

بهبود عملکرد جریان‌سنج‌های دوفازی مبتنی بر تضعیف پرتو گاما با استفاده از استخراج بهینه مشخصه‌های زمانی سیگنال خروجی آشکارساز

محمدامیر ستاری^۱، نسترن کرانی^۱، رابرت هانوس^۲، غلامحسین روشنی^۱، احسان ناظمی^{۳*}

۱. گروه مهندسی برق، دانشکده انرژی، دانشگاه صنعتی کرمانشاه، صندوق پستی: ۶۷۱۵۶۸۵۴۲۰، کرمانشاه - ایران

۲. دانشگاه صنعتی ژشوف، صندوق پستی: ۳۵-۹۵۹، ژشوف - لهستان

۳. پژوهشکده راکتور و ایمنی هسته‌ای، پژوهشگاه علوم و فنون هسته‌ای، سازمان انرژی اتمی ایران، صندوق پستی: ۱۴۱۵۵-۱۳۳۹، تهران - ایران

مقاله‌ی پژوهشی

تاریخ دریافت مقاله: ۹۸/۴/۱۵ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۸/۱۰/۹

چکیده

مسئله اندازه‌گیری دقیق نرخ جریان مخلوط نفت-گاز و هم‌چنین تشخیص نوع رژیم جریانی در یک خط لوله، یکی از چالش‌های کلیدی در صنعت نفت می‌باشد. در این مطالعه سه رژیم جریانی حلقوی، لایه‌ای و همگن توسط کد MCNPX شبیه‌سازی شد. در این شبیه‌سازی از یک چشمه سزیم و دو آشکارساز NaI برای ثبت فوتون‌های عبوری استفاده شد. از آن‌جا که داده‌های ثبت شده دارای نویز فرکانس بالا بودند، از یک فیلتر ساویتزکی-گولایی برای حذف نویزهای فرکانس بالا استفاده شد. سپس چهار مشخصه زمانی انحراف از معیار، ناهمواری، چولگی و ماکزیمم مقدار از داده‌های حذف نویز شده‌ی مربوط به هر دو آشکارساز استخراج شده و مشاهده شد که مشخصه‌های استخراج شده توانایی تفکیک رژیم‌های جریانی را به صورت کامل ندارند. از این‌رو سه مشخصه مختلف از دو آشکارساز به صورت هم‌زمان استخراج شدند. با بررسی تمام حالات ممکن و مشخص کردن حالات جداکننده رژیم‌های جریانی، دو شبکه عصبی برای تشخیص نوع رژیم جریانی و تعیین درصد‌های حجمی طراحی شد. با استفاده از روش پیشنهادی استخراج مشخصه و شبکه‌های عصبی طراحی شده، نوع رژیم‌های جریانی با دقت ۱۰۰٪ تشخیص داده شد و درصد‌های حجمی با خطای میانگین مجذور مربعات کمتر از ۰٫۵۹ تعیین شد.

کلیدواژه‌ها: جریان‌ات دوفازی، فیلتر ساویتزکی-گولایی، استخراج مشخصه، شبکه عصبی

Improving the performance of gamma radiation based two phase flow meters using optimal time characteristics of the detector output signal extraction

M.A. Sattari¹, N. Korani¹, R. Hanus², Gh.H. Roshani¹, E. Nazemi^{3*}

1. Electrical Engineering Department, Kermanshah University of Technology, P.O.Box: 6715685420, Kermanshah - Iran

2. Rzeszow University of Technology, P.O.Box: 35-959, Rzeszow - Poland

3. Reactor and Nuclear Safety Research School, Nuclear Science and Technology Research Institute, AEOI, P.O.Box: 14155-1339, Tehran - Iran

Research Article

Received 6.7.2019, Accepted 30.12.2019

Abstract

Measuring volume fractions and identifying the flow regime are important challenges in the oil industry. In the present study, three different flow regimes were simulated by MCNPX code. A ¹³⁷Cs source and two NaI detectors have been used in order to count the transmitted photons. The counted data had high-frequency noises. In order to tackle this problem, a Savitzky-Golay filter was applied. Therefore, four features in the time domain including STD, Skewness, Kurtosis, and Maximum Value were extracted. It was found that the extracted features are not capable of separating the flow regimes completely, without overlap. Accordingly, three different features from registered data of both detectors were extracted. After investigating all the possible statues, two ANNs were implemented to identify the flow regimes and predict the void fraction, respectively. By applying this method, all the three flow regimes were correctly distinguished and void fraction was predicted with root mean square error (RMSE) of less than 0.59.

Keywords: Two-phase flow regimes, Savitzky-Golay filter, Feature extraction, Neural network

*Email: enazemi@aeoi.org.ir

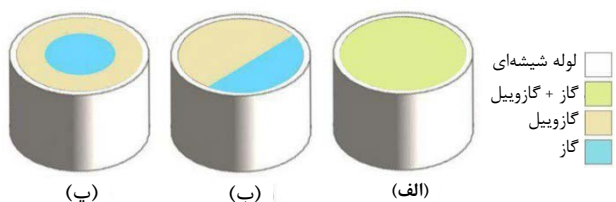
۱. مقدمه

تشخیص نوع رژیم و تعیین درصدهای حجمی را نیز بررسی کردند. نتایج بررسی آنها نشان داد که با استفاده از یک آشکارساز تنها رژیم‌های حلقوی و لایه‌ای به صورت کامل قابل تشخیص هستند [۶]. در مطالعات اخیر به منظور تشخیص نوع رژیم‌های جریانی و تعیین درصدهای حجمی، مشخصه‌هایی در حوزه زمان از سیگنال‌های اولیه استخراج شد و بهترین مشخصه‌های زمانی ارائه گردید [۷]. Hanus و همکارانش ده مشخصه در حوزه زمان برای تشخیص نوع رژیم‌های جریانی ارائه دادند. با توجه به آنالیز داده‌ها در حوزه زمان، مشخصه‌های انحراف از معیار و همبستگی^۲ را به عنوان معیار مناسب برای تشخیص نوع رژیم‌های جریانی معرفی کردند [۸].

در پژوهش حاضر در ادامه تحقیقات پیشین تلاش شده است تا با به کارگیری مشخصه زمانی سیگنال‌های ثبت شده در دو آشکارساز عبوری، نوع رژیم جریانی و هم‌چنین درصد حجمی فازها در سیالات دو فازی با دقت بالا تعیین گردد.

۲. مواد و روش‌ها

در این مطالعه همان‌طور که در شکل ۱ نشان داده شده است، سه رژیم حلقوی، لایه‌ای و همگن توسط کد مونت کارلویی MCNPX^۳ شبیه‌سازی شده است. ساختار شبیه‌سازی مطابق شکل ۲ متشکل از یک چشمه سزیم-۱۳۷ با زاویه دهانه ۳۶ درجه و دو آشکارساز NaI با ابعاد 254×254 mm^۲ در فاصله ۲۵۰ mm از چشمه می‌باشد. آشکارساز اول در زاویه صفر نسبت به منبع و آشکارساز دوم در زاویه ۱۳ درجه نسبت به منبع قرار گرفته است. محل قرارگیری آشکارسازها مطابق با توضیحات و آزمایش‌های صورت گرفته در مرجع [۴] انتخاب شده است.



شکل ۱. رژیم‌های جریانی مدل‌سازی شده (الف) رژیم همگن، (ب) رژیم لایه‌ای، (پ) رژیم حلقوی.

کسر حجمی جریان‌های چندفازی از اهمیت به‌سزایی در صنعت نفت و گاز برخوردار است. مایعات و گازها اجزای اصلی مخازن نفت و گاز بوده که از طریق خطوط لوله منتقل می‌شوند. تخمین مقادیر این اجزا در اقتصادی بودن یا نبودن عملیات حفاری ضروری است. شناسایی نوع رژیم جریان و هم‌چنین اندازه‌گیری کسرهای حجمی تک تک اجزا در فرایند انتقال ضروری است زیرا رژیم‌های جریانی مستقیماً بر بازدهی فرایند جداسازی اجزا تأثیر داشته و حتی کسرهای حجمی تک تک اجزا معیاری برای ادامه یا توقف عملیات حفاری می‌باشد. ارزش محصولات در صنعت نفت بسیار بالا بوده و از این رو حفاری مؤثر و فرایند جداسازی به‌طور عمده مشخص‌کننده میزان سوددهی می‌باشد [۱].

