

Modeling and Simulation of Down Hole Drilling Motor Using Computational Intelligence Methods

Abbas Rezaei¹, Behrooz Norouzi²

¹ Department of Electrical Engineering, Kermanshah University of Technology, Kermanshah, Iran

² Department of Electrical Engineering, Collage of Engineering, , Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran

Abstract:

Computational intelligence techniques have a great potential to solve different computational problems in engineering sciences. In this paper, modeling and simulation of down hole drilling motor using the computational intelligence methods such as artificial neural network (ANN), radial basis function (RBF) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) is presented. Experimental data are used to train and test the proposed models. The results of the proposed models are compared with the experimental data. The predicated values are found to be in a good agreement with the experimental values. Also, they are very faster than the experimental measurement method. These compact models can reduce the computational time while keeping the accuracy of physics-based model and allow the fast and accurate system level simulation and modeling of industrial packages. Finally, using the proposed ANN model, which is the best proposed model, an equation to describe the nonlinear behavior of down hole drilling motor is introduced.

Keywords: Adaptive neuro-fuzzy inference system, Artificial neural network, Down hole drilling motor, Modeling, Radial basis function, Simulation.

الگوکردن و شبیه‌سازی موتور درون‌چاهی حفاری با استفاده از روش‌های

هوش محاسباتی

عباس رضایی^{۱*}، بهروز نوروزی^۲

۱- استادیار، عضو هیئت علمی گروه مهندسی برق - دانشگاه صنعتی کرمانشاه - کرمانشاه - ایران

Unrezaei@yahoo.com

۲- دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمانشاه - کرمانشاه - ایران

Behrooz.norouzi@yahoo.com

چکیده: تکنیک‌های هوش محاسباتی، توانایی زیادی در حل مسائل محاسباتی مختلف در علوم مهندسی دارند. در این مقاله، برای نخستین بار، الگوکردن و شبیه‌سازی موتور درون‌چاهی حفاری با استفاده از روش‌های هوش محاسباتی مانند شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی و تابع پایه شعاعی ارائه شده است. برای این منظور از داده‌های تجربی برای آموزش و تست ساختارهای مختلف هوش محاسباتی استفاده شده است. الگوهای هوش محاسباتی به دست آمده از لحاظ دقت و کارایی، با یکدیگر و نیز با داده‌های تجربی مقایسه شده‌اند. نتایج مقایسه نشان می‌دهند این الگوها دقت زیادی در پیش‌بینی رفتار موتورهای درون‌چاهی حفاری دارند. علاوه بر آن، از سرعت شبیه‌سازی بسیار زیادی در مقایسه با روش‌های اندازه‌گیری تجربی برخوردارند. در نهایت با استفاده از الگوی شبکه عصبی پیشنهاد شده در این مقاله که بهترین جواب را در مقایسه با روش‌های دیگر دارد، برای نخستین بار یک معادله ارائه شده است که توصیف‌کننده رفتار موتور درون‌چاهی حفاری است.

واژه‌های کلیدی: تابع پایه شعاعی، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی، شبیه‌سازی، الگوکردن، موتور درون‌چاهی حفاری

۱- مقدمه

صورتی که در حفاری جهت‌دار، زاویه انحراف زیاد باشد، به جای استفاده از سیستم حفاری سنتی که در آن کل رشته حفاری حرکت چرخشی دارد از موتورهای درون‌چاهی^۱ استفاده می‌شود. موتور درون‌چاهی، پمپ جابه‌جایی مثبت حفره پیش‌رونده^۲ (PCPD) است. این نوع موتورها به انتهای رشته حفاری و قبل از مته^۳ حفاری متصل می‌شوند و با استفاده از سیال تحت فشار که گل حفاری، هوای فشرده و یا هر گاز دیگری است، نیروی هیدرولیکی را به نیروی مکانیکی برای چرخش مته تبدیل می‌کنند. مزیت عمده این موتورها در این است که به تجهیزات خاص هیدرولیکی نیاز ندارند و با همان سیستم رایج دکل‌های حفاری کار می‌کنند. شکل (۱) ساختار یک موتور درون‌چاهی حفاری را نشان می‌دهد. ساختار این موتور یک طوق مته^۴ دارد که موتور را به دریل وصل می‌کند. بخش قدرت موتور، یک

حفاری جهت‌دار از مهم‌ترین روش‌های حفاری است. این حفاری کاربردهای عمده‌ای در حفر چاه‌های نفت از جمله امکان دستیابی به ذخائر نفت و گاز دور از دسترس، حفر چاه‌های متعدد نفت و گاز در حفاری فراساحلی، خاموش‌کردن سریع چاه‌های نفت که دچار فوران یا آتش‌سوزی می‌شوند، افزایش برداشت از منابع نفت و گاز، حفاری افقی و چاه‌های زمین‌گرمایی دارد. در

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۷/۲۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۰۵/۲۵

نام نویسنده مسئول: عباس رضایی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - کرمانشاه - دانشگاه صنعتی کرمانشاه - گروه برق

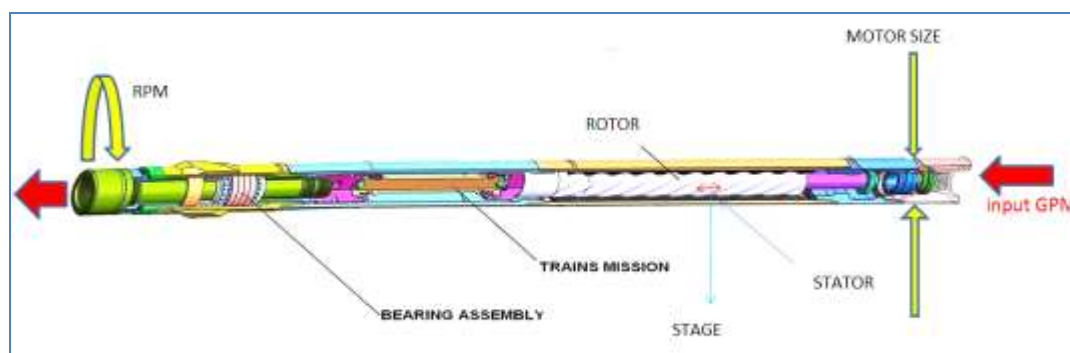
محاسباتی کاربردهای زیادی در علوم مختلف دارند [۱۲]-
[۱].

