

تخمین ضریب اصطکاک در لوله‌ها با استفاده از سیستم تطبیقی استنتاج فازی - عصبی

محمد گیوه‌چی^۱ صغری بردستانی^۲

(دریافت ۹۰/۴/۳۰ پذیرش ۹۰/۱۲/۲۵)

چکیده

تخمین ضریب اصطکاک در لوله‌ها در بسیاری از مسائل مهندسی آب و فاضلاب، مانند توزیع سرعت و تنش برشی، فرسایش، انتقال رسوب و افت هد، اهمیت ویژه‌ای دارد. در تحلیل این‌گونه مسائل با دانستن ضریب اصطکاک، می‌توان تخمین دقیق‌تری از آنها به‌دست آورد. در این تحقیق به‌منظور تخمین ضریب اصطکاک در لوله‌ها با استفاده از سیستم تطبیقی استنتاج فازی - عصبی، روش افراز شبکه‌ای مورد استفاده قرار گرفت. برای آموزش و تست مدل فازی - عصبی از داده‌های به‌دست آمده از معادله کلبروک استفاده گردید. در روش فازی - عصبی، زبری نسبی لوله و عدد رینولدز، متغیرهای ورودی و ضریب اصطکاک متغیر خروجی در نظر گرفته می‌شود. عملکرد مدل ارائه شده با استفاده از داده‌های برداشت شده از معادله کلبروک و بر مبنای شاخصهای آماری ضریب تعیین، جذر میانگین مجذورات خطا و میانگین خطای مطلق ارزیابی گردیدند. مقایسه نتایج نشان داد که مدل سیستم تطبیقی استنتاج فازی - عصبی با روش گسسته‌سازی شبکه‌ای و تابع عضویت ورودی گوسین و خروجی خطی، ضریب اصطکاک را با دقت بیشتری نسبت به دیگر حالات برآورد می‌نماید. رهیافت جدید ارائه شده در این تحقیق قابلیت کاربرد در مسائل طراحی کاربردی و نیز قابلیت اتصال و ترکیب با مدل‌های ریاضی و عددی انتقال رسوب و به‌هنگام‌سازی نتایج آنها را در شرایط واقعی دارد.

واژه‌های کلیدی: ضریب اصطکاک، سیستم تطبیقی استنتاج فازی - عصبی، معادله کلبروک، زبری نسبی لوله، عدد رینولدز

Adaptive Neuro-Fuzzy Computing Technique for Determining Turbulent Flow Friction Coefficient

Mohammad Givehchi¹

Soghra Bardestani²

(Received July 20, 2011

Accepted March 15, 2012)

Abstract

Estimation of the friction coefficient in pipes is very important in many water and wastewater engineering issues, such as distribution of velocity and shear stress, erosion, sediment transport and head loss. In analyzing these problems, knowing the friction coefficient, can obtain estimates that are more accurate. In this study in order to estimate the friction coefficient in pipes, using adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS), grid partition method was used. For training and testing of neuro-fuzzy model, the data derived from the Colebrook's equation was used. In the neuro-fuzzy approach, pipe relative roughness and Reynolds number are considered as input variables and friction coefficient as output variable is considered. Performance of the proposed approach was evaluated by using of the data obtained from the Colebrook's equation and based on statistical indicators such as coefficient determination (R^2), root mean squared error (RMSE) and mean absolute error (MAE). The results showed that the adaptive neuro-fuzzy inference system with grid partition method and gauss model as an input membership function and linear as an output function could estimate friction coefficient more accurately than other conditions. The new proposed approach in this paper has capability of application in the practical design issues and can be combined with mathematical and numerical models of sediment transfer or real-time updating of these models.

Keywords: Friction Coefficient, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, Colebrook's Equation, Pipe Relative Roughness, Reynolds Number.