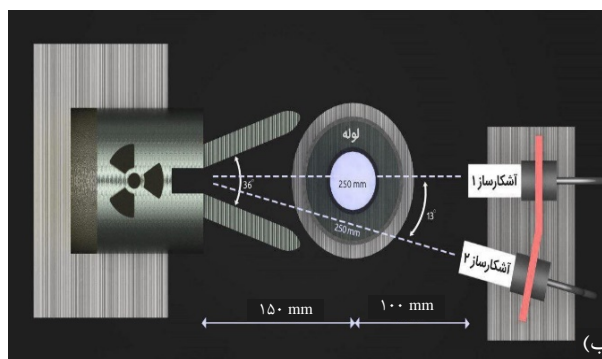
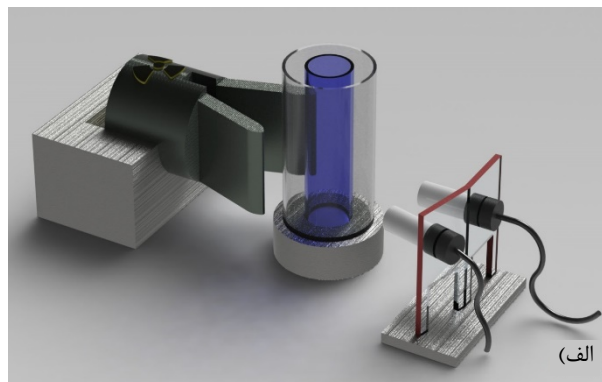
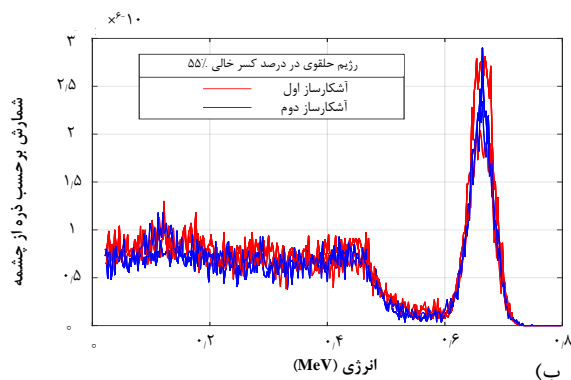
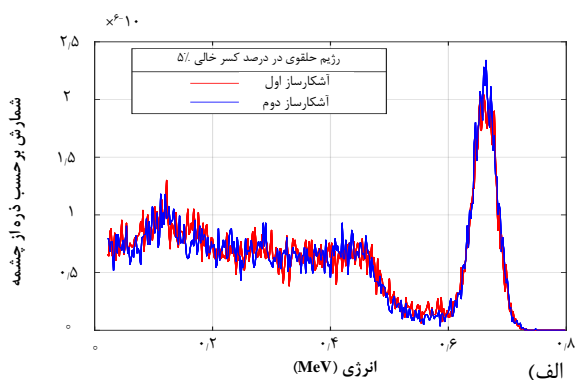
در سال ۱۹۹۳، برای اولین بار Bishop و همکاران از ترکیب شبکه عصبی و تضعیف پرتو گاما به منظور سنجش و آنالیز جریان‌های چندفازی استفاده کردند [۲]. پژوهش آنها نشان داد که تکنیک‌های شبکه عصبی، یک تقریب دقیق و قوی برای آنالیز تغییرات حجمی جریان‌های چندفازی می‌باشد. در سال ۱۹۹۹، Abro و همکاران سنجش جریان‌های چندفازی با استفاده از یک و چند باریکه پرتو گاما را بررسی نمودند [۳]. در سال ۲۰۱۶، ناظمی و همکاران با استفاده از یک باریکه پهن^۱ گامای تک انرژی و دو آشکارساز NaI جهت ثبت فوتون‌های عبوری و هم‌چنین به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی توانستند نوع رژیم جریانی را با دقت بالایی تشخیص داده و درصدهای حجمی را با خطای میانگین مربعات ۱/۲۵ تعیین نمایند [۴]. در سال ۲۰۱۴، روشنی و همکاران یک چیدمان آزمایشگاهی متشکل از یک باریکه گامای تک انرژی و دو آشکارساز NaI برای ثبت فوتون‌های عبوری و پراکنده را جهت اندازه‌گیری سیالات دوفازی ارائه کردند. آنها توانستند با استفاده از یک شبکه عصبی اولیه نوع رژیم‌های جریانی حلقوی، لایه‌ای و همگن را با دقت ۱۰۰٪ تشخیص دهند؛ این گروه سپس در ادامه برای تعیین درصدهای حجمی از سه شبکه عصبی جداگانه استفاده کردند [۵]. در سال ۲۰۱۶، روشنی و همکاران امکان استفاده از یک آشکارساز برای

2. Autocorrelation Function
3. Monte Carlo N-Particle version X

1. Broad Beam

کد MCNP با نویز الکترونیک آشکارسازها دو مفهوم کاملاً متفاوت هستند و زمان اجرای برنامه و تراپرد ذرات در شبیه‌سازی و اثر تجمعی نویز الکترونیک در واقعیت دو اثر کاملاً متفاوت خواهند داشت. هدف اصلی پژوهش حاضر استخراج مشخصه‌های زمانی از سیگنال‌های ثبت شده در آشکارسازها به منظور افزایش عملکرد و دقت جریان‌سنج دوفازی می‌باشد. اما پیش از فرایند استخراج مشخصه‌های زمانی، عملیات حذف نویز بر روی سیگنال‌ها صورت پذیرفته است. هرچند سیگنال‌های مورد استفاده در این پژوهش از شبیه‌سازی کد MCNP استخراج گردیده و منشأ این نویزها فقط مربوط به مکانیسم آماری کد می‌باشد در حالی‌که در آشکارسازهای موجود در آزمایشگاه علاوه بر نویز آماری نویز الکترونیکی نیز موجود است، اما لازم به ذکر است که نوع و منشأ نویز تأثیر چندانی در روش به‌کار گرفته شده در این پژوهش را ندارد و فیلتر به‌کار رفته قابلیت حذف انواع نویز و نوسانات فرکانس بالا از سیگنال‌های خروجی را دارا می‌باشد.

عملکرد فیلتر طراحی شده، به‌عنوان نمونه در رژیم حلقوی و در کسر حجمی ۵٪ در شکل ۴ نشان داده شده است.



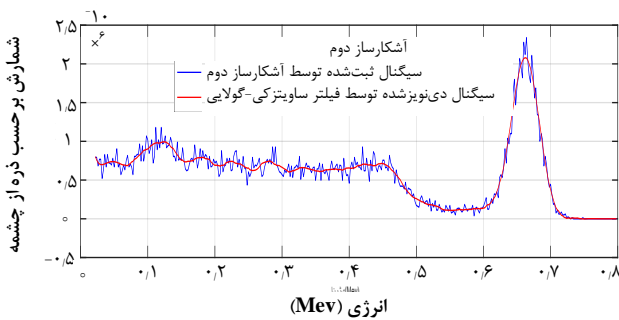
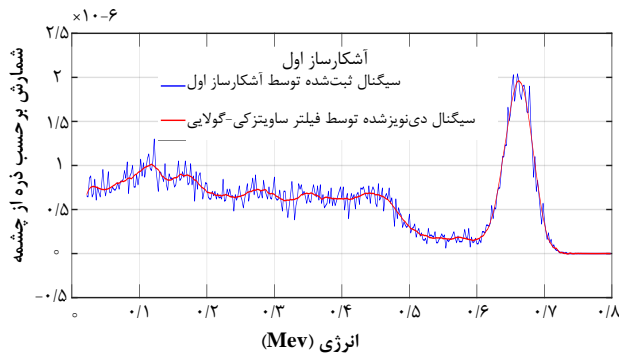
شکل ۲. ساختار شبیه‌سازی انجام‌شده توسط کد MCNPX (الف) نمای سه‌بعدی، (ب) نمای بالا.

در این پژوهش، گازوییل با فرمول شیمیایی $C_{12}H_{23}$ و چگالی 835 kg.m^{-3} به‌عنوان فاز مایع و هوا به‌عنوان فاز گاز در نظر گرفته شده‌اند. شبیه‌سازی برای کسر حجمی در بازه ۹۰٪ - ۵٪ برای هر سه رژیم جریانی انجام شده است.