در مرجع [۱]، الگوسازی و شبیه‌سازی یک کمپرسور گاز سانتریفیوژی در شرکت پالایش نفت کرمانشاه با استفاده از روش ANFIS صورت گرفته است. مرجع [۲] الگوسازی، شبیه‌سازی و کنترل سیستم‌های فتوولتائیک با استفاده از روش‌های هوش محاسباتی را بررسی کرده است. در مرجع [۳] از ترکیب دو روش شبکه تابع پایه شعاعی (RBF) و شبکه عصبی Elman برای الگوکردن سیستم امنیتی تشخیص نفوذ غیرمجاز استفاده شده است. مقایسه دو شبکه RBF و MLP برای پیش‌بینی پارامترهای مؤثر اقتصادی در [۴]، کاربرد شبکه عصبی در بررسی، پیش‌بینی و آنالیز تولید برق از نیروگاه‌های بادی در [۵] و کاربرد هوش محاسباتی در الگوکردن و شبیه‌سازی مصرف انرژی الکتریکی در کشور ترکیه در [۶] صورت گرفته‌اند. در مرجع [۷] یک الگو برای تخمین زمان حفاری دریل در میدان‌های نفتی جنوب ایران ارائه شده است. برای این منظور داده‌های حفاری از گزارشات روزانه حفاری در سه میدان نفتی جنوب ایران به دست آمده است و یک الگوی شبکه عصبی و یک الگوی رگرسیون خطی چندگانه برای تخمین زمان حفاری به کار رفته است. در مرجع [۸] کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در طراحی سیستم‌های عملیات و حفاری بررسی شده است. مرجع [۹] الگوی شبکه عصبی برای پیش‌بینی توزیع دما در هنگام فرایند حفاری ارائه کرده است. مرجع [۱۰] یک روش برای تشخیص آبی نوع سنگ در هنگام حفاری با استفاده از روش‌های هوش محاسباتی ارائه کرده است. از روش ANFIS برای کنترل موقعیت و سرعت یک نوع ربات در محیط کاری در مرجع [۱۱] استفاده شده است. همچنین در مرجع [۱۲] بهبود مشخصات سرعت در رایو موتور القایی با استفاده از یک ایده جدید صورت گرفته است که در آن از پالس‌های PWM با کمک روش شبکه عصبی مصنوعی ایجاد شده‌اند.

روتور (جزء چرخشی) و استاتور (جزء ثابت) را شامل می‌شود. روتور و استاتور از ماریچ‌هایی با طول متفاوت تشکیل شده‌اند. جریان گل حفاری پمپ‌شده به داخل فضای خالی بین این ماریچ‌ها، چرخش روتور در داخل استاتور را باعث می‌شود و درنهایت از قسمت انتقال قدرت، چرخش مته حفاری را موجب می‌شود. گشتاور ایجادشده متناسب با فشار سیال و سرعت دورانی متناسب با میزان جریان^۸ است. تعداد لاب‌ها^۶ سطح مقطع روتور و استاتور را روی هر قطعه تعریف می‌کنند. لاب، مشابه دندانه چرخ‌دنده است که برای تنظیم سرعت خروج واحد توان به کار می‌رود. تعداد بیشتر لوب نشان‌دهنده توان بیشتر موتور و در نتیجه، تولید گشتاور بیشتر است. کم‌بودن تعداد لاب‌ها نشان‌دهنده کاهش در گشتاور تولیدی و افزایش سرعت چرخش مته است.

برای ایجاد فاصله لازم برای امکان چرخش روتور در استاتور، تعداد لاب‌های روتور دست‌کم یکی کمتر از تعداد لاب‌های استاتور است. واحد توان برحسب نسبت تعداد لاب‌های روتر به استاتور تعریف می‌شود. یکی دیگر از پارامترهای واحد توان، طول گام^۷ (استیج) است و به صورت طول یک ماریچ کامل ۳۶۰ درجه استاتور تعریف می‌شود. وقتی مته در پایین چاه قرار دارد و موتور با ظرفیت کامل در حال کار باشد، افزایش چشمگیری در فشار سیستم سیال به دلیل محدودیت‌های فیزیکی موتور ایجاد می‌شود که فشار تفاضلی یا دیفرانسیلی (DP)^۸ شناخته می‌شود. اگر فشار تفاضلی بیش از حد زیاد باشد، موتور و چرخش مته متوقف می‌شود که این امر ممکن است به سطح داخلی استاتور صدمه بزند. پارامترهای مهم عملیاتی موتور درون‌چاهی شامل میان جریان سیال (GPM) برحسب گالون بر دقیقه، سرعت چرخش مته^۹ (RPM) برحسب دور بر دقیقه و میزان گشتاور تولیدی^{۱۰} (T) برحسب پوند بر فوت هستند.

در این مقاله از سه روش شبکه عصبی مصنوعی^{۱۱} (ANN)، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی^{۱۲} (ANFIS) و تابع پایه شعاعی^{۱۳} (RBF) برای الگوکردن و شبیه‌سازی سرعت چرخش مته و گشتاور موتور درون‌چاهی حفاری استفاده شده است و نتایج هر سه الگو با یکدیگر و با داده‌های تجربی مقایسه شده‌اند. روش‌های هوش



شکل (۱): ساختار یک موتور درون‌چاهی حفاری.

پارامترهای ورودی الگوها نسبت بین تعداد لابه‌ها یا برجستگی‌های روی روتور به لابه‌ها یا شیارهای روی استاتور (Lobe)، حجم سیال پمپ‌شده بر حسب گالن بر دقیقه (GPM)، سایز یا اندازه موتور^{۱۵} (MD) (اندازه قطر خارجی موتور) برحسب اینچ و فشار دیفرانسیلی (DP) برحسب پوند بر اینچ مربع انتخاب شده‌اند؛ همچنین خروجی شبکه‌های پیشنهادشده، سرعت چرخش موتور (RPM) برحسب دور بر دقیقه و گشتاور ایجادشده بر روی موتور (T) برحسب پوند بر فوت است.

در شکل (۲) الگوهای هوش محاسباتی پیشنهادشده در این مقاله نشان داده شده است. در الگوی ANN پیشنهادشده از ساختار پرسپترون چندلایه^{۱۶} (MLP) استفاده شده است. ساختار MLP دست‌کم سه لایه دارد: لایه ورودی، لایه خروجی و دست‌کم لایه مخفی [۱۳]. ANFIS سیستم استنتاج فازی است که با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیاده‌سازی شده است [۱۴]. شبکه RBF شبکه عصبی مصنوعی است که از توابع پایه شعاعی به‌عنوان توابع فعال‌سازی استفاده می‌کند [۱۵]. کاربرد این شبکه در تقریب توابع، پیش‌بینی سری‌های زمانی و کنترل است. معادلات زیر، الگوی شبکه عصبی نشان داده شده در شکل (۲) را توصیف می‌کند:

$$\beta_t = f\left(\sum_{k=1}^4 (X_k W_{kt}) + b_t\right) \quad , t = 1, 2, \dots, 5 \quad (1)$$

$$\theta_t = f\left(\sum_{k=1}^5 (\beta_k W_{kt}) + b_t\right) \quad , t = 1, 2, \dots, 9 \quad (2)$$

$$y_j = \sum_{k=1}^2 (\theta_k W_{kj}) + b_j \quad , j = 1, 2 \quad (3)$$

در مرجع [۸] کاربرد تکنیک‌های هوش محاسباتی و مزایا و محدودیت‌های هر یک از آنها در حفاری و صنعت که در مقالات مختلف آمده‌اند، بررسی شده‌اند. در مرجع [۹] درجه حرارت سطح مقطع فرز در طی فرایند حفاری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی الگوسازی شده است. در مرجع [۱۱]، کنترل‌کننده تطبیقی غیرخطی پیش‌بین الگو برای کنترل موقعیت - سرعت ربات‌های بازو پیشنهاد شده است. در این مرجع، شبکه عصبی با الگوریتم آموزش لونیبرگ - مارکووارت (LM)^{۱۷} برای تخمین تطبیقی الگوی ربات به کار برده شده است. در مرجع [۱۲]، فرمان‌های کلیدزنی با یک روش جدید مبتنی بر شبکه عصبی پیشخور چندلایه منطبق با سطوح جریان و ولتاژ مرجع فازها، تولید شده است؛ همچنین برای تخمین اطلاعات شار و گشتاور مورد نیاز از شبکه پرسپترون چندلایه (MLP)، مطابق معمول کارهای قبلی استفاده شده است.