1. Assist. Prof. of Civil Eng., Sistan and Baluchestan University, Zahedan (Corresponding Author) (+98541) 8052890, m.givehchi@Eng.usb.ac.ir

2. M.Sc. Student of Water Eng., Dept. of Civil Eng., Sistan and Baluchestan University, Zahedan

۱- استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان (نویسنده مسئول) ۸۰۵۲۸۹۰ (۰۵۴۱) m.givehchi@Eng.usb.ac.ir

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد آب، مهندسی عمران، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان

باید داده‌ها از حالت لگاریتمی خارج شوند و از داده‌های واقعی استفاده گردد. همچنین ایشان فقط نتایج مربوط به تابع عضویت گوسین را ارائه کرده‌اند و نتایج عملکرد مدل‌های مختلف با توابع عضویت ورودی و خروجی مختلف بررسی نشده است.

هدف از این تحقیق، مدل نمودن یک روش غیر تکراری برای تخمین ضریب اصطکاک در لوله‌ها با استفاده از سیستم تطبیقی استنتاج فازی-عصبی و بررسی توابع عضویت ورودی مختلف و تابع عضویت خروجی ثابت و خطی بود.

۲- ضریب اصطکاک

افت هد اصطکاک در اثر حرکت سیال در لوله‌ها، معمولاً با استفاده رابطه داریسی-وایسباخ تعیین می‌گردد

$$h_L = fLV^2/Dg \quad (1)$$

که در این رابطه

f ضریب اصطکاک، L طول لوله، D قطر لوله، V سرعت متوسط جریان سیال و g شتاب گرانش است. برای جریان آرام، ضریب اصطکاک به صورت خطی به عدد رینولدز (Re) وابسته بوده و از معادله هاگن-پویستویل^{۱۳} $f = 64/Re$ قابل محاسبه است. در جریان آشفته، ضریب اصطکاک به عدد رینولدز و زبری نسبی ϵ/D وابسته است. ϵ معرف زبری لوله است. در این محدوده، کلبروک معادله $C-W$ را که ضریب اصطکاک را به زبری لوله و عدد رینولدز مرتبط می‌کند، به فرم زیر ارائه نموده است [۸]

$$\frac{1}{\sqrt{f}} = -2 \log \left[\frac{\epsilon/D}{3.7} + \frac{2.51}{Re \sqrt{f}} \right] \quad (2)$$

به دلیل ضمنی بودن ساختار رابطه ۱، روشهای گرافیکی متعددی به منظور تخمین f پیشنهاد شده است. مودی به منظور تعیین ضریب اصطکاک لوله‌های تجاری، نموداری را بر اساس معادله $C-W$ ارائه کرده است. اگر چه استفاده از روشهای گرافیکی آسان است، اما تخمین دقیق f مشکل بوده و این روش برای پروژه‌های طراحی سیستم‌های توزیع آب شهری مناسب نیست [۹]. برای تعیین f از رابطه ۱، روشهای عددی تکراری همچون روش نیوتن-رافسون استفاده می‌گردد. استفاده از این روشها که با سعی و خطا انجام می‌شود، خسته کننده و زمانبر است. به منظور تعیین ضریب اصطکاک روشهای تخمینی صریحی نیز پیشنهاد شده است [۱۰-۱۲]. دقت مقدار ضریب اصطکاک تخمینی از این روابط با توجه به پیچیدگی شکل معادلات، متغیر بوده و برای محدوده وسیعی از عدد رینولدز معتبر نیست [۷].

