

## مدل سازی بارش- رواناب با سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) و رگرسیون خطی چندمتغیره (MLR)

عیسی کیا، علیرضا عمادی\*، محمدعلی غلامی سفیدکوهی<sup>۲</sup>

مقاله پژوهشی برگرفته از رساله دکتری

تاریخ ارسال: ۱۳۹۷/۰۲/۲۶

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۶/۰۵

### چکیده

در این پژوهش، کارایی سیستم فازی-عصبی برای برآورد رواناب ناحیه کوهستانی حوضه هراز مورد ارزیابی قرار گرفت. هدف ایجاد مدلی با توابع و درجه عضویت مناسب است که بتواند رابطه بارندگی- رواناب را در یک حوضه به درستی برقرار کند. بدین منظور برای پیش‌بینی رواناب، ۴۴ ترکیب مختلف از پارامترهای بارندگی، دما، تبخیر، دبی جریان و شاخص بارش پیشین با تأخیر زمانی بین آنها به صورت روزانه طی دوره ۳۲ سال آماری وارد مدل ANFIS گردید. از بین ترکیبات مختلف ورودی، ساختار بارندگی و دمای متوسط روز جاری، شاخص رطوبتی و دبی یک روز قبل به عنوان مدل مناسب انتخاب شد. نتایج حاصل از آزمون آماری t-test برای تعیین اختلاف معنی‌داری نشان داد که بین دو روش ANFIS و MLR اختلاف معنی‌داری وجود ندارد. روش ANFIS با تابع عضویت مثلثی شکل درجه دو با معیارهای آماری  $EF = 0.97$ ،  $R^2 = 0.98$ ،  $VE = 4/16$ ،  $RMSE = 2/83$  نسبت به روش MLR با  $EF = 0.94$ ،  $R^2 = 0.92$ ،  $VE = 4/55$ ،  $RMSE = 2/83$  در دوره آزمون، عملکرد بهتری در مدل‌سازی بارش- رواناب ناحیه کوهستانی حوضه هراز دارد. واژه‌های کلیدی: بارش پیشین، پیش‌بینی، تابع عضویت، دبی جریان، کارایی.

<sup>۱</sup>دانشجوی دکتری سازه‌های آبی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، eassa\_kia@yahoo.com ۰۹۱۱۳۵۴۳۱۶۳

<sup>۲</sup>دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری (\*- نویسنده مسئول) emadia355@yahoo.com ۰۹۱۲۳۹۳۱۳۱۱

دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، magholamis@yahoo.com ۰۹۱۲۱۵۳۵۴۷۷

## مقدمه

بارش می‌باشند (دستورانی و همکاران، ۱۳۹۰). تأثیر عامل بارش پیشین در برآورد روزانه جریان رودخانه بختیاری با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه مورد بررسی قرار گرفت. برای بررسی نقش بارش پیشین در فرآیند بارش- رواناب، این پارامتر به ورودی‌های مدل اضافه شد که بهبود قابل توجهی در نتایج پیش‌بینی حاصل گردید (اسکندری‌نیا و همکاران، ۱۳۹۰).

با مدل‌های ANN و ANFIS و روش رگرسیون چند متغیره (MLR)، بارش- رواناب روزانه حوضه خرم‌آباد شبیه‌سازی شد. برای ورودی از ترکیب‌های مختلف بارندگی همان روز، یک روز قبل و دو روز قبل استفاده شد. نتایج نشان داد مدل ANFIS عملکرد بهتری دارد (حقی‌زاده و همکاران، ۱۳۹۴).

جریان روزانه حوضه کسلیلیان با مدل‌های ANN و ANFIS و استفاده از آمار بارش، تبخیر و دمای ایستگاه هواشناسی سنگده به عنوان ورودی و آمار دبی ایستگاه ولیک‌بن به عنوان خروجی مدل، شبیه‌سازی شد. از بین متغیرهای مختلف، ساختار بارش و تبخیر با یک روز تأخیر برای مدل بهینه انتخاب گردید. نتایج نشان داد مدل ANFIS، از دقت بالاتری برخوردار است (دهقانی و همکاران، ۱۳۹۵).

Anusree and Varghese (2016) با استفاده از ANN، ANFIS و رگرسیون غیرخطی چندمتغیره (MNLN)، دبی جریان روزانه رودخانه کاروونور در ناحیه تریسور هند را پیش‌بینی نمودند. نتایج نشان داد که پیش‌بینی مدل ANFIS دقیق‌تر از دو مدل دیگر می‌باشد. همچنین، مدل ANFIS با ترکیب ورودی دبی یک روز قبل و بارش با تأخیر زمانی سه و چهار روزه، بهتر از مدل‌های دیگر دبی جریان روز جاری را برآورد می‌کند.

Chang et al. (2016) با کمک سیستم استنتاج فازی عصبی تکاملی پویا (DENFIS) که در آن از الگوریتم خوشه‌بندی آنلاین به نام «روش خوشه‌سازی تکاملی» (ECM) استفاده می‌شود، رواناب حوضه‌ای

مدل‌های پیش‌بینی رواناب در بسیاری از برنامه‌های کاربردی منابع آب مانند کنترل سیل، مدیریت خشکسالی، عملیات تأمین آب و برق، عملیات بهینه‌سازی مخزن و طراحی سازه‌های هیدرولیکی مانند سد، پل، کالورت و غیره مفید می‌باشد. پیش‌بینی رواناب معمولاً از طریق توسعه مدل‌های پیش‌بینی بارش- رواناب که با استفاده از داده‌های هیدرولوژیکی و اقلیمی می‌باشد، صورت می‌گیرد (اسکندری‌نیا، ۱۳۸۵). اگر رواناب برآورد شده در محل رودخانه نادرست باشد، ممکن است به سیاست‌های اجرایی نادرست منجر شود. در نتیجه، نه تنها باعث از دست رفتن سرمایه می‌شود، بلکه در موارد شدید، از دست دادن جان و مال را هم شامل می‌شود.