ادامه این مقاله به شرح زیر نگارش شده است: در بخش ۲ خلاصه‌ای از روش‌های هوش محاسباتی و نیز الگوهای پیشنهادشده در این مقاله معرفی شده است. در بخش ۳ نتایج مقایسه این الگوها با داده‌های تجربی و نیز با یکدیگر آورده شده است. سرانجام در بخش ۴، نتیجه‌گیری شده است.

۲- روش هوش محاسباتی

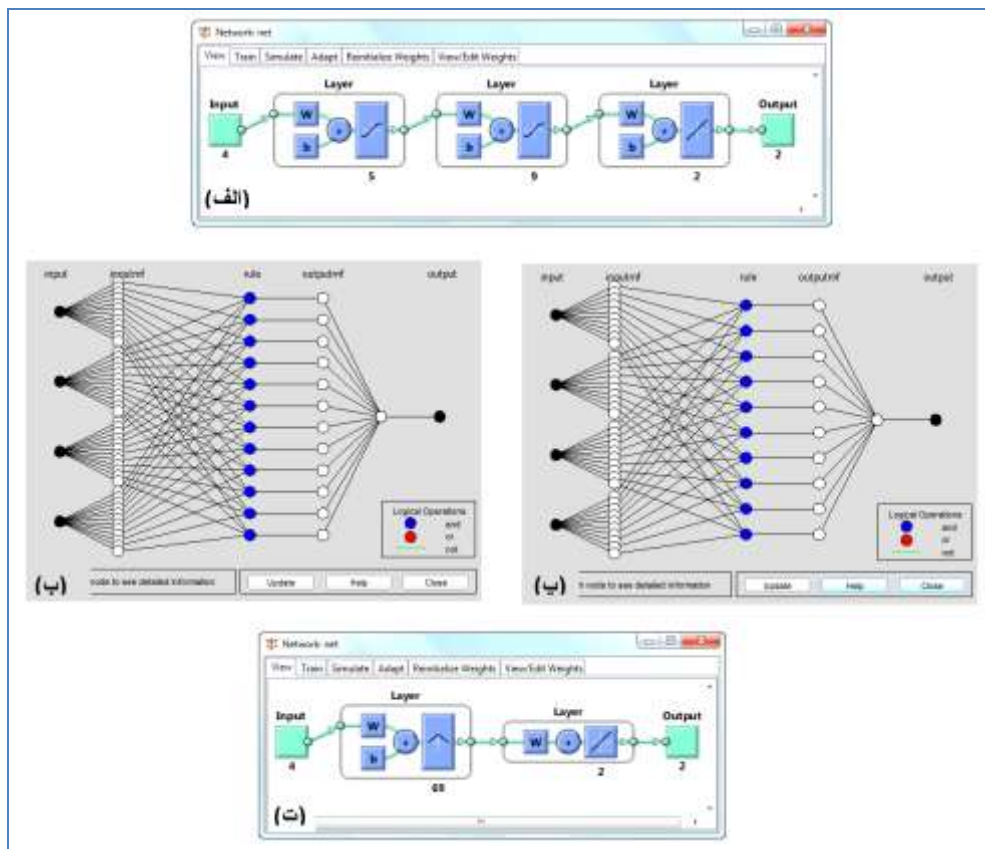
در این مقاله روش‌های هوش محاسباتی از جمله ANN، ANFIS و RBF برای پیش‌بینی رفتار غیرخطی موتور درون‌چاهی حفاری استفاده شده است. برای این منظور

اجرا می‌شوند. توابع عضویت فازی در لایه سوم نرمالیزه می‌شوند. بخش دوم، قوانین فازی در لایه چهارم اجرا می‌شوند. سرانجام خروجی‌های لایه چهارم برای محاسبه خروجی نهایی در لایه پنجم استفاده می‌شوند. پارامترهای لایه پنجم، پارامترهای خطی شناخته می‌شوند. هر ساختار RBF دقیقاً یک لایه ورودی، یک لایه مخفی با تابع فعال‌سازی غیرخطی پایه شعاعی و یک لایه خروجی خطی دارد.

در این روابط X ورودی‌ها، y خروجی‌ها، W وزن بین دو نرون مرتبط، f تابع فعال‌سازی و b بایاس نرون‌ها هستند. معمولاً در ساختار MLP از تابع تانژانت سیگموئید^{۱۷} یا $Tansig$ به‌عنوان تابع فعال‌سازی نرون‌ها در لایه مخفی استفاده می‌شود که با رابطه زیر تعریف شده است.

$$\text{Tan sig}(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (۴)$$

هر ساختار ANFIS از پنج لایه تشکیل شده است. در لایه نخست، عمل فازی‌سازی رخ می‌دهد. پارامترهای توابع عضویت فازی در این لایه با عنوان پارامترهای غیرخطی شناخته می‌شوند. در بخش اول، قوانین فازی در لایه دوم



شکل (۲): الگوهای هوش محاسباتی پیشنهاد شده در این مقاله (الف) الگوی ANN (ب) الگوی ANFIS برای خروجی RPM (پ) الگوی ANFIS برای خروجی گشتاور Torque و (ت) الگوی RBF

در رابطه بالا K تابع مقارن شعاعی مثبت (کرنل^{۱۸}) است که در مرکز این تابع یا μ_j مقدار دامنه آن، ماکزیمم است و از مرکز به بعد، مقدار دامنه تابع به سرعت به صفر میل می‌کند. k تعداد نرون‌ها در لایه مخفی است. Z_j در صورتی مقدار

خروجی Z_j امین نرون لایه مخفی در ساختار RBF با رابطه زیر داده می‌شود:

$$Z_j = K \left(\frac{\|x - \mu_j\|}{\sigma_j^2} \right) \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (۵)$$

به دست آمده ANN و ANFIS نشان داده شده‌اند. بهترین الگو RBF با ۶۹ نرون در لایه مخفی به دست آمد. در این مقاله، هدف، به دست آوردن بهترین ساختار شبکه عصبی، یعنی ساختاری با پیچیدگی کمتر و دقت بیشتر بود. پیچیدگی و حجم ساختار، یعنی تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی. با توجه به ماهیت غیرخطی داده‌ها و با وجود تلاش زیاد، به دست آوردن یک شبکه با تنها یک لایه مخفی و داشتن دقت زیاد مقدور نبود. برای حالت‌هایی با سه و چهار لایه مخفی با وجود به دست آمدن خطای بهتر، ساختار پیچیده‌تری داشتند و نیز امکان Overfit در آنها وجود داشت؛ بنابراین ترجیح داده شد از حالت دو لایه با پیچیدگی کمتر و دقت زیاد استفاده شود. برای حالت دو لایه نیز نوع الگوریتم آموزش و تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی تغییر داده شد تا بهترین ساختار با کمترین خطای ممکن به دست آید.

جدول (۱): خصوصیات بهترین ساختار ANN به دست آمده.

