

# تخمین ضریب پراکندگی طولی آلودگی با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی انطباقی

حسین ریاحی مدوار<sup>۱</sup> سید علی ایوبزاده<sup>۲</sup>

(دریافت ۸۶/۱۰/۱۱ پذیرش ۸۷/۴/۱۹)

## چکیده

ضریب پراکندگی طولی آلودگی در رودخانه‌ها و مجاری طبیعی به علت پیچیده بودن فرایند حاکم، اغلب با استفاده از روابط ساده شده تجربی که دقت مطلوبی ندارند، تعیین می‌شود. به همین دلیل در این تحقیق با استفاده از سیستم خبره استنتاج فازی - عصبی انطباقی که قابلیت فراگیری و درک روابط حاکم بر پدیده‌ها بدون نیاز به معادلات حاکم را دارد، روش جدیدی برای تخمین ضریب پراکندگی طولی ارائه شده است. فرایند توسعه و ارزیابی مدل جدید با استفاده از مجموعه داده‌های واقعی و معیارهای آماری و گرافیکی مختلفی صورت گرفته است. طبق نتایج تحقیق، مدل در مقایسه با تمامی روابط موجود (دوازده رابطه) دقت بسیار بهتری دارد. مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی مربوط به مدل در مرحله توسعه به ترتیب برابر ۱۵/۱۸ و ۰/۹۹ و در مرحله ارزیابی ۱۸۷/۸ و ۰/۹۱ به دست آمد. در حالی که مقادیر این پارامترها برای بهترین رابطه تجربی (رابطه هانگ و لی) به ترتیب برابر ۲۹۵/۷ و ۰/۴۸ می‌باشد. طبق نتایج، استفاده از مدل تطبیقی استنتاج فازی - عصبی دقت تخمین این ضریب را به میزان قابل توجهی بهبود می‌بخشد. روش ارائه شده در این تحقیق رهیافت جدیدی در تخمین ضریب پراکندگی طولی آلودگی در رودخانه محسوب شده و به خوبی قابلیت اتصال و ترکیب با مدل‌های ریاضی انتقال آلودگی و نیز بهنگام سازی با توجه به شرایط واقعی را دارد.

**واژه‌های کلیدی:** انتقال آلودگی، استنتاج فازی - عصبی انطباقی، ضریب پراکندگی طولی، معادلات تجربی.

## Estimating Longitudinal Dispersion Coefficient of Pollutants Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

Hossein Riahi Modvar<sup>1</sup>

Seyed Ali Ayyoubzadeh<sup>2</sup>

(Received Jan. 1, 2008 Accepted July 9, 2008)

### Abstract

Longitudinal dispersion coefficient in rivers and natural streams is usually estimated by simple inaccurate empirical relations because of the complexity of the phenomenon. In this study, the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) is used to develop a new flexible tool for predicting the longitudinal dispersion coefficient. The system has the ability to understand and realize the phenomenon without the need for mathematical governing equations. The training and testing of this new model are accomplished using a set of available published filed data. Several statistical and graphical criteria are used to check the accuracy of the model. The dispersion coefficient values predicted by the ANFIS model compares satisfactorily with the measured data. The predicted values are also compared with those predicted by existing empirical equations reported in the literature to find that the ANFIS model with  $R^2=0.99$  and  $RMSE=15.18$  in training stage and  $R^2=0.91$  and  $RMSE=187.8$  in testing stage is superior in predicting the dispersion coefficient to the most accurate empirical equation with  $R^2=0.48$  and  $RMSE=295.7$ . The proposed methodology is a new approach to estimating dispersion coefficient in streams and can be combined with mathematical models of pollutant transfer or real-time updating of these models.

**Keywords:** Pollutant Transfer, Adaptive Neuro Fuzzy-Inference System, Longitudinal Dispersion Coefficient, Empirical Equations.

1. PhD. Student of Water Structures Engineering, Tarbiat Modarres University, Tehran, hsriahi@yahoo.com  
2. Assoc. Prof. of Water Structures Engineering, Tarbiat Modarres University, Tehran

۱- دانشجوی دکتری سازه‌های آبی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، hsriahi@yahoo.com  
۲- دانشیار گروه سازه‌های آبی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

در سالهای اخیر حفاظت رودخانه‌ها و پاک‌سازی آنها مورد توجه سازمانهای ملی و بین‌المللی مسئول کنترل کیفیت و حفاظت منابع آب قرار گرفته است. این موضوع در مناطقی که شهرها و صنایع بزرگ در نزدیکی رودخانه‌ها قرار دارند و رودخانه‌ها تأمین‌کننده اصلی نیازهای آبی می‌باشند، به منظور حفظ سلامت عمومی، بیشتر مورد توجه قرار گرفته است [۱، ۲ و ۳]. بدین جهت توانایی تخمین و شبیه‌سازی جریان، انتقال آلودگی و رسوب در سیستم‌های رودخانه‌ای برای برنامه‌ریزی منابع آب اهمیت زیادی دارد. این قابلیت موجب کاهش خطر خسارت به محیط زیست در آینده و افزایش تأثیر مهندسی محیط زیست بر مدیریت منابع آب می‌شود [۱].

روند رو به رشد آلودگی آبهای سطحی در سراسر جهان نیاز به استفاده از فرایندهای اختلاط و رقیق‌سازی را الزامی نموده است. هم‌اکنون استفاده از فرایند پخشیدگی و تقویت خودپالایی رودخانه یکی از مهم‌ترین روشهای مدیریت زیست محیطی رودخانه محسوب می‌شود. سرازیر شدن انواع پسابهای کشاورزی و صنعتی به داخل آبراهه‌ها به منظور اکسید شدن و حذف مواد آلی، به یک عمل مرسوم تبدیل شده است. برای کنترل آلودگی در جریانهای روباز، رهاسازی آلاینده‌ها باید به صورت منطقی و تنظیم شده انجام شود. این مطلب نیازمند اطلاع دقیق از توانایی حمل، پخش و پاک‌سازی آلودگی توسط جریان آب در طول مشخصی از مسیر خود است [۲].

با تزریق آلاینده‌های مختلف به درون رودخانه، انتقال آنها به پایین دست توسط فرایند اختلاط با جریان و پراکنش‌های طولی، عرضی و عمقی انجام می‌شود. آلاینده‌ها در جهات طولی، عرضی و عمقی تحت تأثیر فرایندهای انتقال<sup>۱</sup> و اختلاط<sup>۲</sup> منتشر می‌شوند [۳]. قابلیت و قدرت جریان رودخانه‌ها و دیگر جریانهای سطحی در پراکنش مواد اضافه شده به آن در جهات طولی، عرضی و قائم توسط ضرایب پراکنندگی  $K_x$ ،  $K_y$ ،  $K_z$  بیان می‌شود [۳]. در نقاط دورتر از محل تزریق آلاینده که اختلاط در کل مقطع عرضی کامل می‌شود، تنها پراکنندگی طولی قابل توجه خواهد بود [۴]. شدت پراکنندگی طولی توسط ضریب پراکنندگی طولی تعیین می‌شود و نتیجتاً سرنوشت انتقال آلاینده به شدت تابع پراکنندگی طولی است و مدل‌سازی و پایش و تعیین دقیق وضعیت آلودگی رودخانه‌ها نیازمند محاسبه دقیق ضریب پراکنندگی طولی آلودگی در آنهاست [۱ و ۵].

تخمین دقیق ضریب پراکنندگی طولی در رودخانه در مسائل مهندسی رودخانه، محیط زیست، طراحی آبگیرها و دلتاها و ارزیابی خطر تزریق آلاینده‌های خطرناک به درون رودخانه اهمیت ویژه‌ای دارد. بنابراین بررسی دقیق تغییرات غلظت آلاینده‌ها در رودخانه‌های طبیعی با استفاده از مدل‌های یک بُعدی نیازمند انتخاب ضریب پراکنش طولی مناسب است [۵]. در صورتی که داده‌های واقعی در دسترس باشند به سادگی می‌توان این ضریب را تعیین کرد ولی در رودخانه‌هایی که مشخصات و ویژگیهای اختلاط و پراکنش ناشناخته باشند، الزاماً باید از روشهای جایگزین استفاده شود. به علت پیچیده بودن فرایند انتقال آلودگی و جریان در رودخانه‌های طبیعی، محاسبه دقیق این ضریب غیرممکن است و اغلب با استفاده از روابط ساده شده تجربی تعیین می‌شود که این روابط تنها در محدوده شرایطی که برازش یافته‌اند قابلیت استفاده داشته و برای شرایطی خارج از آن محدوده، دقت چندانی مطلوبی ندارند. در این زمینه محققان مختلف روابط تجربی مختلفی را ارائه نموده‌اند که در ادامه بحث خواهند شد.