رابطه بارش- رواناب متأثر از پارامترهای اقلیمی و فیزیکی حوضه مانند تغییرات زمانی بارندگی، دما، شیب، ارتفاع، پوشش گیاهی، نوع خاک، رطوبت خاک، آب‌های زیرزمینی و ... است. این موضوع سبب شده است که رابطه بارش- رواناب از حالت خطی خارج شده و به یک رابطه غیرخطی پیچیده تبدیل شود. در روش‌های قدیمی برای مدل‌سازی رواناب از رابطه خطی بین پارامترها استفاده می‌شد که نتیجه دقیقی در پی نداشت. بدین منظور در سال‌های اخیر، محققین روش‌های هوش مصنوعی را برای مدل‌کردن چنین پدیده‌های پیچیده و غیرخطی و تحلیل این فرآیندها معرفی نموده‌اند. سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS) که تلفیقی از شبکه عصبی و استنتاج فازی می‌باشد، از جمله این روش‌هاست.

کارایی شبکه عصبی (ANN) و ANFIS به‌منظور برآورد بارش- رواناب حوضه سد زاینده‌رود مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که هر دو مدل در شرایط گوناگون و با ترکیب‌های مختلف پارامترهای ورودی، نتایج متفاوتی از خود نشان می‌دهند. ولی در صورت به‌کارگیری پارامترهای ورودی و ساختارهای مناسب، به‌میزان قابل قبولی قادر به تخمین رواناب حاصل از

مدل ترکیبی (WANFIS) و مدل ساده عصبی- فازی (RANFIS) نشان داد که هر دو مدل به خوبی قادر به پیش‌بینی رواناب روزانه می‌باشند. اما مدل RANFIS بهتر از مدل WANFIS بر اساس ضریب همبستگی بالا و مقادیر کمتر میانگین مربعات خطا، رواناب را برآورد نموده است. ضمن آن که تجزیه داده‌های خام با کمک روش موجک، همواره منجر به افزایش دقت پیش‌بینی نمی‌شود.

بنابراین، برآورد دقیق رواناب به‌عنوان مهم‌ترین چالش در فرآیند مدیریت و مهندسی منابع آب در عمل کار بسیار پیچیده‌ای است و تاکنون روش‌های تجربی و فیزیکی متعددی برای برآورد آنها ارائه شده است. با توجه به برتری روش ANFIS در نتایج پژوهش‌های انجام شده، در این پژوهش به‌صورت موردی ناحیه کوهستانی حوضه هراز برای مدل‌سازی بارش- رواناب با این روش مورد بررسی قرار گرفت. هدف از این مطالعه، ارزیابی رواناب برآورد شده با روش‌های MLR و ANFIS برای تعیین رابطه یا روابط دقیق‌تر بین بارش و رواناب با به‌کارگیری متغیرهای قابل دسترس می‌باشد تا بر اساس آن بتوان مقدار رواناب حاصله را با دقت بیش‌تری برآورد نمود.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

محدوده این پژوهش ناحیه کوهستانی حوضه هراز با وسعت  $401409/2$  هکتار است که در جنوب استان مازندران و شهرستان آمل واقع شده است. رودخانه هراز با متوسط آبدهی  $31/10$  مترمکعب بر ثانیه، پرآب‌ترین رودخانه استان مازندران محسوب می‌شود. حداقل ارتفاع حوضه  $300$  متر و حداکثر آن  $5600$  متر است. متوسط مقدار بارندگی سالانه از حداقل مقدار  $184$  میلی‌متر در بخش تقریباً مرکزی تا حدود  $880$  میلی‌متر در بخش شرقی حوضه در نوسان است. همچنین، متوسط دمای سالانه منطقه حدود  $10$  درجه سانتی‌گراد و متوسط تبخیر سالانه منطقه حدود  $1100$  میلی‌متر

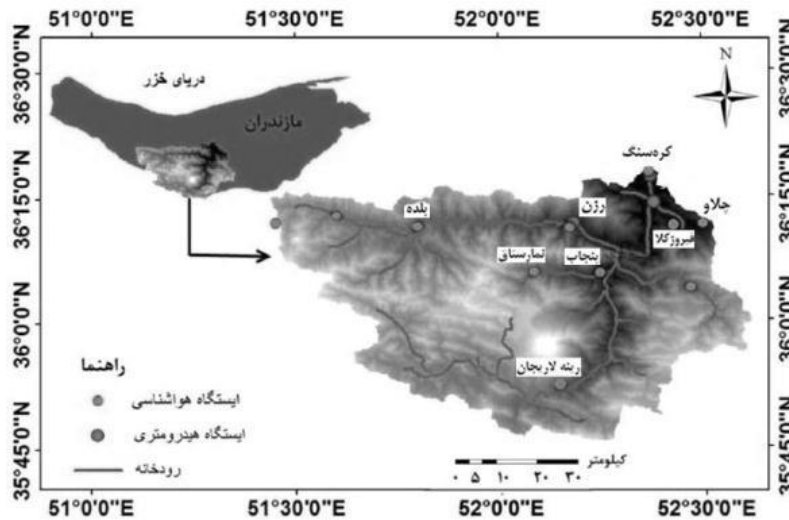
کوچک در مالزی را پیش‌بینی نمودند. در این مطالعه از  $40$  رویداد بارندگی با فواصل  $10$  دقیقه‌ای،  $12$  مورد برای آموزش و  $28$  مورد برای آزمایش مدل استفاده شد. مقایسه نتایج حاصل از DENFIS با مقادیر مدل HEC-HMS و رگرسیون ARX نشان داد که مقادیر حاصل از DENFIS قابل‌مقایسه با HEC-HMS و برتر از مدل ARX می‌باشد.

(Alizadeh et al. (2017) از رویکرد جدید ترکیب تبدیل موجک و شبکه عصبی مصنوعی (WANN) برای پیش‌بینی بارش- رواناب دو ماه آتی در حوضه تولت استفاده نمودند. تمام متغیرهای ورودی از طریق تبدیل موجک تجزیه شده و به مدل‌های ANN اعمال گردید. مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی WANN با مدل سنتی WANN که تنها از سری زمانی مشاهداتی به‌عنوان متغیرهای ورودی استفاده می‌کند، حاکی از برتری مدل جدید بوده است.