نوع شبکه عصبی مصنوعی	MLP
تعداد لایه‌های مخفی	۲
تعداد نرون‌های لایه ورودی	۴
تعداد نرون‌های لایه مخفی اول	۵
تعداد نرون‌های لایه مخفی دوم	۹
تعداد نرون‌های لایه خروجی	۲
میزان آموزش	۰/۵
تعداد اپوچ‌ها	۶۵۰
تابع فعالیت	Tansig

مطلوب را دارد که فاصله $\|x - \mu_j\|$ کوچک‌تر از σ_j باشد. خروجی m امین نرون در لایه خروجی از رابطه زیر به دست می‌آید که در آن W_{jm} وزن بین نرون‌های ارتباطی است.

$$y_m(x) = \sum_{j=1}^k w_{jm} z_j(x) \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

داده‌های تجربی با اندازه‌گیری پارامترهای ورودی - خروجی یک نمونه موتور درون‌چاهی حفاری متعلق به شرکت ملی نفت ایران در شهر سومار استان کرمانشاه صورت گرفته است. برای آموزش و تست الگوهای پیشنهادی، از نرم‌افزار مطلب (MATLAB) استفاده شد؛ همچنین داده‌های اندازه‌گیری شده (داده‌های تجربی) به طور تصادفی به دو دسته تقسیم شدند: داده‌های آموزش (حدود ۷۰٪) و داده‌های تست (حدود ۳۰٪). به دلیل اینکه مقادیر حداکثر و حداقل هر یک از ورودی و خروجی‌ها در الگوهای پیشنهادی تفاوت زیادی با یکدیگر داشتند، از تابع لگاریتم طبیعی برای نرمالیزه کردن داده‌ها استفاده شد. برای به دست آوردن بهترین ساختارهای هوش محاسباتی با پیچیدگی کمتر و دقت بیشتر، پیکربندی‌های مختلفی از ANN و ANFIS تست شد. برای ساختارهای ANN، تعداد اپوچ‌ها^۹، نوع الگوریتم آموزش، تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی تغییر داده شد؛ سپس شبکه ایجاد شده با داده‌های تجربی، آموزش و تست شد. برای به دست آوردن الگوی پیشنهادی ANFIS، تعداد و نوع توابع عضویت و همچنین تعداد اپوچ‌ها تغییر داده شد. در جدول‌های (۱) و (۲) مشخصات بهترین الگوهای

جدول (۲): خصوصیات بهترین ساختار ANFIS به دست آمده.

مشخصات	الگوی ANFIS برای گشتاور Torque	الگوی ANFIS برای RPM
نوع	سوگنو (Sugeno)	سوگنو (Sugeno)
تعداد ورودی/خروجی	۴/۱	۴/۱
تعداد توابع عضویت ورودی	۱۰ برای هر یک از ورودی‌ها	۱۲ برای هر یک از ورودی‌ها
تعداد توابع عضویت خروجی	۱۰	۱۲
نوع توابع عضویت ورودی	تابع گاوسی (Gaussian)	تابع گاوسی (Gaussian)
نوع توابع عضویت خروجی	خطی	خطی
تعداد قوانین فازی	۱۰	۱۲
تعداد پارامترهای غیرخطی	۸۰	۱۹۶
تعداد پارامترهای خطی	۵۰	۶۰
تعداد اپوچ‌ها	۲۵۰	۲۰۰

۳- نتایج و بحث

در این روابط N تعداد کل داده‌هاست، $X(Exp)$ به معنای داده تجربی و $X(Pred)$ به معنای داده پیش‌بینی شده است. در شکل‌های (۳) و (۴) خطوط آبی، داده‌های تجربی و دایره‌ها، داده‌های پیش‌بینی‌شده الگوهای هوش محاسباتی هستند. هر چقدر دایره‌ها به خطوط آبی نزدیک‌تر باشند، نشان‌دهنده نزدیک‌تر بودن دقت الگوهای هوش محاسباتی به داده‌های تجربی است؛ بنابراین از روی شکل‌های (۳) و (۴) و خطاهای به دست آمده که با معادلات (۷)–(۱۰) تعریف شده‌اند و برای هر سه روش ANN، ANFIS و RBF در شکل‌های (۳) و (۴) نشان داده شده‌اند، می‌توان نتیجه گرفت هر سه روش ANN، ANFIS و RBF – که در این مقاله برای الگوکردن و شبیه‌سازی موتور درون‌چاهی حفاری پیشنهاد شده‌اند – دقت خوبی در مقایسه با داده‌های تجربی دارند؛ همچنین الگوی پیشنهادشده شبکه عصبی دقت بیشتری در پیش‌بینی داده‌های تجربی نسبت به الگوی ANFIS دارد و نیز الگوی پیشنهادشده ANFIS از الگوی RBF دقیق‌تر است.

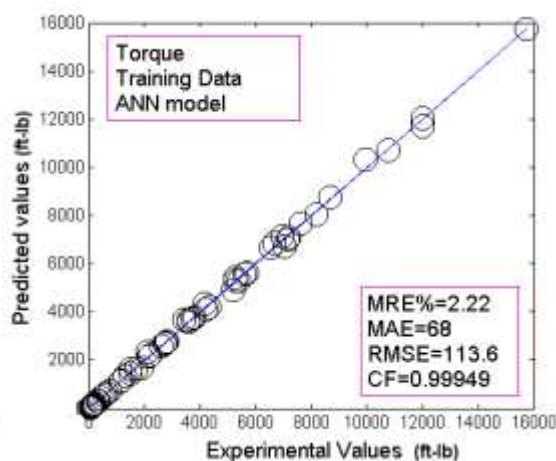
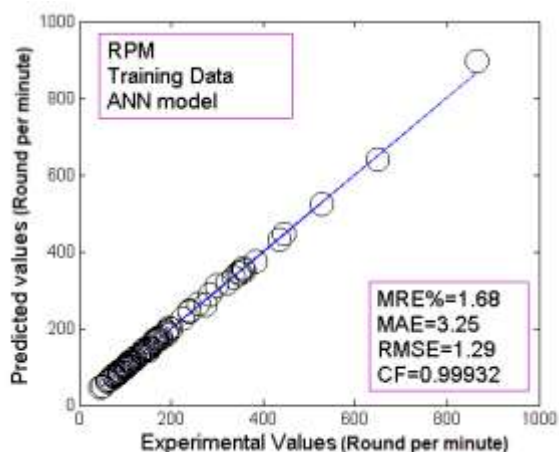
برای اثبات کارایی الگوهای پیشنهادشده در این مقاله، نتایج به دست آمده از این الگوها با داده‌های تجربی مقایسه شده‌اند. در شکل‌های (۳) و (۴) مقایسه بین داده‌های تجربی و نتایج پیش‌بینی‌شده با الگوهای هوش محاسباتی برای داده‌های آموزش و تست آورده شده است. در این شکل‌ها درصد خطای نسبی میانگین $(MRE\%)^{۲۰}$ ، میانگین خطای مطلق $(MAE)^{۲۱}$ ، ریشه میانگین مربعات خطا $(RMSE)^{۲۲}$ و ضریب همبستگی $(CF)^{۲۳}$ به ترتیب با روابط زیر تعریف می‌شوند.