تخمین افت هد در لوله‌ها را می‌توان یکی از مسائل مهم در مطالعات بهینه سازی، آنالیز هیدرولیکی در خطوط لوله و سیستم‌های توزیع آب برشمرد. مکانیسم افت هد بسیار پیچیده بوده و به راحتی قابل تعریف نیست. افت هد غالباً به دو صورت افت موضعی و افت اصطکاک بیان می‌گردد [۱]. در اغلب محاسبات هیدرولیکی برای تعیین افت اصطکاک، معادله تجربی هیزن-ویلیامز^۱ و معادله داریسی-ویسباخ^۲ مورد توجه قرار گرفته است [۲]. معادله HW از نظر ابعادی ناهمگن بوده و کاربرد آن محدود است [۳]. معادله DW که برای محاسبه افت اصطکاک در لوله‌ها استفاده می‌شود، دارای دقت بالا در تعیین افت هد جریان در لوله‌ها است [۴]. افت هد اصطکاک از زمانی می‌توان به وسیله معادله داریسی-ویسباخ محاسبه کرد که ضریب اصطکاک (f) به دقت تعیین شود. کلبروک^۳ معادله تجربی $C-W$ را بر اساس اندازه‌گیری‌های تجربی به منظور محاسبه ضریب اصطکاک در لوله‌ها ارائه کرده است. با استفاده از رابطه $C-W$ ، ضریب اصطکاک را می‌توان با سعی و خطا به دست آورد [۱]. مودی^۴ با استفاده از معادله $C-W$ ، برای کاربرد راحت‌تر این رابطه، یک روش گرافیکی را ارائه کرده است [۵].

ولید^۵ و شیم^۶ از شبکه عصبی مصنوعی^۷ برای مدل‌سازی معادله $C-W$ استفاده کردند [۶]. ونکسین^۸ و یوهنگ^۹ نیز با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، ضریب اصطکاک را در جریان کانال‌های باز به دست آورده‌اند. آنها نتیجه گرفتند که نتایج شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با نتایج آزمایشگاهی دارای دقت بالایی هستند [۱]. ازگر^{۱۰} و یلدیریم^{۱۱} با استفاده از داده‌های به دست آمده از دیگرام مودی، ضریب اصطکاک در لوله‌ها را توسط مدل تطبیقی استنتاج فازی-عصبی^{۱۲} شبیه‌سازی نمودند [۷]. نتایج نشان داد که این روش می‌تواند ضریب اصطکاک را نسبت به مقادیر واقعی با ضریب تعیین ۹۹/۹۹ تخمین بزند. در مدل توسعه یافته توسط آنها، پیش از مدل‌سازی از داده‌ها، لگاریتم گرفته شده است. مقایسه نتایج نیز بر روی داده‌های لگاریتمی انجام شده است. در صورتی که