۳. بحث و نتایج

۳.۱. پیش پردازش داده‌ها

در شکل ۳ طیف‌های انرژی ثبت‌شده در دو آشکارساز عبوری به ازای ۳ رژیم جریانی حلقوی، لایه‌ای و همگن و درصد کسر حجمی ۵٪ و ۵۵٪ به‌عنوان نمونه نشان داده شده است. همان‌طور که از شکل ۳ مشخص است، به دلیل وجود پارامتر عدم قطعیت و خطا در اندازه‌گیری کد MCNP، سیگنال حاصل از شبیه‌سازی دارای نوسانات بسیار زیادی است. در این پژوهش پارامتر خطا به‌عنوان نوسانات فرکانس بالا در نظر گرفته شده است و با به‌کارگیری فیلتر ساویتزکی-گولای سعی در هموارسازی شکل موج حاصله و همچنین بهبود عدم قطعیت و خطا در اندازه‌گیری شده است. لازم به ذکر است خطای نسبی



شکل ۴. عملکرد فیلتر ساویتزکی-گولایی در حذف نویزهای فرکانس بالا در سیگنال‌های ثبت‌شده دو آشکارساز عبوری به ازای کسر حجمی ۵٪ در رژیم حلقوی.

۲.۳ استخراج مشخصه

برای کاهش حجم داده‌های ثبت‌شده و در عین حال حفظ ویژگی‌های داده‌های اولیه و هم‌چنین تفسیر بهتر داده‌ها، از روش‌های استخراج مشخصه استفاده شده است. به‌عنوان نمونه‌هایی از این روش‌ها می‌توان به استخراج مشخصه در حوزه زمان، در حوزه فرکانس و استفاده از روش‌های تبدیل موجک اشاره کرد.

در این مطالعه چهار مشخصه زمانی شامل ناهمواری، چولگی^۱، ماکزیمم مقدار و انحراف از معیار از داده‌های ثبت‌شده توسط هر دو آشکارساز به‌ترتیب با توجه به روابط ۱، ۲، ۳ و ۴ استخراج گردید.

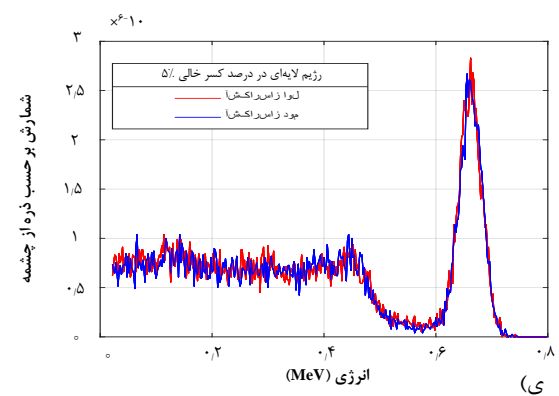
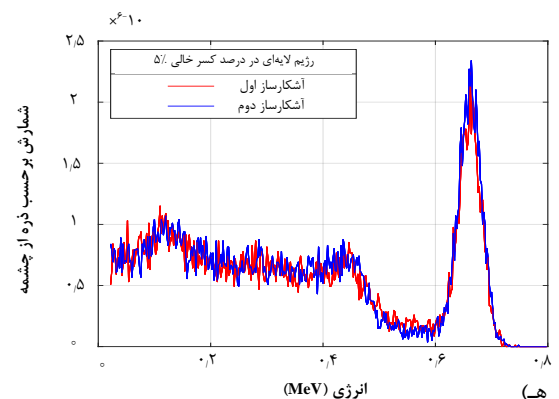
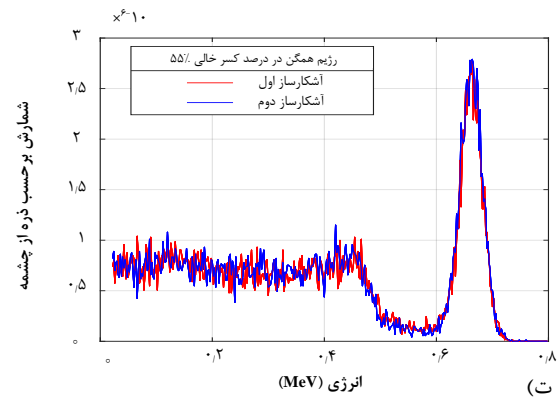
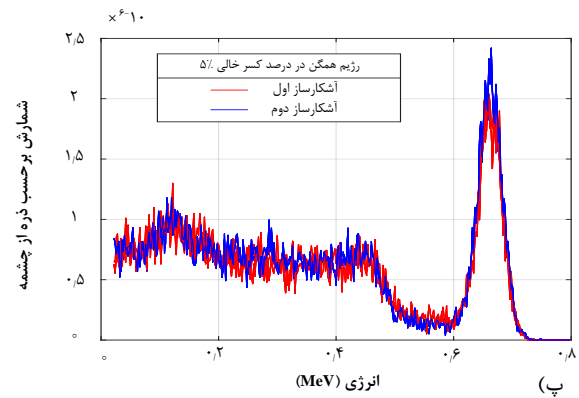
$$g_1 = \frac{m_f}{\delta_f} \text{ و } m_f = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n) - m]^f \quad (1)$$

$$g_r = \frac{m_r}{\delta_r} \text{ و } m_r = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n) - m]^r \quad (2)$$

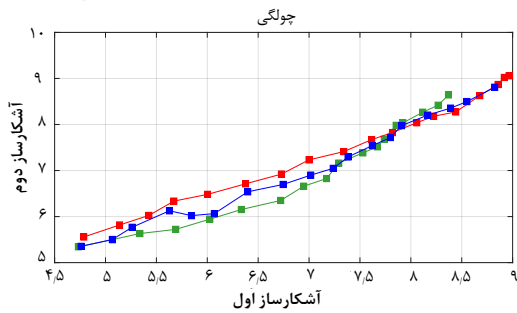
$$\text{Max} = \text{MAX}(x_n) \quad (3)$$

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N [x(n) - m]^2} \quad (4)$$

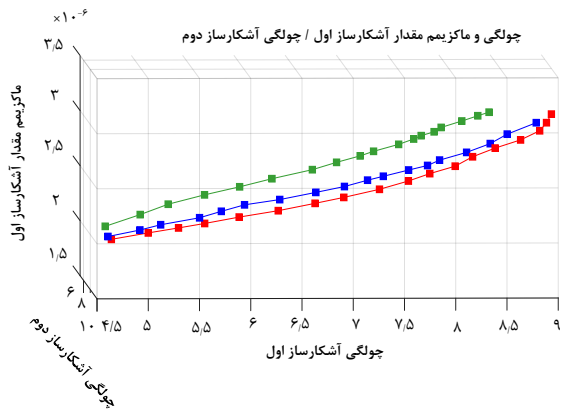
1. Skewness



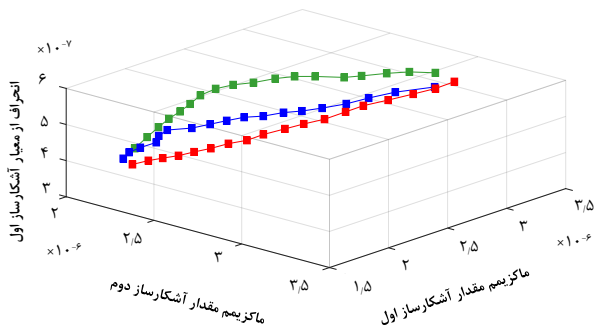
شکل ۳. طیف‌های انرژی ثبت‌شده توسط دو آشکارساز عبوری برای هر سه رژیم جریان و درصدهای حجمی ۵٪ و ۵۵٪. الف) رژیم حلقوی ۵٪ کسر حجمی، ب) رژیم حلقوی ۵۵٪ کسر حجمی، پ) رژیم همگن ۵٪ کسر حجمی، ت) رژیم همگن ۵۵٪ کسر حجمی، ه) رژیم لایه‌ای ۵٪ کسر حجمی، ی) رژیم لایه‌ای ۵۵٪ کسر حجمی.



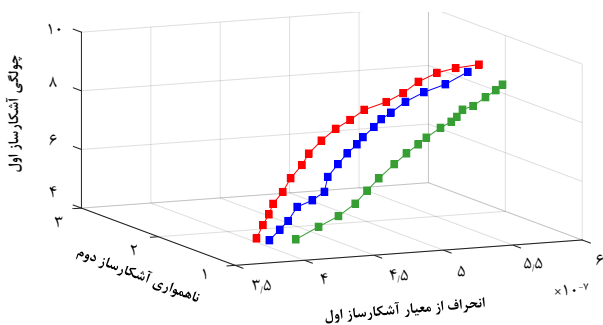
شکل ۵. نمودار مشخصه‌های استخراج‌شده برحسب مشخصه آشکارساز عبوری اول و دوم.