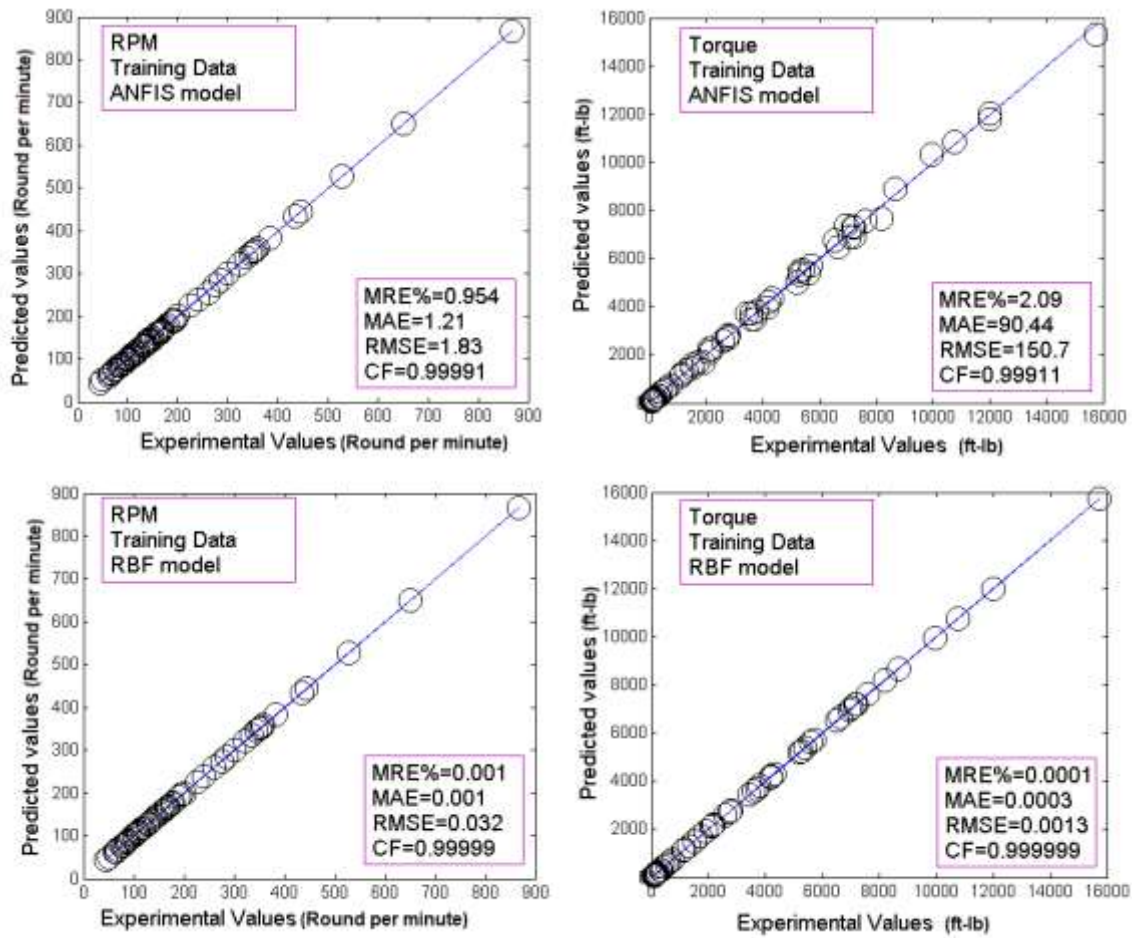
$$MRE\% = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{X_i(Exp) - X_i(Pred)}{X_i(Exp)} \right| \quad (۷)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X_i(Exp) - X_i(Pred)| \quad (۸)$$

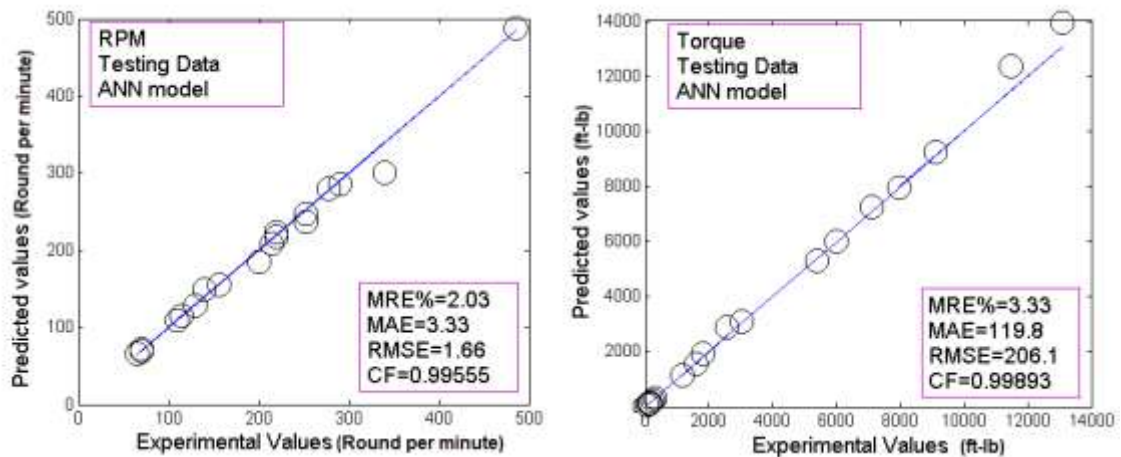
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X_i(Exp) - X_i(Pred)|^2} \quad (۹)$$

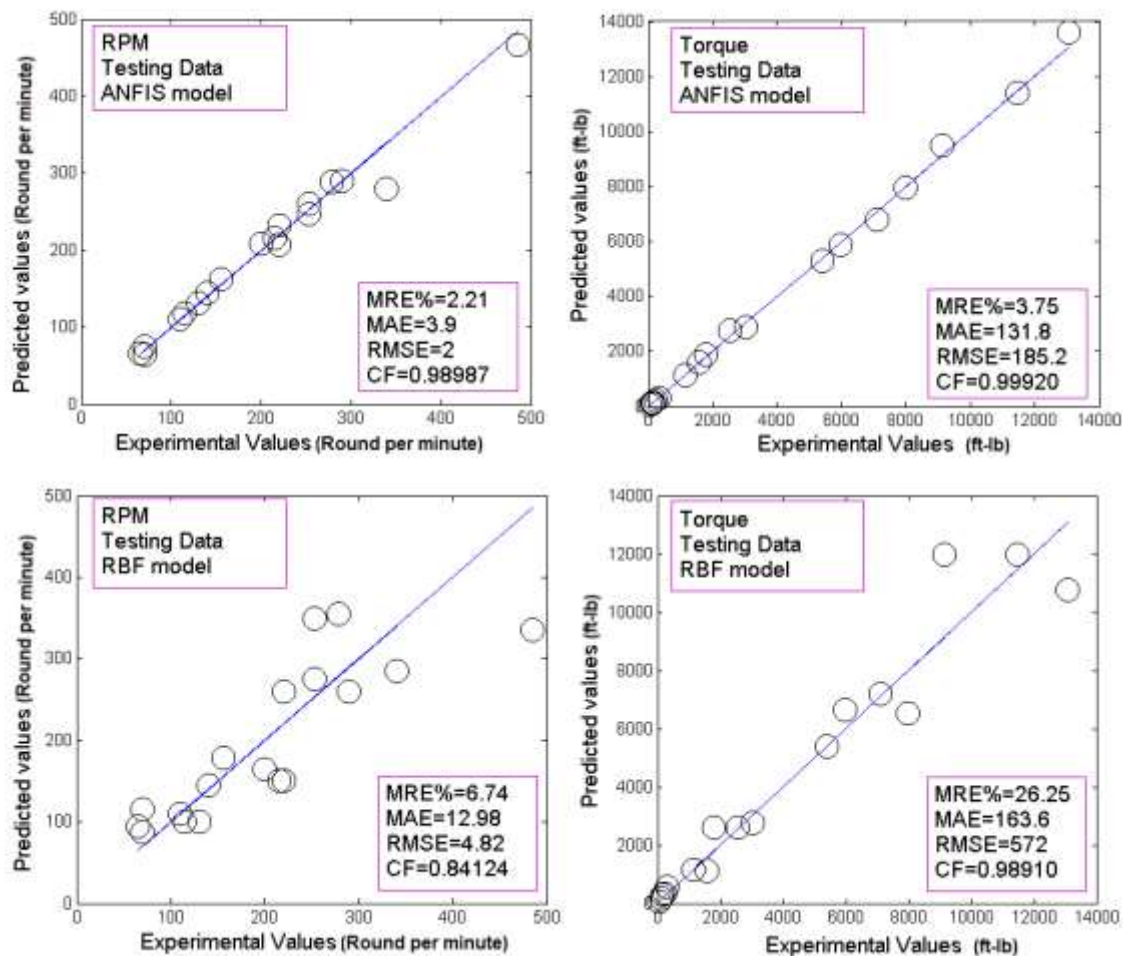
$$CF = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_i(Exp) - X_i(Pred))}{\sum_{i=1}^N X_i(Exp)^2} \quad (۱۰)$$





