

Comparing Methods of Artificial Neural Network and Fuzzy System in Determining Pre-flooding Warning (Case Study: Zard River Sub-basin- Khuzestan Province)

Behrouz Ebrahimi Heravi ^{1*}, Kazem Rangzan ², Mostafa Kabolizadeh ³, Hasan Daneshian ⁴

¹ Master of Science (MSc) in Remote Sensing and GIS, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran

² Associate Professor, Department of Remote Sensing and GIS, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran

³ Assistant Professor, Department of Remote Sensing and GIS, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran

⁴ Ph.D. student of Water Geology, Master of Science in Water Resources Studies, Khuzestan Water and Power Organization, Ahvaz, Iran

Abstract

One method of flood forecasting and flood control in rivers is 'flood routing'. The relationship between precipitation and runoff and creating flooding in the region is not linear mathematical relationship which we can predict flooding in one region and such phenomena should be regarded as a model. Artificial intelligence methods such as artificial neural network and fuzzy inference system can be used as a good method in this field. In this study, using artificial neural network and fuzzy inference system, which are two types of the most widely used computational intelligence, we attempt to predict flood in Zard River. For the implementation both methods, first, the necessary data were collected and then wrong data were excluded from the data set and the data have been normalized. Modeling using artificial neural networks using MATLAB software coding was performed on data. To implement, the fuzzy inference system were used from prepared data. In this study, types of artificial neural networks structures with different number of neurons and hidden layers, number of educational courses and different functions have been performed on the data until obtaining the best structure for study area. Fuzzy inference models were implemented until the best model is chosen. Results showed that in general, fuzzy inference system have a better simulate data in the studied area and better and more accurate results than the artificial neural network model is showed. Also, values of MSE and r in fuzzy inference system and artificial neural network is equal to 0.2196, 0.0297, 0.7667 and 0.96 respectively which shows higher accuracy of fuzzy inference system for predicting floods in the our area of the study.

Key words: Flood routing, Zard River Basin, Artificial Neural Networks, Fuzzy Inference System, Normalization, Mean Square Error.

مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم‌فازی در تعیین زمان پیش‌هشدار سیلاب نمونه موردی زیرحوزه آبخیز رودخانه زرد - استان خوزستان

بهرروز ابراهیمی هروی^{*}: کارشناس ارشد سنجش از دور و GIS، دانشگاه شهید چمران اهواز، ایران

کاظم رنگزن: دانشیار، مدیر گروه سنجش از دور و GIS، دانشگاه شهید چمران اهواز، ایران

مصطفی کابلی‌زاده: استادیار، گروه سنجش از دور و GIS، دانشگاه شهید چمران اهواز، ایران

حسن دانشیان: دانشجوی دکتری زمین‌شناسی آب، کارشناس ارشد مطالعات پایه منابع آب، سازمان آب و برق خوزستان، اهواز، ایران

وصول: ۱۳۹۳/۴/۲۰ پذیرش: ۱۳۹۴/۳/۱۹، صص ۲۰-۱

چکیده

روندیابی سیل یکی از روش‌های پیش‌بینی سیل در رودخانه‌ها به‌منظور مدیریت و مهار سیل است. روابط بارش - روناب و ایجاد سیل در یک منطقه، رابطه خطی ریاضیاتی نیست که با آن سیلاب‌خیزی و وقوع سیلاب را در یک منطقه پیش‌بینی کرد و باید به این نوع پدیده‌ها به‌صورت مدل نگریست. روش‌های هوش مصنوعی و از جمله آن‌ها روش شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی، روش‌هایی مطلوب در این زمینه هستند. در این پژوهش با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی اقدام به روندیابی سیلاب در زیرحوزه آبخیز رودخانه زرد شده است. برای اجرای هر دو روش، ابتدا داده‌های لازم جمع‌آوری، سپس داده‌های پرت از سری داده‌ها حذف و در نهایت نرمال‌سازی شدند. مدل‌سازی روندیابی سیل با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با کمک کدنویسی در نرم‌افزار متلب روی داده‌ها اجرا شد. برای اجرای سیستم استنتاج فازی نیز از این داده‌های آماده‌شده استفاده شد. در این پژوهش انواع ساختارهای متفاوت شبکه عصبی مصنوعی با تعداد نرون‌ها، لایه‌های مخفی، تعداد دوره‌های آموزش و توابع فعالیت متفاوت بر روی داده‌ها اجرا شدند تا در نهایت بهترین ساختار برای منطقه مورد مطالعه به‌دست آید. برای مدل استنتاج فازی نیز انواع ساختارها اجرا شدند تا در نهایت بهترین مدل انتخاب شود. نتایج نشان داد در حالت کلی، سیستم استنتاج فازی داده‌های منطقه مورد مطالعه را بهتر شبیه‌سازی می‌کند و نتایج بهتری نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد و مقادیر MSE و r در سیستم استنتاج فازی و مدل شبکه عصبی مصنوعی به‌ترتیب برابر با ۰/۲۱۹۶ و ۰/۷۶۶۷، ۰/۰۲۹۷ و ۰/۷۹۶ است که نشان‌دهنده دقت بالاتر سیستم استنتاج فازی در پیش‌بینی سیلاب در حوزه آبخیز مورد مطالعه است. **واژه‌های کلیدی:** روندیابی سیلاب، رودخانه زرد، شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی، نرمال‌سازی، میانگین مربعات خطا

مقدمه

امروزه در دنیا آب و منابع آب یکی از پایه‌های اصلی توسعه پایدار به‌شمار می‌روند. حوزه‌های آبخیز اساسی‌ترین واحدهای طبیعی در مقیاس منطقه‌ای به‌شمار می‌روند (فتحیان و همکاران، ۱۳۸۹:۱۴). یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های مدیریت حوزه‌های آبخیز، مدیریت سیل‌هاست. شدت زیان‌های اقتصادی مرتبط با سیل‌ها، نقش مدیریت سیلاب را برجسته می‌کند (فتحیان و همکاران، ۱۳۸۹:۱۴). بررسی تغییرات به‌وجودآمده در موج سیلاب در مسیر یک رودخانه، روندیابی سیلاب نامیده می‌شود (حسینی و همکاران، ۱۳۸۰:۱). یک سیستم هشدار سیلاب مؤثر که براساس پیش‌بینی رویدادهای سیلابی هشدار می‌دهد، می‌تواند به‌طور اساسی ضررهای ناشی از سیل را کاهش دهد. تأثیرگذاری عوامل مختلف و وجود رابطه غیرخطی بین آن‌ها، پیش‌بینی دبی جریان را امری پیچیده می‌کند (امیری و همکاران، ۱۳۹۲:۲۳۰). پیش‌بینی به‌هنگام و خصوصاً مدت‌زمان پیش‌بینی یک واقعه و اتفاق آن واقعه، مهم‌ترین پارامتر در اجرای موفقیت‌آمیز سیستم‌های هشدار سیلاب است. عواملی مانند ذخیره‌های داخلی حوزه، ذخیره رودخانه‌ای و پس‌زدگی آب و احیاناً تأثیرات امواج و جذر و مد در قسمت‌های متصل به دریا، مواردی هستند که روی پیش‌بینی بهینه سیلاب در حوزه‌های بزرگ‌تر تأثیر می‌گذارند. سه پارامتر اصلی در پیش‌بینی سیلاب که باید توجه پیش‌بینی‌کننده را به خود معطوف کند، عبارت از صحت، اعتماد و نیز مسئله زمان (مدت‌زمان بین پیش‌بینی و وقوع حادثه) هستند. در سیستم‌های هشدار سیلاب مسئله زمان عامل بسیار مهم و تعیین‌کننده‌ای است (دستورانی، ۱۳۸۶:۳۰).

بررسی‌های انجام‌شده در ایران نشان می‌دهد که افزایش وقوع سیلاب در دهه ۱۳۷۰ نسبت به دهه ۱۳۴۰ حدود ۱۰ برابر شده است (روغنی، ۱۳۹۱:۱۲). هرچند که تحلیل‌های فیزیکی کاملاً پذیرفته شده و بهترین حالت است، ولی به‌دلیل اینکه روابط بارندگی و عوامل موجود رابطه‌ای غیرخطی است و عموماً این روابط از نظر روابط کمی فیزیکی شناخته شده است، باید این نوع پدیده‌ها را با استفاده از مدل‌های مناسب به‌صورت جعبه سیاه نگریست. روش‌های هوش محاسباتی و از جمله آن‌ها روش شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی، یکی از مدل‌های مطلوب در این زمینه است (دستورانی، ۱۳۸۶:۲۸). شبکه‌های عصبی مصنوعی، ابزار محاسباتی قوی و توانمندی هستند که در ساماندهی و ایجاد رابطه بین اطلاعات گوناگون نیز قابلیت بسیار خوبی داشته‌اند. به‌طور کلی، سیستم‌های شبکه عصبی مصنوعی در برخورد با مسائلی از قبیل شناسایی سیستم^۱، تقریب تابع^۲، بهینه‌سازی^۳ و پیش‌بینی هدف^۴ نتایج موفقیت‌آمیزی داشته‌اند (ولی و همکاران، ۱۳۹۰:۲۲). سیستم شبکه‌های عصبی مصنوعی با تکیه بر داده‌ها و قابلیت انعطاف‌پذیری بالا با برقراری اوزان مختلف به ارتباطات عصبی در جریان فرآیند یادگیری قادر به پاسخگویی مسائل مبهم و پیچیده است؛ به‌خصوص مسائلی که به سادگی با روابط ریاضی قابل بیان نیستند (امیری و همکاران، ۱۳۹۲:۲۳۴). مهم‌ترین دلیل استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولوژی، قدرت بالای آن در