هدف اصلی در این تحقیق بررسی روشها و معادلات مختلف ارائه شده برای تعیین ضریب طولی پراکنندگی آلودگی در رودخانه‌های طبیعی و ارزیابی دقت این روشها در مقایسه با داده‌های اندازه‌گیری شده واقعی و ارائه روشی نوین و دقیق‌تر در این زمینه است. همچنین در گام دوم تحقیق برای اولین بار با استفاده از قابلیت‌های سیستم استنتاج فازی - عصبی انطباقی، رهیافت جدیدی برای تخمین ضریب پخش طولی آلودگی ارائه شده و نتایج آن با نتایج معادلات تجربی موجود مقایسه شده است. در ادامه و در ابتدا مهم‌ترین روابط تعیین ضریب پراکنندگی طولی ارائه شده و سپس مدل استنتاج فازی - عصبی انطباقی با جزئیات کامل معرفی گردیده است. در پایان نتایج روابط تجربی و مدل فازی - عصبی انطباقی ارائه و با یکدیگر مقایسه شده است.

## ۲- روش تحقیق

در این قسمت در ابتدا اصول تئوری، سابقه تحقیقاتی و مهم‌ترین روابط موجود برای تعیین ضریب پراکنندگی ارائه شده و سپس سیستم استنتاج فازی - عصبی انطباقی و الگوریتم توسعه آن آورده شده است. در ادامه مجموعه داده‌های مورد استفاده در تحقیق و محدوده تغییرات پارامترهای مختلف آن ارائه شده است.

### ۲-۱- روابط تعیین ضریب پراکنندگی طولی

اولین بار تیلور در سال ۱۹۵۳ ضریب پراکنندگی طولی را به عنوان اندازه‌ای از فرایند پراکنندگی طولی یک بُعدی توسط معادله انتقال - پخش به صورت زیر بیان نمود [۴]:

<sup>1</sup> Advective

<sup>2</sup> Dispersive

$$I = -\int_0^1 h' u'' \int_0^{y'} \frac{1}{\varepsilon_t' h'} \int_0^{y'} h' u'' dy' dy' dy' \quad (5)$$

که پارامترهای بی بعد آن به صورت زیر تعریف شده‌اند:

$$\varepsilon_t' = \frac{\varepsilon_t}{\varepsilon_t'} y' = \frac{y}{B} h'' = \frac{h}{H} u'' = \frac{u'}{\sqrt{u'^2}} \quad (6)$$

که در آن

$\sqrt{u'^2}$  شدت انحراف سرعت و اندازه‌ای از انحراف متوسط سرعت متلاطم از سرعت متوسط در مقطع است [7]. بر مبنای روش ارائه شده توسط فیشر و رابطه 4، محققان مختلف روابط مختلفی ارائه نموده‌اند که مهم‌ترین آنها در جدول 1 فهرست شده است. مشاهده می‌شود که تمامی این روابط ضریب پراکندگی طولی را با استفاده از متغیرهای مربوط به شرایط متوسط جریان در مقطع رودخانه محاسبه می‌نمایند. این متغیرها عبارت‌اند از متوسط عمق جریان در مقطع، سرعت متوسط، سرعت برشی و عرض سطح آب. در این تحقیق برای ارزیابی دقت روابط ارائه شده در جدول 1 مجموعه داده‌هایی که در آنها این چهار پارامتر همراه با ضریب پراکندگی طولی ارائه شده بود گردآوری گردید. همچنین در فرایند توسعه مدل استنتاج فازی - عصبی انطباقی نیز از همین پارامترها به عنوان متغیرهای ورودی و خروجی استفاده شد.

علاوه بر معادلات ارائه شده در جدول 1 ضریب پراکندگی طولی آلودگی در رودخانه‌های طبیعی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز برآورد شده است [3]. مقایسه نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های واقعی بیانگر دقت نسبتاً بهتر آن در مقایسه با روابط تجربی فیشر، کاشفی پور و فالکنر<sup>2</sup> و دئونگ<sup>3</sup> و همکاران است [3، 5، 6 و 8]. ضریب همبستگی بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش 0.7/ و مجذور مربعات خطای آن 193 (متر مربع در ثانیه) به دست آمد [3]. مشاهده می‌شود که علی‌رغم اینکه در تحقیقات وسیعی از روشهای مبتنی بر هوش مصنوعی در مطالعات زیست محیطی استفاده شده است [9-12]. با این وجود، تنها تایفور و سینگ با استفاده از روش هوش مصنوعی اقدام به برآورد ضریب پراکندگی طولی آلودگی نموده‌اند [3]. به همین دلیل در این تحقیق برای اولین بار از قابلیت‌های سیستم استنتاج فازی - عصبی انطباقی برای توسعه روش نوینی در تخمین ضریب پراکندگی طولی آلودگی استفاده شد و نتایج آن با نتایج روابط موجود در این زمینه مقایسه گردید [1، 5-9 و 13-16].

$$\frac{\partial C}{\partial t} + u \frac{\partial C}{\partial x} = K_x \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} \quad (1)$$

که در آن

C متوسط غلظت در مقطع، u متوسط سرعت طولی، t زمان، x جهت طولی در راستای جریان و  $K_x$  ضریب پراکندگی طولی است. طبق رابطه فوق سرنوشت تزریق آلاینده تابع  $K_x$  است که فیشر عبارت انتگرال سه گانه زیر را برای تخمین آن ارائه نمود [5]:

$$K_x = -\frac{1}{A} \int_0^B hu' \int_0^y \frac{1}{\varepsilon_t' h} \int_0^y hu' dy dy dy \quad (2)$$

که در آن

$K_x$  ضریب پراکندگی طولی، A سطح مقطع جریان، B عرض بالای سطح آب، h عمق موضعی جریان در هر نقطه عرضی،  $u'$  میزان انحراف سرعت متوسط عمقی از سرعت متوسط مقطع، y مختصه عرضی که از ساحل سمت چپ اندازه‌گیری می‌شود و  $\varepsilon_t'$  ضریب اختلاط عرضی است. شایان ذکر است که رابطه 2 مبنای اکثر روشهای تجربی ارائه شده برای تعیین  $K_x$  است. در این رابطه ترم  $\varepsilon_t'$  ناشناخته است. در اکثر مراجع  $\varepsilon_t'$  به عنوان ضریب پخش آشفته عرضی معرفی شده است. فیشر و همکاران در سال 1979 برای رودخانه‌های عریض و مستقیم با جریان یکنواخت و عمق ثابت در عرض، که پراکندگی عرضی وجود ندارد رابطه زیر را ارائه نموده‌اند [6]:

$$\varepsilon_t' = 0.15Hu_* \quad (3)$$

که در آن

H متوسط عمق جریان در مقطع عرضی،  $u_*$  سرعت برشی است و برابر  $\sqrt{gHS_f}$  می‌باشد و  $S_f$  شیب طولی انرژی است. مقایسه اندازه‌گیری‌های واقعی با نتایج رابطه 2 نشان می‌دهد که در جریان یکنواخت، متوسط خطای آن 30 درصد و در جریان غیریکنواخت تا 4 برابر مقادیر واقعی نیز می‌رسد [3]. استفاده از رابطه 2 به علت در دسترس نبودن هندسه مقطع عرضی  $h(y)$  و نیمرخ سرعت عرضی  $v(y)$  عملاً مشکل است. به همین دلیل فیشر و همکاران با استفاده از پارامترهای بدون بعد، رابطه ساده شده ذیل را ارائه نموده‌اند [7]:

$$K_x = \frac{I u'^2 B_1^2}{\varepsilon_t'} \quad (4)$$

که در آن

$B_1$  مشخصه طولی متناظر با برش حاصله از توزیع سرعت عرضی،  $\varepsilon_t'$  متوسط مقطعی ضریب اختلاط عرضی و I انتگرال بی‌بعد زیر است:

<sup>2</sup> Falconer

<sup>3</sup> Deng

<sup>1</sup> Longitudinal Dispersion

جدول ۱- مهم ترین روابط ارائه شده برای تعیین ضریب پراکندگی طولی

محقق (سال)	رابطه ضریب پراکندگی طولی	شماره رابطه	مرجع
الدر (۱۹۵۹)	$K_x = 5.93Hu_*$	(۷)	[۷]
کوئین و کیفر (۱۹۷۴)	$K_x = 0.58\left(\frac{H}{u_*}\right)^2 UB$	(۸)	[۸]
فیشر (۱۹۷۵)	$K_x = 0.011 \frac{U^2 B^2}{Hu_*}$	(۹)	[۵]
لیو و چین (۱۹۷۷)	$K_x = 0.55 \frac{Bu_*}{H^2}$	(۱۰)	[۱۳]
لیو (۱۹۸۰)	$K_x = 0.18 \left(\frac{U}{u_*}\right)^{0.5} \left(\frac{B}{H}\right)^2 Hu_*$	(۱۱)	[۱۳]
اواسا و ایا (۱۹۹۱)	$K_x = 2.0 \left(\frac{B}{H}\right)^{1.5} Hu_*$	(۱۲)	[۱۴]
سنو و چانگ (۱۹۹۸)	$K_x = 5.92 \left(\frac{U}{u_*}\right)^{1.43} \left(\frac{B}{H}\right)^{0.62} Hu_*$	(۱۳)	[۴]
کاسیز و رودریگز (۱۹۹۸)	$K_x = 0.6 \left(\frac{B}{H}\right)^2 Hu_*$	(۱۴)	[۱۵]
هانگ و لی (۱۹۹۹)	$K_x = 0.2 \left(\frac{B}{H}\right)^{1.3} \left(\frac{U}{u_*}\right)^{1.2} Hu_*$	(۱۵)	[۱۶]
دئونگ و همکاران (۲۰۰۱)	$K_x = \frac{0.15}{8\varepsilon_t} \left(\frac{U}{u_*}\right)^2 \left(\frac{B}{H}\right)^{1.67} Hu_*$ و $\varepsilon_t = 0.145 + \frac{1}{3520} \left(\frac{U}{u_*}\right) \left(\frac{B}{H}\right)^{1.38}$	(۱۶)	[۹]
کاشفی پور و فالکنر (۲۰۰۲)	$K_x = 10.612 \left(\frac{U}{u_*}\right) HU$	(۱۷)	[۶]
توکلی زاده و کاشفی پور (۱۳۸۵)	$K_x = 7.428 + 1.775 \left(\frac{B}{H}\right)^{0.62} \left(\frac{U}{u_*}\right)^{1.572} HU$	(۱۸)	[۱]

## ۲-۲- منطق و سیستم فازی

در میان روشهای نوین مدل سازی، سیستم های فازی از جایگاه ویژه ای برخوردارند [۱۲]. توانایی پیاده سازی دانش بشری با استفاده از مفاهیم برجسب های زبانی و قواعد فازی، غیر خطی بودن و قابلیت تطبیق پذیری این سیستم ها و دقت بهتر آنها در مقایسه با سایر روشها در شرایط محدودیت داده ها، از جمله مهم ترین ویژگیهای این سیستم هاست [۱۷]. یک سیستم فازی، سیستمی منطبق بر قواعد منطقی شرط - نتیجه است و نقطه شروع ساخت یک سیستم فازی به دست آوردن مجموعه ای از قواعد اگر - آنگاه فازی با استفاده از دانش فرد خبره یا دانش حوزه مورد نظر است [۱۸]. داشتن روشی که با استفاده از آن بتوان از اطلاعات عددی موجود برای ساخت قواعد منطقی فازی استفاده کرد ابزار مفیدی در این زمینه به شمار می رود [۱۹]. یکی دیگر از روشهای نوین مدل سازی، شبکه های عصبی مصنوعی است که مهم ترین دلیل قدرتمندی آنها قابلیت

آموزش پذیری آنها از روی الگوهای آموزشی (ورودی ها و خروجی های متناسب)، با استفاده از الگوریتم های مختلف آموزش است که بر این اساس رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی را شناسایی می نمایند [۲۰]. بنابر گفته های فوق ترکیب سیستم های فازی که مبتنی بر قواعد منطقی اند و روش شبکه های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، ما را قادر می سازد تا بتوانیم در کنار استفاده از دانش بشری از اطلاعات موجود نیز در ساخت مدل استفاده کنیم. روشی که بر این اساس ارائه شده است روش استنتاج فازی - عصبی انطباقی است [۱۲، ۱۹ و ۲۱].

سیستم فازی، یک سیستم مبتنی بر قواعد منطقی شرط - نتیجه است که با استفاده از مفهوم متغیرهای زبانی و روند تصمیم گیری فازی، فضای متغیرهای ورودی را بر فضای متغیرهای خروجی تصویر می کند [۱۸]. پایگاه قواعد فازی که مجموعه قوانین منطقی بیان کننده رابطه بین متغیرهای فازی است مهم ترین بخش یک

X مقدار ورودی به گره  $i$  و  $a_i, b_i, c_i$  پارامترهای تابع عضویت این مجموعه است. این پارامترها به نام پارامترهای "شرط" نامیده می‌شوند.

لایه دوم، گره‌های قاعده: هر گره در این لایه، درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), i = 1, 2 \quad (22)$$

که در آن

$\mu_{A_i}(x)$ ، درجه عضویت  $x$  در مجموعه  $A_i$  و  $\mu_{B_i}(y)$ ، درجه عضویت  $y$  در مجموعه  $B_i$  است.

لایه سوم، گره‌های متوسط: در این لایه  $i$  امین گره نسبت درجه فعالیت قانون  $i$  ام را به مجموع درجه فعالیت کلیه قوانین به صورت زیر محاسبه می‌کند

$$O_i^3 = w_i^n = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (23)$$

در این رابطه  $w_i^n$  درجه فعالیت نرمال شده قانون  $i$  ام است.

لایه چهارم، گره‌های نتیجه: در این لایه، خروجی هر گره برابر است با

$$O_i^4 = w_i^n f_i = w_i^n \cdot (p_i + q_i + r_i), i = 1, 2 \quad (24)$$

در این رابطه  $p_i, q_i, r_i$  پارامترهای تطبیقی لایه‌اند و به نام "پارامترهای نتیجه"<sup>۲</sup> خوانده می‌شوند.

لایه پنجم، گره‌های خروجی: در این لایه، هر گره مقدار خروجی نهایی را به صورت زیر محاسبه می‌کند (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی‌هاست):

$$O_i^5 = \sum w_i^n f_i = \frac{\sum w_i^n f_i}{\sum w_i^n} \quad (25)$$

بدین صورت می‌توان یک سیستم فازی که قابلیت یادگیری دارد پیاده‌سازی نمود. روش آموزش اصلی در این سیستم، روش پس‌انتشار خطاست. در این روش با استفاده از "الگوریتم شیب نزولی"<sup>۳</sup> خطا، مقدار خطا به سمت ورودی‌ها پخش می‌گردد و پارامترها تصحیح می‌شوند. مطابق شکل ۱ می‌توان خروجی کل را به صورت ترکیب خطی پارامترهای نتیجه به صورت زیر نوشت [۱۹]

$$\begin{aligned} f &= w_1^n f_1 + w_2^n f_2 \\ &= (w_1^n x) p_1 + (w_1^n y) q_1 + (w_1^n) r_1 \\ &\quad + (w_2^n x) p_2 + (w_2^n y) q_2 + (w_2^n) r_2 \end{aligned} \quad (26)$$

سیستم فازی به شمار می‌رود [۲۲]. از آنجا که داده‌های موجود همواره مقادیر قطعی دارند از یک فازی‌ساز برای تبدیل آنها به متغیر فازی استفاده شده و از یک غیرفازی‌ساز برای تبدیل نتایج سیستم فازی به مقادیر قطعی استفاده می‌شود [۱۹]. یکی از مهم‌ترین سیستم‌های فازی، سیستم سوگنو است که قواعد اگر-آنگاه را در پایگاه قواعد ذخیره می‌کند. قواعد این سیستم به صورت زیر است [۲۳، ۲۴ و ۲۵].

$$\begin{aligned} \text{IF } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2 \dots x_n \text{ is } A_n \\ \text{Then } y=f(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{aligned} \quad (19)$$

که در آن،  $A_i$  ها مجموعه‌های فازی‌اند. در این سیستم، قسمت "اگر" قانون به صورت فازی و قسمت "آنگاه" قانون یک تابع حقیقی از مقادیر ورودی‌هاست که معمولاً رابطه‌ای خطی به صورت  $a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n$  است [۲۶].

## ۲-۳- سیستم استنتاج فازی-عصبی انطباقی<sup>۱</sup>

اصطلاح ANFIS مخفف عبارت "سیستم استنتاج فازی تطبیق‌پذیر مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی" است [۲۷]. این سیستم پیاده‌سازی یک سیستم فازی سوگنو به صورت ساختار شبکه‌ای پیش‌رونده است. در شکل ۱ یک سیستم فازی سوگنو با دو ورودی، یک خروجی و دو قانون به نمایش درآمده و در زیر آن سیستم ANFIS معادل آن قرار گرفته است [۱۹]:

این سیستم دارای دو ورودی  $X$  و  $Y$  و یک خروجی  $f$  با قانون زیر است

$$\begin{aligned} \text{IF } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1, \text{ Then } f=p_1x + q_1y+r_1 \\ \text{IF } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2, \text{ Then } f=p_2x + q_2y+r_2 \end{aligned} \quad (20)$$

اگر خروجی هر لایه سیستم را به صورت  $O_i^j$  نشان دهیم (خروجی گره  $i$  ام در  $j$  امین لایه)، ساختار ANFIS دارای پنج لایه می‌باشد (شکل ۱) که عملکرد لایه‌ها به صورت زیر است [۲۸].

