

## ارزیابی کارایی روش توابع متعامد تجربی نسبت به سیستم استنتاج فازی و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی جریان

کریم خدایی<sup>۱</sup>، هوشنگ قمرنیا<sup>۲</sup>، عبدالله طاهری تیزرو<sup>۳</sup>، رسول قبادیان<sup>۴</sup>، محمدحسین نوری قیداری<sup>۵</sup>

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۰۶/۰۴

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۰۷/۱۲

### چکیده

برای پیش‌بینی مقدار جریان ورودی، معمولاً دو روش کلی مدل‌سازی متکی به فرآیند و مدل‌سازی متکی به داده استفاده می‌شود. از جمله روش‌های متکی به داده در زمینه پیش‌بینی جریان رودخانه، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌های رگرسیون، مدل‌های سری‌زمانی و مدل‌های منطق‌فازی می‌باشد. در این تحقیق کارایی روش دیگری به نام تکنیک توابع متعامد تجربی نسبت به روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی برای پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد لتیان مورد ارزیابی قرار گرفت. پنج مدل ساخته شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی شبیه هم بوده که بستگی به باران، دما و دبی دارد و مدل‌های ساخته شده توسط توابع متعامد تجربی فقط بستگی به دبی در ایستگاه لتیان و ایستگاه‌های مجاور دارد. ابتدا برای هر مدل بهترین ترکیب شناسایی شد سپس فاکتورهای آماری  $RMSE$ ،  $MAPE$ ،  $CE$  و  $CORR$  در بهترین ترکیب‌های هر مدل مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج عددی نشان داد بهترین مدل مربوط به سیستم استنتاج فازی می‌باشد. لذا کارایی این مدل نسبت به مدل‌های شبکه عصبی و توابع متعامد بیشتر می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، توابع متعامد تجربی، سیستم استنتاج فازی شبکه عصبی مصنوعی، مدل.

<sup>۱</sup> - فارغ التحصیل کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، گروه مهندسی آب دانشگاه رازی کرمانشاه، ایران، ۰۹۱۹۶۷۴۵۸۶۴، karimkh2007@gmail.com  
<sup>۲</sup> - استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، ایران  
<sup>۳</sup> - استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، ایران  
<sup>۴</sup> - عضو استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، ایران  
<sup>۵</sup> - استادیار گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی، دانشگاه آزاد زنجان، ایران

مدلهای  $ARMA^2$ ، ANN را برای پیش‌بینی جریان روزانه و ساعتی به کار بردند. در این تحقیق مشخص شد که مدل ANN کارایی زیادی برای پیش‌بینی جریان دارد (Kang et al 1993). زیلانده و همکاران مدل‌های MLP را برای پیش‌بینی جریان یک هفته‌ای تا چهار هفته‌ای استفاده کردند (Zealand et al 1999). ساجیکومار نوع خاصی از مدل شبکه عصبی MLP به نام شبکه عصبی پس انتشار موقتی برای مدل‌سازی بارندگی-رواناب استفاده کرد (Sajilumar and Thandaveswara 1999). توفیق مدل ANN را برای پیش‌بینی جریان رود نیل در مخزن آسوان برای ماه‌های جولای، آگوست و سپتامبر به کار برد (Tawfik 2003). کیسی هم کار مشابهی برای پیش‌بینی جریان ماهانه توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار انجام داد (Kisi 2004).

نظریه مجموعه فازی یک نظریه نسبتاً جدید مبتنی بر ریاضیات می باشد که توسط زاده ارایه شده است. هدف این نظریه یافتن الگوی ریاضی است که با نحوه تفکر و استنتاج انسانی و همچنین با الگوهای طبیعی و واقعی تطابق و سازگاری داشته باشد. هرچند این شاخه از علم بسیار جوان است اما هم از جنبه نظری و هم از جنبه کاربردی پیشرفت‌های شایانی در آن انجام گرفته است.