شکل (۳): مقایسه بین داده‌های تجربی و نتایج پیش‌بینی‌شده الگوهای هوش محاسباتی برای داده‌های آموزش.



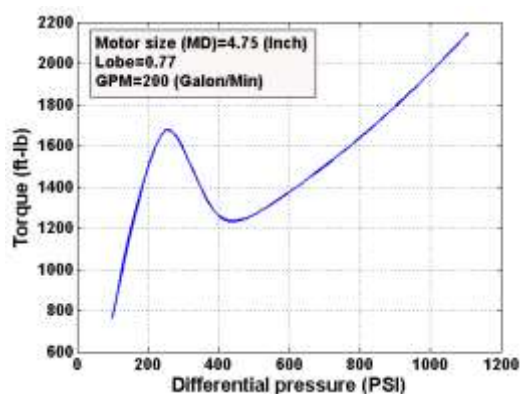


شکل (۴): مقایسه بین داده‌های تجربی و نتایج پیش‌بینی‌شده الگوهای هوش محاسباتی برای داده‌های تست

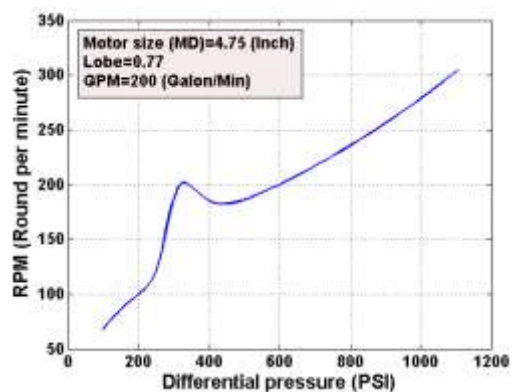
شبکه عصبی $۸۶۵/۵۳$ بوده که به‌ازای $Lobe=۰/۵۴$ و $DP=۷۰۰$ به دست آمده است. برای شکل (۷)، ماکزیمم گشتاور به‌دست‌آمده با استفاده از الگوی شبکه عصبی $۷۶۱۳/۹۸$ به‌ازای $Lobe=۰/۹$ و $GPM=۱۲۰۰$ است. همچنین با استفاده از شکل (۸) ماکزیمم گشتاور به‌دست‌آمده با استفاده از الگوی شبکه عصبی $۱۳۲۷/۱۱$ بوده که به‌ازای $Lobe=۰/۸۶$ و $DP=۱۱۰۵$ به‌دست‌آمده است. با استفاده از این نتایج، الگوی شبکه عصبی پیشنهادشده در این مقاله به راحتی به پیش‌بینی رفتار غیرخطی موتور درون‌چاهی حفاری در نقاطی غیر از داده‌های آموزش و تست قادر است.

مهم‌ترین عامل تأثیرگذار در رفتار غیرخطی، موتور درون‌چاهی حفاری گشتاور و سرعت چرخش مته (RPM) است که تابعی از پارامترهای میزان جریان سیال (GPM)، فشار دیفرانسیلی (DP) و قطر خارجی موتور (OD) هستند. نتایج به‌دست‌آمده با استفاده از الگوی پیشنهادی شبکه عصبی برای خروجی RPM به‌ازای مقادیر $OD=۴/۷۵$ و $DP=۵۰۰$ و $GPM=۲۰۰$ در شکل‌های (۵) و (۶) نشان داده شده‌اند. در شکل‌های (۷) و (۸) نتایج به‌دست‌آمده از الگوی پیشنهادی شبکه عصبی برای خروجی گشتاور به‌ازای مقادیر $OD=۴/۷۵$ ، $DP=۵۰۰$ و $GPM=۲۰۰$ آورده شده‌اند. برای شکل (۵)، ماکزیمم RPM به‌دست‌آمده با استفاده از الگوی شبکه عصبی $۸۶۴/۹۰۱$ به‌ازای $Lobe=۰/۶۶$ و $GPM=۱۲۰۰$ است. با استفاده از شکل (۶)، ماکزیمم RPM به‌دست‌آمده با استفاده از الگوی

در شکل‌های (۹) و (۱۰) به ترتیب منحنی گشتاور و سرعت چرخش موتور برحسب فشار دیفرانسیلی به‌دست‌آمده با استفاده از الگوی پیشنهادی شبکه عصبی نشان داده شده‌اند. با توجه به محدود بودن تعداد داده‌های تجربی، امکان رسم این منحنی‌ها با آنها میسر نبود؛ این امر قدرت شبکه عصبی پیشنهاد شده در پیش‌بینی رفتار غیرخطی موتور درون‌چاهی حفاری را نشان می‌دهد.

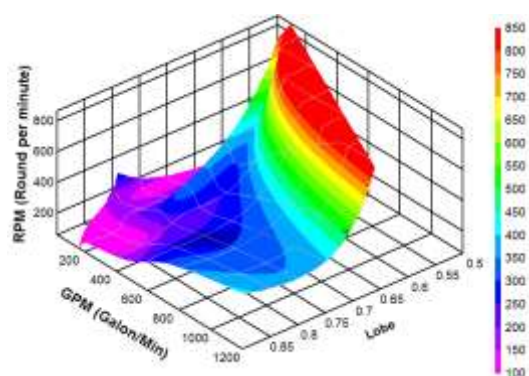


شکل (۹): منحنی گشتاور برحسب فشار دیفرانسیلی به‌دست‌آمده با استفاده از الگوی پیشنهادی شبکه عصبی.