1 Hezen-williams (HW)

2 Darcy-weisbach (DW)

3 Colebrook

4 Moody

5 Walid

6 Shyam

7 Artificial Neural Network (ANN)

8 Wenxin

9 Yuhong

10 Ozger

11 Yildirm

12 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

¹³ Hagen-Poiseuille Equation

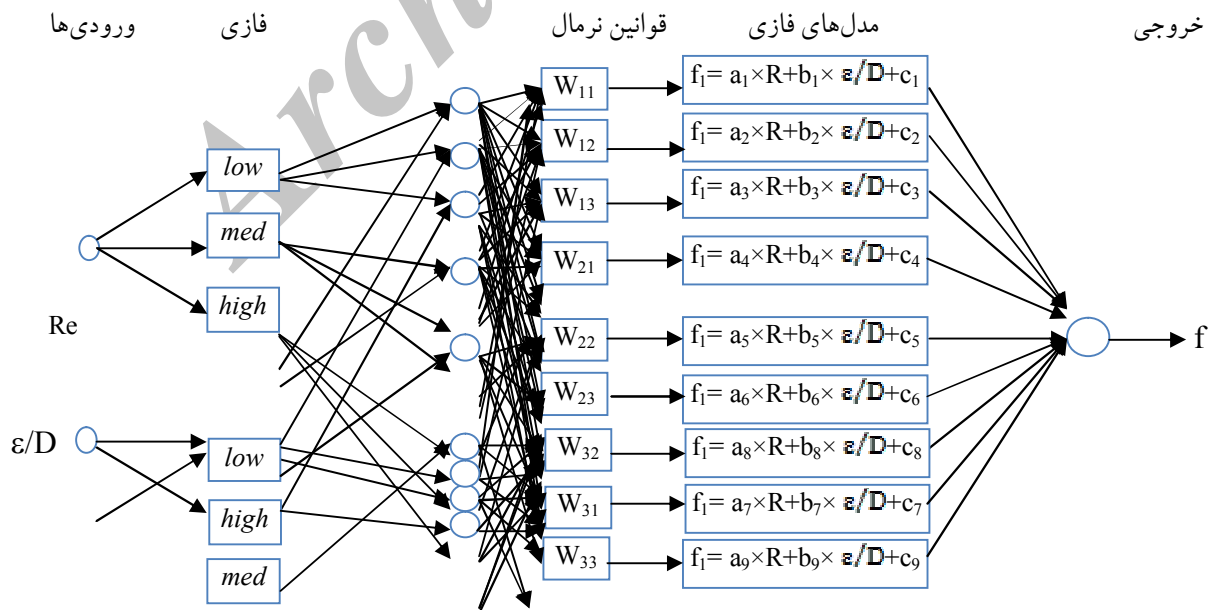
۳- سیستم تطبیقی استنتاج فازی - عصبی

در میان روشهای نوین مدل سازی، سیستم های فازی از جایگاه ویژه ای برخوردارند [۱۳]. نظریه مجموعه فازی در سال ۱۹۶۵ برای توصیف عبارات زبانی توسط زاده به صورت یک روش ریاضی مطرح شد [۱۴]. شبکه عصبی مصنوعی روشی عملی برای یادگیری توابع گوناگون، نظیر توابع با مقادیر حقیقی، توابع با مقادیر گسسته و توابع با مقادیر برداری است که بر پایه اتصال به هم پیوسته چندین واحد پردازشی ساخته می شود [۱۴]. مدل فازی - عصبی، مدل توسعه یافته فازی است که از الگوریتم یادگیری شبکه های عصبی مصنوعی برای آموزش مدل استفاده می کند. ANFIS یک شبکه فازی - عصبی ترکیبی است که برای مدل سازی سیستم های پیچیده استفاده می شود. مهم ترین دلیل ترکیب سیستم های فازی با شبکه های عصبی، قابلیت یادگیری آن ها است [۱۵]. مدل ANFIS از نوع مدل فازی تاکاگی - سوگنو است که در آن، مجموعه های فازی تنها در بخش مقدم سیستم استنتاج به کار گرفته می شوند. معماری ANFIS به صورت یک شبکه عصبی پیشرو پنج لایه است. سیستم استنتاجی فازی تاکاگی - سوگنو که شامل دو متغیر ورودی R و D/ε و یک خروجی f است در شکل ۱ نشان داده شده است. عبارات low ، med و $high$ که به ترتیب معرف کم، متوسط و زیاد است، مجموعه های فازی مربوط به هر ورودی هستند.

مدل ANFIS از الگوریتم یادگیری هیبرید که شامل ترکیبی از الگوریتم حداقل مجذور خطاها و الگوریتم شیب کاهشی است، تشکیل می شود [۱۶]. در این مدل از مجموعه پارامترهای غیرخطی در بخش فرض و از مجموعه پارامترهای خطی برای بخش نتیجه

استفاده می شود. به دست آوردن مقدار این پارامترها معمولاً در دو گام رو به جلو و رو به عقب صورت می گیرد. در گام اول که تا لایه چهارم پیش می رود، مجموعه پارامترهای غیرخطی ثابت فرض شده و مجموعه پارامترهای خطی با استفاده از الگوریتم حداقل مجذور خطاها محاسبه می شوند. در گام دوم، مجموعه پارامترهای خطی ثابت فرض شده و مجموعه پارامترهای غیرخطی با استفاده از الگوریتم شیب کاهشی به دست می آیند [۱۷]. معمولاً در بیشتر مسائل تئوری کنترل از توابع عضویت مثلثی، دوزنقه ای، گوسی، زنگوله ای، سیگموئیدی و اختلاف سیگموئیدی استفاده می شود [۱۸].