منطق فازی به طور موفقیت آمیز در فیله‌های زیادی که رابطه بین علت و تاثیر (متغیر و نتایج) مبهم است به کار گرفته شده است (Wang et al 2006). ماهابیر با به کارگیری منطق فازی برای پیش‌بینی رواناب بهاره مدل‌های خروجی منطق فازی را توسعه دادند، نتایج نشان داد که پیش‌بینی رواناب از سیستم‌های فازی قابل اعتمادتر از مدل‌های رگرسیونی در پیش‌بینی رواناب هستند. تکنیک فازی می‌تواند با مدل‌های مفهومی یا دیگر مدل‌های متکی بر داده ترکیب شود (Mahabir et al 2003). میزومورا نشان داد که استفاده از ترکیب مدل‌های مفهومی و مدل منطق فازی نتایج رضایت‌بخشی در پیش‌بینی ذوب برف- رواناب می‌دهد (Mizumura 1995).

روش EOF توسعه یافته روش آنالیز ترکیبات اصل (PCA)<sup>3</sup> می‌باشد. ابلد و کروتین برای بارندگی، هیسدال و

با توجه به محدودیت منابع آب در عصر حاضر و نیز قرارگیری کشور ما در منطقه نیمه‌خشک زمین لزوم مدیریت و برنامه‌ریزی جهت استفاده بهینه از منابع آب بدیهی به نظر می‌رسد. این برنامه‌ریزی در زمینه مهندسی رودخانه بدون اطلاع از دبی جریان امکان‌پذیر نیست، ضمن اینکه اطلاع از دبی جریان رودخانه جهت بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها، طراحی سیستم‌های هشدار سیل و پروژه‌های سامان‌دهی رودخانه لازم و ضروری می‌باشد (محمدی و محمود شوشتری، ۱۳۸۵). درک چگونگی رفتار بارش و جریان رودخانه‌ها در آینده در مدیریت منابع آب بسیار پراهمیت می‌باشد. اطلاعات بارش و جریان به جهت برنامه‌ریزی‌های مصارف کشاورزی، صنعتی، شرب و بهداشت بسیار لازم و ضروریست این اطلاعات برای آمادگی و مقابله با شرایط بحرانی و جلوگیری از خسارت مالی و جانی در سیلاب‌ها نیز بسیار با ارزش می‌باشد (رضاعرب و حضرتی، ۱۳۸۵). انواع روش‌های مختلف برای پیش‌بینی جریان موجود می‌باشد که در دو کلاس طبقه‌بندی می‌شوند: روش‌های متکی به فرآیند و روش‌های متکی به داده. روش‌های متکی به داده اصولاً روش‌های جعبه سیاه هستند که ریاضیات ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را مشخص می‌کنند، بدون اینکه مکانیسم فیزیکی برای سیستم حوضه آبریز در نظر گرفته شود (Wang et al 2006).

در این تحقیق برای پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد از سه روش استفاده شده است: ۱- شبکه عصبی مصنوعی ۲- سیستم استنتاج فازی ۳- تکنیک توابع متعامد تجربی (EOF)<sup>۱</sup>. پس از پیش‌بینی جریان به هریک از سه روش، به ارزیابی روش توابع متعامد تجربی نسبت به دو روش دیگر پرداخته شده است. در ادامه مروری کوتاه بر تحقیقات صورت گرفته در این زمینه می‌گردد.

مدل شبکه عصبی مصنوعی یک مدل متکی به داده می‌باشد با ساختار ریاضی که توانایی تشخیص روابط پیچیده غیرخطی بین داده‌های ورودی و خروجی را دارد بدون نیاز به اینکه طبیعت حاکم بر پدیده را بفهمد (Wang et al 2006). در تحقیقی کانگ و همکاران

2 - Autoregressive Moving Average

3 - Principal Component Analysis

1 - Empirical Orthogonal Function

۳- دبی ماه قبل، دبی دو ماه قبل، دبی سه ماه قبل، دمای ماه قبل، باران ماه قبل،

۴- دبی ماه قبل، دبی دو ماه قبل، دبی سه ماه قبل، دبی متوسط سه ماه، دمای ماه قبل، باران ماه قبل،

۵- دبی ماه قبل، متوسط دبی سه ماه قبل، دمای ماه قبل، باران ماه قبل.

برای مدل‌سازی به روش سیستم استنتاج فازی از نرم‌افزار مهندسی متلب و ابزار ANFIS<sup>۱</sup> و برای مدل‌سازی به روش شبکه عصبی مصنوعی از نرم‌افزار Qnet استفاده شد.