ماکزیم مقدار و انحراف از معیار آشکارساز اول / ماکزیم مقدار آشکارساز دوم

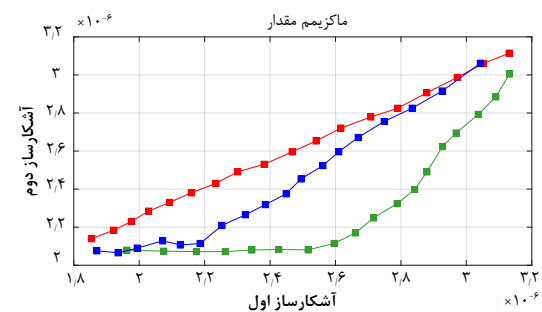
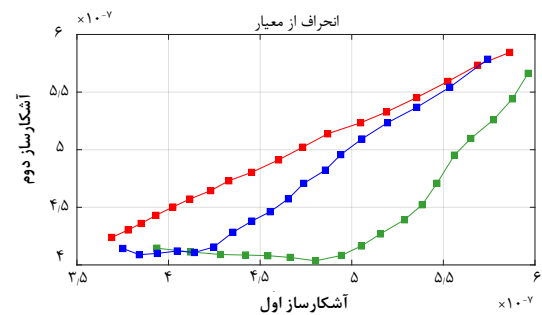
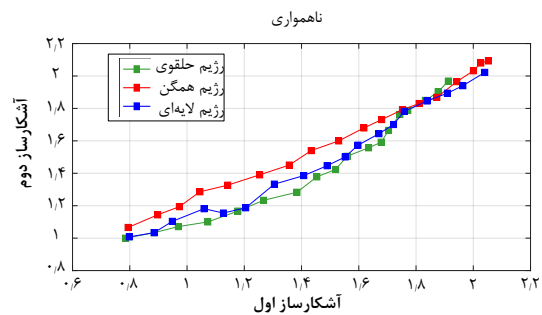


انحراف از معیار و چولگی آشکارساز اول / ناهمواری آشکارساز دوم



انحراف از معیار مشخصات استخراج‌شده برحسب دو آشکارساز عبوری در شکل ۵ نشان داده شده است.

هریک از نمودارها در شکل ۵، مربوط به یک رژیم جریانی است. همچنین لازم به ذکر است که نقاط مشخص‌شده در هر نمودار مربوط به درصد‌های حجمی مختلف است. با توجه به این شکل، مشخص شد که هیچ‌کدام از مشخصه‌های استخراج‌شده قابلیت تفکیک رژیم‌های جریانی به‌صورت کامل را ندارند. به همین منظور تصمیم بر آن شد که سه مشخصه از داده‌های ثبت‌شده توسط دو آشکارساز استخراج شود. دو مشخصه از آشکارساز عبوری اول و یک مشخصه از آشکارساز سه استخراج شد. با بررسی تمام حالات موجود برای استخراج سه مشخصه از داده‌های ثبت‌شده از دو آشکارساز، که شامل ۲۴ حالت می‌شود، مشخص گردید که در ۱۸ حالت رژیم‌های جریانی از یکدیگر قابل تشخیص می‌باشند. هشت حالت از ۱۸ حالتی که قابلیت جداسازی رژیم‌ها را دارند در شکل ۶ به‌عنوان نمونه نشان داده شده است.



همان‌طور که از شکل ۶ مشاهده می‌شود، با استخراج سه مشخصه از داده‌های ثبت‌شده در دو آشکارساز، رژیم‌های جریانی به‌طور کامل از یکدیگر جدا می‌شوند. نمودارهای نشان داده شده در فضای سه‌بعدی رسم شده‌اند و هیچ‌گونه تداخلی با یکدیگر ندارند. به‌طور تصادفی یکی از حالات جداکننده (استخراج مشخصه‌های انحراف از معیار و ناهم‌واری از آشکارساز عبوری اول و استخراج مشخصه انحراف از معیار از آشکارساز عبوری دوم) برای تأیید روش پیشنهادی به‌عنوان ورودی شبکه عصبی انتخاب شد.

۳،۳ تشخیص رژیم و تعیین درصد حجمی با استفاده از شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان ابزاری قدرتمند برای پیش‌بینی، طبقه‌بندی، مدل‌سازی و بهینه‌سازی شناخته می‌شوند [۹-۱۱]. شبکه‌های عصبی می‌توانند به‌عنوان یک سیستم عددی تعریف شوند که شامل المان‌های پردازشی ساده به نام نرون بوده و می‌توانند به‌صورت یک یا چند لایه تولید شوند [۱۲]. مرسوم‌ترین نوع شبکه‌های عصبی، پرسپترون چندلایه^۱ است [۱۳]. خروجی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه براساس معادلات (۵)، (۶) و (۷) به دست می‌آید

$$n_l = \sum_{i=1}^u x_i w_{ij} + b \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

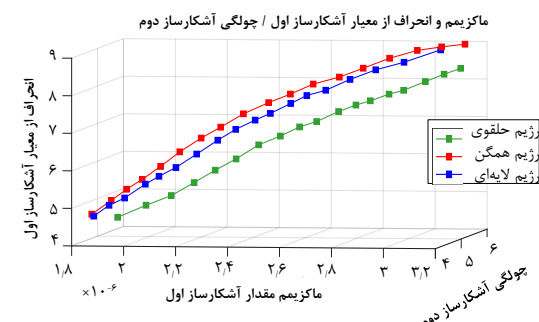
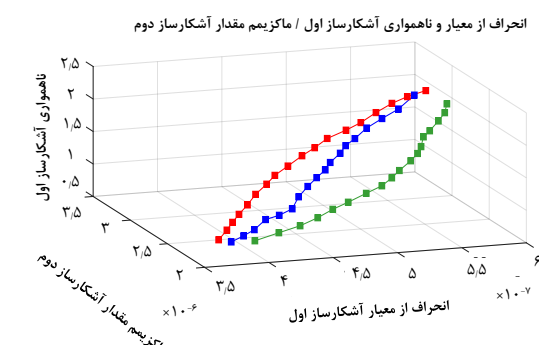
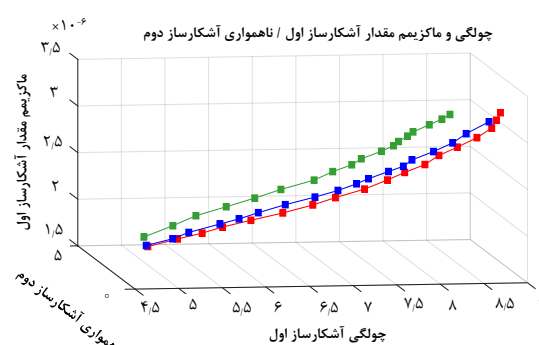
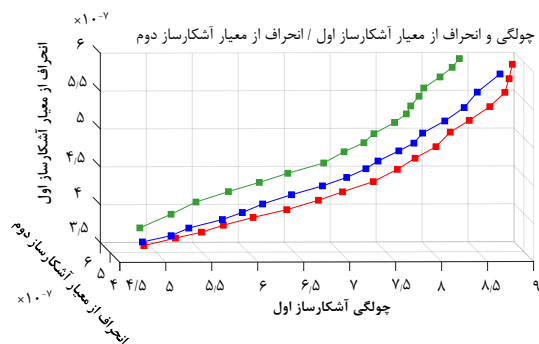
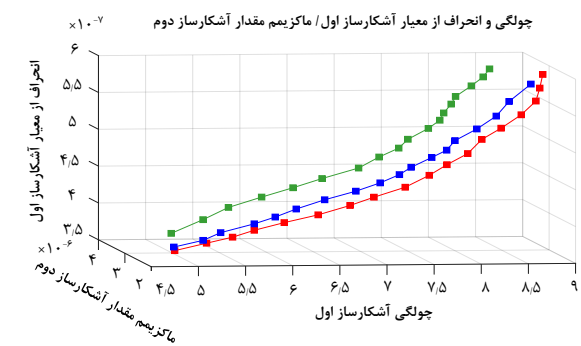
$$u_j = f\left(\sum_{i=1}^u x_i w_{ij} + b\right) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

$$output = \sum_{n=1}^j (u_n w_n) + b \quad (7)$$

در معادلات بالا، x نشان‌دهنده‌ی ورودی‌های شبکه، w وزن‌های شبکه، b نشان‌دهنده‌ی بایاس، f نشان‌دهنده‌ی تابع فعال‌ساز مربوط به نرون‌ها، i تعداد ورودی‌های شبکه و j نشان‌دهنده‌ی تعداد نرون‌های هر لایه است.