لایه اول، گره‌های ورودی: هر گره این لایه یک مجموعه فازی است و خروجی هر گره در این لایه درجه عضویت متغیر ورودی در این مجموعه فازی است. پارامترهای هر گره تعیین‌کننده شکل تابع عضویت مجموعه فازی آن گره است [۱۹]. تابع عضویت مجموعه‌های فازی معمولاً توسط توابع زنگوله‌ای شکل به صورت زیر بیان می‌شود [۲۶]

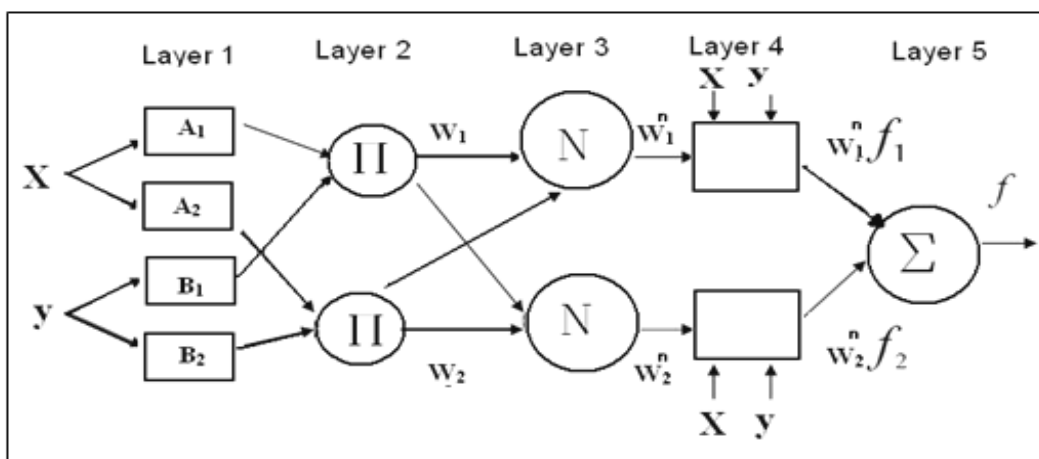
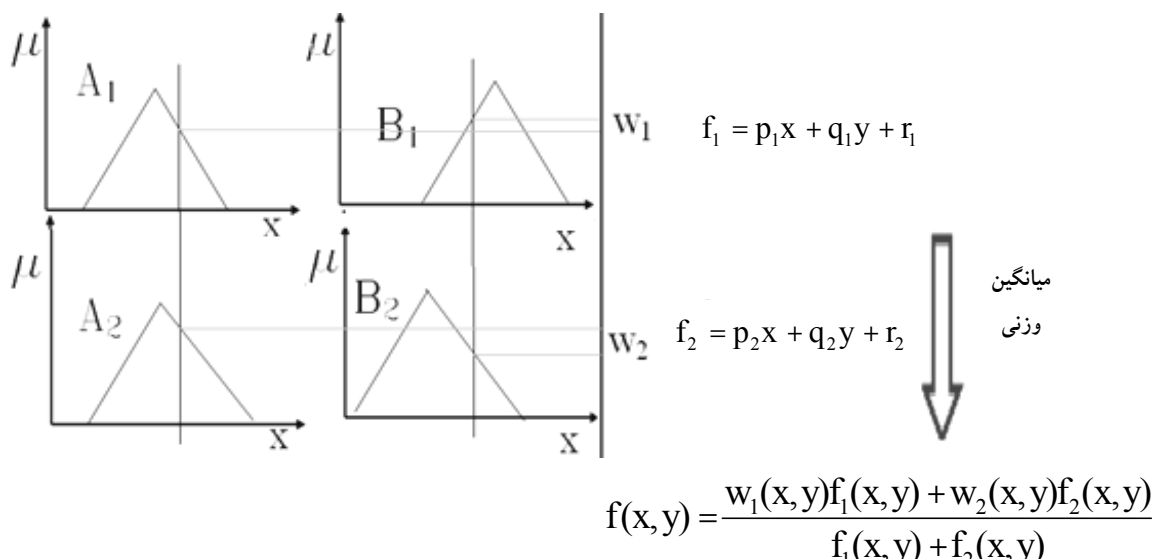
$$O_i^1 = \frac{1}{1 + [(X - c_i) / a_i]^{2b_i}} \quad (21)$$

که در آن

<sup>2</sup> Consequent Parameters

<sup>3</sup> Gradient Descent Method

<sup>1</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)



شکل ۱- یک سیستم فازی سوگنو با تابع عضویت مثلثی و سیستم فازی - عصبی معادل آن [۲۴]

عبارت‌اند از عرض جریان، عمق جریان، متوسط سرعت جریان در مقطع و سرعت برشی است. پارامتر خروجی نیز ضریب پراکندگی طولی آلودگی است.

### ۳- مجموعه داده‌های مورد استفاده در تحقیق

برآورد ضریب پراکندگی طولی با استفاده از روابط تجربی جدول ۱ و سیستم استنتاج فازی - عصبی انطباقی نیازمند مجموعه‌ای از داده‌های هیدرولیکی و هندسی است. در این تحقیق با جمع‌آوری مجموعه‌ای وسیع از داده‌های محققان مختلف از مراجع [۳، ۴ و ۶] که در آنها مقادیر تمامی پارامترهای مورد نیاز روابط تجربی ارائه شده بود، اقدام به ارزیابی دقت روابط تجربی و نیز توسعه مدل استنتاج فازی - عصبی انطباقی و همچنین ارزیابی دقت آن شده است. در جدول ۲ متغیرهای مورد نیاز روابط تجربی و پارامترهای

بنابراین پارامترهای نتیجه را با استفاده از روش کمترین مجموع مربعات خطا<sup>۱</sup> می‌توان محاسبه نمود. با ترکیب این روش و روش پس‌انتشار خطا<sup>۲</sup>، روش ترکیبی<sup>۳</sup> به دست می‌آید که به صورت زیر عمل می‌کند. در هر دور آموزش، هنگام حرکت رو به جلو، خروجی‌های گره‌ها به صورت عادی تا لایه چهارم محاسبه می‌شوند و سپس پارامترهای نتیجه به روش کمترین مجموع مربعات خطا محاسبه می‌گردند. در ادامه پس از محاسبه خطا در بازگشت رو به عقب نسبت خطا بر روی پارامترهای شرط، پخش شده و مقدار آنها با استفاده از روش شیب نزولی خطا تصحیح می‌شود [۱۹، ۲۱، ۲۸ و ۲۹]. در این تحقیق پارامترهای ورودی مدل

<sup>1</sup> Minimum Sum of Squared Error

<sup>2</sup> Errors Back-Propagating

<sup>3</sup> Hybrid

استفاده شده در توسعه مدل فازی - عصبی و محدوده تغییرات آنها آمده است.

از مجموعه داده‌های موجود (۷۳ مورد) ۷۰ درصد آنها برای آموزش مدل و ۳۰ درصد برای ارزیابی آن استفاده شده است. شایان ذکر است که تقسیم‌بندی داده‌ها به دو گروه آموزش و ارزیابی به صورت تصادفی انجام شده است. معماری بهینه هر مدل با استفاده از پیش فرضهای جعبه ابزار نرم‌افزار مطلب<sup>۱</sup> و آزمون و خطا بر ساختار مدل تعیین شده است. با آزمون ترکیبات مختلفی از معماری مدل، حالت بهینه با توجه به ضریب همبستگی و مقادیر خطای حاصله به دست آمد. برای استفاده از سیستم فازی - عصبی، دو روش گسسته سازی شبکه‌ای<sup>۲</sup> و خوشه‌بندی جزئی<sup>۳</sup> وجود دارد. تفاوت عمده این دو روش در چگونگی تعیین تابع عضویت فازی است. در روش جداسازی شبکه‌ای نوع و تعداد تابع عضویت بردار اطلاعات ورودی توسط کاربر تعیین می‌شود و در روش خوشه‌بندی جزئی نوع تابع عضویت با توجه به خصوصیات بردار اطلاعات ورودی و دسته‌بندی‌های موجود در آنها توسط مدل استنتاج فازی - عصبی انطباقی تعیین می‌گردد. در این تحقیق از روش گسسته‌سازی شبکه‌ای و از تابع عضویت  $Gaussmf^4$  با چهار متغیر ورودی و سه تابع عضویت برای هر کدام و ۳۰ تکرار، استفاده شده است. ترکیبات مختلفی از تعداد توابع و نوع آنها در توسعه مدل استفاده گردید و در نهایت مدل بهینه انتخاب شد. برای اطلاع از جزئیات و چگونگی توسعه سیستم فازی - عصبی انطباقی می‌توان به مراجع [۳۰-۳۳] مراجعه کرد.

سپس به ترتیب نتایج روابط تجربی و مدل فازی - عصبی آمده است.