¹ System recognition

² Function approximation

³ Optimization

⁴ Forecasting

لایه مخفی با توابع انتقال لاگ‌سیگموئید^۳ و تانسیگموئید^۴ و یک لایه خروجی با تابع انتقال خطی^۵ بود. در نهایت نتیجه گرفتند که روش شبکه عصبی نسبت به روش‌های سنتی مدل‌سازی دارای ارجحیت کامل است. امیری و همکاران با استفاده از روش شبکه عصبی تکاملی به روندیابی سیل در رودخانه مارون پرداختند و با استفاده از الگوریتم ژنتیک ساختار مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از نظر تعداد لایه، تعداد گره در لایه پنهان، نوع تابع انتقال و الگوریتم یادگیری شبکه بهینه شد. نتایج نشان داد روش شبکه عصبی مودولار مورد استفاده در این پژوهش نسبت به مدل‌های آماری و مدل‌های دیگر شبکه‌های عصبی مصنوعی، توانایی و دقت بیشتری در پیش‌بینی و روندیابی سیلاب در رودخانه مارون دارد. حسینی و همکاران (۱۳۸۰) به شناسایی توانایی‌های شبکه عصبی مصنوعی در زمینه روندیابی سیلاب و ارائه روشی که در مقایسه با روش‌های متعارف روندیابی متمرکز سیلاب از دقت بیشتری برخوردار است، پرداختند. نتایج نشان داد شبکه عصبی پرسپترون سه‌لایه با دو سلول در لایه پنهان و تابع فعالیت سیگموئید، به نتایج خوبی در زمینه روندیابی سیلاب منجر می‌شود. کارونانیتی و همکاران^۶ (۱۹۹۴) به پیش‌بینی جریان رودخانه با مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پرداخت و دو ساختار متفاوت از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی وضعیت جریان رودخانه با استفاده از داده‌های بارش را استفاده کرد. نتایج نشان داد روش شبکه عصبی مصنوعی در

برقراری روابط غیرخطی بین متغیرهای ورودی و خروجی است (فیض‌نیا و همکاران، ۱۳۸۶:۱۲۰۰). علاوه بر آن میزان خطای روش شبکه عصبی مصنوعی در حد قابل قبولی است که به‌همین دلیل، استفاده از این روش در روندیابی سیلاب رودخانه‌هایی که با کمبود آمار روبه‌رو هستند، پیشنهاد می‌شود (اجدادی و پورغفاری، ۱۳۸۷:۸). براساس تئوری مجموعه فازی^۱، منطق فازی در بسیاری از زمینه‌هایی که روابط تجربی به‌خوبی تعریف نشده‌اند و یا برای مدل‌سازی غیرعملی و نشدنی هستند، به‌کار می‌رود (استیوبر و همکاران، ۲۰۰۰:۵). منطق فازی در مقایسه با بیشتر مدل‌های آماری مفیدتر است و عملکرد سیستم خبره فازی^۲ وابسته به حجم داده‌های پیشین را ندارد. از آنجا که این سیستم‌های خبره نتایج را براساس قوانین زبانی منطقی تولید می‌کنند، داده‌های انتهایی (بیش از حد بزرگ) در مجموعه داده‌ها، تأثیر بی‌جهتی بر روی این مدل نمی‌گذارد. به‌دلیل همین ویژگی، منطق فازی ممکن است برای پیش‌بینی سیلاب مفیدتر از روش‌های مدل‌سازی رگرسیونی باشد (استیوبر و همکاران، ۲۰۰۰:۷).

پیشینه پژوهش

رضایی و همکاران (۱۳۸۶) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از نوع تغذیه روبه‌جلو و روش آموزش پس‌انتشار خطا به مدل‌سازی دبی‌های اوج حوزه آبخیز سفیدرود پرداختند. ساختمان شبکه مورد استفاده در این پژوهش شامل یک لایه ورودی، دو

³ Logsigmoeid

⁴ Tansigmoeid

⁵ Purelin

⁶ Karunanithi

¹ Fuzzy Set Theory (FST)

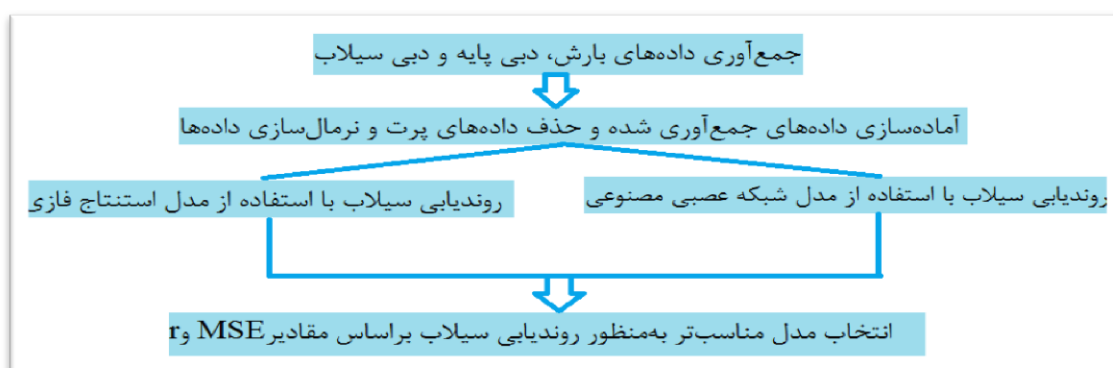
² Fuzzy Expert System

(ادلوی و موناری، ۲۰۰۶:۲۲۷). گومن^۲ و همکاران (۲۰۱۱) از الگوریتم پس‌انتشار خطا با تابع فعالیت غیرخطی سیگموئیدی برای مدل‌سازی خود استفاده کردند. هرچند که Rumelhart و McClelland برای بیشتر پژوهش‌های مربوط به هیدرولوژی تابع فعالیت غیرخطی سیگموئیدی را پیشنهاد کردند (گومن و همکاران، ۲۰۱۱:۳۴۷).

مواد و روش‌ها

مراحل انجام پژوهش حاضر در شکل (۱) نمایش داده شده است.

مقایسه با روش‌های موجود نتایج بهتری دارد. ادلوی و موناری^۱ (۲۰۰۶) برای مدل‌سازی ذخیره - عملکرد - قابلیت اعتماد حوزه آبخیز مورد نظر از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه پس‌انتشار خطا با الگوریتم Levenberg-Marquardt استفاده کرد. تابع فعالیت لایه مخفی تانزانت هایپربولیک سیگموئیدی و تابع فعالیت لایه خروجی تابع خطی بود. تابع سیگموئیدی زمانی که متقارن باشد، نسبت به زمانی که نامتقارن باشد، سرعت یادگیری بالاتری می‌تواند داشته باشد. در این پژوهش درصد داده‌های آموزشی، آزمایشی و اعتبارسنجی به ترتیب شامل ۵۰، ۲۵ و ۲۵ درصد است



شکل ۱. فلوچارت مراحل انجام پژوهش

در دی‌ماه ۱۳۸۸ سد مخزنی جره به بهره‌برداری رسیده است، کما اینکه ایستگاه هیدرومتری ماشین در پایین‌دست این سد قرار دارد و از لحاظ هیدرولوژیکی استفاده از داده‌های این ایستگاه برای کارهای پیش‌بینی سیلاب بعد از احداث این سد درست و منطقی نیست، زیرا وقوع سیلاب در پایین‌دست سدها بستگی به وقوع بارش و سایر پدیده‌های هواشناسی و به وقوع بارش و سایر پدیده‌های هواشناسی و هیدرولوژیکی ندارد و تنها به بازبودن دریچه سدها

در ابتدا داده‌های لازم برای انجام پژوهش از سازمان آب و برق خوزستان جمع‌آوری شدند. داده‌های استفاده‌شده در هر دو مدل شامل داده‌های روزانه بارش ایستگاه باغملک، داده‌های دبی‌پایه ایستگاه هیدرومتری ماشین و داده‌های دبی‌سیلاب ایستگاه ماشین، به مدت حدود ۳۹ سال، از سال ۱۳۴۹ تا دی‌ماه ۱۳۸۸ به تعداد حدود ۱۴۱۰۰ داده است. ایستگاه هیدرومتری نامبرده از سال ۱۳۴۹ شروع به داده‌برداری کرده است. همچنین در زیرحوزه آبخیز رودخانه زرد که هدف بررسی این پژوهش بوده است،

¹ Adeloje & Munari

² Ghumman

بوده است و در این صورت ماهیت نوسانی بارش و در پی آن دبی رودخانه نادیده گرفته می‌شود (رضایی و همکاران، ۱۳۸۶:۳۸). در مرحله بعد لازم بود داده‌ها نرمال‌سازی (یکسان‌کردن ارزش داده‌ها برای شبکه) شوند؛ این فرآیند به شیوه‌های مختلف از جمله گرفتن لگاریتم، تقسیم داده‌ها به بیشینه خود و محاسبه شاخص باقیمانده استیودنت (ولی و همکاران، ۱۳۹۰:۲۵) انجام می‌گیرد. در این پژوهش از رابطه ۱ برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شد:

$$X_N = \frac{(X_i - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} \quad \text{رابطه ۱}$$

که در آن X_N داده نرمال‌شده، X_{max} داده بیشینه، X_i داده موردنظر و X_{min} داده کمینه است (فیض‌نیا و همکاران، ۱۳۸۶:۱۲۰۶). با استفاده از این فرمول دامنه مقادیر اعداد بین صفر و یک قرار می‌گیرد. به این صورت که کوچک‌ترین عدد ارزش صفر و بزرگ‌ترین عدد ارزش برابر با یک را خواهد گرفت. تابع تبدیل سیگموئید در محدوده بین ۰ و ۱ دبی مناسبی دارد (فتحیان و همکاران، ۱۳۸۹:۱۶).