(Ashrafi et al. (2017) از مدل فازی- عصبی DENFIS برای پیش‌بینی رواناب استفاده نمودند. این مدل برای نرمال‌سازی داده‌ها نیازمند مرز بالا و پایین بوده و تعداد قوانین آن به‌طور یکنواخت افزایش می‌یابد. این الزام باعث می‌شود که مدل برای استفاده در حوضه‌های با داده‌های محدود نامناسب باشد. به منظور رفع این نقیصه، در این مطالعه از مدل تاکاگی- سوگنوی خود تکاملی (GSETSK) برای پیش‌بینی بارش- رواناب حوضه‌ای در سوئد و روندیابی رودخانه مکونگ تحت دو سناریوی بدون داده‌های اولیه و وجود داده‌های محدود استفاده شد و نتایج آنها با مدل‌های بر پایه قوانین فیزیک مقایسه گردید. نتایج نشان داد، علی- رغم آموزش این مدل با داده‌های بسیار محدود، نتایج آن مشابه مدل‌های مورد مقایسه می‌باشد.

(Sachan & Kumar (2017) از ترکیب روش‌های تبدیل موجک گسسته و ANFIS برای پیش‌بینی رواناب روزانه استفاده نمودند. در این روش، پارامترهای ورودی با استفاده از تبدیل موجک گسسته به زیرپارامترهایی تجزیه شد و به‌عنوان ورودی به ANFIS برای پیش‌بینی بارش روزانه استفاده شد. مقایسه نتایج

می‌باشد. شکل (۱)، موقعیت محدوده مطالعاتی در حوضه هراز را نشان می‌دهد.



شکل (۱): موقعیت حوضه و ایستگاه‌های مورد مطالعه

استفاده شد. آمار مذکور از اداره کل هواشناسی و شرکت سهامی آب منطقه‌ای استان مازندران دریافت گردید که در جدول (۱) مشخصات آماری این پارامترها ارائه شد.

جهت انجام تحقیق حاضر از آمار روزانه بارندگی، دمای حداکثر، حداقل و متوسط، دبی جریان و تبخیر ایستگاه‌های هواشناسی و هیدرومتری حوضه مورد مطالعه طی یک دوره آماری ۳۲ ساله (۱۳۶۳-۱۳۹۴)

جدول (۱): مشخصات آماری پارامترهای مورد استفاده

پارامتر آماری	بارندگی (mm)	دبی ( $m^3/s$ )	دما ( $^{\circ}C$ )	تبخیر (mm)
میانگین	۱/۶	۲۸/۵	۹/۸	۳/۲
حداکثر	۶۷/۸	۱۱۵/۰	۲۷/۳	۱۳/۶
حداقل	۰/۰	۰/۲	-۱۲/۸	۰/۰
انحراف معیار	۳/۶	۱۷/۱	۸/۱	۲/۵
ضریب تغییرات	۲/۲	۰/۶	۰/۸	۰/۸

حوضه به‌کمک آمار بارندگی روزانه ایستگاه‌های باران-سنجی منطقه به روش چندضلعی‌های تیسن و با رسم آن در نرم‌افزار اتوکد به‌دست آمد. در جدول (۲)، مساحت حوضه مورد مطالعه و نیز مشخصات و مساحت تحت پوشش ایستگاه‌های باران‌سنجی موجود ارائه شده است. از داده‌های ۲۱ سال (۶۳-۸۸) یا ۸۰ درصد برای آموزش شبکه و ۶ سال (۸۹-۹۴) یا ۲۰ درصد برای آزمون و تعیین خطای مدل‌سازی استفاده

قبل از هرگونه اقدام برای تجزیه و تحلیل داده‌ها، به‌منظور اطمینان از کیفیت، همگنی و کامل بودن سری آماری؛ تست همگنی داده‌ها از آزمون ران تست، کفایت داده‌ها از روش ماکوس (علیزاده، ۱۳۷۴)، حذف داده-های پرت از آزمون گرویز و بک (نجفی نیسیانی، ۱۳۸۵) و برای رفع نواقص آماری از ضریب همبستگی بین ایستگاه‌های همجوار استفاده گردید. میانگین بارش

به بارندگی روز جاری اضافه شد و در نهایت ۴۴ ترکیب مختلف به دست آمد که به شش دسته زیر تقسیم بندی شده و به عنوان ورودی مدل در نظر گرفته شد.

گردید. برای ساخت مدل‌ها و تخمین رواناب، پارامترهای بارندگی و دبی جریان تا ۳ روز قبل، رطوبت بجا مانده از پنج روز قبل در خاک به همراه دمای حداکثر، حداقل و متوسط و تبخیر روز جاری گام به گام

جدول (۲): ایستگاه‌های مورد استفاده جهت محاسبه میانگین بارش به روش تیسن

نام حوضه	سطح حوضه (km <sup>2</sup> )	نام ایستگاه	نوع ایستگاه	مشخصات جغرافیایی		ارتفاع (متر)	سطح تحت پوشش (km <sup>2</sup> )
				طول	عرض		
هراز (کوهستانی)	۴۰۱۴/۱	کره سنگ	کلیماتولوژی	۵۲° ۲۲'	۳۶° ۱۹'	۳۱۴	۷۲/۹
		تیارگت چلاو	تبخیرسنجی	۵۲° ۳۰'	۳۶° ۱۱'	۱۵۰۱	۱۱۸/۲
		فیروز کلا	باران سنجی	۵۲° ۲۷'	۳۶° ۱۲'	۹۳۳	۴۴۲/۲
		پنجاب	باران سنجی	۵۲° ۱۵'	۳۶° ۰۶'	۱۰۵۵	۲۹۰/۴
		رزن	باران سنجی	۵۲° ۱۱'	۳۶° ۱۲'	۱۳۰۹	۲۹۵/۱
		نمارستاق	باران سنجی	۵۲° ۰۴'	۳۶° ۰۶'	۲۱۵۶	۳۰۸/۲
		بلده	کلیماتولوژی	۵۱° ۴۸'	۳۶° ۱۲'	۲۰۴۲	۱۳۰۸/۹
		رینه لاریجان	کلیماتولوژی	۵۲° ۰۹'	۳۶° ۵۲'	۲۰۵۸	۱۱۷۸/۲

که در آن، API میانگین متحرک بارش،  $i$  شماره روزهای گذشته،  $K$  ثابت کاهش و  $P_{t-j}$  بارش کل برای روز  $t-j$  می‌باشد. ضریب افت  $K$  یک پارامتر فصلی است که در هر حوضه متفاوت می‌باشد و معمولاً بین ۰/۸ تا ۰/۹۸ متغیر است (Heggen, 2001). در این تحقیق از مقدار متوسط محدوده  $K$  یعنی ۰/۹۰ استفاده شد. همچنین، میزان بارش پیشین به عنوان متغیر کمکی در ۱، ۳ و ۵ روز پیش مورد سنجش قرار گرفت.