#### ۱-۴- معیارهای ارزیابی نتایج

نتایج روابط تجربی و مدل فازی - عصبی با استفاده از معیارهای ضریب تشخیص  $R^2$ ، میانگین خطای مطلق<sup>۵</sup>، ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۶</sup> و میانگین مربعات خطا<sup>۷</sup> ارزیابی شده است. این شاخصها مبین متوسطی از خطا در عملکرد مدل می‌باشند و در ضمن آماره‌های عمومی<sup>۸</sup> هستند که اطلاعاتی در مورد توزیع خطا در نتایج را ارائه نمی‌کنند و برای ارزیابی قدرتمندی مدل‌های مورد بررسی باید از معیارهای دیگری استفاده کرد. به همین دلیل دو روش شاخص میانگین قدرمطلق خطای نسبی<sup>۹</sup> و تحلیل آستانه خطا<sup>۱۰</sup> نیز مورد استفاده قرار گرفت [۲۹ و ۳۴]. این دو معیار نه تنها شاخص عملکرد را به صورت عبارتهایی از مقادیر پیش‌بینی شده ارائه می‌دهند بلکه توزیع خطا را نیز نشان می‌دهند. شاخص  $TS_x$  برای مقدار  $x$  درصد از پیش‌بینی‌ها، نشان‌دهنده توزیع خطا در مقادیر پیش‌بینی شده برای هر مدل می‌باشد. این شاخص که برحسب درصد تعریف می‌شود برای مقادیر مختلف قدر مطلق خطای نسبی ارائه می‌شود. مقدار  $TS_x$  برای  $x$  درصد از پیش‌بینی‌ها طبق رابطه زیر به دست می‌آید

$$TS_x = \frac{Y_x}{n} \cdot 100 \quad (27)$$

که در آن،  $Y_x$  تعداد دبی‌های پیش‌بینی شده (از کل تعداد  $n$ ) برای هر مقدار مطلق خطای نسبی کمتر از  $x$  درصد می‌باشد. روابط محاسبه کلیه معیارهای آماری در مراجع آمده است [۲۷ و ۲۹].

جدول ۲- محدوده تغییرات داده‌های مورد استفاده در تحقیق

پارامتر	محدوده تغییرات	متوسط
سرعت جریان (متر در ثانیه)	۱/۷۴-۰/۰۳۴	۰/۵۵۶
عمق جریان (متر)	۰/۲۲-۱۹/۹۴	۱/۷۲
عرض جریان (متر)	۱۱/۸۹-۷۱۱/۲	۸۳/۰۶
سرعت برشی (متر در ثانیه)	۰/۰۰۲۴-۰/۵۵۳	۰/۰۸۶۹
ضریب پراکنندگی طولی (متر مربع در ثانیه)	۱/۹-۱۴۸۶/۴۵	۱۳۰/۳۹

#### ۴- نتایج و بحث

در این قسمت در ابتدا معیارهای آماری که برای ارزیابی دقت روابط تجربی و مدل فازی - عصبی استفاده شده‌اند معرفی شده و

<sup>5</sup> Mean Absolute Error (MAE)

<sup>6</sup> Root Mean Square Error (RMSE)

<sup>7</sup> Mean Square Error (MSE)

<sup>8</sup> Global Statistics

<sup>9</sup> Average Absolute Relative Error (AARE)

<sup>10</sup> Threshold Statistics

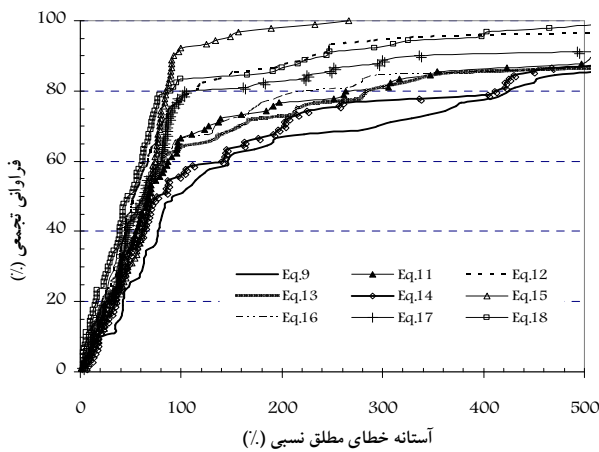
<sup>1</sup> MATLAB 7.0.4

<sup>2</sup> Grid Partitioning

<sup>3</sup> Sub-Clustering (MAE)

<sup>4</sup> Gaussian Membership Function

در شکل ۲، نمودار توزیع خطای پیش‌بینی روابط جدول ۱، به صورت خطای آستانه آمده است. از آنجا که طبق جدول ۳ دقت روابط ۷، ۸ و ۱۰ بسیار پایین است، برای وضوح بهتر نمودار، خطای آستانه آنها از شکل ۲ حذف شده است. همچنین از آنجا که آستانه خطای برخی از این روابط برای ۱۰۰ درصد داده‌ها بسیار زیاد بود (۵۰۰۰ درصد)، برای مقایسه بهتر روابط، حد بیشینه آستانه خطا در این گراف برابر ۵۰۰ درصد قرار داده شده است. همان طور که مشاهده می‌شود برای ۵۰ درصد مقادیر پیش‌بینی شده، میزان خطا بیشتر از ۱۰۰ درصد است که خطای نسبتاً بالایی است.



شکل ۲- توزیع خطای پیش‌بینی روابط محققان مختلف

همچنین این نمودار نشان می‌دهد که رابطه ۱۵ برای تعداد ۱۰۰ پیش‌بینی، خطایی کمتر از ۳۰۰ درصد داشته است و بهترین رابطه

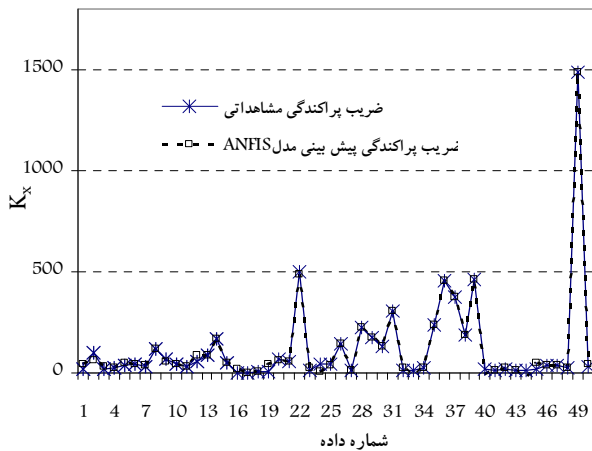
مجذور مربعات خطا برابر  $295/7$  مترمربع در ثانیه، متوسط مربعات خطا برابر  $87439/6$  ( $m^4/sec^2$ )، متوسط خطای مطلق  $132/98$  متر مربع در ثانیه و میانگین قدرمطلق خطای نسبی  $68/46$  درصد است [۱۵]. این اعداد به وضوح دقت پایین روابط تجربی ارائه شده برای تخمین ضریب پراکندگی طولی را نشان می‌دهد. نکته قابل توجه در مورد این روابط این است که مطابق نتایج جدول ۳ و روابط جدول ۱، کمترین دقت را رابطه کوئین و کیفر (رابطه ۸) از خود نشان می‌دهد. مهم‌ترین دلیل این امر مربوط به شکل رابطه ارائه شده است. مطابق جدول ۱ در این رابطه ضریب پراکندگی طولی با توان دوم عمق جریان رابطه مستقیم دارد، در صورتی که این امر با فیزیک پدیده همخوانی ندارد؛ چرا که پراکندگی طولی طبق تعریف به شدت تابع توزیع عرضی متوسط سرعت عمقی است. بنابراین هرچه عمق جریان کمتر شود، توزیع عرضی اهمیت بیشتری پیدا خواهد کرد و پراکندگی طولی که نتیجه اختلاف سرعت متوسط عمقی در عرض رودخانه با متوسط سرعت در کل مقطع است نیز بیشتر خواهد شد و ضریب  $K_x$  با عمق، رابطه معکوس خواهد داشت نه مستقیم. نکته قابل توجه دیگر در این مورد این است که در روابطی که یکی از پارامترهای عرض و یا سرعت متوسط جریان حذف شده، به علت حذف مهم‌ترین پارامترهای مؤثر بر شدت تلاطم عرضی رودخانه، دقت روابط به میزان قابل توجهی کاهش یافته است. در این مورد می‌توان به روابط ۷، ۱۰، ۱۲ و ۱۴ در جدول ۱ اشاره کرد. همچنین با توجه به نتایج جدول ۳ می‌توان بیان نمود که اثر سرعت جریان بر ضریب  $K_x$  بیشتر از اثر عرض جریان است، چرا که در رابطه ۱۷ علی‌رغم اینکه عرض جریان وارد نشده است ولی دقت آن در مقایسه با روابط ۱۰، ۱۲ و ۱۴ که سرعت در آنها وارد نشده است، بسیار بهتر است.