بستگی دارد. بر اساس این دلایل لازم است داده‌های مورداستفاده را به تاریخ قبل از آبرگیری سدها ماکول کرد. برای اجرای هر دو روش لازم است داده‌ها آماده‌سازی شوند. فرآیند آماده‌سازی داده‌ها شامل حذف داده‌های پرت و درنهایت نرمال‌سازی داده‌ها بود. فرآیند حذف داده‌های پرت با ترسیم هیدروگراف‌ها انجام شد، بدین صورت که داده‌هایی که به هر دلیلی خارج از روند کلی بارش - رواناب بودند، حذف شدند. بدین منظور، برای اجرای مدل‌های شبکه‌عصبی مصنوعی و مدل استنتاج فازی فقط از دبی‌های با منشاء بارش استفاده شد تا بدین طریق دقت روش بالاتر رود. علاوه بر آن واردکردن اطلاعات آماری سیلاب‌های نادر با میزان دبی‌های بالا باعث ازدیاد خطای این روش خواهد شد (اجدادی و پورغفاری، ۱۳۸۷:۸). هم‌چنین حذف داده‌های اشتباه موجب حذف جریان‌های کمی نیز می‌شود که ایجاد سیل نکرده‌اند (استوبر و همکاران، ۲۰۰۰:۷). درنهایت حدود ۱۱۰۰۰ داده بعد از مرحله حذف داده‌های پرت موجود بودند. به دلیل ماهیت نوسانی عوامل آب و هوایی و هیدرولوژیکی، حذف داده‌های پرت به روشی غیر از روش اجراشده، اشتباه

جدول ۱. مشخصات خام داده‌های مورد استفاده در این پژوهش

بارش	میانگین دبی پایه	میانگین دبی سیلاب	بارش نرمال‌شده	میانگین دبی پایه نرمال‌شده	میانگین دبی سیلاب نرمال‌شده
۱/۷۹۸	۱۰/۲۱	۱۱/۲۵۹	۰/۱۳۹	۰/۰۲۲۹	۰/۰۱۴۵
۵۵/۵۴۸	۳۴۵/۵۳	۶۸۵/۵۱	۰/۰۳۳۴	۰/۰۰۱۷۹	۰/۰۰۱۱۷
۷/۴۵۳	۱۸/۵۸۹	۲۶/۱۸۲	۰/۰۵۷۸	۰/۰۴۲۳	۰/۰۳۴۲

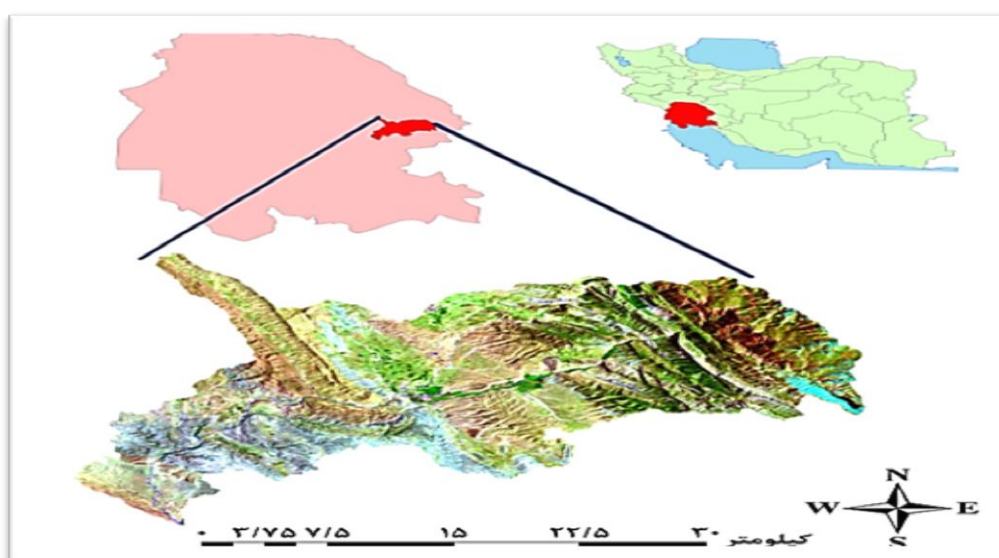
منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه زیرحوزه آبخیز رودخانه زرد است که در بخش شرقی استان خوزستان قرار دارد.

استان خوزستان به دلیل موقعیت خاص جغرافیایی مانند نزدیکی به خلیج فارس و پایین بودن عرض جغرافیایی آن نسبت به دیگر مناطق کشور، اقلیم

ضریب تغییرات و انحراف‌معیار دما در ماه‌های سرد سال بیش از ماه‌های گرم است که نشان‌دهنده ثبات و پایداری دمای هوا در تابستان نسبت به زمستان است. با توجه به موارد بالا حوزه مورد مطالعه دارای آب و هوای متعادل‌تر و دمای کمتری نسبت به مناطق مرکزی و جنوبی این استان است. شکل (۲) نقشه ایران و موقعیت حوزه آبخیز رود زرد را نشان می‌دهد.

ویژه‌ای دارد. همچنین با حرکت از جنوب غرب استان به شمال شرق، با افزایش ارتفاع، دما کاهش می‌یابد که با افزایش ارتفاع به میزان یک کیلومتر، میانگین دما حدود ۵/۱۲۳ درجه سانتی‌گراد و میانگین حداقل دما حدود ۵/۹۱۴ درجه سانتی‌گراد و میانگین حداکثر دما حدود ۴/۲۸۲ درجه سانتی‌گراد کاهش می‌یابد (طرح آمایش استان خوزستان، ۱۳۸۵). در استان خوزستان



شکل ۲. نقشه ایران و موقعیت حوزه آبخیز رودخانه زرد

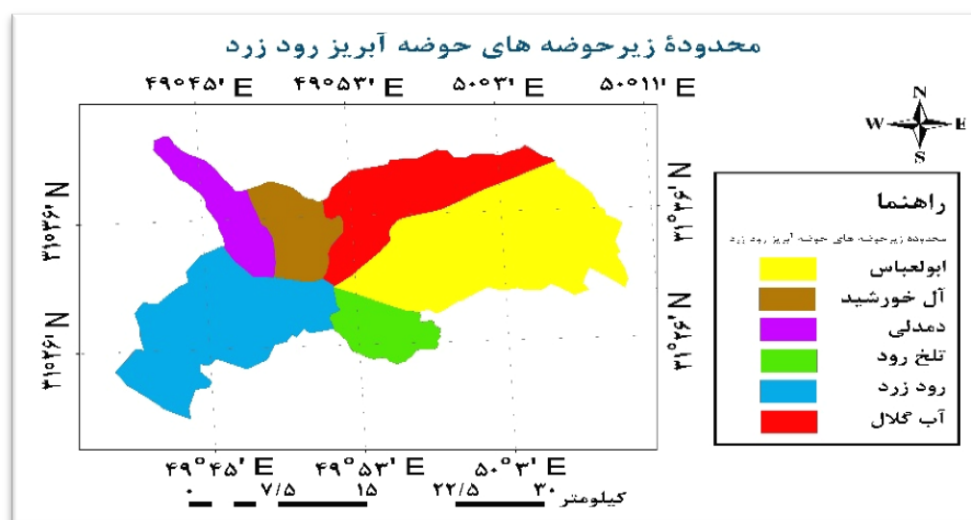
می‌گیرد و در بستری کوهستانی و از میان دره‌های تنگ و باریک ابتدا به شمال غربی جریان می‌یابد و در روستای تنگ‌کوره پس از تلاقی با شاخه‌ای که از دره‌ای به همین نام جاری است، به جنوب غربی تغییر مسیر می‌دهد. این رودخانه در مسیر، روستاهای مال‌آقا، رباط ابوالعباس، زولاب و سنگ را سیراب می‌کند و وارد منطقه باغملک می‌شود و در ادامه این رودخانه با رودخانه‌های دم‌آب منگیان، آب‌گالال، آل‌خورشید و دمدلی ترکیب می‌شود و رودخانه زرد را تشکیل می‌دهد. رودخانه زرد سپس به جنوب غربی جریان می‌یابد و روستاهای رود زرد کرفی، رود زرد

حوزه آبخیز رودخانه زرد با مساحت ۸۷۵ کیلومتر مربع در شمال شرق و شرق شهرستان رامهرمز و شرق استان خوزستان، بین مختصات ۳۹° ۳۹' تا ۵۰° ۱۰' عرض طول جغرافیایی و ۳۱° ۲۱' تا ۳۱° ۴۱' عرض جغرافیایی واقع شده است (فیض‌نیا و همکاران، ۱۳۸۶:۱۲۰۲). رودخانه زرد یکی از شاخه‌های مهم رودخانه الله بوده و با شبکه رودخانه‌ای مترکم در بخش باغملک از شهرستان ایذه واقع شده است. شاخه اصلی و اولیه آن ابوالعباس نامیده می‌شود و از دامنه‌های شرقی سفیدکوه و کوه منگشت با ارتفاع ۳۳۱۲ متر که در شرق حوزه قرار دارد، سرچشمه

دیواره‌های تلاقی با توده‌های هوای مرطوب و جبهه‌های بارانی وارد شده به منطقه است (فرهادی و اورک، ۱۳۹۲:۲). حوزه آبخیز رودخانه زرد از ۶ زیرحوزه فرعی تشکیل شده است. رواناب زیرحوزه‌های آب‌گلال به همراه رواناب چهار زیرحوزه آل‌خورشید، ابوالعبارس، دم‌دلی و تلخ‌رود از طریق رودخانه اصلی به نام رود زرد جمع‌آوری می‌شود (نشاط و صدقی، ۱۳۸۵:۷۹۲). شکل (۳) زیرحوزه‌های حوزه آبخیز رودخانه زرد را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که در این پژوهش فقط زیرحوزه آبخیز رود زرد مطالعه شده است که در این شکل به رنگ آبی نمایش داده شده است.