برای مدل‌سازی به روش توابع متعامد تجربی فرض کنید در  $m$  ایستگاه و در  $N$  دوره، متغیر هیدرولوژیکی مورد نظر (بارندگی، رواناب، دما و ...) اندازه‌گیری شده است. اگر متغیر اندازه‌گیری شده در ایستگاه  $x$  در زمان  $t$  با  $y_{x,t}$  نشان داده شود، آنالیز توابع متعامد تجربی روشی است که  $y_{x,t}$  را به جزءهای  $S_i(x)$  و  $T_i(t)$  تقسیم می‌کند.

متوسط و انحراف معیار هر یک از ایستگاه‌ها محاسبه می‌شود، نرمال داده‌ها با  $f_{X,t}$  نشان داده می‌شود و به صورت فرمول ۱ محاسبه می‌شود:

$$f_{X,t} = \frac{y_{x,t} - \bar{y}_x}{S_x} \quad \begin{matrix} x=1,2,3,\dots,m \\ t=1,2,3,\dots,N \end{matrix} \quad (1)$$

اگر داده‌های استاندارد شده در یک ماتریس  $m \times n$  نشان داده شود، ماتریس فرمول ۲ حاصل می‌شود: هر ستون ماتریس  $F$  شامل  $m$  مقدار اندازه‌گیری شده در زمان  $n$  می‌باشد.

$$F = \begin{pmatrix} f_{11} & \dots & f_{1N} \\ f_{21} & \dots & f_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{m1} & \dots & f_{mN} \end{pmatrix} = [f_{11}, f_{21}, \dots, f_{mN}] \quad (2)$$

توویتو آن را برای جریان به کار بردند (Obled and (Creutin 1986, Hisdal and Tveito 1993).

تاریخچه به کارگیری روش EOF به سال ۱۹۶۸ بر می‌گردد که استید طی تحقیقاتی بر روی ۶۰ ایستگاه هیدرومتری در نودا به این نتیجه رسید که برآورد رواناب با روش‌های همبستگی دقیق نبود ولی در مقابل روش EOF از دقت زیادی برخوردار است (نوری قیداری ۱۳۸۴).

روش توابع متعامد تجربی یکی از روش‌های تجزیه و تحلیل آماری است که کاربردهای وسیعی داشته که می‌توان به بررسی الگوی تغییرات دما، بارندگی و میدان‌های فشار اشاره کرد.

بارتلین از روش توابع متعامد تجربی برای برآورد مشخصه جریان استفاده کرد. بعدها هیسدال و تویتو از این روش برای بسط و گسترش سری زمانی رواناب‌ها و ترکیب با روش کریجینگ برای برآورد داده‌های گم‌شده استفاده کردند. تاثیر تغییرات درجه حرارت و بارندگی در فراوانی رواناب حدی توسط کراسوس کایا مورد مطالعه قرار گرفت (نوری قیداری ۱۳۸۴).

## مواد و روش‌ها

حوزه آبریز سد لتیان در بین طول جغرافیایی ۵۱/۲۲ و ۵۱/۵۱ و در عرض جغرافیایی ۳۶/۴ و ۳۵/۴۵ قرار گرفته است. ارتفاع حوضه آبریز سد لتیان (که بخشی از حوضه آبریز جاجرود می‌باشد) بین ۱۵۸۰ متر در محل سد و ۴۰۰۰ متر در ارتفاعات توچال متغیر می‌باشد. بررسی منابع مختلف نشان داد که به منظور پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به سد نیاز به پارامترهای بارندگی، دما و دبی ماه‌های قبل می‌باشد، بدین منظور داده‌هایی که برای پیش‌بینی جریان استفاده شد عبارتند از: داده‌های ماهانه دبی، دما و باران ایستگاه سد لتیان از سال ۱۳۴۷ تا ۱۳۸۵.

