به سه دسته آموزش، صحت‌سنجی و آزمون تقسیم شد به‌طوری که تعداد ۴۲ رگبار برای مرحله آموزش، تعداد ۹ رگبار برای مرحله صحت‌سنجی و تعداد ۹ رگبار نیز برای مرحله آزمون انتخاب شد.

معیار ارزیابی مدل‌ها

به‌منظور مقایسه مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق از نمایه‌های آماری ضریب کارایی ناش-ساتکیف (CE) مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین(R^2) استفاده گردید [۷].

نتایج

نتایج حاصل از مدل‌سازی متغیرهای آب‌نمود براساس روش شبکه عصبی-فازی با استفاده از عامل تورم‌واریانس (تورم واریانس

1. Sugno

کم‌تر از [۱۰ و ۲۰]) درجدول ۱ نشان داده شده است.

بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش اقدام به شبیه‌سازی آب‌نمود سیل بر اساس اجزای مختلف بارندگی با استفاده از شبکه عصبی فازی تطبیقی در حوزه آبخیز کسیلیان شد. با توجه به جدول ۱ مشاهده می گردد، روش تفکیک خوشه‌ای نسبت به روش تفکیک شبکه‌ای دارای خطای کم‌تر و دقت مناسب‌تری در تخمین آب‌نمود سیل می‌باشد. تفاوت این روش‌ها در چگونگی تعیین تابع عضویت است. هنگامی که تعداد متغیرهای ورودی کم باشد، روش تفکیک شبکه‌ای برای طبقه‌بندی داده‌ها مناسب است. درحالی‌که اگر تعداد متغیرهای ورودی زیاد باشد سرعت آموزش شبکه عصبی-فازی تطبیقی با جداسازی خوشه‌ای نسبت به شبکه عصبی-فازی تطبیقی با جداسازی شبکه‌ای بهتر می‌باشد. با توجه به این‌که تعداد متغیرهای انتخاب شده در این تحقیق نیز زیاد بود روش تفکیک خوشه‌ای عملکرد مناسبی نسبت به روش تفکیک شبکه‌ای داشت. نتایج سلاجقه و همکاران [۱۴] پیرامون بررسی کارایی روش‌های عصبی فازی و مدل‌های آماری در شبیه‌سازی فرآیند بارش رواناب نیز نشان داد که در بین مدل‌های ANFIS روش جداسازی خوشه‌ای عملکرد بهتری نسبت به روش تفکیک شبکه‌ای داشته است.

نتایج بدست آمده از این تحقیق با نتایج پژوهش‌های موکرجی و همکاران [۹]، الشافی و همکاران [۴]، کیش و همکاران [۷] و وفاخواه [۱۸] هم‌خوانی دارد. ایشان نیز نشان دادند که شبکه عصبی-فازی تطبیقی کارایی مناسبی در مدل‌سازی فرآیند بارش-رواناب دارد.

منابع

1. Abghari, H. 2008. Intelligent prediction methods based on wavelet and neural network models for predicting of monthly river discharge, Ph.D. thesis, Natural Resourves Faculty, University of Tehran, 173p. (In Persian).

2. Ahmad, S. and Simonovic, S.P. 2005. An artificial neural network model for generating hydrograph from hydro-meteorological parameters. Journal of Hydrology. 315(1): 236-251.

3. Bhatia, N. Sharma, L. Srivastava, S. Katyal, N. and Srivastav, R. 2013. Streamflow Decomposition Based Integrated ANN Model. Open Journal of Modern Hydrology. 3: 15-19.

4. El-Shafie, A. Jaafer, O. and Seyed, A. 2011. Adaptive neuro-fuzzy inference system based model for rainfall forecasting in Klang River, Malaysia. International Journal of the Physical Sciences. 6(12): 2875-2888

5. Imrie, C.E. Durucan, S. and Korre, A. 2000. River flow prediction using artificial neural networks: generalisation beyond the calibration range. Journal of Hydrology. 233:138–153.

6. Jang, J.R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system, IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics. 23(3):665-685

7. Kisi, O. Shiri, J. and Tombul, M. 2012. Modeling rainfall-runoff process using soft computing techniques. Computers & Geosciences. 51: 108-117.