سادات، کریم و جره را مشروب می‌کند و در نزدیکی روستای رود زرد با رودخانه اعلا تلاقی می‌کند و رودخانه الله را تشکیل می‌دهد. از این نقطه به سمت جنوب جریان می‌یابد و پس از تلاقی با رودخانه تلخ وارد دشت رامهرمز می‌شود و پس از پیوستن به رودخانه مارون، جراحی را که یکی از پرآب‌ترین رودخانه‌های استان خوزستان است، تشکیل می‌دهد (روانروی، ۱۳۹۲:۱۹).

حوزه رود زرد دارای منطقه‌ای کوهستانی و کوهپایه‌ای است که از شرق به غرب از ارتفاعات آن کاسته می‌شود. در واقع این حوزه در دامنه‌های غربی رشته‌کوه عظیم زاگرس قرار می‌گیرد که اولین



شکل ۳. زیرحوزه‌های حوزه آبخیز رودخانه زرد و موقعیت آن‌ها

حوزه آبخیز مورد مطالعه از نوع حوزه باز است و محل ایستگاه هیدرومتری ماشین با محل خروجی رودخانه از حوزه یا همان نقطه تمرکز حوزه یکی است. کلیه اندازه‌گیری‌ها و تهیه آمار و اطلاعات هیدرومتری حوزه زودخانه زرد در ایستگاه آبسنجی ماشین و جوکنک صورت می‌گیرد (روانروی، ۱۳۹۲:۲۲). این دو ایستگاه هیدرومتری مجهز به باران‌سنج ثابت، طشتک تبخیر کلاس A، تجهیزات اندازه‌گیری درجه حرارت و سرعت باد است. ایستگاه هواشناسی باغملک در محل خروجی زیرحوزه آب‌گلال قرار دارد و در ارتفاع ۶۷۵ متری از سطح دریا واقع شده است (نشاط و صدقی، ۱۳۸۵:۷۹۲).

حوزه آبخیز مورد مطالعه از نوع حوزه باز است و محل ایستگاه هیدرومتری ماشین با محل خروجی رودخانه از حوزه یا همان نقطه تمرکز حوزه یکی است. کلیه اندازه‌گیری‌ها و تهیه آمار و اطلاعات هیدرومتری حوزه زودخانه زرد در ایستگاه آبسنجی ماشین و جوکنک صورت می‌گیرد (روانروی، ۱۳۹۲:۲۲).

مشخصات فیزیوگرافی حوزه رودخانه زرد

جدول ۲. پارامترهای ژئومورفولوژیکی و هیدرولوژیکی زیرحوزه‌های آبخیز حوزه رودخانه زرد

نام زیرحوزه	مساحت (کیلومتر مربع)	محیط (کیلومتر)	طول آبراهه (کیلومتر)	طول آبراهه اصلی (کیلومتر)	ارتفاع حداکثر (متر)	ارتفاع متوسط (متر)	ارتفاع حداقل (متر)	طول حوزه (کیلومتر)	عرض حوزه (کیلومتر)
رود زرد	۲۲۸	۷۷	۵۰	۳۳	۱۰۶۳	۷۰۴	۳۴۰	۲۰	۱۱
تلخ رود	۶۰	۳۵	۹	۹	۱۲۳۱	۹۴۳	۶۶۲	۱۰	۶
ابوالعباس	۳۰۱	۸۲	۶۲	۳۴	۳۲۹۸	۱۹۸۰	۶۶۸	۲۵	۱۲
آب گلال	۱۴۹	۶۹	۳۷	۳۰	۲۹۷۰	۱۸۰۰	۶۴۷	۲۵	۶
آل خورشید	۶۹	۳۸	۱۱	۱۱	۱۲۲۹	۹۳۸	۶۴۷	۱۳	۶
دمدلی	۶۹	۴۷	۱۹	۱۹	۱۳۰۹	۹۵۵	۶۰۵	۲۰	۳

جدول ۳. پارامترهای ژئومورفولوژیکی و هیدرولوژیکی زیرحوزه‌های آبخیز حوزه رودخانه زرد (منبع: علیزاده، ۱۳۸۷)

نام زیرحوزه	میانگین شیب	فاکتور شکل	فاکتور فرم	ضریب فشردگی (گراویلیوس)	نسبت دایره‌ای	نسبت کشیدگی	زمان تمرکز (دقیقه)، معادله کریچ
رود زرد	۸/۶۷	۲/۳	۰/۴۳	۰/۴۳	۰/۴۹	۰/۷۴	۲۶۰
تلخ‌رود	۷/۸۲	۱/۹۳	۰/۵۲	۱/۲۳	۰/۶۶	۰/۸۱	۶۰
ابوالعباس	۲۱/۳۲	۲/۲۴	۰/۴۴	۱/۳۳	۰/۵۶	۰/۷۵	۱۶۰
آب گلال	۱۵/۱۵	۴/۱۴	۰/۲۴	۱/۵۶	۰/۴۲	۰/۵۶	۱۵۰
آل خورشید	۷/۸۸	۲/۵۹	۰/۳۸	۱/۲۵	۰/۶۴	۰/۷	۸۰
دمدلی	۱۴/۵۹	۵/۶۸	۰/۱۸	۱/۵۷	۰/۴۱	۰/۴۸	۱۴۰

شبکه عصبی مصنوعی^۱

شبکه‌های عصبی را می‌توان با اغماض زیاد، مدل‌های الکترونیکی از ساختار عصبی مغز انسان دانست. ساختار کلی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه تشکیل شده است: ۱- لایه ورودی: در این لایه اطلاعات ورودی به مدل معرفی می‌شود؛ ۲- لایه و یا لایه‌های مخفی (میانی): در این لایه اطلاعات

پردازش می‌شوند؛ ۳- لایه خروجی: نتایج حاصل از عملکرد مدل تولید می‌شوند (میثاقی و محمدی، ۱۳۸۳:۳). در حالت کلی شبکه‌های عصبی به دو گروه نظارت‌شده^۲ و نظارت‌نشده^۳ طبقه‌بندی می‌شوند. در آموزش بدون نظارت پارامترهای شبکه عصبی به وسیله خود سیستم تنظیم می‌شوند، درحالی‌که در نوع نظارت‌شده لازم است مجموعه‌ای از داده‌ها و

^۲ Supervised

^۳ Unsupervised

^۱ Artificial Neural Networks (ANNs)

روش ابتدا وزن‌های تصادفی به هر نرون داده شده است و بر پایه آن‌ها خروجی محاسبه می‌شود. سپس بر پایه اختلاف میان خروجی به‌دست آمده و خروجی واقعی، وزن‌ها به سمت عقب (از خروجی به سمت ورودی) تنظیم می‌شود. عمل تنظیم وزن‌ها طی فرآیند یادگیری آنقدر تکرار می‌شود تا یکی از عامل‌های محدودکننده چرخه به‌دست آید. از جمله این عامل‌ها می‌توان به بیشینه تعداد تکرار، کمینه خطای مطلوب و بیشینه زمان یادگیری اشاره کرد (فیض‌نیا و همکاران، ۱۳۸۶:۱۲۰۴).

توابع فعالیت در شبکه عصبی مصنوعی

توابع فعالیت استفاده‌شده در این پژوهش بدین شرح است: تابع خطی^۵ که خروجی این تابع دقیقاً با مقداری که به آن وارد می‌شود، یکسان است و همان مقدار ورودی را به خروجی ارسال می‌کند. تابع لوگ‌سیگموئید^۶ (سیگموئید) که خروجی این تابع مقادیری بین ۰ تا ۱ است و یکی از پرکاربردترین توابع انتقالی در شبکه‌های با الگوریتم پس‌انتشارخطا است. تابع تان‌سیگموئید^۷ نیز همانند تابع سیگموئید است با این تفاوت که خروجی این تابع بین مقادیر ۱- تا ۱+ است. تابع اشباع خطی^۸ بین محدوده ۱- تا ۱+ همانند تابع خطی است و مقادیر بزرگ‌تر مساوی ۱+ را خروجی برابر با ۱+ می‌دهد و مقادیر کوچک‌تر مساوی ۱- را خروجی برابر با ۱- می‌دهد. شکل (۷) نمودار توابع مذکور را نمایش می‌دهد.