برای ساختن مدل سیستم استنتاج فازی و مدل شبکه عصبی مصنوعی حالات مختلف ترکیب دبی، دما و باران در نظر گرفته شد این حالتها به قرار زیر بودند:

- ۱- دبی ماه قبل، دمای ماه قبل، باران ماه قبل،
- ۲- دبی دو ماه قبل، دبی ماه قبل، دمای ماه قبل، باران ماه قبل،

<sup>۱</sup> - Adaptive Neural Fuzzy Inference System

حال برای ادامه آنالیز یک جزء جدید وارد کار می‌شود که به صورت فرمول ۳ تعریف می‌شود:

$$C_1 = e_1^T F \quad (3)$$

حال اندازه  $e_1$  باید چنان پیدا شود که طول آن واحد و اندازه  $C_1$  ماکزیمم باشد. حال اندازه  $C_1$  به صورت فرمول ۴ تعریف می‌شود:

$$|C_1| = e_1^T FF^T e_1 \quad (4)$$

که

$$R = FF^T \quad (5)$$

$$e_1^T e_1 = 1 \quad (6)$$

R ماتریسی است  $m \times m$  که شامل عناصر  $r_{1,j}$  می‌باشد و به صورت فرمول ۷ تعریف می‌شود:

$$r_{1,j} = \sum_{n=1}^N f_{i,n} f_{j,n} \quad j=1,2,\dots, i=1,2,\dots,m \quad (7)$$

ماتریس R متقارن بوده و دارای m مقدار ویژه حقیقی

مثبت می‌باشد. درایه  $r_{1,j}$  ماتریس R بیانگر این است که مقدار متغیرها در یک ایستگاه در زمانهای متناظر به مقدار متغیر در ایستگاههای دیگر ضرب شده و باهم جمع می‌شوند. به ماتریس R، ماتریس همبستگی هم می‌گویند.

برای به دست آوردن ماکزیمم  $|C_1|$  به شرط  $e_1^T e_1 = 1$  از ضریب لاگرانژ استفاده می‌شود و ثابت می‌شود که:

$$Re_1 = \lambda_1 e_1 \quad (8)$$

در رابطه فوق  $\lambda_1$  بزرگترین مقدار ویژه ماتریس R بوده و  $e_1$  بردار متناظر آن می‌باشد.

ماتریس R دارای m مقدار ویژه می‌باشد که دو به دو بر هم عمودند.  $e_i e_j = 0$  حال اگر رابطه بالا برای تمامی بردارهای ویژه تعمیم داده شود رابطه کلی ۹ حاصل می‌گردد:

$$RE = DE \quad (9)$$

E همان  $S_i(x)$  می‌باشد که معرف تغییرات مکانی بوده که ستون‌های آن  $e_i$  می‌باشد. این ماتریس چنان مرتب شده که در ستون اول  $e_1$  بوده که بزرگترین مقدار ویژه را دارا می‌باشد و همین طور در ستون دوم  $e_2$  قرار دارد که دومین بزرگترین مقدار ویژه را دارا می‌باشد و الی آخر.

D : ماتریس قطری  $m \times m$  بوده که عناصر قطری

آن  $\lambda_i$  های متناظر  $e_i$  می‌باشد.

ماتریس جدید  $N \times m$  را می‌توان به صورت تعریف فرمول ۱۰ تعریف و با C نشان داد:

$$C = F^T E \quad (10)$$

ماتریس C همان  $T_i(t)$  می‌باشد که معرف تغییرات زمانی می‌باشد. حال اگر ماتریس متقارن C در E ضرب شود خواهیم داشت:

$$EC^T = E(F^T E)^T = EE^T F = F \Rightarrow F = EC^T \quad n=1, 2, \dots, N \quad (11)$$

برای پیش‌بینی دبی ایستگاه لتیان از داده‌های دبی ایستگاه‌های رودک، پل ذغال، کلاردشت، سیرا، بیلقان و سولفان استفاده شد. این داده‌ها به صورت ماهانه از سال ۱۳۳۷ تا سال ۱۳۸۵ در دسترس بودند.

## نتایج و بحث

همانطور که ذکر شد پنج مدل مختلف برای شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی و شش مدل مختلف برای توابع متعامد تجربی ساخته شد. اصولاً

هدف میانگین دبی ماهانه شبیه‌سازی شده در ایستگاه  $\bar{O}_{sim}$

n تعداد داده‌ها

با مقایسه مقادیر ضریب همبستگی و ریشه حداقل مربعات خطا ملاحظه می‌شود که مدل پنجم نتایج بهتری نسبت به سایر مدل‌ها دارد.