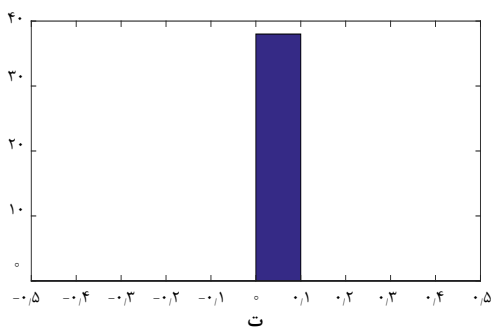
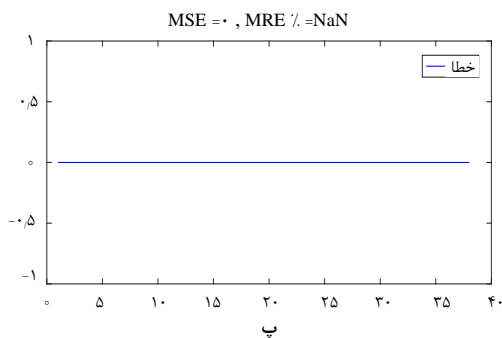
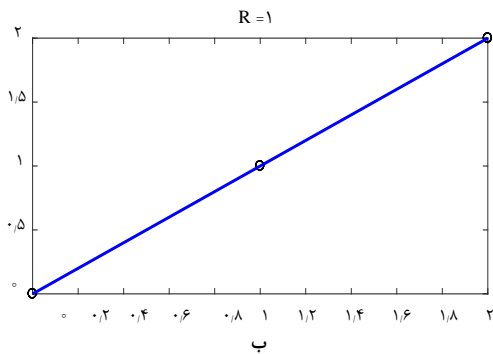
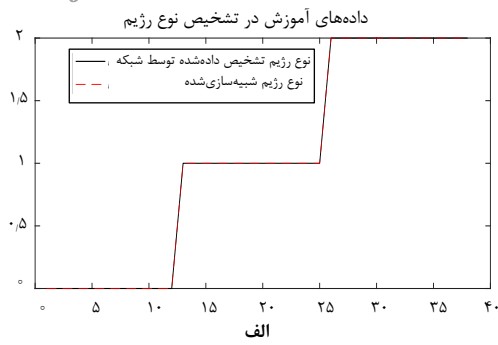
در این پژوهش دو شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مجزا برای تشخیص نوع رژیم‌های جریانی و برای تعیین درصد‌های حجمی طراحی شده است.

مشخصات و ساختار شبکه عصبی طراحی‌شده برای تشخیص نوع رژیم‌های جریانی در جدول ۱ و شکل ۷ نشان



شکل ۶. نمونه‌ای از حالات جداکننده رژیم‌های جریانی.

1. Multilayer Perceptron (MLP)

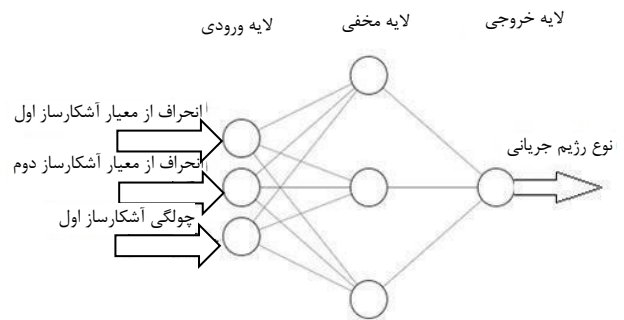


شکل ۸. عملکرد شبکه مصنوعی طراحی شده برای داده‌های تربیت جهت تشخیص نوع رژیم‌های جریان، الف) نمودار برازش داده، ب) نمودار رگرسیون، پ) نمودار خطا، ت) نمودار هیستوگرام خطا.

داده شده است. مشخصه انحراف از معیار داده‌های ثبت شده از هر دو آشکارساز و مشخصه ناهموازی از داده‌های ثبت شده از آشکارساز عبوری اول به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. خروجی شبکه با اعداد ۰، ۱ و ۲ مشخص شده‌اند که به ترتیب نشان‌دهنده رژیم‌های حلقوی، همگن و لایه‌ای هستند.

جدول ۱. مشخصات شبکه عصبی طراحی شده برای تشخیص نوع رژیم‌های جریانی.

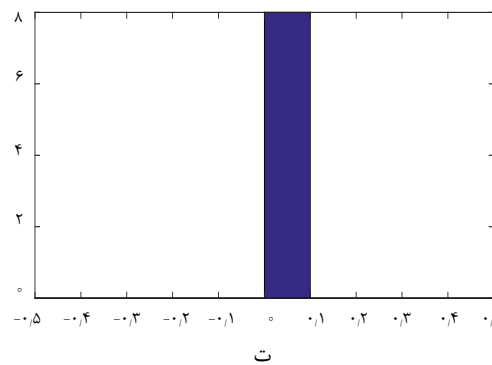
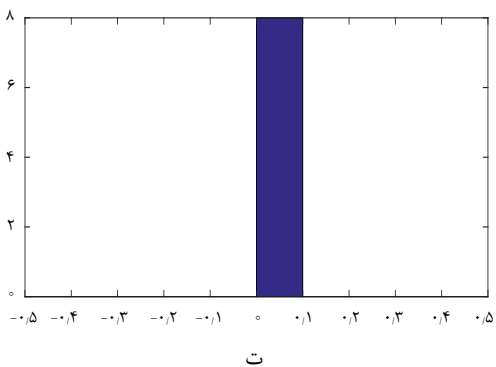
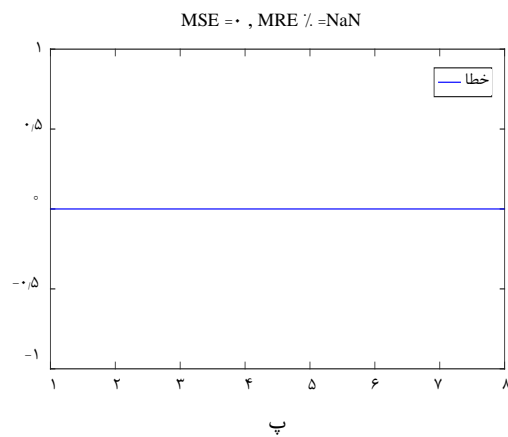
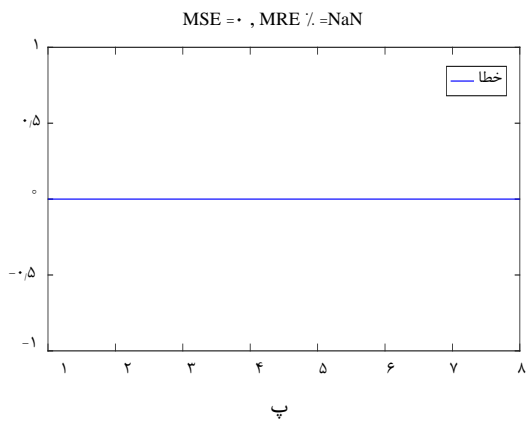
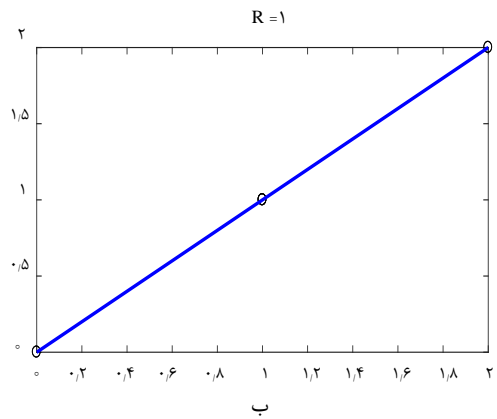
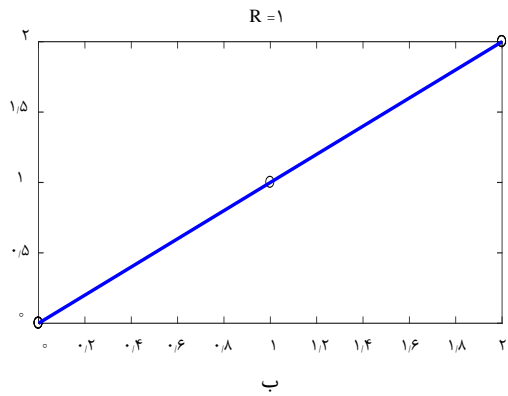
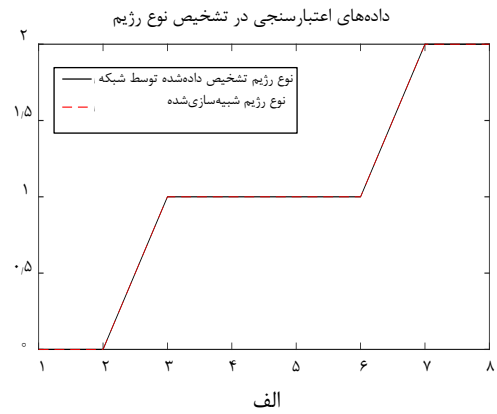
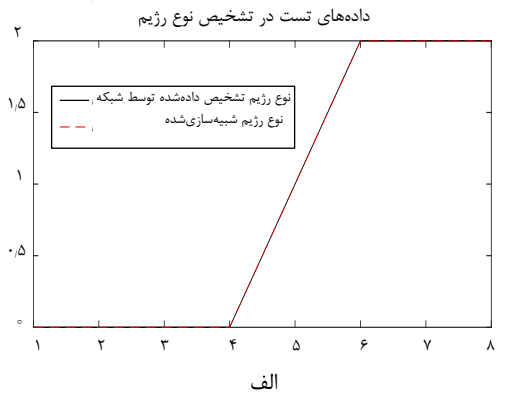
MLP	شبکه به کار رفته شده
۳	تعداد نرون‌ها در لایه ورودی
۳	تعداد نرون‌ها در لایه مخفی اول
۱	تعداد نرون‌های لایه خروجی
۳۰۰	تعداد Epochs
Tansig	تابع فعال‌ساز