نتایج و یا پاسخ مربوط به آن‌ها به شبکه عصبی عرضه شود، داده‌های ورودی در نوع نظارت‌شده شامل داده‌های آموزشی، آزمایشی و اعتبارسنجی هستند. داده‌های آموزشی داده‌هایی هستند که از آن‌ها برای به‌دست‌آوردن وزن‌های بهینه استفاده می‌شود، همچنین داده‌های آزمون، داده‌هایی هستند که برای به‌دست‌آوردن میزان خطا و کارایی شبکه وارد سیستم می‌شود. داده‌های اعتبارسنجی برای جلوگیری از آموزش کاذب و بیش‌ازحد مدل^۱ که اغلب باعث عدم‌یادگیری مناسب فرآیند به‌وسیله مدل می‌شود، به‌کار می‌رود. این داده‌ها ملاک ارزیابی کارایی مدل‌هاست (دستورانی، ۱۳۸۶:۳۱). سلول‌های شبکه عصبی مصنوعی بسته به نوع مدل، به‌ترتیب خاصی با یکدیگر ارتباط دارند. یکی از این مدل‌ها، شبکه پرسپترون چندلایه است که در آن سلول‌های عصبی در لایه‌های موازی قرار دارند. میزان اثرگذاری یک سلول بر سلول مجاور را پارامتری تعیین می‌کند که اصطلاحاً وزن نامیده می‌شود (حسینی و همکاران، ۱۳۸۰:۳). در شبکه پرسپترون چندلایه اتصال گره‌ها فقط از جزء i به جزء $i+1$ برقرار است و در جهت عکس وجود ندارد (پیشخور^۲) (دستورانی، ۱۳۸۶:۳۲). در شبکه‌های عصبی ارتباط میان نرون‌ها و تنظیم وزن‌ها در آن از قانون یادگیری^۳ پیروی می‌کند. یکی از متداول‌ترین الگوریتم‌های یادگیری شبکه‌های عصبی، الگوریتم پس‌انتشار خطا^۴ است که به‌ویژه در بررسی‌های هیدرولوژی کاربرد زیادی دارد. در این

⁵ Linear Transfer Function

⁶ Log-Sigmoid Transfer Function

⁷ Tan-Sigmoid Transfer Function

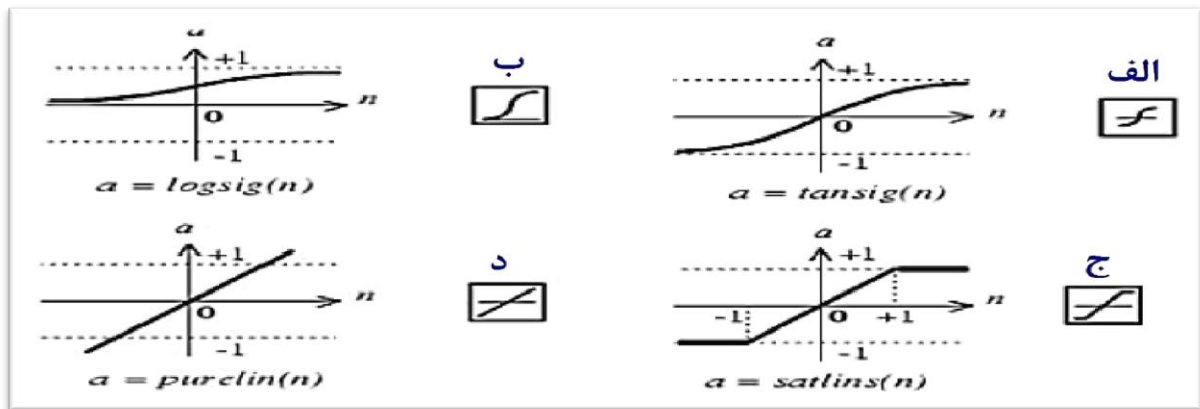
⁸ Saturation Linear Transfer function

¹ Over training

² Feed Forward

³ Training rules

⁴ Back Propagation

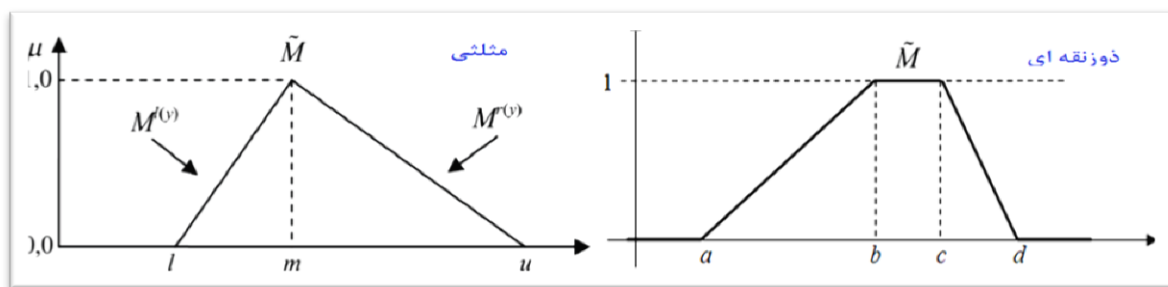


شکل ۷. نمودار توابع فعالیت در شبکه‌های عصبی مصنوعی (الف- تابع تان‌سیگموئید، ب- تابع لوگ‌سیگموئید، ج- تابع اشباع خطی، د- تابع خطی)

عدد را تعیین می‌کند، تابع عضویت نام دارد (بختیاری و همکاران، ۱۳۹۱:۶). از جمله توابع مرسوم می‌توان به توابع عضویت مثلثی^۲، دوزنقه‌ای^۳، سیگموئید^۴، گوسی^۵ و ... اشاره کرد. در این پژوهش از توابع عضویت مثلثی و دوزنقه‌ای استفاده شده است. تابع عضویت عدد فازی مثلثی و دوزنقه‌ای در شکل (۸) نمایش داده شده است.

سیستم استنتاج فازی^۱

پایه و اساس مجموعه‌ها و منطق فازی را پرفسور لطفی‌زاده استاد ایرانی مطرح کرد. منطق فازی در واقع با استفاده از مجموعه‌ای از معلومات نادقیق که با الفاظ و جملات زبانی تعریف شده‌اند، به دنبال استخراج نتایج دقیق است. میزان عضویت اعضا در مجموعه‌های فازی را با عددی بین صفر و یک نشان می‌دهند که درجه تعلق نامیده می‌شود. تابعی که این



شکل ۸. تابع عضویت عدد دوزنقه‌ای و مثلثی فازی (\tilde{M})

و خروجی) از حالت توصیف زبانی (مانند کم، متوسط و زیاد) به مقدار متناظر با آن و انتصاب یک تابع

مراحل ایجاد سیستم استنتاج فازی شامل:
۱- تبدیل تمام پارامترها (پارامترهای متغیرهای ورودی

^۱ Fuzzy Interface System (FIS)

^۲ Triangular

^۳ Trapezoidal

^۴ Sigmoidal

^۵ Gaussian

مطالعه از مرکز ثقل ناحیه استفاده شده است (بختیاری و همکاران، ۱۳۹۱: ۸). برای ارزیابی نتایج عملکرد مدل‌های طراحی شده در هر دو روش شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی، از مجذور میانگین مربعات خطا^۶ (MSE) و ضریب تعیین^۷ بین بردار مشاهده شده و بردار پیش‌بینی شده بهره‌گیری شده است (ولی و همکاران، ۱۳۹۰: ۲۷).

$$MSE = \frac{\sum_{j=0}^P \sum_{i=0}^N (d_{ij} - y_{ij})^2}{N \times P} \quad \text{رابطه ۲}$$

که در آن، P تعداد خروجی عناصر پردازش شده، N تعداد نمونه‌ها در مجموعه داده‌ها، y_{ij} خروجی شبکه برای نمونه i در عنصر پردازش شده j، d_{ij} خروجی موردنظر برای نمونه i در عنصر پردازش شده j است. MSE اختلاف بین مقدار مشاهده شده و مقادیر محاسبه شده را نشان می‌دهد. کمترین مقدار MSE بالاترین صحت پیشگویی را بیان می‌کند. همچنین مقدار r نشان‌دهنده میزان بازده شبکه است که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$r = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(d_i - \bar{d})}{\sqrt{\sum_i (d_i - \bar{d})^2} \sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}} \quad \text{رابطه ۳}$$

که X_i خروجی شبکه، d_i خروجی مورد نظر، \bar{x} میانگین خروجی شبکه و \bar{d} میانگین خروجی موردنظر است. بهترین پاسخ برای مدل هنگامی ایجاد خواهد شد که r و MSE به ترتیب به یک و صفر میل کند (امیری و همکاران، ۱۳۹۲: ۲۳۶). اگر ضریب همبستگی به توان دو برسد، شاخصی به نام ضریب تعیین را ارائه خواهد کرد که مفهوم آشکارتری خواهد داشت.

عضویت برای تمام پارامترها. ۲- تعریف قوانین^۱، که در آن ارتباط توابع عضویت پارامترهای متغیرهای ورودی را با پارامترهای متغیرهای خروجی بیان می‌کند که به طور معمول به صورت زنجیره‌ای از عبارت اگر- آنگاه (IF- THEN) است. ۳- قوانین ایجاد شده در مرحله قبل از نظر ریاضیاتی آزمون و نتایج آن‌ها ترکیب می‌شود. هر قانون از طریق فرآیندی ارزیابی می‌شود که به آن استنباط^۲ گفته می‌شود و نتایج هر قانون از طریق فرآیندی ترکیب می‌شود که به آن اجتماع^۳ می‌گویند. ۴- نتایج مراحل قبل از طریق فرآیندی که غیرفازی‌سازی^۴ می‌گویند، به صورت عدد قطعی^۵ نمایش داده می‌شود. اگر مدل طراحی شده دارای m متغیر ورودی و n تابع عضویت باشد، در این صورت به تعریف n^m قانون برای تمام شرایط نیاز است (مه‌بیر و همکاران، ۲۰۰۳: ۳۷۵۴).