به منظور به دست آوردن بهترین مدل سیستم استنتاج فازی برای هر یک از حالت‌های ذکر شده، مدل سیستم استنتاج فازی با تعداد توابع عضویت، نوع توابع عضویت و تعداد تکرار متفاوت مورد آموزش و آزمون قرار گرفت و بهترین تعداد توابع عضویت، نوع توابع عضویت و تعداد تکرار برای هر یک از پنج مدل به دست آمد پس از به دست آوردن حالت بهینه برای هر مدل به مقایسه آن‌ها پرداخته شد: (جدول ۲)

ماهیت مدل سازی به روش سیستم استنتاج فازی و شبکه عصبی مصنوعی متفاوت با مدل‌سازی به روش توابع متعامد تجربی می‌باشد، با این وجود به مقایسه سه روش پرداخته شده است. اضافه می‌شود که برای پیش‌بینی هر یک از شش سری توابع متعامد تجربی از سیستم استنتاج فازی استفاده شده است لذا می‌توان گفت روش سوم ترکیب توابع متعامد تجربی با سیستم استنتاج فازی می‌باشد.

معیار مقایسه سه روش باهم ضریب همبستگی (CORR)<sup>۱</sup> و حداقل ریشه مربعات خطا (RMSE)<sup>۲</sup> می‌باشد و در فرمول‌های ۱۲ و ۱۳ این روابط نشان داده شده است.

به منظور به دست آوردن بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی برای هر یک از حالت‌های ذکر شده، مدل شبکه عصبی مصنوعی با تعداد لایه‌های پنهان مختلف، تکرار متفاوت و همچنین توابع محرک متعدد مورد آموزش و آزمون قرار گرفت و بهترین تعداد لایه پنهان، تعداد نرون، نوع تابع محرک و تکرار برای هر پنج مدل به دست آمد. پس از پیدا کردن حالت بهینه اجرای مدل به مقایسه این مدل‌ها باهم پرداخته می‌شود تا بهترین مدل بین پنج مدل موجود مشخص شود (جدول ۱).

$$CORR = \frac{\sum_{t=1}^n (O_{obs}^t - \bar{O}_{obs})(O_{sim}^t - \bar{O}_{sim})}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (O_{obs}^t - \bar{O}_{obs})^2 \sum_{t=1}^n (O_{sim}^t - \bar{O}_{sim})^2}} \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (O_{obs}^t - O_{sim}^t)^2} \quad (13)$$

که در این روابط:

$O_{obs}^t$  دبی ماهانه ثبت شده در زمان t در ایستگاه هدف

$O_{sim}^t$  دبی ماهانه شبیه‌سازی شده در زمان t در ایستگاه هدف

$\bar{O}_{obs}$  میانگین دبی ماهانه ثبت شده در ایستگاه هدف

<sup>1</sup> - Correlation

<sup>2</sup> - Root Mean Squar Error

جدول (۱): مقایسه مدل‌های مختلف شبکه عصبی

شماره مدل	آموزش		ارزیابی	
	RMSE	CORR	RMSE	CORR
۱	۰/۸۴	۴/۶۴	۰/۷۹۸	۵/۷۱
۲	۰/۸۵۹	۴/۳۹۷	۰/۸۰۳	۵/۸۹
۳	۰/۸۸۲	۴/۰۴۵	۰/۸۰۳	۶/۰۷
۴	۰/۸۶۹	۴/۵۳	۰/۸۰۲	۶/۵۱
* ۵	۰/۸۶۷	۴/۱۲	۰/۸۰۸	۵/۷۹

جدول (۲): مقایسه مدل‌های مختلف سیستم استنتاج فازی

شماره مدل	آموزش		ارزیابی	
	RMSE	CORR	RMSE	CORR
۱	۰/۷۸۳	۴/۲۹	۰/۷۹۵	۵/۸۸
۲	۰/۸۱۲	۴/۰۲۵	۰/۸۲۵	۵/۳۸۶
۳	۰/۸۵۶	۳/۵۸	۰/۸۱۰	۶/۰۲۵
۴	۰/۸۲۷	۳/۸۸	۰/۸۲۵	۵/۴۳
۵	۰/۸۲۳	۳/۹۱۷	۰/۸۲۵	۵/۳۹۳

جدول (۳) به مقایسه شش مدل توابع متعامد تجربی پرداخته شده است. همچنین در دو شکل ۱ و ۲ به مقایسه گرافیکی RMSE و CORR در هر شش مدل پرداخته شده است.