### روش رگرسیون خطی چند متغیره

هدف از تحلیل رگرسیونی، تغییر یک یا چند متغیر وابسته با توجه به تغییر متغیر مستقل است. این روش از پرکاربردترین روش‌ها در بین تکنیک‌های آماری بوده و برای بررسی و مدل سازی ارتباط بین متغیرها می‌باشد. در این نوع تحلیل، ورود متغیرهای مستقل معمولاً به سه روش هم‌زمان، گام به گام و سلسله مراتبی صورت می‌گیرد (اسکندری‌نیا، ۱۳۸۵).

### روش سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی

این روش در سال ۱۹۹۳ توسط جانگ مطرح شد. ساختار ANFIS پنج لایه دارد که شامل گره‌های

دسته اول: شامل ۸ ترکیب با افزودن دمای حداکثر، حداقل و متوسط به بارندگی روز جاری  
دسته دوم: شامل ۸ ترکیب با افزودن گام به گام دبی جریان تا ۳ روز قبل به ترکیبات مناسب دسته اول  
دسته سوم: شامل ۹ ترکیب با افزودن گام به گام بارش تا ۳ روز قبل به ترکیبات مناسب دسته دوم  
دسته چهارم: شامل ۸ ترکیب با افزودن رطوبت یک، سه و پنج روز قبل خاک به ترکیبات مناسب دسته سوم  
دسته پنجم: شامل ۶ ترکیب با افزودن تبخیر روز جاری به ترکیبات مناسب دسته چهارم  
دسته ششم: شامل ۵ ترکیب با حذف دما از مناسب-ترین ترکیبات دسته‌های قبل

### شاخص بارش پیشین

این شاخص عبارت است از کل بارش‌های رخ داده در گذشته که در ظرفیت نفوذپذیری خاک تأثیر داشته و با فراوانی و ارتفاع بارش‌های قبلی مرتبط است (Antil et al., 2004). هگن آن را تابعی از میانگین متحرک بارش معرفی می‌کند.

$$API_i(t) = \sum_{j=1}^i P_{t-j} K^{-j} \quad (1)$$

حاصل از هر تابع عضویت انتخاب گردد. در نهایت از میان شبکه‌های بهینه مربوط به توابع عضویت مختلف، یک شبکه به‌عنوان شبکه برتر انتخاب می‌شود.

### معیارهای ارزیابی

به‌منظور مقایسه مدل‌های مختلف در هر مرحله از معیارهای آماری زیر استفاده گردید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{N}} \quad (2)$$

$$EF = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (3)$$

$$VE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{P_i - O_i}{O_i} \right|}{N} \times 100 \quad (4)$$

$$R^2 = \frac{\left[ \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (5)$$

که در آنها؛ RMSE ریشه میانگین مربعات خطا، EF کارایی مدل، VE خطای حجمی (%)،  $R^2$  ضریب تبیین،  $P_i$  مقادیر پیش‌بینی توسط مدل،  $O_i$  مقادیر مشاهداتی،  $N$  تعداد داده‌ها،  $\bar{P}$  میانگین مقادیر پیش‌بینی توسط مدل و  $\bar{O}$  میانگین مقادیر مشاهداتی می‌باشد. بنابراین، هر مدلی که از مقدار RMSE و VE کمتر و از EF (دامنه تغییرات منفی بی‌نهایت تا یک) و  $R^2$  نزدیک‌تر به یک برخوردار باشد، آن مدل نسبت به سایر مدل‌ها دقت بالاتری خواهد داشت (Kisi, 2010).

### بحث و نتایج

با توجه به وجود داده‌های بارندگی، دمای حداکثر، حداقل و متوسط، دبی جریان و تبخیر ۳۲ سال آماری، برای ساخت مدل‌ها، ۹۴۹۶ سری داده (حدود ۸۰ درصد) جهت آموزش و ۲۱۹۱ سری داده (حدود ۲۰

ورودی، قاعده، متوسط، نتیجه و خروجی است و به طور مستقیم با هم ارتباط دارند. هر گره دارای تابعی با پارامترهای قابل تنظیم یا ثابت است. ساختار مناسب بر اساس داده‌های ورودی، درجه عضویت، قوانین و توابع عضویت ورودی و خروجی انتخاب می‌گردد. در مرحله آموزش با اصلاح پارامترهای درجه عضویت بر اساس میزان خطای قابل قبول، مقادیر ورودی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌شوند.

تکنیک ANFIS از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی برای طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کند و قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی دارد. همچنین دارای این مزیت است که اجازه استخراج قوانین فازی را از اطلاعات عددی یا دانش متخصص می‌دهد و به طور تطبیقی یک قاعده-بنیاد می‌سازد. علاوه بر این، می‌تواند تبدیل پیچیده هوش بشری به سیستم‌های فازی را تنظیم کند. قانون یادگیری آن بر پایه الگوریتم پس انتشار خطا با نگرش بر حداقل کردن میانگین مربعات خطا بین خروجی شبکه و خروجی واقعی می‌باشد (Kisi et al. 2009).