هر قاعده فازی دارای دو بخش مقدمه و نتیجه است؛ در قسمت مقدمه اجزاء با کمک عملگرهایی مثل AND و OR به هم مربوط می‌شوند (که در این پژوهش از عملگر AND استفاده شد). در استنتاج فازی، خروجی با توجه به تابع عضویت تعیین شده و برآورد قواعد و محاسبه نتیجه فازی به دست می‌آید. برای استدلال و استنتاج ترکیب منطقی، از خروجی‌های قواعد «اگر ... آنگاه» استفاده می‌شود. عموماً چهار روش غیرفازی‌سازی وجود دارد که عبارت‌اند از: مرکز ثقل ناحیه، میانگین بیشینه، کوچک‌ترین بیشینه‌کننده و نیمساز ناحیه، که در این

¹ Rules

² Implication,

³ Aggregation.

⁴ Defuzzification.

⁵ Crisp

⁶ Root Mean Square Error (RMSE)

⁷ Coefficient of Determination (R²)

$$N_H \leq 2N_I + 1 \quad \text{رابطه ۴}$$

در حالی که N_H تعداد گره‌های لایه مخفی، N_I تعداد گره‌های لایه ورودی است (فتحیان و همکاران، ۱۳۸۹:۱۹). از طرف دیگر بر طبق نظریه Kolmogorov حداقل تعداد گره‌ها در لایه مخفی باید $2n+1$ است (n برابر با تعداد گره‌ها در لایه ورودی) (فنگ و لو، ۲۰۱۰:۲۹۷۶). ساختار شبکه عصبی، ورودی‌های اعمال‌شده، تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌های لایه‌ها، نحوه آموزش و تعداد بردارهای خروجی شبکه در ارزیابی عملکرد مدل مؤثر است (ولی و همکاران، ۱۳۹۰:۲۷). بر این اساس سعی شد در اجرای شبکه عصبی تعداد نرون‌های مختلف، تعداد لایه‌های میانی متفاوت و انواع توابع فعالیت بررسی و در نهایت خروجی‌های مطلوب ارائه شود. برای مشخص شدن میزان تأثیر وردی‌ها بر خروجی، از روش تحلیل حساسیت استفاده می‌کنند. این روش برای مشخص کردن آن است که خروجی در شبکه موردنظر نسبت به کدام یک از ورودی‌ها دارای حساسیت بیشتری است. با روش‌های حساسیت‌سنجی، امکان رده‌بندی قاطع و مستقل اثر متغیرها بر روی عامل خروجی (دبی سیلاب) وجود ندارد (رضایی و همکاران، ۱۳۸۶:۳۷).

مدل‌سازی با استفاده از سیستم استنتاج فازی

اجرای مدل فازی با استفاده از جعبه‌ابزار فازی در نرم‌افزار MATLAB انجام شد. برای اجرای مدل فازی بعد از آماده‌سازی داده‌ها لازم بود نوع و تعداد توابع عضویت، روش AND (که در این پژوهش از آن استفاده شد)، روش استنباط، روش اجتماع و روش غیرفازی‌سازی معلوم شوند. در این پژوهش با

ضریب تعیین نسبت تغییر است که دو متغیر با هم انجام می‌دهند و چنانچه در ۱۰۰ ضرب شود، به صورت درصد بیان می‌شود (فرهادی و اورک، ۱۳۹۲:۵).

مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

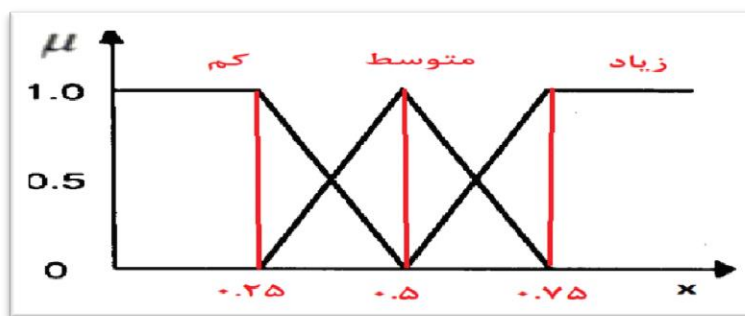
پس از انتخاب ساختار کلی شبکه عصبی و متغیرهای ورودی و خروجی آن، لازم است مقدار بایاس^۱ و نوع تابع فعالیت مورد استفاده در هر سلول، بررسی شود و بهترین حالت برای مسئله مورد مطالعه به دست آید. آموزش دیدن شبکه‌های عصبی در واقع چیزی جز تنظیم وزن‌های ارتباطی این نرون‌ها به ازای دریافت مثال‌های مختلف نیست تا خروجی شبکه به سمت خروجی مطلوب همگرا شود. برای استفاده از شبکه عصبی مصنوعی باید بیشترین و کمترین عدد در قسمت آموزش قرار داشته باشد (مندز و همکاران، ۲۰۰۴:۴۷). شبکه عصبی مصنوعی در این پژوهش با استفاده از کد نوشته‌شده در نرم‌افزار MATLAB^۲ با الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا، ایجاد شد. مهم‌ترین مسئله در ساخت شبکه تعداد لایه‌ها و نرون‌ها در هر لایه است. به‌طور اصولی، تعداد نرون‌ها در لایه اول برابر با ورودی‌ها و در لایه خروجی برابر با تعداد خروجی‌هاست. در هیدرولوژی با توجه به وجود به‌هم‌خوردگی و پراکندگی در داده‌ها و انعطاف‌پذیری شبکه عصبی پیشخور با دو لایه مخفی، به‌طور معمول شروع پردازش داده‌ها با دو لایه مخفی آغاز می‌شود (رضایی و همکاران، ۱۳۸۶:۳۷). برای تعیین تعداد گره‌های لایه پنهان از رابطه تجربی زیر استفاده می‌شود:

¹ Bias

² MATrix LABoratory

آزمون و خطا و همچنین استفاده از چارک^۱ داده‌ها بود (مهایی و همکاران، ۲۰۰۳:۳۷۵۵). در زمان استفاده از چارک داده‌ها، اعداد اول و سوم تابع - عضویت مثلثی را به ترتیب برابر با چارک اول و سوم، و عدد دوم در این تابع را برابر با چارک دوم (میانه) قرار داده شدند. تعریف قوانین سیستم استنتاج فازی در حالت کلی از روال اگر - آنگاه پیروی می‌کند، همچنین تعداد قوانین نیز بستگی به تعداد متغیرهای زبانی استفاده شده دارد و در حالت کلی حداکثر تعداد قوانین ایجاد شده به صورت ضرب تعداد متغیر زبانی انتخاب شده دارد، به عبارت دیگر زمانی که از ۳ متغیر زبانی (به طور مثال کم، متوسط و زیاد) در تمام پارامترها که شامل ۳ پارامتر است (بارش، دبی پایه و دبی سیلاب) استفاده شود، تعداد قوانین در این حالت برابر با $3 \times 3 = 9$ قانون است.

استفاده از تمام داده‌ها ترکیبی از روش‌های موجود در جعبه‌ابزار فازی موجود در نرم‌افزار MATLAB، اجرا شد تا در نهایت بهترین نتیجه مشخص شود. لازم به ذکر است اجرای سیستم استنتاج فازی در این پژوهش همانند مدل شبکه عصبی مصنوعی اجرا شده، دارای ۲ پارامتر ورودی (بارش و دبی پایه) و یک پارامتر خروجی (دبی سیلاب) است. یکی از مهم‌ترین بخش‌ها در اجرای مدل فازی، تعیین تابع عضویت و نوع آن است که مهم‌ترین و پرکاربردترین آن‌ها، توابع عضویت مثلثی و ذوزنقه‌ای است که در این پژوهش از هر دوی آنها استفاده شد. برای تعیین بازه هر تابع عضویت لازم است محدوده عددی آن‌ها به نرم‌افزار معرفی شوند که مثلاً در تابع عضویت مثلثی باید ۳ عدد و در تابع عضویت ذوزنقه‌ای باید ۴ عدد به نرم‌افزار معرفی شود. انتخاب این اعداد براساس



شکل ۹. ساختار فازی با ۳ متغیر زبانی کم، متوسط و زیاد

دو لایه مخفی. پژوهش‌های قبلی نشان دادند برای اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی برای روندیابی سیلاب حداکثر به ۲ لایه مخفی نیاز است و بر این اساس این دو حالت کلی در نظر گرفته شدند. در هر کدام از حالت‌ها تعداد نرون‌ها، نوع تابع فعالیت و

نتایج

نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی

در این پژوهش برای طراحی شبکه عصبی مصنوعی در حالت کلی ۲ حالت در نظر گرفته شد. حالت اول طراحی شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه مخفی و حالت دوم طراحی شبکه عصبی مصنوعی با

^۱ Quartile

خطای ایده‌آل^۱ به ترتیب برابر با ۱۰۰۰ و ۰/۰۰۱ و همچنین الگوریتم یادگیری همه انواع شبکه‌های مصنوعی ایجاد شده (با یک و دو لایه مخفی) از نوع levenberg-marquardt قرار داده شد. جدول (۶) و (۷) بهترین نتایج اجرای مدل شبکه عصبی را بر روی داده‌های ورودی نشان می‌دهد.

روش حساسیت‌سنجی به کاررفته در این پژوهش به این صورت بود که با استفاده از داده‌های آماده‌شده، ساختارهای متفاوتی از شبکه را پیاده‌سازی کرد که در نهایت از بین ساختارها، هم بهترین ساختار را استخراج کرد و هم اینکه سنجیده شد که شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده به کدام پارامتر ساختار حساسیت بیشتری دارد. با بررسی این نتایج، به این نتیجه رسیدیم که شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده با داده‌های مورداستفاده، نسبت به افزایش درصد داده‌های آموزش، نسبت به افزایش نرون‌های لایه پنهان و همچنین نسبت به نوع تابع فعالیت لایه خروجی پنهان حساسیت نشان می‌دهد و بهترین نتایج در درصد پایین داده‌های آموزش (در محدوده ۸۰ درصد) و تعداد کم نرون لایه پنهان و همچنین تابع فعالیت لوگ‌سیگموئید حاصل می‌شود.