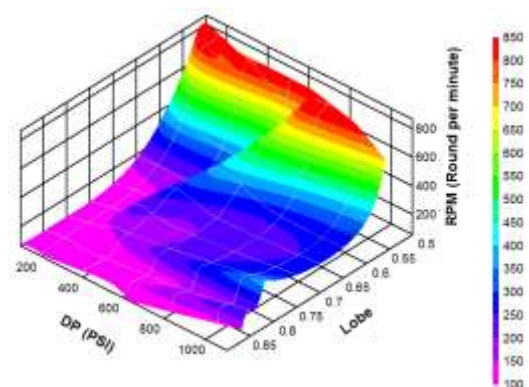


شکل (۱۰): منحنی سرعت چرخش موتور برحسب فشار دیفرانسیلی به‌دست‌آمده با استفاده از الگوی پیشنهادی شبکه عصبی.

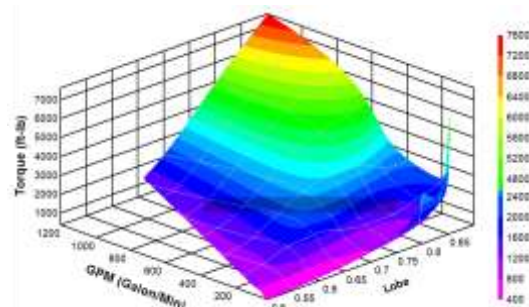
الگوهای هوش محاسباتی در حالت کلی الگوهای ریاضی هستند که توصیف خروجی‌های آنها برحسب ورودی‌هایشان با روابط ریاضی بیان می‌شوند؛ بنابراین الگوهای ANN، ANFIS و RBF پیشنهاد شده در این مقاله، رابطه مستقیم ریاضی بین ورودی‌ها و خروجی‌های تعریف شده برای موتور درون‌چاهی حفاری را ارائه داده‌اند. با توجه به اینکه الگوی شبکه عصبی پیشنهاد شده ما بهترین پاسخ را همراه با پیچیدگی کمتر دارد، بهتر است رابطه ریاضی مدنظر بر مبنای این الگو ارائه شود. در جدول (۳)



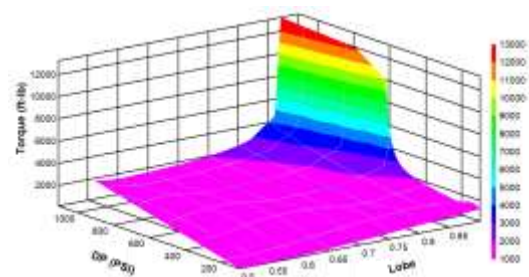
شکل (۵): نتایج به‌دست‌آمده از الگوی پیشنهادی شبکه عصبی برای خروجی RPM به‌ازای مقادیر $OD=4/75$ و $DP=500$



شکل (۶): نتایج به‌دست‌آمده از الگوی پیشنهادی شبکه عصبی برای خروجی RPM به‌ازای مقادیر $OD=4/75$ و $GPM=200$



شکل (۷): نتایج به‌دست‌آمده از الگوی پیشنهادی شبکه عصبی برای خروجی گشتاور به‌ازای مقادیر $OD=4/75$ و $DP=500$



شکل (۸): نتایج به‌دست‌آمده از الگوی پیشنهادی شبکه عصبی برای خروجی گشتاور به‌ازای مقادیر $OD=4/75$ و $GPM=200$

در مقایسه با روش‌های تجربی یا الگوهای ریاضی از سرعت بسیار زیادی برخوردار است؛ به‌طور مثال، برای به دست آوردن خروجی‌های گشتاور و سرعت یک مجموعه داده ورودی شامل ۱۰۰۰ نمونه برای موتور درون‌چاهی حفاری، فرمول ریاضی به‌دست‌آمده با استفاده از روش شبکه عصبی، تنها به زمان ۰٫۱۵ ثانیه نیاز داشت (شبیه‌سازی بر روی یک لبتاب 7 Core با ۸ گیگابایت رم صورت گرفت)؛ درحالی‌که اگر می‌خواستیم این تعداد خروجی از اندازه‌گیری تجربی به دست آید، به زمان خیلی زیاد و هزینه نسبتاً بالایی نیاز داشت (حدود یک ماه برای به دست آوردن داده‌های تست و آموزش زمان برد). مزیت دیگر روش هوش محاسباتی این است که به تعداد محدودی داده نیاز دارد که از اندازه‌گیری تجربی به دست آمده‌اند و اگر با آنها به خوبی آموزش داده شود (مانند الگوهای پیشنهادی این مقاله) می‌تواند برای به دست آوردن هر تعداد داده‌ای استفاده شود که شامل داده‌های آموزش و تست نیستند؛ ولی در رنج مینیمم و ماکزیمم این داده‌ها قرار دارند (درون‌یابی) برای مثال شکل‌های (۹) و (۱۰). فرمول پیشنهادی به راحتی، استفاده و بدون مشکل در نرم‌افزار مطلب اجرا می‌شود و به دلیل اینکه یک رابطه ریاضی است، به راحتی یک نرم‌افزار ساده پی سی یا اندروید برای آن ایجاد می‌شود که هر زمان لازم باشد در کنار کار تجربی از اطلاعات آن استفاده کرد.

معادل‌های به‌دست‌آمده برای خروجی‌های RPM و $Torque$ برحسب ورودی‌های DP , $Lobe$, GPM و OD با استفاده از الگوی شبکه عصبی پیشنهادی در این مقاله و برای نخستین بار آورده شده‌اند.

معادلات جدول (۳) همان معادلات (۱)-(۳) با داشتن مقادیر معلوم وزن‌ها و بایاس‌ها و همچنین استفاده از $Tansig$ به‌عنوان تابع فعال‌سازی نرون‌ها در لایه مخفی است. $O1$ تا $O5$ خروجی‌های نرون‌های لایه مخفی اول (معادله (۱))، $O6$ تا $O14$ خروجی‌های نرون‌های لایه مخفی دوم (معادله (۲)) و RPM و $Torque$ خروجی‌های نهایی شبکه هستند (معادله (۳)). در معادله جدول (۳) برای اینکه به همان صورت نشان داده شده بتوان از آن در نرم‌افزار مطلب استفاده کرد، به ورودی‌ها مقادیر یک مثال داده شده است ($LOBE=0.8333$; $MSize=1.75$) این مقادیر به راحتی تغییر می‌کنند؛ همچنین یک مجموعه از داده به‌صورت ماتریس به جای یک عدد منفرد به‌عنوان ورودی در این معادله قرار داده می‌شود. در حال حاضر، رابطه ریاضی مستقیمی برای توصیف و حل معادلات مربوط به موتور درون‌چاهی حفاری ارائه نشده است و روش پیشنهادی در این مقاله برای اولین بار معرفی شده است. روش هوش محاسباتی به دلیل استفاده از داده‌های تجربی برای آموزش، دقت زیادی در پیش‌بینی رفتار موتور درون‌چاهی حفاری دارد؛ همچنین

جدول (۳): معادلات به‌دست‌آمده برای خروجی‌های RPM و گشتاور با استفاده از الگوی شبکه عصبی پیشنهادی

* Motor diameter (OD)=Motor size (MSize)
*Differential pressure (DP)
*Bit speed (RPM)

MSize=1.75;
LOBE=0.8333;
GPM=20;
DP=360;