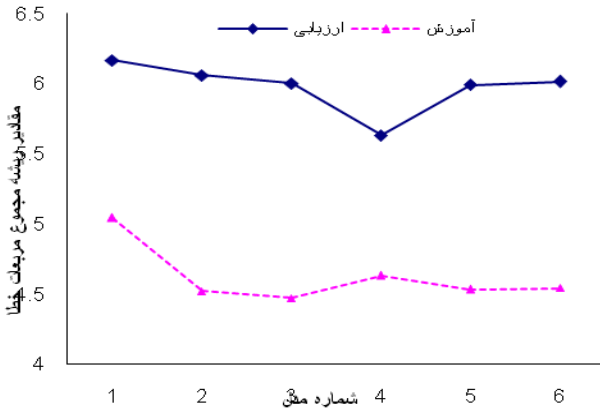
همانطور که ملاحظه می‌شود بهترین مدل شماره سه می‌باشد یعنی برای پیش‌بینی جریان به روش EOF از بین ۶ سری به دست آمده، با دخالت دادن تنها سری‌های ۱ و ۲ می‌توان به نتایج قابل قبول رسید.

با توجه به ساختار مدل‌ها این نتیجه حاصل می‌شود که در مدل FIS علاوه بر دبی ماه قبل باید حداقل دبی دو ماه قبل را به عنوان ورودی مدل در نظر گرفت تا سیستم استنتاج فازی به نتایج قابل قبولی برای پیش‌بینی جریان برسد.

در روش توابع متعامد تجربی پس از آنکه مدل پیش‌بینی سری‌های ۱ تا ۶ ساخته شد، برای تبدیل داده‌های EOF به داده‌های واقعی دبی، شش مدل مختلف با توجه به سری‌های دخیل در پیش‌بینی ساخته شد. در

جدول (۳) مقایسه چهار مدل مختلف ذکر شده

مدل	داده های اصلی			
	آموزش		ارزیابی	
	RMSE	CORR	RMSE	CORR
۱	۰/۷۸۸	۶/۱۷۲	۰/۷۷۴	۶/۱۶
۲	۰/۸۳۳	۴/۵۱۶	۰/۷۷۳	۶/۱۰۶
* ۳	۰/۸۳۷	۴/۴۶۹	۰/۷۸۷	۶
۴	۰/۸۲۵	۴/۶۳	۰/۷۸۳	۵/۶۳۵
۵	۰/۸۳۲	۴/۵۳	۰/۷۸۰	۵/۹۹
۶	۰/۸۳۲	۴/۵۴	۰/۷۷۴	۶/۰۱



شکل (۲) حداقل ریشه مربعات خطا در برابر تعداد سریهای دخیل در

پیش بینی جریان به روش EOF

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Q_i^P - Q_i^O}{Q_i^O} \right| \times 100 \quad (15)$$

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i^O - Q_i^P)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i^O - \bar{Q}_i)^2} \quad (16)$$

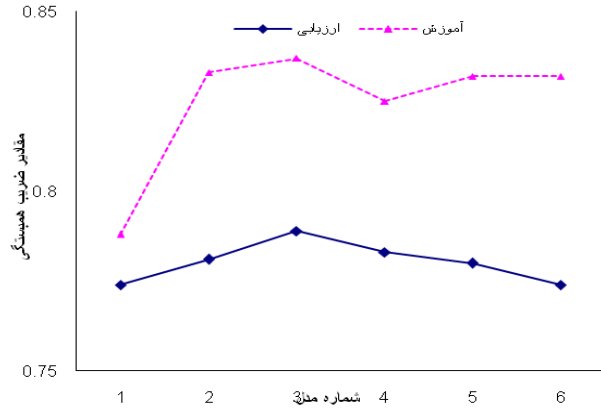
که در این روابط:

$Q_i^P$  جریان پیش بینی شده

$Q_i^O$  جریان مشاهده شده

$\bar{Q}_i$  متوسط مقادیر مشاهده شده

n: تعداد داده ها



شکل (۱) مقادیر ضریب همبستگی در برابر تعداد سریهای دخیل در

پیش بینی جریان به روش EOF

جدول (۴) نشان می‌دهد که بهترین مقدار CE، MAPE، RMSE، CORR در حالت‌های آموزش، آزمون و ارزیابی مربوط به کدام یک از سه روش FIS، ANN و یا EOF می‌باشد. همانطور که ملاحظه می‌شود دفعات بیشتری مدل FIS ذکر شده است، پس می‌توان ادعا کرد در این تحقیق مدل FIS بهتر از سه روش دیگر می‌باشد. یکی از عللی که می‌توان به ضعف روش EOF نسبت به روش FIS ذکر کرد کمبود تعداد ایستگاه‌های هیدرومتری در منطقه که دارای همبستگی خوبی با ایستگاه سد لتیان باشند، می‌باشد. مسلماً با افزایش تعداد ایستگاه‌های هیدرومتری منطقه و افزایش همبستگی بین ایستگاه‌ها کارایی روش EOF در پیش‌بینی جریان بیشتر خواهد شد.

جدول (۴) مقایسه پارامترهای مختلف آماری

پارامتر	EOF		FIS		ANN	
	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
CE	۰/۱۶۶۸	۰/۷۷۳	۰/۱۶۷۱	۰/۵۳۵	۰/۱۶۸	۰/۷۷۰
MAPE	۱۲/۱۰۷۷	۲۲/۶۴	۱۵۸/۱۸۳	۷۲/۰۱۹	۱۱۸/۲۳	۱۹۲/۵۸
RMSE	۴/۱۲۱	۵/۷۹	۵/۳۸۸	۷/۳۵۹	۳/۹۰	۵/۷۹
CORR	۰/۸۶۸	۰/۷۱۶	۰/۸۲۵	۰/۷۴۸	۰/۸۲۵	۰/۸۰۸

جدول (۵) تعیین بهترین مدل

پارامتر	آموزش	آزمون	ارزیابی
CORR	ANN	FIS	FIS
RMSE	FIS	EOF	FIS
MAPE	EOF	FIS	FIS
CE	EOF	ANN	ANN

## نتیجه گیری

با توجه به نتایج به دست آمده از اجرای مدل‌های مختلف پیشنهاداتی به شرح زیر برای بهتر شدن نتایج ارائه شده است.

- ۱- در واقع به دو طریق می‌توان به پیش‌بینی دبی در یک ایستگاه پرداخت: اول اینکه فقط از داده‌های دبی استفاده شود و دیگری اینکه علاوه بر آمار دبی از آمار دما و باران و در صورت وجود آمار برف هم استفاده شود. مسلماً طریقه اول راحت تر می‌باشد چون فقط نیاز به آمار دبی می‌باشد. اما نتایج حاصله از طریقه دوم مقبول تر می‌باشد چون در یک حوضه آبریز دبی با دمای هوا و بارندگی (برف و باران) و فیزیوگرافی حوضه و... رابطه دارد.
- ۲- اگر روش FIS برای پیش‌بینی انتخاب شود، توصیه می‌شود که توابع عضویت برای هر نرون ورودی زیاد

انتخاب نشود چون تاثیر مثبت بر روی نتایج نخواهد داشت.

۳- در صورتی که در منطقه مورد مطالعه تعداد ایستگاه‌های دبی سنجی زیاد باشد و همبستگی خوبی بین ایستگاه هدف و آنها موجود باشد روش EOF روش خوبی خواهد بود چون برای پیش‌بینی دبی یک ایستگاه، با استفاده از تکنیک‌های خود، ایستگاه‌های دیگر موجود در منطقه را هم دخالت می‌دهد.

۴- توصیه می‌شود در منطقه ای دیگر که ایستگاه‌های هیدرومتری در آن منطقه زیاد می‌باشد و همبستگی خوبی بین ایستگاه‌ها وجود دارد روش EOF مورد آزمون مجدد قرار بگیرد.