شکل ۷. ساختار شبکه عصبی طراحی شده برای تشخیص نوع رژیم.

در این پژوهش برای خروجی شبکه آستانه‌هایی در نظر گرفته شده است به گونه‌ای که اگر خروجی شبکه در بازه -0.5 تا $+0.5$ باشد، عدد صفر یعنی رژیم حلقوی، اگر خروجی شبکه در بازه 0.5 تا 1.5 باشد، عدد یک یعنی رژیم همگن و اگر خروجی شبکه در بازه 1.5 تا 2.5 باشد، عدد ۲ یعنی رژیم لایه‌ای تشخیص داده شده است.

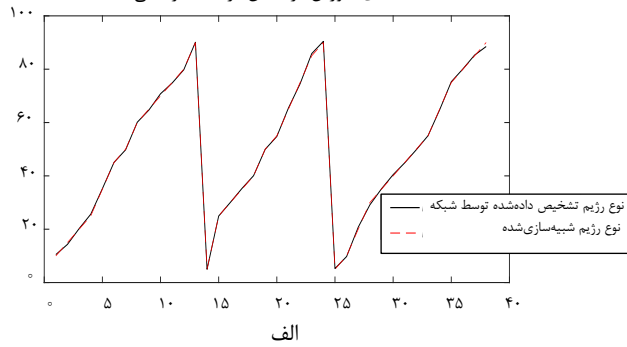
عملکرد شبکه عصبی طراحی شده در شکل‌های ۸، ۹ و ۱۰ به ترتیب برای هر یک از داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست به صورت جداگانه نمودار برازش داده، نمودار رگرسیون، نمودار خطا و نمودار هیستوگرام خطا نشان شده است.



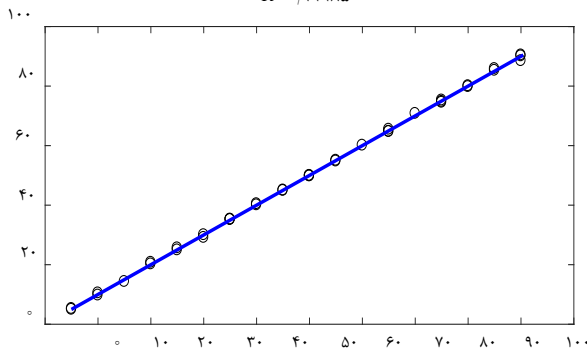
شکل ۱۰. عملکرد شبکه مصنوعی طراحی شده برای داده‌های تست جهت تشخیص نوع رژیم‌های جریان‌ی الف) نمودار برازش داده، ب) نمودار رگرسیون، پ) نمودار خطا، ت) نمودار هیستوگرام خطا.

شکل ۹. عملکرد شبکه مصنوعی طراحی شده برای داده‌های اعتبارسنجی جهت تشخیص نوع رژیم‌های جریان‌ی الف) نمودار برازش داده، ب) نمودار رگرسیون، پ) نمودار خطا، ت) نمودار هیستوگرام خطا.

داده‌های آموزش در تعیین درصد کسر خالی

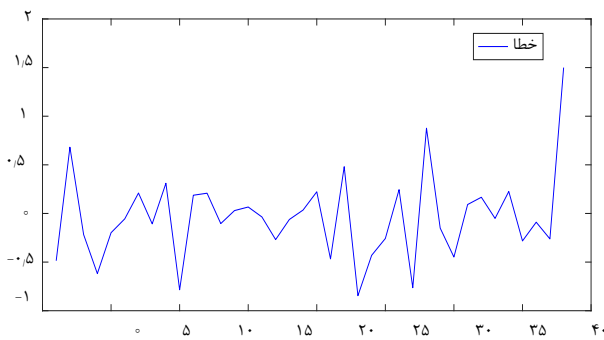


$$R = 0.99985$$



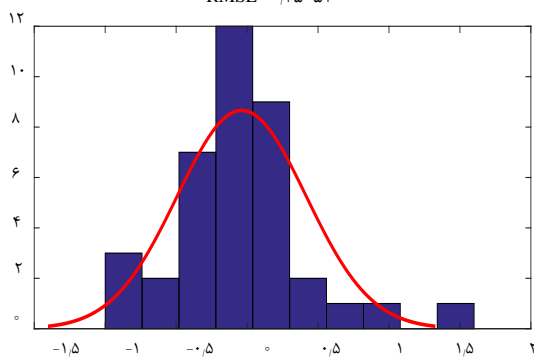
ب

$$MSE = 0.20299, MRE \% = 1.0794$$



پ

$$RMSE = 0.45054$$



ت

شکل ۱۲. عملکرد شبکه طراحی شده برای داده‌های آموزش جهت تعیین درصد کسر حجمی (الف) نمودار برازش داده، (ب) نمودار رگرسیون، (پ) نمودار خطا، (ت) نمودار هیستوگرام خطا.

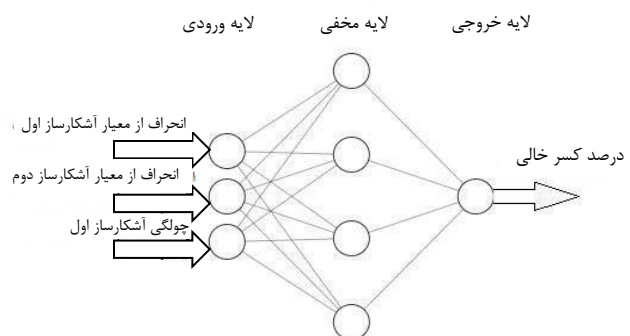
در نمودار برازش داده، نمودار رژیم‌های شبیه‌سازی شده (که با اعداد ۰، ۱ و ۲ نشان داده شده‌اند) و نمودار رژیم‌های تشخیص داده شده توسط شبکه عصبی در یک شکل (بخش الف) رسم شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، هر دو نمودار کاملاً به یکدیگر منطبق هستند که نشان‌دهنده دقت ۱۰۰٪ در تشخیص نوع رژیم است.

در ادامه شبکه مصنوعی مجزا از شبکه قبل طراحی شده است که وظیفه تعیین درصد کسر حجمی را برعهده دارد. همانند شبکه پیشین ورودی‌های شبکه، مشخصه انحراف از معیار داده‌های ثبت شده توسط هر دو آشکارساز و مشخصه ناهمواری از داده‌های ثبت شده از آشکارساز عبوری و خروجی شبکه درصد کسر حجمی است. مشخصات و ساختار شبکه طراحی شده برای تعیین درصد حجمی در جدول ۲ و شکل ۱۱ نشان داده شده است.