جدول ۳- مشخصات آماری معادلات محققان مختلف برای ضریب پراکندگی طولی

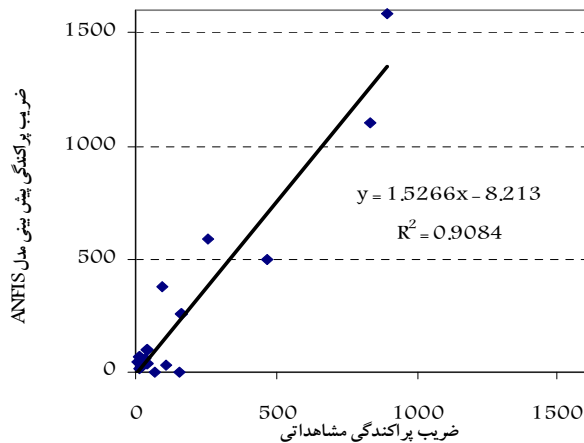
پارامتر آماری					رابطه محاسبه ضریب پراکندگی طولی
AARE (%)	MAE	MSE	RMSE	R <sup>2</sup>	
97/18	217/7	204752/5	452/5	0/12	رابطه ۷-الدر (۱۹۵۹)
51798/3	11820/3	35870077	598974/19	0/01	رابطه ۸-کوئین و کیفر (۱۹۷۴)
331/5	833/71	3578526/49	1891/7	0/44	رابطه ۹-فیشور (۱۹۷۵)
93/12	218/72	207419/03	455/43	0/10	رابطه ۱۰-لیو و چین (۱۹۷۷)
179/3	238/39	223345/63	472/59	0/35	رابطه ۱۱-لیو (۱۹۸۰)
191/31	148/87	112535/11	335/46	0/30	رابطه ۱۲-اواسا و ایا (۱۹۹۱)
637/2	433/50	1044996/01	1022/25	0/42	رابطه ۱۳-سنو و چانگ (۱۹۹۸)
259/87	262/61	232246/29	481/92	0/28	رابطه ۱۴-کاسیز و رودریگز (۱۹۹۸)
68/46	132/98	87439/6	295/7	0/48	رابطه ۱۵-هانگ و لی (۱۹۹۹)
169/2	352/86	708674/88	841/83	0/38	رابطه ۱۶-دئونگ و همکاران (۲۰۰۱)
496/83	330/39	826843/83	909/31	0/35	رابطه ۱۷-کاشفی پور و فالکنر (۲۰۰۲)
89/92	172/17	141874/83	376/66	0/44	رابطه ۱۸-توکلی‌زاده و کاشفی پور (۱۳۸۵)



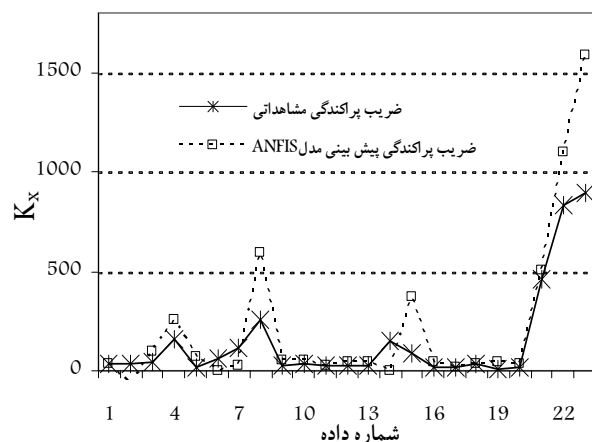
در مرحله ارزیابی مدل در برآورد نقاط اوج دچار بیش تخمینی شده است. علاوه بر این در شکل ۷ توزیع خطای آستانه پیش بینی مدل ANFIS در دو مرحله آموزش و ارزیابی به همراه نمودارهای مربوط به روابط ۱۵ و ۱۸ که دقت بهتری داشته اند، آمده است.



شکل ۴- عملکرد مدل فازی-عصبی در مرحله آموزش مدل

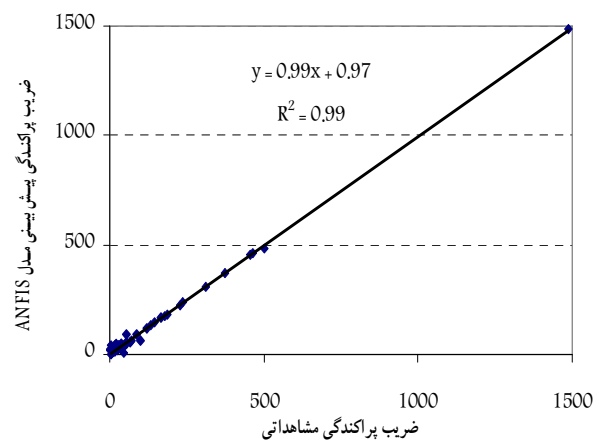


شکل ۵- مقایسه نتایج مدل ANFIS با داده‌های واقعی در مرحله ارزیابی مدل



شکل ۶- عملکرد مدل فازی-عصبی در مرحله ارزیابی مدل

از این لحاظ است. در حالی که دیگر روابط همگی برای تعداد ۱۰۰ پیش بینی، خطایی بیش از ۵۰۰ درصد داشته اند. مقایسه این شکل و داده‌های جدول ۳ هماهنگی کامل بین نتایج معیارهای ارزیابی را نشان می‌دهد. شایان ذکر است که در این تحقیق به اصلاح ضرایب این معادلات و یا ارائه معادلات جدید پرداخته نشده است و این عمل دو دلیل داشته است. اول اینکه هدف اصلی این تحقیق ارزیابی دقت مدل ANFIS نسبت به روابط موجود فعلی است و دوم اینکه ضرایب اکثر این روابط از طریق بهینه‌سازی با نتایج مدل‌های عددی و آزمایشگاهی حاصل شده‌اند و همچنین اغلب این روابط در مطالعات انتقال آلودگی به عنوان روابط پایه و مرجع برای محاسبه ضریب پراکندگی طولی شناخته می‌شوند.



شکل ۳- مقایسه نتایج مدل ANFIS با داده‌های واقعی در مرحله آموزش مدل

#### ۴-۲- نتایج مدل ANFIS در تعیین $K_x$

با استفاده از مجموعه داده‌های گردآوری شده اقدام به توسعه مدل جدیدی برای تخمین ضریب پراکندگی طولی آلودگی مبتنی بر قابلیت‌های سیستم‌های استنتاج فازی-عصبی انطباقی گردید. در شکل‌های ۳ تا ۶ نتایج مدل فازی-عصبی انطباقی در مراحل آموزش و ارزیابی نشان داده شده است. همچنین مشخصات آماری مدل در این مراحل در جدول ۴ آمده است. متغیرهای ورودی در مدل تطبیقی فازی-عصبی عبارت‌اند از عرض، عمق، سرعت متوسط و سرعت برشی جریان و متغیر خروجی ضریب پراکندگی طولی. مشاهده شکل‌های ۳ تا ۶ نشان می‌دهد که مدل به خوبی و با دقت مطلوب توانسته است الگوی حاکم بر انتقال آلودگی و ضریب پراکندگی طولی را درک نموده و آن را در هر دو مرحله آموزش و ارزیابی برآورد نماید. مقایسه نتایج آماری مدل انطباقی فازی-عصبی (جدول ۴) با نتایج روابط تجربی محققان مختلف (جدول ۳) نشان می‌دهد که مدل فازی-عصبی از دقت بسیار بهتری برخوردار است و موفقیت قابل ملاحظه‌ای در این زمینه داشته است. هرچند

جدول ۴- مشخصات آماری مدل انطباقی فازی- عصبی در مراحل آموزش و ارزیابی

پارامتر آماری					مرحله توسعه مدل
AARE (%)	MAE	MSE	RMSE	R <sup>2</sup>	
۶۳/۴۸	۸/۶۶	۲۳۰/۴۳	۱۵/۱۸	۰/۹۹۵۷	مرحله آموزش مدل
۱۲۷/۶۸	۱۰۴/۷۷	۳۵۲۴۰/۱۴	۱۸۷/۸	۰/۹۰۸۴	مرحله ارزیابی مدل

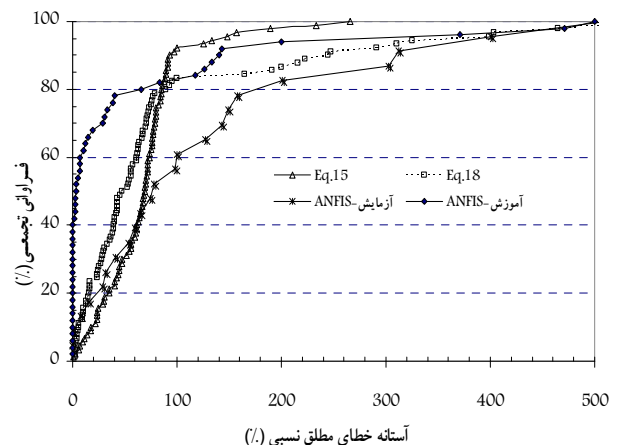
نیز برابر با تعداد پارامترهای توابع گوسین مورد استفاده است. از آنجا که چهار ورودی و هر ورودی سه تابع عضویت گوسین و هر تابع گوسین دو پارامتر دارد، پارامترهای غیرخطی برابر  $2 \times 3 \times 4 = 24$  خواهد بود. بنابراین تعداد کل پارامترهای مدل ANFIS برابر ۱۰۵ خواهد بود و سری داده‌های مورد استفاده نیز برابر ۷۳ است. علی‌رغم اینکه تعداد سری داده‌های مورد استفاده کم است، ولی تأثیری بر نتایج نهایی مدل نخواهد داشت، چرا که در این شرایط که سری داده‌ها کمتر از مجموعه پارامترهاست، مدل ANFIS با توجه به الگوریتم آموزش کمترین مربعات خطا و شیب نزولی خطا، تنها پارامترهای مؤثرتر را اصلاح می‌نماید و بقیه پارامترها را همان مقادیر پیش فرض که براساس اطلاعات ورودی تعیین شده‌اند، فرض نموده و تغییر نمی‌دهد.