خروجی ANFIS با استفاده از پارامترهای نتیجه در گام رو به جلو محاسبه می شود. خطای خروجی برای انطباق پارامترهای فرض با استفاده از الگوریتم پس انتشار استاندارد استفاده می شود. ثابت شده است که الگوریتم هیبریدی در آموزش مدل ANFIS بسیار کارآمد است [۱۶]. قوانین یادگیری هیبریدی مشخص می کنند که چگونه پارامترهای فرض (لایه ۱) و پارامترهای نتیجه (لایه ۴) باید برای به حداقل رساندن خطای اندازه گیری به روز شوند. خطای اندازه گیری، یک عبارت ریاضی است که اختلاف بین خروجی شبکه واقعی و خروجی مطلوب را تعیین می کند [۱۹]. برای تعیین ساختار مدل، روشهای متعددی پیشنهاد شده است که معمول ترین آنها، روش افزایش شبکه ای و خوشه بندی فازی کاهشی هستند. تفاهت عمده این دو روش در چگونگی تعیین تابع عضویت فازی است [۲۰]. در روش افزایش شبکه ای، نوع و تعداد تابع عضویت بردار اطلاعات ورودی، توسط اطلاعات ورودی تعیین می شود [۲۰].



شکل ۱- سیستم استنتاجی فازی تاکاگی - سوگنو شامل دو متغیر ورودی R و ε/D و یک خروجی f

۴- معیار ارزیابی مدل

در این تحقیق به منظور سنجش کارایی مدل از معیارهای ضریب تعیین، میانگین خطای مطلق و جذر میانگین مجذورات خطا که به ترتیب توسط روابط زیر ارائه می شود، استفاده شد

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (f_{i, \text{observed}} - f_{i, \text{predicted}})^2}{\sum_{i=1}^N (f_{i, \text{observed}} - \bar{f}_{i, \text{observed}})^2} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f_{i, \text{observed}} - f_{i, \text{predicted}}| \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_{i, \text{observed}} - f_{i, \text{predicted}})^2} \quad (5)$$

که در این روابط

$f_{i, \text{observed}}$ مقدار مشاهده شده ضریب اصطکاک، $f_{i, \text{predicted}}$ مقدار پیش بینی شده ضریب اصطکاک و N تعداد داده ها و $\bar{f}_{i, \text{observed}}$ میانگین مشاهده شده داده مورد نظر است.

۵- نتایج و بحث

در این تحقیق به منظور تخمین ضریب اصطکاک در لوله ها، از پارامترهای عدد رینولدز و زبری نسبی به عنوان داده های ورودی شبکه استفاده گردید. مقادیر f ، Re و ε/D با استفاده از معادله کلبروک به دست آمده اند. محدوده Re و ε/D به ترتیب بین $10^8 \geq Re \geq 4000$ و $0.05 \leq \varepsilon/D \leq 1 \times 10^{-6}$ است. مدل فازی - عصبی استفاده شده شامل روش افزاز شبکه ای است. در روش گسسته سازی شبکه ای از توابع عضویت مثلثی، دوزنقه ای، گوسی، زنگوله ای، نوع S ، Z ، $Sigmf$ ، $Dsigmf$ و $Psigmf$ با دو متغیر ورودی و سه تابع عضویت برای هر کدام و ۳۰۰ تکرار استفاده گردید. با آزمون ترکیبات مختلفی از معماری مدل، حالت بهینه با توجه به ضریب همبستگی، میانگین خطای مطلق و جذر میانگین مجذورات خطا به دست آمد. ۱۷۴۲ داده با استفاده از معادله کلبروک به دست آمده که برای آموزش و تست مدل فازی - عصبی استفاده شد. از مجموعه

داده های موجود، ۱۰۴۲ داده برای آموزش و ۷۰۰ داده برای تست استفاده گردید. تقسیم بندی داده ها به دو گروه آموزش و ارزیابی به صورت تصادفی انجام گرفت. پیش از مدل سازی، داده ها با استفاده از رابطه زیر نرمال گردید.

$$X_{\text{norm}} = 0.8 \times \left(\frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} \right) + 0.1 \quad (5)$$

که در آن

X مقادیر واقعی داده ها، X_{min} و X_{max} به ترتیب مقادیر حداقل و حداکثر هر ورودی است.