8. Mir Abasi Najaf Abadi, R. Din Pajooh Y. and Fakheri Fard, A. 2011. Rainfall-runoff modeling using the maximum entropy principle (case study: Kasilian Basin). Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources. 15(58): 39-51. (In Persian).

9. Mukerji, A. Chatterjee, C. and Raghuwanshi, N.S. 2009. Flood forecasting using ANN, neuro-fuzzy, and neuro-GA models. Journal of Hydrologic Engineering. 14(6): 647-652.

10. Nourani, V. Kisi, O. and Komasi, M. 2011. Two hybrid artificial intelligence approaches for modeling Rainfall-runoff process. Journal of Hydrology. 402: 41–59.

11. Onyando, J.O. Schumann, A.H. and Schultz, G.A. 2003. Simulation of flood hydrographs based on lumped and semi-distributed models for two tropical catchments in Kenya. Hydrological Sciences Journal. 48(4): 511-524.

12. Pahlevani, H. Baheremand, E. Dehghani, A.A. and Sadoddin, A. 2010. Performance evaluation of artificial neural network models to estimate flood hydrograph in Jafarabad Gorgan River. Soil and Water Conservation Research. 18(1): 231-240. (In Persian).

13. Sadeghi, S.H.R. Mozayyan M. and Moradi, H.M. 2007. Hydrograph obtained using the various components of rainfall in Kasilian watershed. Iranian Journal of Natural Resources. 60(1):33-43. (In Persian).

14. Salajeghe, A. Fathabadi, A. and Mahdavi, M. 2008. Investigation on the efficiency of neuro-fuzzy method and statistical models in simulation of rainfall-

runoff process. Iranian Journal of Range and Watershed Management. 62(1): 65-79 (In Persian).

15. Tayfur, G. Moramarco, T. and Singh, V.P. 2007. Predicting and forecasting flow discharge at sites receiving significant lateral inflow. Hydrological Processes. 21(14): 1848–1859.

16. Tayfur, G. and Singh, V.P. 2006. ANN and fuzzy logic models for simulating event-based rainfall-runoff. Journal of Hydraulic Engineering. 132: 1321-1330.

17. Vafakhah, M. 1999. Understanding the factors contributing to flood control in the basin using factor analysis in Qarechay River. Whatershed Management Research. 45(78): 72-75. (In Persian).

18. Vafakhah, M. 2012. Application of artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system models to short-term streamflow forecasting. Canadian Journal of Civil Engineering. 39(4): 402-414.

19. Wang, W.C. Chau, K.W. Cheng, Ch.T. and Qiu, L. 2009. A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series. Journal of Hydrology. 374(34):323-331.

20. Zare Chahuki, M. A. 2008. Statistics of Natural Resources, (1th Ed.) The Tehran University Press, Tehran, 302 p. (In Persian)

نشریه علمی- پژوهشی

علوم و مهندسی آبخیزداری ایران

Iran-Watershed Management Science & Engineering

Vol. 13, No. 47, Winter 2020

سال سیزدهم- شماره ۴۷- زمستان ۱۳۹۸

Flood Hydrograph Estimation Based on Various Components of Rainfall Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System in Kasilian Watershed

S. Janizadeh[1] and M.Vafakhah[2]

Received: 19-12-2018 Accepted: 17-06-2019

Technical Note:

Flood hydrographs preparation and estimation are considered a comprehensive information for managers and planners. While, it is not simply possible preparing it for all watersheds. Therfore, suitable flood hydrograph estimation and modeling seems to be necessary using available rainfall data. The study area is located in Kasilian representative watershed in Mazandaran province comprising 66.75km^2 in area. For the accomplished present study, 15 characteristics of hyetograph as independent variables and 8 characteristics of hydrograph as dependent variables were considered for 60 storms from 1975 to 2009. For estimation flood hydrograph, aadaptive neuro-fuzzy inference system with two methods i.e., grid partitioning and subtractive clustering was used. Variance inflation factor (VIF) was used to select the input variables. The ANFIS results showed that subtractive clustering was found to be superior to grid partitioning.

Keywords: ANFIS, Hydrograph, Hyetograph, Kasilian, Variance inflation Factor

1. M.Sc. Student, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resource, Tarbiat Modares University, Noor.
2. Corresponding Author and Professor, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resource, Tarbiat Modares University, Noor, Email: vafakhah@modares.ac.ir