نتایج مدل سیستم‌استنتاج فازی

همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، در این پژوهش برای تعیین بازه هر تابع عضویت از روش آزمون و خطا و همین‌طور چارک داده‌ها استفاده شد که جدول (۳) چارک اول و دوم و سوم داده‌های مورد استفاده در مدل فازی را نمایش می‌دهد.

درصد مقادیر اختصاص‌یافته به هر کدام از داده‌ها آموزش^۱ و آزمایش^۲ و اعتبارسنجی^۳ تغییر یافت تا از بین حالت‌های اجرا شده بهترین حالت حاصل شود که شامل حالت‌هایی با کمترین مقادیر خطاست. همان‌گونه که قبلاً ذکر شد، بهترین حالت زمانی است که مقادیر میانگین مربعات خطا^۴ به سمت صفر و مقادیر ضریب‌تعیین^۵ به سمت یک میل کند. در این پژوهش برای طراحی شبکه عصبی مصنوعی با ۲ لایه مخفی درصد مقادیر داده‌های آموزشی، آزمایشی و اعتبارسنجی به ترتیب برابر با ۸۰، ۱۰ و ۱۰ درصد انتخاب شد. برای انتخاب این مقادیر قانون خاصی وجود ندارد و برحسب آزمون و خطا و همچنین پژوهش رضایی و همکاران (۱۳۸۶) که همین مقادیر را برای شبکه موردنظر خود انتخاب کرده بودند، انتخاب شد. جدول (۸) و (۹) بهترین نتایج به دست آمده در مدل‌های مختلف اجرا شده شبکه عصبی مصنوعی را نمایش می‌دهد که به ترتیب برای یک لایه مخفی و دو لایه مخفی است. لازم به ذکر است که کلیه مراحل اجرای شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از دستورهای نوشته شده در قسمت ویرایشگر^۶ برنامه متلب انجام شده است یکی از بزرگ‌ترین محاسن استفاده از این بخش امکان ویرایش شبکه عصبی مصنوعی ایجاد شده است. لازم به ذکر است که در تمام انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی ایجاد شده، مقادیر تعداد تکرار آموزش^۷ و

¹ Train

² Test

³ Validation

⁴ Root Mean Square Error (RMSE)

⁵ Determination Coefficient (R)

⁶ Editor

⁷ epoch

⁸ goal

جدول ۳. چارک‌های اول و دوم و سوم داده‌های مورد استفاده در این پژوهش

بارش (میلی متر)	دبی پایه (مترمکعب بر ثانیه)	دبی سیلاب (مترمکعب بر ثانیه)	چارک اول
۰/۱۳۲	۰/۰۰۹۵	۰/۰۰۶۲	چارک دوم (میانه)
۰/۲۶	۰/۰۱۸	۰/۰۱۲	چارک سوم
۰/۴۱	۰/۰۶۲	۰/۰۴۶	

(دبی سیلاب) است. در تمام مدل‌های اجرا شده، توابع عضویت اولی و آخری (به دلیل پوشاندن تمام داده‌ها) از نوع تابع ذوزنقه‌ای انتخاب شدند. مقادیر ریشه مربعات خطای به دست آمده (در جدول‌های ۴، ۵ و ۶) به دلیل کوچک بودن مقادیر و هم‌چنین راحتی در خواندن، این مقادیر 10^{-4} بار بزرگ‌تر شده‌اند؛ به عبارتی برای رسیدن به مقادیر واقعی (که اعداد بسیار کوچکی هستند) لازم است که اعداد این ستون‌ها را در 10^{-4} ضرب کنیم تا مقادیر واقعی خطا به دست آید.

سیستم استنتاج فازی استفاده شده در این پژوهش سیستم استنتاج فازی ممدانی^۱ است. نرم‌افزار متلب تنها ۲ نوع از سیستم‌های استنتاج فازی را داراست که شامل سیستم استنتاج فازی ممدانی و سوگنو^۲ است. جدول (۶)، بهترین نتایج اجرای مدل فازی را نمایش می‌دهد. اعداد ردیف اول این جدول حاوی ۳ عدد هستند که این اعداد به ترتیب از چپ به راست شامل تعداد توابع عضویت لایه ورودی اول (بارش)، تعداد توابع عضویت لایه ورودی دوم (دبی پایه) و تعداد توابع عضویت لایه خروجی

جدول ۴. نتایج حاصل از اجرای مدل استنتاج فازی بر روی داده‌های مورد استفاده

۳-۳-۳(quartile)	۳-۳-۳(quartile)	۳-۳-۳(quartile)	۴-۴-۴	ساختار مدل فازی (تعداد تابع عضویت)
prod	min	Prod	min	روش And
min	min	Min	min	روش استنباط
max	max	Max	max	روش اجتماع
bisector	Bisector	Centroid	centroid	روش غیرفازی‌سازی
۰/۲۱۹۶	۰/۲۱۹۶	۰/۲۱۶۱۴	۰/۲۱۸۲	MSE
۰/۰۲۹۷	۰/۰۲۹۷	۰/۰۳	۰/۰۳۰۳	R

^۱ mamdani^۲ sugeno

جدول ۵. نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی اجرا شده با یک لایه مخفی

MSE										
ردیف	Train	Validation	Test	R	تعداد نرون	%train	%valid	%test	تابع فعالیت لایه مخفی	تابع فعالیت لایه خروجی
۱	۱/۳۶	۰/۳۷	۰/۶۸	۰/۹۵	۲۹	۸۵	۵	۱۰	tansig	tansig
۲	۱/۲۷	۱/۲۷	۰/۴۸	۰/۹۵	۱	۷۰	۱۰	۲۰	tansig	purelin
۳	۱/۹۴	۱/۶	۰/۹۸	۰/۹۲	۶۳	۹۰	۵	۵	tansig	logsig
۴	۱/۱۲	۰/۶۲	۰/۵۵	۰/۹۶	۳	۸۰	۱۰	۱۰	logsig	purelin
۵	۱/۳۲	۰/۸۳	۱/۰۷	۰/۹۵	۹۰	۸۵	۱۰	۵	logsig	satlin

جدول ۶. نتایج مدل شبکه عصبی اجرا شده با دو لایه مخفی*

MSE												
ردیف	Train	Validation	Test	R	تعداد نرون	% Train	% Valid	% Test	تابع فعالیت لایه مخفی ۱	تابع فعالیت لایه مخفی ۲	تابع فعالیت لایه خروجی	
۱	۱/۴۵	۰/۵۲	۰/۹۸	۰/۹۵	۱	۸۰	۱۰	۱۰	Logsig	tansig	purelin	
۲	۱/۰۲	۱/۵۵	۰/۵۵	۰/۹۵۶	۱۴	۸۰	۱۰	۱۰	Logsig	tansig	purelin	
۳	۱/۵۱	۱/۲۳	۰/۷۳	۰/۹۵۳	۱۵	۸۰	۱۰	۱۰	Logsig	tansig	purelin	
۴	۱/۳۱	۱/۵۴	۰/۷	۰/۹۵۸	۱۹	۸۰	۱۰	۱۰	Logsig	tansig	purelin	
۵	۱/۱۸	۰/۹	۱/۰۶	۰/۹۵	۴	۸۰	۱۰	۱۰	Tansig	logsig	purelin	
۶	۱/۲۸	۰/۳۶	۰/۸۵	۰/۹۵۱	۴	۸۰	۱۰	۱۰	Tansig	logsig	purelin	
۷	۰/۹۲	۰/۶	۱/۲۲	۰/۹۵۹	۵	۸۰	۱۰	۱۰	Tansig	logsig	purelin	
۸	۲/۶۲	۱/۵۱	۰/۶۲	۰/۸۹۴	۸	۸۰	۱۰	۱۰	Tansig	logsig	purelin	
۹	۱/۲۹	۰/۹۲	۰/۳	۰/۹۵۴	۱۴	۸۰	۱۰	۱۰	Tansig	logsig	purelin	
۱۰	۱/۴۶	۰/۴۲	۱/۶	۰/۹۴۹	۱۹	۸۰	۱۰	۱۰	Tansig	logsig	purelin	
۱۱	۰/۹۲	۰/۸۵	۱/۶	۰/۹۵۹	۱۹	۸۰	۱۰	۱۰	Tansig	logsig	purelin	

* بهترین نتایج مربوط به دو نوع ساختار شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی با رنگ قرمز نشان داده شده است.

بحث و نتیجه‌گیری

شیب آبراهه (رضایی و همکاران، ۱۳۸۶:۳۰) در ایجاد سیل دخیل هستند، ولی با توجه به اینکه عوامل ذکر شده در حوزه آبخیز در طول این دوره آماری تقریباً ثابت‌اند و تغییرات ناچیزی دارند، بنابراین با فرض وارد کردن مقادیر عوامل ذکر شده در ورودی‌های شبکه این مقادیر ثابت بوده است و ورود اعداد ثابت در خروجی حاصل از شبکه عصبی دخالتی ندارد

همان‌طور که مشخص است در ایجاد سیل و سیلاب‌خیزی یک ناحیه عوامل و دلایل متعددی دخیل هستند، ولی در اجرای این پژوهش از دو پارامتر ورودی بارش و دبی‌پایه برای روندیابی سیلاب استفاده شد. عواملی مانند پوشش گیاهی، جنس خاک، شیب زمین و حتی برای شیب، طول آبراهه اصلی و

زیرحوزه آبخیز رودخانه زرد مدنظر بوده است که بیش از ۴ ساعت است)، زمان لازم برای اجرای اقداماتی همچون هشدار به کشاورزان و ساکنان پایین‌دست، بستن دریچه سدها و بازکردن سدهای انحرافی و سایر اقدامات لازمه را انجام داد و خسارات وقوع سیلاب را به حداقل ممکن رساند و حتی از آن جلوگیری کرد و این اقدامات نیازمند اعلام زنگ خطر وقوع سیلاب به مسئولان امر و ساکنان منطقه سیلاب است که این پژوهش در جهت اعلام این زنگ خطر بوده است.