در این زمینه بایلار<sup>۱</sup> و همکاران در سال ۲۰۰۸ با استفاده از ۷۲ سری داده، راندمان هوادهی سرریزها را توسط مدل ANFIS شبیه‌سازی نموده‌اند [۳۵]. در مدل توسعه یافته توسط ایشان تعداد پارامترهای خطی ۱۰۸ مورد و تعداد پارامترهای غیرخطی ۲۷ مورد بوده است که مطابق نظر ایشان محدود بودن تعداد داده‌ها در مقایسه با تعداد کل پارامترها تأثیری بر نتیجه نهایی نخواهد داشت. علاوه بر این به منظور بررسی اثر تعداد داده‌های مورد استفاده در مرحله آموزش مدل بر نتایج مدل در مرحله ارزیابی، با استفاده از نصف داده‌های مورد استفاده در مرحله آموزش (۲۵ مورد) یک بار دیگر مدل ANFIS آموزش داده شد (مدل ۲) و نتایج آن در مراحل آموزش و ارزیابی با نتایج مدل قبلی که با استفاده از کل داده‌ها آموزش داده شده بود (مدل ۱) در جدول ۵ مقایسه شده است.

در انتخاب داده‌های مورد استفاده برای آموزش مدل دوم، داده‌ها به صورتی انتخاب شده‌اند که کل محدوده پارامترهای موجود در پدیده را دربر داشته باشند (سری داده شماره ۲۵ تا ۵۰ در شکل ۴). شایان ذکر است که ساختار مدل ANFIS مورد استفاده در این مرحله همان ساختار مدل بهینه مرحله قبل بود. مطابق نتایج ارائه شده در جدول ۵، کاهش داده‌های مورد استفاده در مرحله آموزش مدل به میزان ۵۰ درصد، تأثیر چندانی بر نتایج نهایی

از این شکل مشخص می‌شود که در ۸۰ درصد موارد، خطای مدل ANFIS در مرحله آموزش کمتر از ۱۰۰ درصد بوده و از روابط ۱۵ و ۱۸ نیز به میزان قابل توجهی کمتر است. همچنین در مرحله ارزیابی نیز علاوه بر اینکه مطابق آماره‌های جدول ۴، دقت مدل ANFIS بهتر از روابط تجربی است، در شکل ۷ نیز مشاهده می‌شود که در ۸۰ درصد موارد مدل ANFIS در مرحله ارزیابی نیز با روابط تجربی قابل رقابت می‌باشد و تنها در چهار نقطه انتهایی که مربوط به داده‌های اوج است، خطای آستانه بیشتری دارد.

دقت قابل قبول مدل در پیش‌بینی، علی‌رغم محدود بودن تعداد داده‌های مورد استفاده و محدوده تغییرات بسیار وسیع آنها، سادگی آموزش و توسعه آن، به خوبی قابلیت بالای آن را در فراگیری و پیش‌بینی فرایند پیچیده و ناشناخته حاکم بر انتقال و پراکندگی طولی آلودگی در رودخانه‌های طبیعی، نشان می‌دهد. نتایج این مدل امکان جایگزینی آن برای تخمین ضریب پراکندگی آلودگی به جای روابط تجربی را نشان می‌دهد.



شکل ۷- توزیع خطای پیش‌بینی مدل ANFIS در مراحل آموزش و ارزیابی در مقایسه با روابط ۱۵ و ۱۸

همان طور که در بخش ۳ بیان شد ساختار مدل ANFIS نهایی مورد استفاده در این تحقیق دارای چهار متغیر ورودی است که هرکدام سه تابع عضویت گوسین دارد. بنابراین تعداد قوانین فازی و تعداد پارامترهای خطی برابر  $3^4 = 81$ ، تعداد پارامترهای غیرخطی

<sup>1</sup> Baylar

جدول ۵- مشخصات آماری مدل انطباقی فازی - عصبی در مراحل آموزش و ارزیابی

پارامتر آماری					مرحله توسعه مدل
AARE (%)	MAE	MSE	RMSE	R <sup>2</sup>	
۶۳/۴۸	۸/۶۶	۲۳۰/۴۳	۱۵/۱۸	۰/۹۹۵۷	مرحله آموزش مدل (۱)
۱۲۷/۶۸	۱۰۴/۷۷	۳۵۲۴۰/۱۴	۱۸۷/۸	۰/۹۰۸۴	مرحله ارزیابی مدل (۱)
۷۸/۱۳	۱۰/۲۶	۳۲۳/۲۸	۱۷/۹۸	۰/۹۹	مرحله آموزش مدل (۲)
۱۹۲/۲۸	۱۱۲/۹۸	۳۹۷۸۳/۴۹	۱۹۹/۴۶	۰/۷۱۶۳	مرحله ارزیابی مدل (۲)

روابط همگی برای ۱۰۰ مورد پیش‌بینی، خطایی بیش از ۵۰۰ درصد داشتند. بقیه این روابط به علت فرم نامناسب انتخاب شده برای رابطه و یا حذف پارامترهای مؤثر، از دقت قابل قبولی برخوردار نبودند. به همین دلیل در این تحقیق با استفاده از قابلیت‌های سیستم‌های استنتاج فازی - عصبی انطباقی اقدام به ارائه روش جدیدی در تخمین ضریب پراکندگی طولی آلودگی شده است. مقایسه نتایج مدل فازی - عصبی توسعه داده شده با نتایج روابط موجود و نیز داده‌های اندازه‌گیری شده واقعی دقت بالاتر و ارجحیت مدل فازی - عصبی انطباقی را بر روشهای سابق نشان می‌دهد. به صورتی که مدل ANFIS در مرحله آموزش در ۸۰ درصد موارد، خطایی کمتر از ۱۰۰ درصد دارد. همچنین در مرحله ارزیابی نیز کلیه پارامترهای آماری مدل ANFIS بهتر از روابط تجربی بودند. به صورتی که در ۸۰ درصد موارد، مدل ANFIS در مرحله ارزیابی نیز با بهترین رابطه تجربی قابل رقابت است. بررسی حساسیت مدل فازی - عصبی انطباقی نسبت به تعداد داده‌ها در سری داده‌های مرحله آموزش نشان می‌دهد که تعداد داده‌ها تأثیر بسیار اندکی بر دقت مدل دارند و صرفاً، جامع و کامل بودن داده‌های مورد استفاده در مرحله آموزش و فراگیر بودن آنها شرط موفقیت مدل فازی - عصبی انطباقی است. رهیافت جدید ارائه شده در این تحقیق با وجود سادگی آموزش و توسعه سریع آن، از دقت مطلوبی برخوردار است و می‌تواند با مدل‌های شبیه‌سازی و مدیریت انتقال آلودگی در رودخانه ترکیب شده و موفقیت طرحهای زیست محیطی را تضمین نماید.

مدل نداشته است و این به علت قابلیت ویژه مدل‌های ANFIS در استخراج دانش از اطلاعات عددی است. در این زمینه تنها و مهم‌ترین نکته، استفاده از داده‌هایی است که در مرحله آموزش، کل محدوده پدیده مورد بررسی را در برداشته باشند. این نکته یک بار دیگر قدرت ویژه مدل ANFIS در مقایسه با دیگر مدل‌های مرسوم، خصوصاً شبکه‌های عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد که حساسیت خاصی به تعداد داده‌های موجود ندارد بلکه داده‌های موجود تنها باید محدوده مورد بررسی را پوشش دهند؛ چرا که مدل‌های هوشمند قابلیت چندان مطلوبی در برون‌یابی ندارند.