تعداد توابع عضویت با آزمون و خطا تعیین گردید. افزایش تعداد توابع عضویت باعث بهبود چشمگیری در نتایج نشد. به این دلیل، تعداد حداقل توابع عضویت در نظر گرفته شد. در روش افزاز شبکه ای، تابع عضویت بخش نتیجه به دو صورت ثابت و خطی مدل سازی گردید. نتایج مدل های ANFIS با توابع عضویت خروجی ثابت و خطی در جدولهای ۱ و ۲ ارائه شده است. جدول ۱ نشان می دهد که مدل فازی - عصبی با تابع عضویت ورودی گوسین و مثلثی با تابع عضویت خروجی ثابت، نسبت به سایر توابع عضویت ورودی، دارای خطای کمتری در برآورد بود. با توجه به جدول ۲، شبکه با تابع عضویت خروجی خطی، تابع عضویت گوسین در مقایسه با سایر توابع عضویت ورودی، نتیجه مطلوب تری داشت. مقایسه نتایج ارائه شده در جدولهای ۱ و ۲ نشان می دهد که مدل فازی - عصبی با روش گسسته سازی شبکه ای و تابع عضویت ورودی گوسین و خروجی خطی، دارای خطای کمتری در مرحله ارزیابی است و برابر است با $R^2 = 99/98$ ، $MAE = 5/98 \times 10^{-5}$ و $RMSE = 1/78 \times 10^{-4}$ هر چند در مرحله آموزش مقادیر تخمینی و مقادیر تعیین شده از معادله کلبروک دارای $R^2 = 99/72$ است. در مرحله آموزش میزان عدم تطابق برای مقادیر ضریب اصطکاک کمتر از ۰/۰۲ است بیشتر بودن مقادیر تخمینی از مقادیر واقعی سبب کاهش دقت گردیده است. اما در مجموع مدل فازی - عصبی توانسته است الگوی

جدول ۱- نتایج مدل فازی - عصبی با توابع عضویت ورودی مختلف و تابع عضویت خروجی ثابت

توابع عضویت	آموزش			ارزیابی		
	MAE	RMSE	R ² (%)	MAE	RMSE	R ² (%)
Gbellmf	۸/۱۱×۱۰ ^{-۱}	۳/۸۷×۱۰ ^{-۱}	۹۹/۹۲	۳/۰۳×۱۰ ^{-۱}	۲/۶۷×۱۰ ^{-۱}	۹۹/۶۶
Gaussmf	۷/۷×۱۰ ^{-۲}	۲/۷۲×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۹۶	۱/۹۸×۱۰ ^{-۲}	۱/۵۲×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۶۹
Gauss2mf	۱۵/۱×۱۰ ^{-۱}	۱۲/۵۰×۱۰ ^{-۱}	۹۹/۲۰	۱۰/۱۰×۱۰ ^{-۱}	۱۰/۱۰×۱۰ ^{-۱}	۹۹/۸۳
Trmf	۷/۳×۱۰ ^{-۱}	۲/۰۰×۱۰ ^{-۱}	۹۹/۹۷	۱/۵۱×۱۰ ^{-۱}	۱/۰۹×۱۰ ^{-۱}	۹۹/۷۲
Dsigmf	۲۲/۸×۱۰ ^{-۲}	۲/۰۰×۱۰ ^{-۲}	۹۷/۹۵	۱۷/۶۸×۱۰ ^{-۲}	۱۶/۴۰×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۳۶
Pimf	۳۰/۸۷×۱۰ ^{-۱}	۲۷/۵۸×۱۰ ^{-۱}	۹۶/۱۲	۲۳/۲۰×۱۰ ^{-۱}	۲۱/۰۰×۱۰ ^{-۱}	۹۵/۱۶
Trapmf	۰/۲۹×۱۰ ^{-۲}	۱۳/۲۶×۱۰ ^{-۲}	۹۸/۶۸	۰/۱۹×۱۰ ^{-۲}	۱۲/۱۷×۱۰ ^{-۲}	۹۵/۸۶
Psigmf	۲۲/۸۱×۱۰ ^{-۱}	۲۰/۰۰×۱۰ ^{-۱}	۹۷/۹۴	۱۱/۶۸×۱۰ ^{-۱}	۱۶/۴۰×۱۰ ^{-۱}	۹۷/۳۵