بزرگ‌ترین نتیجه اجرای شبکه عصبی مصنوعی این است که هیچ رابطه خطی‌ای بین تعداد نرون‌ها در لایه (های) مخفی، درصد مقادیر آزمایش و آزمون و اعتبارسنجی اختصاص داده شده و همچنین نوع تابع فعالیت استفاده‌شده با مقادیر خطا و رگرسیون بین مقادیر موردانتظار^۱ و مقادیر خروجی مدل^۲ وجود ندارد، ولی در حالت کلی مقایسه نتایج اجرای مدل بر روی داده‌ها نشان داد خروجی مدل زمانی که از دو لایه مخفی استفاده شود، بهتر است و مقادیر خطای به نسبت کمتری را نسبت به حالتی که تنها یک لایه مخفی وجود دارد، نشان می‌دهد. یکی دیگر از محاسن مدل فازی در مقایسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی، نمایش نتایج یکسان در هر بار اجرای مدل با ورودی‌ها و توابع یکسان است. در حالی که مدل شبکه عصبی مصنوعی این ویژگی را ندارد و پس از اجرای مدل در هر بار (با همان پارامترهای ورودی یکسان) نتایج مدل با نتایج قبلی متفاوت خواهد بود که این به دلیل انتخاب مقادیر آستانه و وزن تصادفی (و

مگر اینکه حوزه آبخیز به صورت منطقه‌ای بررسی شود (رضایی و همکاران، ۱۳۸۶:۳۵) که در این پژوهش موردنظر نیست؛ بنابراین با این فرضیات تنها دو پارامتر وارد شبکه عصبی موردنظر شدند. هدف از اجرای این پژوهش مقایسه مدل‌سازی پیش‌بینی سیلاب با استفاده از دو مدل هوش محاسباتی (شبکه عصبی مصنوعی و استنتاج فازی) و درنهایت پیش‌بینی بهنگام سیلاب با استفاده از نتایج این پژوهش (جدول‌های ۴، ۵ و ۶) است. با علم بر اینکه سیلاب یکی از عوامل اصلی تخریب محیط‌زیست و از بین بردن زمین‌های کشاورزی و واردکردن خسارات جانی و مالی بسیاری است و باتوجه به روند رشد تخریبی محیط زیست به دست انسان، وقوع سیلاب به تبع آن افزایش می‌یابد و اهمیت چنین مطالعاتی بیش‌ازپیش احساس می‌شود. این پژوهش در جهت پاسخ‌گویی به این پرسش بوده است که در حوزه آبخیز مورد مطالعه چه زمانی و با چه حجمی سیلاب رخ خواهد داد. بدین معنی که با قراردادن داده‌های بارش، دبی‌پایه در ساختارهای پیشنهادی برای شبکه عصبی مصنوعی و مدل استنتاج فازی می‌توان حجم و زمان سیلاب احتمالی را پیش‌بینی کرد و با داشتن نقشه‌های پستی و بلندی منطقه (شکل ۲) مناطقی که در معرض سیلاب قرار می‌گیرند (مناطق با ارتفاع کمتر نسبت به سطحی که سیلاب در آنجا رخ خواهد داد)، میزان و حجم خسارات احتمالی واردآمده، مناطق در معرض فرسایش و رسوبگذاری و همچنین حجم مواد فرسایش‌یافته و رسوب‌یافته را مشخص کرد. پس از مدل‌سازی به‌وسیله ساختارهای پیشنهادی دو مدل اجراشده در این پژوهش می‌توان در صورت وقوع سیلاب، با توجه به زمان تمرکز حوزه‌ها (که در اینجا

¹ Target

² Output

- and technology of agriculture and natural resources / eleventh year / NO. 1.
- Ravanroui, A. master thesis, faculty of agriculture. Faculty of water science. Shahid Chamran university of Ahvaz. 1392.
- Roghani, M. 1390. Check the mechanical operation of watershed runoff on control Watershed River; case study: Heydari watershed. Journal of irrigation and water engineering. Second years. No. 7. Spring 1391.
- Planning Project Khuzestan., 1385. Applied meteorology research center of khuzestan.
- Alizadeh, A. 1387. Principles of applied hydrology. Publication institute of astan quds razavi. 870 pages.
- Fathian, H. Nikou, M. Nikou, M. 1389. Rivers flood routing using evolutionary artificial neural networks. Journal of water resources engineering / third years / summer 1389.
- Farhadi, N. Ourak, N. 1392. Analysis of changes in precipitation characteristics of the zardriver basin in Khuzestan province. The first national conference of Iranian climate. Industrial and technology graduate university, Kerman, Iran.
- Feiz nia, S. Asgari, H. Moazami, M. 1386. Evaluation of the efficiency of artificial neural network in estimating daily suspended sediment (case study: Zard watershed, Khuzestan). Journal of faculty of natural resources, volume 60, No. 4.
- Misaghi, F. Mohamadi, K. 1383. Predict changes in zayandeh rud river water quality using artificial neural networks. The second national conference on water and soil resources for students of Shiraz University.
- Neshat, A. Sedghi, H. 1385. Estimates of runoff using the soil conservation service (SCS) and HEC-HMS model in basin baghmalek khuzestan province. Journal of agricultural science, years 12, No. 4.
- Vali, A. Ramesht, M. Seif, A. Ghazavi, R. 1389. Comparing efficiency neural networks and regression models for prediction of watershed sediment load flow
- متفاوت) مدل در هر بار اجرای مدل است. مقادیر MSE و r در مدل استنتاج فازی و مدل شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب برابر با ۰/۲۱۹۶ و ۰/۰۲۹۷، ۰/۷۶۶۷ و ۰/۹۶ است که این مقدار MSE حاصل میانگین مقادیر MSE داده‌های آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی است.
- منابع**
- Amiri, A. Nikou, M. nikou, M. 1390. Maroon flood routing in rivers using time series in artificial neural network Modular. Quarterly journal geographical space. Islamic Azad University of Ahar. No. 42.
- Bakhtiari, M. Madani, H. Mahjouri, R. Rahmani, GH. 1391. Landfill site selection with fuzzy logic systems using Geographical Information System (GIS). Sixth national conference and the first International conference on waste management.
- Javan Ajdadi, M. Pour Ghafari, H. 1387. estimation of flood routing using neural networks and kinematic flood wave method using neural networks and kinematic wave method and compared with the actual values of the river (case study: Dez River). Iranwater resources management conference. Faculty of civil engineering. University of Tabriz.
- Hoseini, M. Mir Salehi, M. Saghi, H. 1380. Use neural network on flood routing. Iranian Hydraulic conference. Technical faculty of Tehran University.
- Dastourani, M. 1386. Evaluation of computational intelligence models to simulate and predict in real time flood flows. Science and technology of agriculture and natural resources. No. 40.
- Rezaei, A. Mahdavi, M. Loks, K. Feiz nia, S. Mehdian, M. 1386. Modeling regional dam peak flows in the Sefidrood river sub-basins using artificial neural networks. Science

- forecasting by artificial neural network and conventional model.* Alexandria Engineering Journal (2011) 50, 345–350.
- Karunanithi, N., W. J. Grenney, D. Whitley and K. Bovee. 1994. *Neural networks for flow prediction*, J. Comput. In Civil Eng. 8(2): 201-220.
- Mahabir, c. Hicks, F.E. Robinson Fayek, A. 2003. *Application of fuzzy logic to forecast seasonal runoff*. HYDROLOGICAL PROCESSES Hydrol. Process. 17, 3749–3762 (2003).
- Napolitano, G. See, L. Calvo, B. Savi, F. Heppenstall, A. 2010. *A conceptual and neural network model for real-time flood forecasting of the Tiber River in Rome*. Physics and Chemistry of the Earth 35 187–194.
- Stüber, M. Gemmar, P. Greving, M. 2000. *Machine supported Development of Fuzzy - Flood Forecast Systems*. European Conference on Advances in Flood Research, Vol. 2, Page 504 - 515.
- case study samandegan. Journal of geography and environmental planning, years 22, serial No. 44, No. 4, winter 1390.
- Adeloye, A.J. De Munari, A. 2006. *Artificial neural network based generalized storage–yield–reliability models using the Levenberg–Marquardt algorithm*. Journal of Hydrology 362,215–230.
- Castellano-Me´ndez, Mari´a. Gonza´lez-Manteiga, Wenceslao. Febrero-Bande, Manuel. Prada-Sa´nchez, Jose´ Manuel. Lozano-Calderon, Roma´n. 2004. *Modelling of the monthly and daily behaviour of the runoff of the Xallas River using Box–Jenkins and neural networks methods*. Journal of Hydrology 296 (2004) 38–58.
- Feng, Li-Hua. Lu, Jia. 2010. *The practical research on flood forecasting based on artificial neural networks*. Expert Systems with Applications 37 (2010) 2974–2977.
- Ghumman, A.R. M. Ghazaw, Yousry. Sohail, A.R. Watanabe, K. 2011. *Runoff*