در تکنیک ANFIS، تابع عضویت خروجی سیستم فقط شامل دو تابع ثابت و خطی می‌باشد، زیرا در این سیستم از مدل فازی سوگنو درجه صفر و یک استفاده می‌شود. اما مسأله اصلی تعیین نوع تابع عضویت ورودی و درجه عضویت آنهاست که برای این امر راه حل مشخصی وجود ندارد و با بهره‌گیری از سعی و خطا، بهترین ساختار مدل تعیین می‌گردد. بدین صورت که شبکه ANFIS با یک تابع عضویت و درجه عضویت پایین اجرا می‌شود. سپس با استفاده از مجموعه داده‌های آزمون، عملکرد شبکه نسبت به داده‌هایی که تاکنون با آنها مواجه نبوده است، سنجیده می‌شود. اگر شاخص‌های آماری داده‌های آزمون مورد قبول نباشد، درجه عضویت تابع را افزایش داده و مجدداً مراحل آموزش و آزمون شبکه تکرار می‌شود. گام‌های قبل برای توابع عضویت مختلف انجام می‌شود تا بهترین شبکه

نقشی ندارد و به پارامترهای دیگر نیز بستگی دارد. هر چند در این دسته، ترکیب دمای حداکثر و متوسط با بارندگی مناسب‌ترین ترکیب را به وجود آورده است، اما از لحاظ معیارهای آماری مشاهده می‌شود که در کل ترکیب مناسبی ایجاد نشده است. با مشاهده دسته‌های دوم به بعد ملاحظه می‌شود که بهترین ترکیب ورودی هر دسته زمانی حاصل می‌شود که پارامترهای بارندگی یا رواناب یا هر دو آنها تنها با یک روز تأخیر همراه باشند. به عنوان مثال، در دسته دوم که شامل هشت ترکیب ورودی بوده است، بهترین ترکیب زمانی به دست آمد که دبی جریان یک روز قبل به بارندگی جاری اضافه شد. این فرآیند نشان دهنده آن است که رواناب هر روز با بارندگی روز جاری و رواناب یک روز قبل رابطه بیش-تری دارد و هرچه رواناب مربوط به روزهای قبل‌تر باشد، همبستگی آن با رواناب روز جاری کمتر است. به عبارت دیگر، بارندگی روز قبل در افزایش اشباع-شدگی، کاهش نفوذپذیری خاک و افزایش رواناب موثر است.

درصد) جهت آزمون مدل و تعیین شاخص‌های آماری برای مقایسه ۴۴ ترکیب ورودی استفاده شد. در این پژوهش با کدنویسی در نرم‌افزار MATLAB، مدل‌سازی به روش ANFIS با بهره-گیری از سیستم سوگنو انجام شد و تابع عضویت مطلوب از میان توابع مختلف مثلثی، دوزنقه‌ای، زنگوله-ای، گوسی، پی، گوسی نوع ۲ و سیگموئیدی و درجه عضویت مناسب آنها برای هر ترکیب ورودی از آزمون سعی و خطا بدست آمد. همچنین از الگوریتم یادگیری پیوندی که ترکیبی از الگوریتم پس انتشار خطا و روش حداقل مربعات می‌باشد، برای آموزش و تطبیق با سیستم استنتاج فازی استفاده شد. نتایج حاصل از مدل‌سازی به روش ANFIS برای تعیین بهترین ترکیب ورودی هر یک از دسته‌های اشاره شده به همراه ساختار معماری شبکه آنها و آماره‌های حاصل از آموزش و آزمون در جدول (۳) آمده است. با توجه به جدول (۳) ملاحظه می‌گردد که در دسته اول، وجود پارامتر بارندگی به تنهایی در تولید رواناب

جدول (۳): بهترین ترکیب ورودی هر یک از دسته‌ها و معماری آنها پس از مدل‌سازی با ANFIS

شماره دسته	بهترین ترکیب ورودی	تابع عضویت مطلوب	درجه عضویت	مرحله آموزش				مرحله آزمون			
				EF	R <sup>2</sup>	VE	RMSE	EF	R <sup>2</sup>	VE	RMSE
۱	P, T <sub>max</sub> , T <sub>mean</sub>	دوزنقه‌ای	۴	۰/۱۷	۰/۴۱	۴۸/۵۱	۱۵/۷۷	۰/۱۷	۰/۴۳	۵۱/۸۴	۱۴/۴۲
۲	P, Q(1), T <sub>mean</sub>	مثلثی	۲	۰/۹۱	۰/۹۳	۵/۱۳	۲/۷۳	۰/۹۲	۰/۹۴	۴/۷۳	۲/۸۸
۳	P, P(1), Q(1), T <sub>mean</sub>	مثلثی	۲	۰/۹۰	۰/۹۳	۵/۱۵	۲/۷۵	۰/۹۱	۰/۹۴	۴/۸۵	۲/۹۲
۴	P, Q(1), API <sub>1</sub> , T <sub>mean</sub>	مثلثی	۲	۰/۹۸	۰/۹۹	۵/۰۲	۲/۵۵	۰/۹۷	۰/۹۸	۴/۱۶	۲/۶۷
۵	P, Q(1), API <sub>1</sub> , E, T <sub>mean</sub>	مثلثی	۲	۰/۹۴	۰/۹۶	۵/۱۲	۲/۶۷	۰/۹۳	۰/۹۵	۴/۶۴	۲/۸۵
۶	P, Q(1), API <sub>1</sub> , E	مثلثی	۲	۰/۹۷	۰/۹۹	۵/۰۵	۲/۶۶	۰/۹۵	۰/۹۷	۴/۳۲	۲/۸۳

روابط فازی دچار یک سردرگمی و گیجی شده و نمی-تواند رابطه درست را تشخیص داده و فرا بگیرد، پس تا حد امکان تنها سعی در حفظ روابط موجود می‌کند. در نتیجه مدل با ورودی با ابعاد کمتر، بهتر جواب می-دهد که با نتایج دستورانی و همکاران (۱۳۹۰) و حقی-زاده و همکاران (۱۳۹۵) هم‌خوانی دارد. با اضافه شدن شاخص رطوبتی پیشین خاک به پارامترهای بارندگی،

با افزودن گام به گام رواناب روزهای قبل‌تر به بارندگی روز جاری و افزایش تعداد ابعاد ترکیب ورودی، نتایج بهتری حاصل نخواهد شد. این مسأله بدین دلیل است که در سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی با افزایش ابعاد ورودی مدل از یک بعدی به دو و سه بعدی و حتی بالاتر، تعداد روابط فازی که توسط سیستم ایجاد می‌گردد بسیار زیاد می‌شود و سیستم بین تعداد زیاد

مدل سیستم فازی- عصبی تطبیقی بخش کوهستانی حوضه هراز برای تعیین رواناب می‌باشد.