$O1=tansig(-1.74*MSize-2.24*LOBE+0.13*GPM-0.16*DP+3.168)$;
 $O2=tansig(0.289*MSize+0.632*LOBE-0.1*GPM+0.167*DP-0.46)$;
 $O3=tansig(-3.6*MSize+8.51*LOBE-0.36*GPM+0.38*DP+5.701)$;
 $O4=tansig(0.759*MSize+1.74*LOBE-0.35*GPM+0.433*DP-1.39)$;
 $O5=tansig(-3.52*MSize-3.07*LOBE+0.287*GPM-0.85*DP-6.56)$;
 $O6=tansig(-31.5*O1-1.53*O2+12.72*O3-10.6*O4-12.1*O5+7.845)$;
 $O7=tansig(-2.83*O1-2.93*O2+2.275*O3-1.92*O4+5.064*O5-6.56)$;
 $O8=tansig(-8.55*O1+9.44*O2+10.75*O3-9.86*O4+1.28*O5+1.347)$;
 $O9=tansig(-2.75*O1-4.62*O2+18.18*O3+11.19*O4-0.39*O5-0.11)$;
 $O10=tansig(4.35*O1-21.8*O2+2.097*O3+20.26*O4-2.66*O5+1.593)$;
 $O11=tansig(12.12*O1-37.9*O2-37.9*O3+37.44*O4+16.52*O5-16.8)$;
 $O12=tansig(47.77*O1+93.06*O2-51.3*O3-46.8*O4+10.9*O5-13.7)$;
 $O13=tansig(-6.17*O1-2.48*O2+0.273*O3+1.633*O4-4.02*O5+4.237)$;
 $O14=tansig(-0.12*O1-5.53*O2-0.1*O3+1.729*O4+0.71*O5+3.004)$;

$RPM=-0.49*O6-17.3*O7+28.37*O8-27.6*O9-0.22*O10+0.349*O11-0.07*O12-24.3*O13-9.37*O14+18.88$
 $Torque=0.467*O6-3.62*O7-44.1*O8+42.81*O9-0.28*O10-0.07*O11+0.166*O12+3.187*O13-9.59*O14+6.354$

- southern Iranian oil fields: using artificial neural networks and multiple linear regression approaches", *J Petrol Explor Prod Technol*, Vol. 3, pp.287-295, 2013.
- [8] Bello, O., Holzmann, J., Yaqoob, T., Teodoriu, C., "Application Of Artificial Intelligence Methods In Drilling System Design And Operations: A Review Of The State Of The Art," *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, Vol. 5, No. 2, pp. 121-139, 2015.
- [9] Tahavvor, A.R., Hosseini, S., Jowkar, N., Karimzadeh Fard, A., "Prediction of Temperature Distribution during Drilling Process Using Artificial Neural Network", *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Mechanical, Aerospace, Industrial, Mechatronic and Manufacturing Engineering*, Vol. 9, No. 3, pp. 478-482, 2015.
- [10] Moazzeni, A., Haffar, M.A., "Artificial Intelligence for Lithology Identification through Real-Time Drilling Data", *Journal of Earth Science & Climatic Change*, Vol. 6, No. 3, pp. 1-4, 2015.
- [11] Farrokhi, M, Mazdarani H., "Adaptive Neuro-Predictive Position/Velocity Control of Robot Manipulators in Work Space", *ISEE*, Vol. 4, No. 4, pp. 33-50, 2014.
- [12] Moayedi rad, H., Farshad, M., Shamsi nejad, M.A., "Improvement of speed profile in induction motor drive using a new idea of PWM pulses generation base on artificial neural networks", *ISEE*, Vol. 2, No. 4, pp. 35-46, 2012.
- [13] Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H., "Multilayer feedforward networks are universal approximators", *Neural Networks*, Vol. 2, No. 5, pp. 359-366, 1989.
- [14] Jang, J.-S. R., & Sun, C.-T., "Neuro-fuzzy modeling and control", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 83, No. 3, pp. 378-406, 1995.
- [15] Buhmann, M. D., "Radial basis functions: theory and implementations", Cambridge university press, Vol. 12, 2003.

¹ Down hole drilling motor

² Progressive cavity positive displacement pump

³ Bit

⁴ Bit Sub

⁵ Flow rate (GPM or FR)

⁶ Lobe (L)

⁷ Stage

⁸ Differential pressure (DP)

⁹ Bit speed (RPM)

¹⁰ Torque (T)

¹¹ Artificial neural network (ANN)

¹² Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

۴- نتیجه گیری

در این مقاله برای نخستین بار کاربرد شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی و تابع پایه شعاعی در الگوکردن و شبیه سازی موتور درون چاهای حفاری ارائه شد. برای به دست آوردن بهترین روش ممکن، ساختارهای مختلفی از روش های هوش محاسباتی بررسی شد. مقایسه بین داده های تجربی و نتایج حاصل از الگوهای هوش محاسباتی نشان داد دقت خوبی بین آنها با کمترین خطای ممکن وجود دارد؛ همچنین نشان داد الگوی شبکه عصبی با وجود پیچیدگی کمتر دقت زیادتری نسبت به الگوهای ANFIS و RBF دارد؛ بنابراین و با توجه به سرعت شبیه سازی بسیار بالا، از الگوهای پیشنهاد شده به راحتی می توان در پیش بینی رفتار موتورهای درون چاهای حفاری در کاربردهای صنعتی استفاده کرد.

مراجع

- [1] Hayati, M., Jamshidi, S.M., Rezaei, A., "Modeling and Simulation of Centrifugal Gas Compressor using A daptive Neuro-Fuzzy Inference System", Vol. 4, No. 1, pp. 358-363, 2011.
- [2] Mellit, A., Kalogirou, S., "Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: a review", *Prog Energy Comb Sci*, Vol. 34, pp. 574-632, 2008.
- [3] Tong, X., Wang, Z., and Yu, H., "A research using hybrid RBF/Elman neural networks for intrusion detection system secure model", *Computer Physics Communication*, Vol. 180, pp. 1795 - 1801, 2009.
- [4] Caiqing, Z., Ruonan, Q., and Zhiwen, Q., "Comparing BP and RBF Neural Network for Forecasting the Resident Consumer Level by MATLAB", *International Conference on Computer and Electrical Engineering*, 2008.
- [5] Mabel, M.C., Fernandez, E., "Analysis of wind power generation and prediction using ANN: A case study", *Renewable Energy*, Vol. 33, pp. 986-992, 2008.
- [6] Kaukal, M., Akpınar, A., Komurcu, M. I., Ozsahin, T.S., "Modelling and Forecasting of Turkey's energy consumption using socio-economic and demographic variables", *Applied Energy*, Vol. 88, pp. 1927-1939, 2011.
- [7] Safae Ardekani, O., Shadizadeh, S.R., "Development of drilling trip time model for

-
- ¹³ Radial basis function (RBF)
¹⁴ Levenberg – Marquardt (LM)
¹⁵ Motor diameter (MD)
¹⁶ Multilayer perceptron (MLP)
¹⁷ Hyperbolic tangent sigmoid (Tansig)
¹⁸ Kernel
¹⁹ Epoch
²⁰ Mean relative error percentage (MRE%)
²¹ Mean absolute error (MAE)
²² Root mean square error (RMSE)
²³ Correlation factor (CF)