## ۵- نتیجه‌گیری

در این تحقیق به بررسی روشها و معادلات ارائه شده برای تخمین ضریب پراکندگی طولی آلودگی در رودخانه پرداخته شده است و با استفاده از مجموعه داده‌های گردآوری شده در این تحقیق، دقت این روابط بررسی شد و مشخص گردید که هیچ کدام از روابط، دقت قابل قبولی نداشته و نمی‌توانند در طرحهای زیست محیطی و مدیریت آلودگی در رودخانه‌ها با اطمینان و عملکرد قابل قبولی مورد استفاده قرار گیرند. براین اساس، بهترین رابطه دارای ضریب همبستگی برابر ۰/۴۸، مجذور مربعات خطا برابر ۲۹۵/۷ مترمربع در ثانیه، متوسط مربعات خطا برابر ۸۷۴۳۹/۶ (m<sup>4</sup>/sec<sup>2</sup>)، متوسط خطای مطلق ۱۳۲/۹۸ متر مربع در ثانیه و میانگین قدرمطلق خطای نسبی ۶۸/۴۶ درصد است. این رابطه برای ۱۰۰ مورد پیش‌بینی، خطایی کمتر از ۳۰۰ درصد داشت، در حالی که دیگر

## ۶- مراجع

- Li, Z. H., Huang, J., and Li, J. (1998). "Preliminary study on longitudinal dispersion coefficient for the Gorges reservoir." *Proc. of the 7<sup>th</sup> International Symposium Environmental Hydraulics*, 16-18 December, Hong Kong, China.
- پورآبادانی، م.، تکلدانی، ا. م.، و لیاقت، ع. (۱۳۸۲). "بررسی تأثیر پارامترهای جریان بر ضریب پخش آلودگی در کانال مستطیلی." *مجموعه مقالات ششمین کنفرانس هیدرولیک ایران، شهرکرد، شهریور ماه ۱۳۸۶*، ۲۹-۲۸.
- Tayfur, G., and Singh, V. P. (2005). "Predicting longitudinal dispersion coefficient in natural streams by artificial neural network." *Journal of Hydraulic Engineering*, 131 (11), 991-1000.

- 4- Chatila, G. J. (1997). "Modeling of pollutant transfer in compound open channels." PhD Dissertation, University of Ottawa, Ontario, Canada.
- 5- Fischer, H. B., List, E. J., Koh, R. C. Y., Imberger, J., and Brooks, N. H. (1979). *Mixing in inland and coastal waters*, Academic Press, Inc., San Diego, 483.
- 6- Kashefipour, S. M., and Falconer, A. (2002). "Longitudinal dispersion coefficients in Natural channels." *Water Research*, 36, 1596-1608.
- 7- Seo, I. W., and Cheong, T. S. (1998). "Predicting longitudinal dispersion coefficient in natural stream." *Journal of Hydraulics*, 124 (1), 25-32.
- 8- Deng, Z. Q., Singh, V. P., and Bengtsson, L. (2001). "Longitudinal dispersion coefficient in single channel streams." *Journal of Hydraulic Engineering*, 128 (10), 901-916.
- 9- Choi, D. J., and Park, H. (2001). "A hybrid artificial neural network as a software sensor for optimal control of a wastewater treatment process." *Water Res.*, 35, 3959-3967.
- 10- Lu, W. Z., Wang, W. J., Wang, X. K., Xu, Z. B., and Leung, A. Y. T. (2003). "Using improved neural network to analyze RSP, NO<sub>x</sub> and NO<sub>2</sub> levels in urban air in Mong Kok, Hong Kong." *Environmental Monitoring and Assessment*, 87, 235-254.
- 11- Maier, H. R., and Dandy, G. C. (1996). "The use of artificial neural networks for the prediction of water quality parameters." *Water Resources Res.*, 32(4), 1013-1022.
- ۱۲- کارآموز، م.، تابش، م.، نظیف، س.، و مریدی، ع. (۱۳۸۴). "پیش بینی فشار در شبکه‌های آبرسانی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و استنتاج فازی." *م. علمی پژوهشی آب و فاضلاب*، ۵۳، ۳-۱۴.
- 13- Seo, I. W., and Bake, K. O. (2004). "Estimation of the longitudinal dispersion coefficient using the velocity profile in natural streams." *Journal of Hydraulic Engineering*, 130 (3), 227-236.
- ۱۴- توکلی زاده، ا.ع.، و کاشفی پور، س. م. (۱۳۸۵). "تأثیر ضریب پخشیدگی بر مدل‌سازی کیفی آب‌های سطحی." *مجموعه مقالات هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران، اهواز.*
- ۱۵- صدیق نژاد، ح.، و کاشفی پور، س. م. (۱۳۸۵). "مقایسه نتایج مدل‌های انتشار و انتقال رسوب برای آبیگر وارد و ارائه مدل مناسب برای منطقه با استفاده از مدل ریاضی FASTER." *مجموعه مقالات هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران، اهواز.*
- ۱۶- فغفور مغربی، م.، و گیوه‌چی، م. (۱۳۸۵). "استفاده از منحنی‌های بی بعد سرعت در تخمین ضریب پخش طولی." *مجموعه مقالات هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران، اهواز.*
- ۱۷- دزفولی، ک. ا. (۱۳۸۴). *اصول تئوری فازی و کاربردهای آن در مدل‌سازی مسائل مهندسی آب، انتشارات جهاد دانشگاهی واحد امیرکبیر، چاپ اول.*
- 18- Zadeh, L. A. (1965). "Fuzzy sets." *Information Control*, 8(3), 338-353.
- ۱۹- شفاهی، ی.، فرزانه، م.، و تشنه لب، م. (۱۳۸۱). "مدل‌سازی تولید سفر با استفاده از شبکه‌های عصبی- فازی." *نشریه دانشکده فنی، ۳۶ (۳)، ۳۶۱-۳۷۰.*
- 20- ASCE Task Committee. (2000). "Artificial neural network in hydrology." *Journal of Hydrologic Engineering*, 5, 124-144.
- 21- Jang, J. S. R., and Gulley, N. (1995). *The fuzzy logic toolbox for use with MATLAB*, The Mathworks Inc., Natick, MA.
- 22- Gopakumar, R., and Mujumdar, P. P. (2007). "A fuzzy dynamic wave routing model." *Hydrological Processes*, 21, 458-467.
- 23- Kisi, O., Karahan, M. E., and Sen, Z. (2006). "River suspended sediment modelling using a fuzzy logic approach." *Hydrological Processes*, 20, 4351-4362.
- 24- Sen, Z., and Altunkaynak, A. (2006). "A comparative fuzzy logic approach to runoff coefficient and runoff estimation." *Hydrological Processes*, 20, 1993-2009.
- 25- Bardossy, A., and Disse, M. (1993). "Fuzzy rule-based models for infiltration." *Water Resources Research*, 29(2), 373-382.
- 26- Kisi, O. (2005). "Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches." *J. Hydrological Sciences*, 50(4), 683-695.

- 27- Chang, F. J., and Chang, Y. T. (2006). "Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir." *Advances in Water Resources*, 29, 1-10.
- 28- Jang, J. S. R. (1993). "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system." *IEEE Trans. Sys., Man, Cybernet*, 23(3), 665-685.
- 29- Nayak, P. C., Sudheer, K. P., Rangan, D. M., and Ramasastri, K. S. (2004). "A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series." *Journal of Hydrology*, 291, 52-66.
- ۳۰- ریاحی مدوار، ح.، سلامی، م.، اژدری، م.، و محمدی، ک. (۱۳۸۶). "تخمین فاصله لوله‌های زهکشی در حالت‌های ماندگار و غیرماندگار با استفاده از استنتاج فازی (ANFIS)." *مجموعه مقالات سومین کنفرانس مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، دانشکده مهندسی عمران*.
- ۳۱- ریاحی مدوار، ح.، و ایوب‌زاده، س.ع. (۱۳۸۶). "استفاده از استنتاج فازی در تخمین ابعاد حفره آبستنگی پایین دست سرریز." *مجموعه مقالات ششمین کنفرانس هیدرولیک ایران، ۱۳ الی ۱۶ شهریورماه، دانشگاه شهرکرد، دانشکده مهندسی کشاورزی، گروه مهندسی آب*.
- ۳۲- ریاحی مدوار، ح.، و ایوب‌زاده، س.ع. (۱۳۸۶). "پیش‌بینی رفتار کانال‌های پایدار رژیم‌ی با استفاده از استنتاج فازی-عصبی." *مجموعه مقالات اولین کنفرانس ملی سد و سازه‌های هیدرولیکی، ۲۱ الی ۲۳ آبان ماه، دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرج، دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی عمران*.
- 33- MATLAB. (2007). *Neural network tool box and ANFIS*, MATLAB Version 7.4.0, The MathWorks, Inc.
- 34- Rajurkar, M. P., Kothyarib, U. C., and Chaube, U. C. (2004). "Modeling of the daily rainfall-runoff relationship with artificial neural network." *Journal of Hydrology*, 285, 96-113.
- 35- Baylar, H., Hanbay, D., and Ozpolat, E. (2008). "An expert system for predicting aeration performance of weirs by using ANFIS." *Expert Systems with Applications*, (in press).