جدول (۴) عملکرد روش رگرسیون چند متغیره را در شبیه‌سازی بارش- رواناب نشان می‌دهد، به طوری که از همان ۴۴ ترکیب اولیه ورودی و تقسیم‌بندی در شش دسته متفاوت استفاده شد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، در این حالت، بهترین ترکیب ورودی دسته‌ها با حالت قبلی در دسته‌های دو، سه، پنج و شش تفاوت دارد و با دخالت بارندگی و رواناب روزهای قبل به ترکیب، عملکرد آن بهتر شد. به عبارت دیگر، عملکرد مدل رگرسیونی با افزایش تعداد ورودی‌ها بهبود یافت که با نتایج حقی‌زاده و همکاران (۱۳۹۴) مطابقت دارد. با مقایسه بهترین ترکیبات ورودی شش دسته از لحاظ معیارهای آماری در مرحله آزمون، مشخص می‌شود که در این حالت نیز مانند روش قبل، بهترین ترکیب ورودی دسته چهارم از نظر معیارهای  $VE$  و  $RMSE$  و حداقل و از لحاظ  $R^2$  و  $EF$  حداکثر بوده و به عنوان مدل مناسب رگرسیونی بخش کوهستانی حوضه هراز معرفی می‌گردد.

رواناب و دما، ترکیب مناسبی ایجاد می‌شود که نتایج آن در دسته چهارم کاملاً مشهود است. استفاده از پارامتر تبخیر به جای دما و یا کاربرد هر دوی آنها در ترکیب ورودی، برآورد رواناب را با خطای بیشتری مواجه می‌سازد که ترکیبات مناسب آنها به همراه معیارهای آماری مربوطه در دسته‌های پنجم و ششم جدول آمده است.

با توجه به جدول (۳)، از لحاظ ساختار معماری شبکه‌ها مشاهده می‌شود که از بین توابع عضویت مختلف، تابع عضویت مثلثی، مطلوب‌ترین تابع بهترین ترکیبات ورودی اکثر دسته‌ها را به خود اختصاص داده است. ضمن آن که درجه عضویت مناسب اکثر ترکیبات مطلوب در دسته‌ها برابر دو درجه به دست آمد. با مقایسه ترکیبات مناسب شش دسته از لحاظ معیارهای سنجش خطا مشخص می‌شود که بهترین ترکیب ورودی دسته چهارم با  $VE$  و  $RMSE$  حداقل و  $R^2$  و  $EF$  حداکثر در مراحل آموزش و آزمون، مناسب‌ترین ترکیب ورودی را به وجود آورده است. بنابراین، کاربرد بارندگی و متوسط دمای روز جاری و دبی و شاخص رطوبتی یک روز قبل با ساختار دو تابع عضویت مثلثی، به عنوان مناسب‌ترین

جدول (۴): بهترین ترکیب ورودی هر یک از دسته‌ها در شبیه‌سازی بارش- رواناب با روش MLR

شماره دسته	بهترین ترکیب ورودی	مرحله آموزش				مرحله آزمون			
		$EF$	$R^2$	$VE$	$RMSE$	$EF$	$R^2$	$VE$	$RMSE$
۱	$P, T_{max}, T_{mean}$	۰/۱۴	۰/۳۷	۴۸/۹۴	۱۶/۰۷	۰/۱۳	۰/۳۷	۵۳/۲۵	۱۴/۸۱
۲	$P, Q(1-3), T_{mean}$	۰/۹۰	۰/۹۳	۵/۲۸	۲/۸۱	۰/۸۵	۰/۸۹	۴/۸۴	۲/۹۷
۳	$P, P(1-3), Q(1-3), T_{mean}$	۰/۸۹	۰/۹۳	۵/۲۹	۲/۸۷	۰/۸۵	۰/۸۷	۴/۹۵	۲/۹۸
۴	$P, Q(1), API_1, T_{mean}$	۰/۹۶	۰/۹۸	۵/۲۱	۲/۷۷	۰/۹۲	۰/۹۴	۴/۵۵	۲/۸۳
۵	$P, P(1), Q(1), API_1, E, T_{mean}$	۰/۹۲	۰/۹۵	۵/۲۶	۲/۸۰	۰/۸۶	۰/۸۹	۴/۷۳	۲/۹۲
۶	$P, P(1), Q(1), API_1, E$	۰/۹۵	۰/۹۶	۵/۲۴	۲/۷۹	۰/۸۹	۰/۹۱	۴/۵۶	۲/۸۷

از این روش‌ها به همراه شاخص‌های آماری  $RMSE$ ،  $VE$ ،  $R^2$  و  $EF$  مربوط به مرحله آزمون، به طور جداگانه در جدول (۵) ارائه شده است.

به منظور مقایسه بهتر نتایج به دست آمده از کاربرد روش‌های سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی و رگرسیون خطی چند متغیره، مناسب‌ترین مدل هر یک



جدول (۵): نتایج حاصل از کاربرد ANFIS و MLR در برآورد رواناب

روش	بهترین ترکیب	RMSE	VE	R <sup>2</sup>	EF
ANFIS	P, Q(1), API <sub>1</sub> , T <sub>mean</sub>	۲/۶۷	۴/۱۶	۰/۹۸	۰/۹۷
MLR	P, Q(1), API <sub>1</sub> , T <sub>mean</sub>	۲/۸۳	۴/۵۵	۰/۹۴	۰/۹۲