جدول ۲- نتایج مدل فازی - عصبی با توابع عضویت ورودی مختلف و تابع عضویت خروجی خطی

ارزیابی			آموزش			توابع عضویت
MAE	RMSE	R ² (%)	MAE	RMSE	R ² (%)	
۶/۴۳×۱۰ ^{-۵}	۲/۷۶×۱۰ ^{-۴}	۹۹/۹۸	۹/۱۹×۱۰ ^{-۵}	۷/۴۳×۱۰ ^{-۴}	۹۹/۷۱	Gbellmf
۵/۹۸×۱۰ ^{-۵}	۱/۷۸×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۹۸	۹/۶۱×۱۰ ^{-۵}	۷/۳۳×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۷۲	Gaussmf
۶/۰۰×۱۰ ^{-۵}	۲/۷۲×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۹۸	۹/۷۳×۱۰ ^{-۵}	۷/۴۲×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۷۲	Gauss2mf
۱۶/۵×۱۰ ^{-۵}	۳/۸۱×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۹۲	۲۱/۰۵×۱۰ ^{-۵}	۶/۰۵×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۸۱	Trimf
۷/۶۵×۱۰ ^{-۵}	۱/۸۰×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۹۸	۱۱/۲×۱۰ ^{-۵}	۷/۳۲×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۷۲	Dsigmf
۴/۳۱×۱۰ ^{-۵}	۱/۶۹×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۹۸	۷/۹۹×۱۰ ^{-۵}	۷/۳۹×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۷۲	Pimf
۵/۹۴×۱۰ ^{-۵}	۱/۷۸×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۹۸	۹/۹۰×۱۰ ^{-۵}	۷/۴۲×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۷۲	Trapmf
۷/۳۶×۱۰ ^{-۵}	۱/۷۸×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۹۸	۱۰/۹×۱۰ ^{-۵}	۷/۳۳×۱۰ ^{-۲}	۹۹/۷۲	Psigmf

ANFIS می‌تواند به خوبی رابطه غیرخطی بین ضریب اصطکاک و عدد رینولدز را با زبری‌های نسبی مختلف شبیه سازی کند. روش گسسته‌سازی شبکه‌ای با تابع عضویت ورودی گوسین و خروجی خطی به دلیل داشتن کمترین خطا، دارای دقت بالاتری بود. در این روش مقادیر تخمینی و مقادیر تعیین شده از معادله کلبروک در مرحله آموزش و ارزیابی به ترتیب دارای تطابق ۹۹/۷۲ و ۹۹/۹۸ درصد بود. رهیافت جدید ارائه شده، یک روش آسان و با دقت مطلوب را جایگزین روابط زمانبر و تکراری مسائل هیدرولیکی می‌نماید. روش فازی-عصبی را می‌توان در جریان کانال‌های باز، با زبری‌های متفاوت و با سطح مقطع‌های مختلف تعمیم داد.

حاکم بر ضریب اصطکاک در جریان درون لوله‌ها را به خوبی و با دقت مطلوب درک نموده و آن‌ها را در هر دو مرحله آموزش و ارزیابی برآورد نماید.

۶- نتیجه‌گیری

در این تحقیق با استفاده از قابلیت‌های سیستم‌های تطبیقی استنتاج فازی-عصبی اقدام به ارائه روش جدیدی در تخمین ضریب اصطکاک شد. همچنین با استفاده از مجموعه داده‌های به‌دست آمده از معادلات کلبروک دقت این روابط بررسی گردید. محدوده داده‌های استفاده شده، شامل تقریباً تمام محدوده جریان آشفته از دیاگرام مودی است. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل

۷- مراجع

- 1- Yuhong, Z., and Wenxin, H. (2009). "Application of artificial neural network to predict the friction factor of open channel flow." *Commun Nonlinear Sci. Numer Simulate*, 14, 2373-2378.
- 2- Yildirim, G., and Ozger, M. (2009). "Neuro-fuzzy approach in estimating Hazen-Williams friction coefficient for small-diameter polyethylene pipes." *Advances in Eng. Software*, 40, 593-599.
- 3- Christensen, B.A. (2000). "Discussion of limitations and proper use of the Hazen-Williams equation by C.P. liou." *J. of Hydr. Eng.*, 126(2), 167-168.
- 4- Valiantzas, J.D. (2005). "Modified Hazen-Williams and Darcy-Weisbach equations for friction and local head losses along irrigation laterals." *J. of Irrig. Drain Eng.*, 131(4), 342-350.
- 5- Moody, L.F. (1947). "An approximate formula for pipe friction factors." *J. of Trans. ASME.*, 69, 1005-1006.
- 6- Walid, H.S., and Shyam, S.S. (1998). "An artificial neural network for non-iterative calculation of the friction factor in pipeline flow." *J. of Comput. Electron Agriculture*, 21, 219-228.
- 7- Yildirim, G., and Ozger, M. (2009). "Determining turbulent flow friction coefficient using adaptive neuro-fuzzy computing technique." *Advances in Eng. Software*, 40, 281-287.
- 8- Colebrook, C.F., and White, C.M. (1937). "Experiments with fluid friction in roughened pipes." *Proc., R. Soc. A. Mat.*, 161, 367-381.

- 9-Goudar, C.T., and Sonnad, J.R. (2008.). "Comparison of the iterative approximations of the Colebrook –White equation." *J. of Hydr. Proc.*, 87, 79-83.
- 10- Chen, N.H. (1979). "An explicit equation for friction factor in pipe." *J. of Ind. Eng. Chem. Fundam.*, 18(3), 296-297.
- 11- Romeo, E., Royo, C., and Monzon, A. (2002). "Improved explicit equations for estimation of the friction factor in rough and smooth pipes." *J. of Chem. Eng.*, 86(3), 369-374.
- 12- Sonnad, J.R., and Goudar, C.T. (2006). "Turbulent flow friction factor calculation using mathematically exact alternative to the Colebrook-White equation." *J. of Hydr. Eng.*, 132(8), 863-867.
- 13- Karamouz, M., Tabesh, M., Nazif, S., and Moridi, A. (2005). "Estimation of hydraulic pressure in water networks using artificial neural networks and fuzzy logic." *J. of Water and Wastewater*, 53, 3-14. (In Persian)
- 14- Jeon, J. (2007). "Fuzzy and neural network models for analyses of piles." M.Sc. Thesis, North Carolina State University, USA.
- 15- Jang, J. S.R. (1993). "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system." *J. of IEEE. Trans. Syst. Man, Cyber.*, 23(3), 665-685.
- 16- Kurtulus, B., and Razack, M. (2010). "Modeling daily discharge responses of a large karstic aquifer using soft computing methods: Artificial neural network and neuro-fuzzy." *J. of Hydrology*, 381, 101-111.
- 17- Cluckie, I.D., Moghaddamia, A., and Han, D. (2008). "Using an adaptive neuro-fuzzy inference system in the development of a real-time expert system for flood forecasting." *J. of Practical Hydroinformatic*, 68, 201-213.
- 18- Varol, Y., Avci, E., Koca, A. F., and Oztop, H. (2007). "Prediction of flow fields and temperature distributions due to natural convection in a triangular enclosure using Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Network (ANN)." *International Communication in Heat and Mass Transfer*, 34, 887-896.
- 19- Dorum, A., Yazar, A., Sevimli, M. F., and Onucyildiz, M. (2010). "Modelling the rainfall–runoff data of susurluk basin." *Expert Systems with Applications*, 37, 6587-6593.
- 20- Riahi Modvar, H., and Ayyoubzadeh, A. (2008). "Estimating longitudinal dispersion coefficient of pollutants using adaptive neuro-fuzzy inference system." *J. of Water and Wastewater*, 67, 34-37. (In Persian)