## منابع

- ۱- عرب، ر. ۱۳۸۵. بررسی آماری ارتباط بارش و جریان رودخانه های حوضه جراحی با پدیده های اقلیمی ENSO, NAO. هفتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه. اهواز.
- ۲- محمدی، م. م. محمودشوستری. ۱۳۸۵. برآورد دبی هفتگی متوسط رودخانه کر بوسیله شبکه عصبی مصنوعی و مدل hec-hms. هفتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه. اهواز.
- ۳- نوری قیداری، م. ۱۳۸۴. کلاسه بندی منطقه ای مقادیر حدی جریان رودخانه با نگرش آماری. پایان نامه کارشناسی ارشد گروه مهندسی آب. دانشگاه تهران.
4. Braud, I. 1992. EOF analysis: analytical aspects of a geostatistical like method adapted to the simulation of non-stationary fields. Statistics for Spatial Data. Wiley, New York, USA.
5. Hisdal, H.; Tveito, O.E. 1993. Extension of runoff series using empirical orthogonal functions. Hydrological Sciences Journal 38 (1/2) 33-49.
6. Kang, K.W.; Kim J.H.; Park C.Y.; and Ham K.J. 1993. Evaluation of hydrological forecasting system based on neural network model. In: Proc. 25 th Congress of Int. Assoc. for Hydr. Res. IAHR. Delft. The Netherlands. 257-264.
7. Kisi, O. 2004. River Flow Modelling using artificial neural networks. J. Hydrol. Eng. 9(1).60-63.
8. Mahabir, C.; Hicks, F.E.; and Robinson, Fayek A. 2003. Application of fuzzy logic to forecast seasonal runoff. Hydrol. Process. 17. 3749-3762.
9. Mizumura, K. 1995. Application of fuzzy theory to snowmelt-runoff. In: Kundzewicz, Z.W. Ed. New uncertainty concepts in hydrology and water resources, Cambridge University Press, New York.
10. Obled, C.; Creutin, J.D. 1986. Some development in the use of empirical orthogonal functions for mapping meteorological fields.
11. Sajikumar, N.; Thandaveswara, B.S. 1999. A nonlinear rainfall runoff model using an artificial neural network. J. hydrol. 216. 32-55.
12. Tawfik, Maha. 2003. Linearity Versus non-linearity in forecasting Nile River flows. Advances in Engineering Software. 34.515-524.
13. Wang, W.; Vrijling, J K.; Van, Gelder.; 2006. Stochasticity, Nonlinearity and Forecasting of Streamflow Processes. Publisher and Distributer: IOS Press, 1013 B G Amsterdam, Netherland.
14. Zealand, C.M.; Burn, D.H.; and Simonovic, S.P. 1999. Short term streamflow forecasting using artificial neural networks. J. hydrol. 214. 32-48.



## Evaluation of empirical orthogonal functions to the fuzzy inference system and artificial neural network to predict the flow

karim khodaei<sup>1</sup>, houshang qamarnia<sup>2</sup>, abdollah taheri<sup>3</sup>, rasoul qobadian<sup>4</sup>, mohammad hosein noori<sup>5</sup>

### Abstract

To predict the value of the streamflow, usually two methods of the Process-driven methods and Data – driven methods is used. Including Data – driven methods in river flow forecasting is artificial neural network, regression, time series and fuzzy logic. In this study, performance of another method empirical orthogonal functions than artificial neural network and fuzzy inference system to predict monthly inflow Latyan Dam reservoir was evaluated. Five models of ANN and ANFIS are similar and depends on rainfall, temperature and streamflow. Whereas five models of EOF depends on only streamflow in Latian station and Adjacent stations. Initial for all models the best combination identified, then statistical parameters of CE, MAPE, RMSE, CORR in the best combinations of all models were compared. The results showed that the fuzzy inference system, a better performance than the other way round.

**Keywords:** Artificial Neural Network, Empirical Orthogonal Functions, Fuzzy Inference System Flow Forecasting, Model.

---

<sup>1</sup> -Graduate master of irrigation and drainage, Department of water engineering, Razi university, 09196745864, karimkh2007@gmail.com

<sup>2</sup> -Assistant professor, Department of water engineering, Faculty of agriculture, Razi university, Iran

<sup>3</sup> - Assistant professor, Department of water engineering, Faculty of agriculture, Razi university, Iran

<sup>4</sup> - Assistant professor, Department of water engineering, Faculty of agriculture, Razi university, Iran

<sup>5</sup> - Assistant professor, Department of civil engineering, Faculty of engineer, Zanjan azad university, Iran