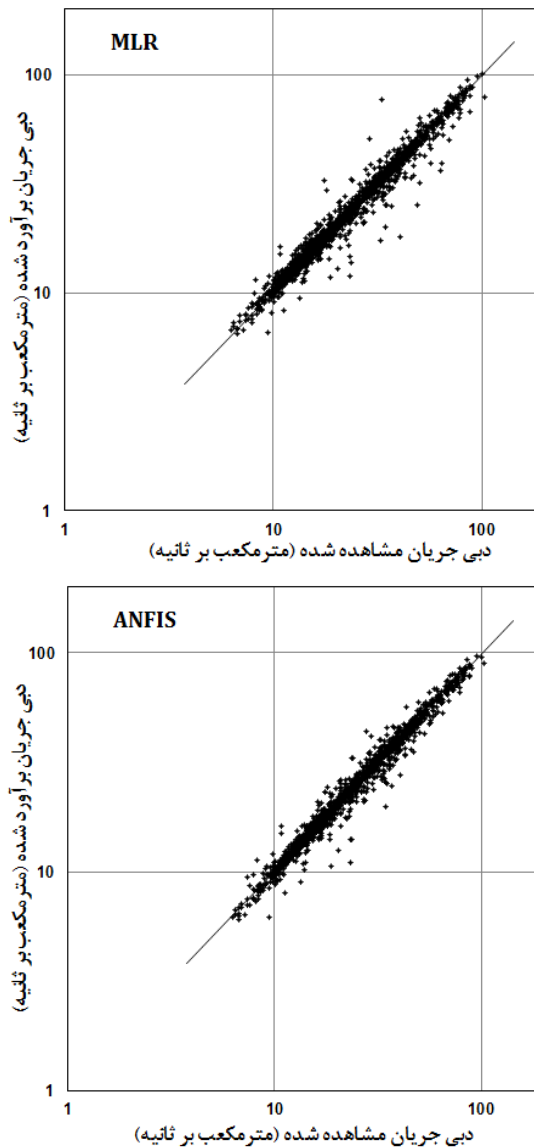
میانگین‌ها یا ارزیابی اختلاف معنی‌داری بین میانگین‌های این دو روش، پس از اطمینان از صحت نرمال بودن توزیع داده‌ها با آزمون کولموگروف-اسمیرنوف و امکان استفاده از آزمون t مستقل، نتایج حاصل از خروجی هر یک از مدل‌ها در مرحله آزمون با استفاده از تحلیل t-test مستقل، در نرم‌افزار SPSS انجام شد که نتایج آن در جدول (۶) آمده است.

در جدول (۵)، ملاحظه می‌گردد که سیستم فازی-عصبی با مقدار ریشه میانگین مربعات خطای برابر با ۲/۶۷، معیار خطای برابر با ۴/۱۶، ضریب تبیین برابر ۰/۹۸ و شاخص کارایی برابر با ۰/۹۷ عملکرد بهتری نسبت به روش رگرسیون چندمتغیره در برآورد رواناب محدوده کوهستانی حوضه هراز دارد. برای مقایسه

جدول (۶): نتایج حاصل از تجزیه واریانس t-test مستقل در برآورد رواناب (مرحله آزمون)

آزمون T		آزمون Levene		Df	T	Sig.	F	فرض تساوی واریانس	دبی جریان
سطح ۹۵ درصد	اختلاف میانگین خطای استاندارد	Sig. (2-tailed)	Sig.						
حد پایین	۰/۴۷۴	۰/۰۱۵	۰/۹۷۵	۴۳۸۰	۰/۰۳۲	۰/۶۳۲	۰/۲۲۹	فرض تساوی واریانس	
حد بالا	۰/۴۷۴	۰/۰۱۵	۰/۹۷۵	۴۳۷۹/۷	۰/۰۳۲	۰/۶۳۲	۰/۲۲۹	فرض عدم تساوی واریانس	

با ملاحظه جدول (۶)، در آزمون اول، برابری واریانس‌ها با مقدار ۰/۲۲۹ برای آماره F و معیار تصمیم ۰/۶۳۲ نشان می‌دهد که فرض برابری واریانس داده‌های خروجی دو مدل را نمی‌توان رد کرد. بنا به آزمون دوم یا مقایسه میانگین‌ها و با فرض برابری واریانس‌ها، معیار تصمیم برابر ۰/۹۷۵ است که بسیار بزرگتر از ۰/۰۵ بوده و نشان می‌دهد تفاوت معنی‌داری بین میانگین داده‌های خروجی دو مدل وجود ندارد یا این دو روش در سطح ۵ درصد اختلاف معنی‌داری با یکدیگر ندارند. برای انتخاب روش برتر می‌توان از سایر معیارهای مقایسه‌ای در مرحله آزمون مانند معیارهای سنجش خطا و دیاگرام پراکنش رواناب مشاهداتی و برآورد شده استفاده نمود. در شکل (۲)، نمودار پراکنندگی داده‌های مشاهده شده و برآورد شده با مدل مناسب حوضه هراز در مرحله آزمون با دو روش ANFIS و MLR نسبت به خط یک به یک ترسیم شد. جهت مشاهده بهتر پراکنندگی داده‌ها از نمودار لگاریتمی استفاده گردید.



شکل (۲): دیاگرام پراکنش مدل مناسب در مرحله آزمون به روش ANFIS و MLR

ANFIS بهتر از روش MLR توانسته است رواناب را برآورد نماید که با نتایج حقی زاده و همکاران (۱۳۹۴)، Bisht and Jangid (2011) و Aqil et al. (2007) مطابقت دارد. در نهایت می توان گفت سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) با بهره گیری از تلفیق دو روش عصبی و فازی، روشی نسبتاً توانا در برآورد رواناب حوضه های آبریز می باشد.

همان طوری که در شکل (۲) ملاحظه می شود، در مدل ANFIS، شمار داده های پرت و پراکندگی داده ها در اطراف خط یک به یک نسبت به مدل MLR کمتر است و به نظر می رسد این مدل بهتر از رگرسیون چند متغیره، مقدار رواناب را برآورد نموده است. بنابراین با توجه به نتایج حاصل از تجزیه واریانس، معیارهای آماری و دیاگرام پراکنش مقدار رواناب برآورد شده و مشاهداتی، مشاهده می شود که در مجموع روش

## نتیجه گیری

در مطالعه حاضر با بهره‌گیری از تلفیق شبکه عصبی و فازی (ANFIS) به‌عنوان یکی از تکنیک‌های نوین محاسباتی، مدل‌سازی بارش- رواناب ناحیه کوهستانی حوضه هراز انجام شد و با نتایج حاصل از روش متداول رگرسیون خطی چند متغیره مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج حاصل از تجزیه واریانس نشان داد که این دو روش اختلاف معنی‌داری با یکدیگر ندارند. همچنین برای مقایسه آن‌ها از معیارهای سنجش خطا، دیاگرام پراکنش مقدار دبی مشاهده‌ای و برآورد شده استفاده گردید. نتایج این پژوهش نشان داد که مقدار رواناب، تنها به عامل بارندگی بستگی ندارد و استفاده از شاخص رطوبتی پیشین و دبی روز قبل دقت مدل را افزایش می‌دهد.