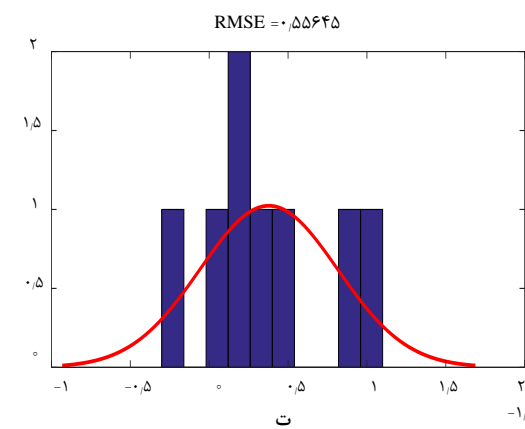
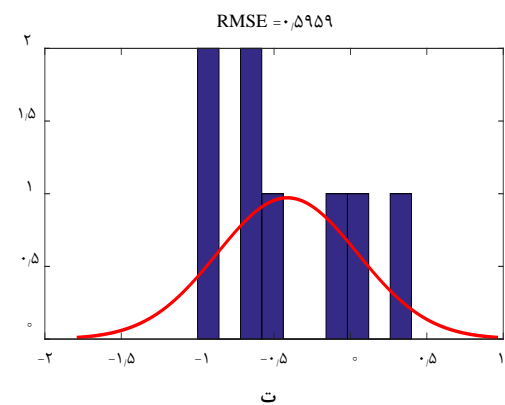
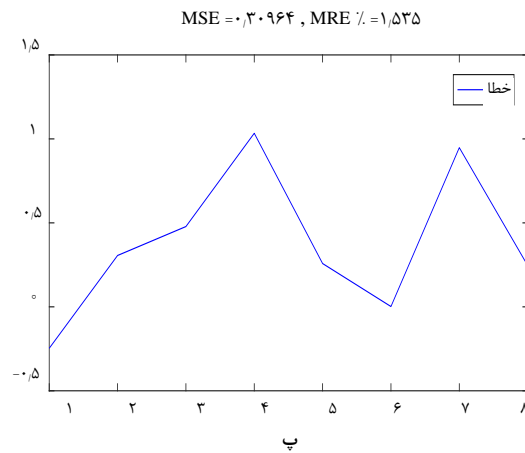
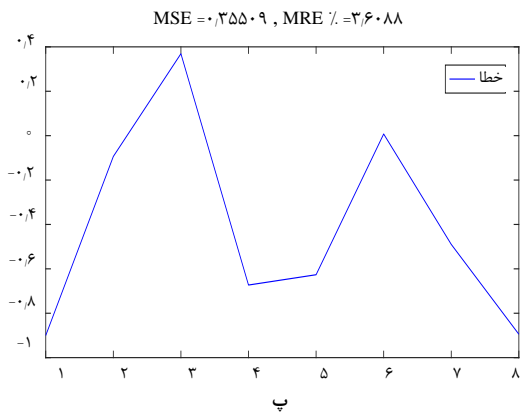
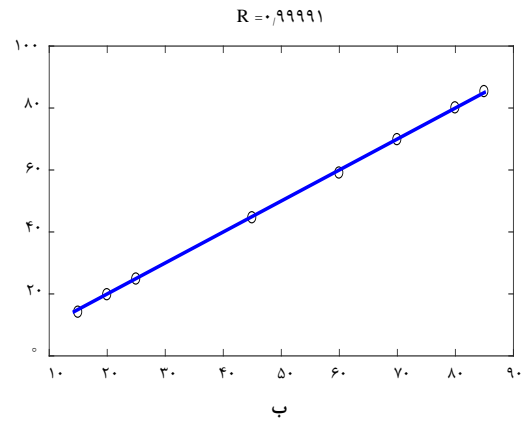
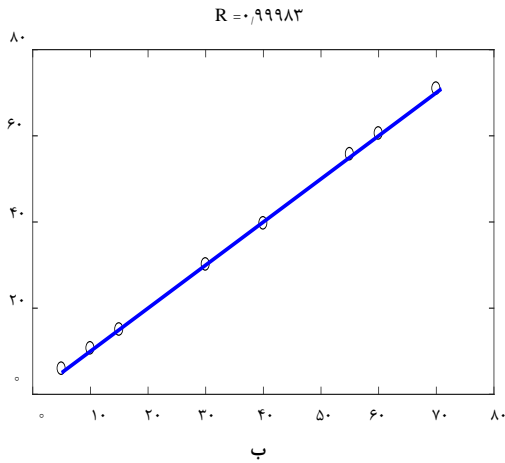
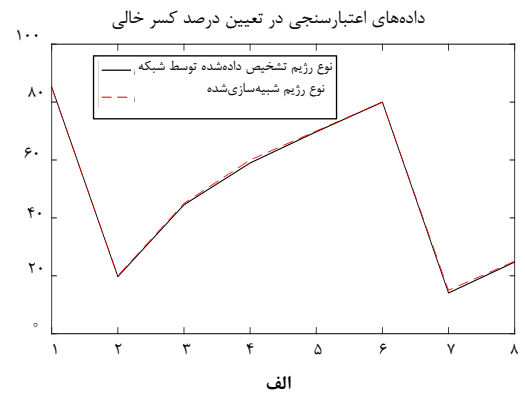
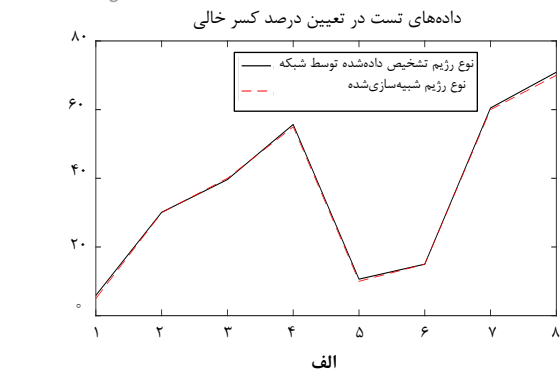
نمودار برازش داده، نمودار رگرسیون، نمودار خطا و هیستوگرام خطا برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست جهت نشان دادن عملکرد شبکه طراحی شده به ترتیب در شکل‌های ۱۲، ۱۳ و ۱۴ نشان داده شده است.

جدول ۲. مشخصات شبکه طراحی شده برای تعیین درصد کسر حجمی

MLP	شبکه به کار رفته شده
۳	تعداد نرون‌ها در لایه ورودی
۴	تعداد نرون‌ها در لایه مخفی اول
۱	تعداد نرون‌های لایه خروجی
۱۷۵	تعداد Epochs
Tansig	تابع فعال‌ساز



شکل ۱۱. ساختار شبکه طراحی شده برای تعیین درصد کسر حجمی.



شکل ۱۴. عملکرد شبکه طراحی شده برای داده‌های تست جهت تعیین درصد کسر حجمی الف) نمودار برازش داده، ب) نمودار رگرسیون، پ) نمودار خطا، ت) نمودار هیستوگرام خطا.

شکل ۱۳. عملکرد شبکه طراحی شده برای داده‌های اعتبارسنجی جهت تعیین درصد کسر حجمی الف) نمودار برازش داده، ب) نمودار رگرسیون، پ) نمودار خطا، ت) نمودار هیستوگرام خطا.

جدول مقایسه درصد‌های حجمی شبیه‌سازی‌شده و آموزش، اعتبارسنجی و تست در جدول ۳ نشان داده شده درصدهای پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی برای داده‌های است.