با افزودن بارندگی و دبی جریان روزهای قبل‌تر به ورودی، شاخص کارایی مدل و ضریب تبیین صحت‌سنجی کاهش و مقدار خطا افزایش یافت که نشان می‌دهد در سیستم ANFIS، افزایش تعداد پارامترهای ورودی لزوماً عملکرد مدل را افزایش نخواهد داد.

در همه مدل‌ها و ترکیبات ورودی از نظر معیارهای آماری، تکنیک ANFIS نتایج بهتری را ارائه داده است.

## منابع

- اسکندری‌نیا، ع. ۱۳۸۵. شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و مقایسه با مدل آماری نزدیکترین همسایه (K-NN)، پایان‌نامه کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، مجتمع آموزش عالی علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، دانشگاه مازندران، ۱۲۴ ص.
- اسکندری‌نیا، ع.، ه. نظریور، م.ض. احمدی، م. تیموری و م.ذ. مشفق. ۱۳۹۰. بررسی تأثیر عامل بارش پیشین در برآورد جریان رودخانه توسط شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: رودخانه بختیاری). پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز، ۲ (۳): ۵۱-۶۲.
- حقی‌زاده، ع.، م. محمدلو و ف. نوری. ۱۳۹۴. شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم فازی عصبی تطبیقی و رگرسیون چند متغیره (مطالعه موردی: حوضه آبخیز خرم‌آباد). مجله اکوهیدرولوژی، ۲ (۲): ۲۳۳-۲۴۳.
- دستورانی، م.ت.، ح. شریفی دارنی، ع. طالبی و ع.ر. مقدم‌نیا. ۱۳۹۰. کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی در مدل‌سازی بارش- رواناب در حوضه آبخیز سد زاینده‌رود. مجله آب و فاضلاب، ۴: ۱۱۴-۱۲۵.

- دهقانی، ن.، م. وفاه‌خواه و ع.ر. بهره‌مند. ۱۳۹۵. مدل‌سازی بارش- رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و شبکه فازی- عصبی تطبیقی در حوزه آبخیز کسلیان. پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز، ۱۳(۷): ۱۲۸-۱۳۷.
- علیزاده، ا. ۱۳۷۴. اصول هیدرولوژی کاربردی. انتشارات آستان قدس، چاپ پنجم، مشهد، ۶۳۴ ص.
- نجفی نیسانی، ن. ۱۳۸۵. برآورد بار رسوب رودخانه زاینده‌رود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ۱۶۰ ص.
- Alizadeh, M. J., M. R. Kavianpour, O. Kisi and V. Nourani. 2017. A new approach for simulating and forecasting the rainfall runoff process within the next two months. *Journal of Hydrology*, 548: 588-597.
- Anctil, F., C. Michae, C. Perrin and V. Andreassian. 2004. A soil moisture index as an auxiliary ANN input for stream flow forecasting. *Journal of Hydrology*, 286: 155-167.
- Anusree, K. and K. O. Varghese. 2016. Streamflow prediction of Karuvannur river basin using ANFIS, ANN and MNLN models. *International Conference on Emerging Trends in Engineering, Science and Technology, Procedia Technology*, 24: 101-108.
- Aqil, M., I. Kita, A. Yano and S. Nishiyama. 2007. A comparative study of artificial neural networks and Neuro-Fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behavior of runoff. *Journal of Hydrology*, 337: 22- 34.
- Ashrafi, M., C. C. Liyd Hock, Q. Chai, and Q. Xiaosheng. 2017. A fully-onlinr Neuro-Fuzzy model for flow forecasting in basins with limited data. *Journal of Hydrology*, 545: 424-435.
- Chang, T. K., A. Talei, S. Alaghmand and L. H. C. Chua. 2016. Rainfall-runoff modeling using dynamic evolving neural fuzzy inference system with online learning. *Procedia Engineering*, 154: 1103-1109.
- Heggen, R. J. 2001. Normalized antecedent precipitation index. *Journal of Hydrology Engineering*, 6(5): 377-381.
- Kisi, O. 2010. River suspended sediment concentration modeling using a neural differential evolution approach. *Journal of Hydrology*, 389: 227-235.
- Kisi, O., T. Haktanir, M. Ardiclioglu, O. Ozturk, E. Yalcin and S. Uludag. 2009. Adaptive neuro-fuzzy computing technique for suspended sediment estimation. *Advances in Engineering Software*, 40: 438-444.
- Sachan, A. and D. Kumar. 2017. Neural fuzzy inference system modeling with different input vectors for rainfall-runoff prediction. *International Journal of Advance Research, Ideas and Innovations in Technology*, 3 (6): 449-458.



## Rainfall-Runoff Modeling by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Multi-Variable Linear Regression (MLR)

Isa. Kia<sup>1</sup>, Ali reza Emadi<sup>2\*</sup>, Mohammadali. Gholami Sefidkahi<sup>3</sup>

### Abstract

In this research, the efficiency of Neuro-Fuzzy System was evaluated for estimating runoff in the mountainous area of the Haraz watershed. The goal is to create a model with proper functions and membership degrees that can properly estimate the relationship between rainfall and runoff in either basin or watershed. Thus, to predict the amount of runoff, 44 different combinations of rainfall, temperature, evaporation, flow rate and antecedent precipitation index with lag time entered to an ANFIS model during the period of 32 years as a daily data. Among the different combinations of input, the structure of rainfall and mean temperature of current day with moisture index and flow rate of 1-day ago was selected as the appropriate model. The results of t-test for determining the significant difference showed that there is no significant difference between ANFIS and MLR methods. The ANFIS system with a two degree triangular membership function with RMSE=2.67, VE=4.16, R2=0.98 and EF=0.97 compared to the MLR with RMSE=2.83, VE=4.55, R2=0.94 and EF=0.92 during the test period, has a better performance in rainfall-runoff modeling of the mountainous area of the Haraz watershed.

**Keywords:** antecedent precipitation, efficiency, flow rate, forecast, membership function.

---

<sup>1</sup>Ph.D. Student, Water Engineering Department, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran; eassa\_kia@yahoo.com

<sup>2</sup>Associate Professor, Water Engineering Department, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran, (\*- Corresponding Author); emadia355@yahoo.com

<sup>3</sup>Associate Professor, Water Engineering Department, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran; magholamis@yahoo.com