جدول ۳. مقایسه درصد‌های کسر حجمی شبیه‌سازی‌شده و پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی طراحی شده برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست

درصد کسر حجمی شبیه‌سازی‌شده مورد استفاده در داده‌های آموزش	درصد کسر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی برای داده‌های آموزش	درصد کسر حجمی شبیه‌سازی‌شده مورد استفاده در داده‌های اعتبارسنجی	درصد کسر حجمی پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی برای داده‌های اعتبارسنجی	درصد کسر حجمی شبیه‌سازی‌شده مورد استفاده در داده‌های تست	درصد کسر حجمی پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی برای داده‌های تست
۱۰	۱۰٫۴۸	۸۵	۸۵٫۲۴	۵	۵٫۹۰
۱۵	۱۴٫۳۱	۲۰	۱۹٫۶۹	۳۰	۳۰٫۰۹
۲۰	۲۰٫۲۱	۴۵	۴۴٫۵۲	۴۰	۳۹٫۶۲
۲۵	۲۵٫۶۱	۶۰	۵۸٫۹۶	۵۵	۵۵٫۶۷
۳۵	۳۵٫۱۹	۷۰	۶۹٫۷۴	۱۰	۱۰٫۶۲
۴۵	۴۵٫۰۵	۸۰	۷۹٫۹۹	۱۵	۱۴٫۹۹
۵۰	۴۹٫۷۸	۱۵	۱۴٫۰۵	۶۰	۶۰٫۴۸
۶۰	۶۰٫۱۰	۲۵	۲۴٫۷۵	۷۰	۷۰٫۸۹
۶۵	۶۴٫۶۸	-	-	-	-
۷۰	۷۰٫۷۸	-	-	-	-
۷۵	۷۴٫۸۱	-	-	-	-
۸۰	۷۹٫۷۹	-	-	-	-
۹۰	۹۰٫۱۰	-	-	-	-
۵	۴٫۹۷	-	-	-	-
۲۵	۲۴٫۹۳	-	-	-	-
۳۰	۳۰٫۰۳	-	-	-	-
۳۵	۳۵٫۲۶	-	-	-	-
۴۰	۴۰٫۰۶	-	-	-	-
۵۰	۴۹٫۹۶	-	-	-	-
۵۵	۵۴٫۷۷	-	-	-	-
۶۵	۶۵٫۴۶	-	-	-	-
۷۵	۷۴٫۵۱	-	-	-	-
۸۵	۸۵٫۸۴	-	-	-	-
۹۰	۹۰٫۴۳	-	-	-	-
۵	۵٫۲۵۷	-	-	-	-
۱۰	۹٫۷۵	-	-	-	-
۲۰	۲۰٫۷۶	-	-	-	-
۳۰	۲۹٫۱۲	-	-	-	-
۳۵	۳۵٫۱۵	-	-	-	-
۴۰	۴۰٫۴۴	-	-	-	-
۴۵	۴۴٫۹۰	-	-	-	-
۵۰	۴۹٫۸۳	-	-	-	-
۵۵	۵۵٫۰۵	-	-	-	-
۶۵	۶۴٫۷۷	-	-	-	-
۷۵	۷۵٫۲۸	-	-	-	-
۸۰	۸۰٫۰۸	-	-	-	-
۸۵	۸۵٫۲۶	-	-	-	-
۹۰	۸۸٫۴۹	-	-	-	-

از شمارش‌های ثبت‌شده زیر قله تمام انرژی سزیم در دو آشکارساز عبوری به‌عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده گردید که با استفاده از این روش، درصد حجمی فازها با خطای میانگین مجذور مربعات ۱/۲۵ به‌دست آمد. در پژوهش حاضر با به‌کارگیری مشخصه زمانی سیگنال‌های ثبت‌شده در دو آشکارساز، درصد حجمی فازها با خطای میانگین مجذور مربعات کمتر از ۰/۵۹ پیش‌بینی گردید که در آن خطای اندازه‌گیری در حدود دو برابر نسبت به پژوهش پیشین بهبود یافته است که نشان‌دهنده برتری این روش نسبت به روش استفاده‌شده در پژوهش پیشین است.

جدول ۴. خطاهای محاسبه‌شده برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست مربوط به شبکه پیش‌بینی کسر حجمی.

نوع داده	MRE%	RMSE	MSE
داده‌های آموزش	۱٫۰۷	۰٫۴۵۰۵	۰٫۲۰۲۹
داده‌های اعتبارسنجی	۱٫۵۳	۰٫۵۵۶۴	۰٫۳۰۹۶
داده‌های تست	۳٫۶۰	۰٫۵۹۵۹	۰٫۳۵۵۰

برای دستیابی به دید بهتری از میزان دقت شبکه طراحی شده، از سه معیار خطای درصد میانگین نسبی خطا^۱، میانگین مربع خطا^۲ و مجذور میانگین مربع خطا^۳ مطابق روابط ۵، ۶ و ۷ استفاده شده است. نتایج مربوط به خطاها در جدول ۴ نشان داده شده است.

$$MRE\% = 100 \times \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left| \frac{X_j(Exp) - X_j(Pred)}{X_j(Pred)} \right| \quad (8)$$

$$MSE = \frac{\sum_{j=1}^N (X_j(Exp) - X_j(Pred))^2}{N} \quad (9)$$

$$RMSE = \left[\frac{\sum_{j=1}^N (X_j(Exp) - X_j(Pred))^2}{N} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

۴. نتیجه‌گیری

در این پژوهش با استفاده از کد MCNPX سه رژیم جریان حلقوی، لایه‌ای و همگن شبیه‌سازی شد. پس از حذف نویز سیگنال‌های ثبت‌شده توسط دو آشکارساز، چهار مشخصه زمانی شامل انحراف از معیار، ناهم‌واری، چولگی و ماکزیمم مقدار استخراج شد. نتایج نشان داد هیچ‌یک از مشخصه‌های استخراج‌شده قادر به جداسازی رژیم‌های جریان به‌صورت کامل نیستند. از این‌رو از داده‌های ثبت‌شده توسط دو آشکارساز، سه مشخصه به‌صورت هم‌زمان (دو مشخصه از آشکارساز عبوری اول و یک مشخصه از آشکارساز عبوری دوم) استخراج شد. با بررسی تمام حالات ممکن، که شامل ۲۴ حالت مختلف بود، مشخص شد که در ۱۸ حالت رژیم‌های جریان به‌صورت کامل از یکدیگر تفکیک می‌شود. از دو شبکه پرسپترون چند لایه برای تشخیص نوع رژیم‌های جریان و تعیین درصدهای حجمی استفاده شد. تشخیص نوع رژیم‌های جریان با دقت ۱۰۰٪ و تعیین درصد حجمی با خطای میانگین مجذور مربعات کمتر از ۰/۵۹ حاکی از دقت بالای شبکه‌های طراحی شده است که تأییدی بر روش استخراج مشخصه پیشنهادی می‌باشد. در پژوهش پیشین انجام‌شده [۴].

1. Mean Relative Error
2. Mean Square Error
3. Root Mean Square Error

1. G.H. Roshani, E. Nazemi, *Calculation of volume fraction in multiphase flow using gamma rays attenuation in the petroleum, gas and petrochemical industry*, [First International Comprehensive competition Conference on Engineering Sciences in Iran](#) (in Persian).
2. C.M. Bishop, G.D. James, *Analysis of multiphase flows using dual-energy gamma densitometry and neural networks*, [Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A.](#), **327**, 580-593 (1993).
3. E. Abro, G.A. Johansen, *Improved Void Fraction Determination by Means of Multibeam Gamma-Ray Attenuation Measurements*, [Flow Measurement and Instrumentation](#), **10**(2), 99-108 (1999).
4. E. Nazemi, et al., *Optimization of a method for identifying the flow regime and measuring void fraction in a broad beam gamma-ray attenuation technique*. [International Hydrogen Energy](#), (2016).
5. G.H. Roshani, et al., *Flow regime identification and void fraction prediction in two-phase flows based on gamma ray attenuation*, [Measurement](#) (2014).
6. G.H. Roshani, E. Nazemi, S.A.H. Fegghi, *Investigation of using ^{60}Co source and one detector for determining the flow regime and void fraction in gas-liquid two-phase flows*, [Flow Measurement and Instrumentation](#), 73-79 (2016).
7. R. Hanu, et al., *Signals feature extraction in liquid-gas flow measurements using gamma densitometry time domain*, [EDP Science](#), (2016).
8. R. Hanus, et al., *Identification of liquid-gas flow regime in a pipeline using gamma-ray absorption technique and computational intelligence methods*, [Flow Measurement and Instrumentation](#), (2018).
9. M. Hayati, et al., *An Optimized Design of Anode Shape Based on Artificial Neural Network for Achieving Highest X-ray Yield in Plasma Focus Device*, [Journal of fusion energy](#), **32**, 615-621 (2013).
10. M. Khorsandi, et al., *Developing a Gamma ray Fluid Densitometer in Petroleum Products using Artificial Neural Network*, [Radiation Measurement](#) (2013).
11. G.H. Roshani, et al., *Application of adaptive neuro-fuzzy inference system in prediction of fluid density for a gamma ray densitometer in petroleum products monitoring*, [Measurement](#) **46**, 3276-3281 (2013).
12. C.M. Salgado, et al., *Flow regime identification and volume fraction prediction in multiphase flows by means of gamma-ray attenuation and artificial neural networks*, [Progress in Nuclear Energy](#), **52**, 555-562 (2010).
13. C.M. Salgado, et al., *Salinity independent volume fraction prediction in annular and stratified (water-gas-oil) multiphase flows using artificial neural networks*, [Progress in Nuclear Energy](#), **76**, 17-23 (2014).