



## پیش‌بینی مستقل دبی آب و هوا از رژیم جریان با استفاده از تکنیک تضعیف گاما و شبکه

### عصبی مصنوعی

پیمان اعرابی جشوقانی<sup>۱</sup>، مجید خرسندی\*<sup>۱</sup>، سید امیر حسین فقهی<sup>۱</sup>

<sup>۱</sup> دانشگاه شهید بهشتی، دانشکده مهندسی هسته ای

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۴/۱۹

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۲/۲۰

### مکیده

اندازه‌گیری دقیق دبی آب و هوا در جریان‌های دوفازی بسیار حائز اهمیت است. تکنیک تضعیف پرتوهای گاما یکی از روش‌های پرکاربرد برای اندازه‌گیری دبی در جریان‌های چندفازی است. در این پژوهش، دبی‌های آب و هوا با دقت بالا در یک حلقه جریان دوفازی آب و هوا، مستقل از نوع رژیم پیش‌بینی شده است. در این راستا، ترکیبی از یک چشمه تک انرژی گاما، یک آشکارساز یدور سدیم ۳ اینچی و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی دبی‌های آب و هوا در رژیم‌های دوفازی گاز-مایع حبابی، لخته‌ای، تویی، حلقوی و پراکنده مورد استفاده قرار گرفت. دو شبکه عصبی از نوع "روش گروهی بکارانداختن داده‌ها" (*GMDH*) با استفاده از داده‌های استخراج شده از طیف ارتفاع پالس یک چشمه سزیم-۱۳۷، در شرایط دینامیک سیال دوفازی توسعه داده شدند. شبکه‌های عصبی با ۵ ویژگی شامل اختلاف فشار، شمارش کل حاصل از آشکارساز، شمارش قله تمام-انرژی، شمارش لبه کامپتون و شمارش قله پس‌پراکندگی مورد آموزش و تست قرار گرفتند. نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی، نشان دهنده مقدار میانگین خطای نسبی کمتر از ۴/۵ درصد برای دبی‌های آب و هوای پیش‌بینی شده، است. علاوه بر این، استفاده از تنها یک چشمه تک انرژی و تنها یک آشکارساز یدور سدیم، روشی نوین در فرآیند دبی‌سنجی با استفاده از تکنیک هسته‌ای است.

واژه های کلیدی: حلقه جریان دوفازی - تضعیف گاما - دبی‌سنجی - شبکه عصبی مصنوعی - آشکارساز یدور سدیم

### ۱- مقدمه

توسعه و کاربردهای هوش مصنوعی از جمله شبکه عصبی در زمینه دبی‌سنجی جریان‌های چندفازی، شاخه‌ای جدید را در این زمینه ایجاد کرده است (*Åbro et al., 1999; Bishop and James, 1993*). شبکه‌های عصبی مختلفی نظیر چندلایه پرسپترون (*MLP*)، توابع پایه شعاعی (*RBF*) و ... با استفاده از داده‌های به دست آمده از شبیه‌سازی و آزمایش‌های تجربی قابل آموزش و تست هستند. داده‌های به دست آمده از شبیه‌سازی یا آزمایش‌های تجربی (به صورت استاتیک)، برای تشخیص نوع رژیم، پیش‌بینی

اندازه‌گیری دقیق دبی‌ها در صنایع نفت و گاز یکی از نکات بسیار مهم در صنایع نفت و گاز می‌باشد (*Thorn et al., 2013*). در سال‌های اخیر، روش‌های متنوعی نظیر، اپتیک، الکتریکی و تکنیک‌های هسته‌ای برای اندازه‌گیری دبی معرفی شده‌اند (*Babelli, 2002*). یکی از تکنیک‌های اندازه‌گیری جریان‌های چند فازی، که امروزه بسیار مورد توجه قرار گرفته و در صنعت نفت کاربرد بسیار زیادی دارد، اندازه‌گیری جریان براساس تضعیف تابش‌های پرتو گاما می‌باشد.

پیش‌بینی شدند. جزئیات سیستم آزمایش تجربی در ادامه تشریح شده است.

## ۲-۱- سیستم آزمایشگاهی

سیستم آزمایشگاهی شامل دو بخش اصلی است. اولین بخش، یک حلقه جریان دوفازی دینامیک گاز-مایع برای ایجاد رژیم‌های مختلفی نظیر حبابی، لخته‌ای، توپی، حلقوی و پراکنده است. در این بخش، یک لوله از جنس پلکسی‌گلس با قطر داخلی ۲ سانتی‌متر به عنوان قسمت تست در حالت افقی در نظر گرفته شده است. بنابراین، انواع رژیم‌های ایجاد شده در داخل لوله، در این بخش قابل مشاهده است. دبی آب در این حلقه بین ۱۰۰-۱۰ لیتر بر دقیقه با استفاده از یک شیر کنترلی قابل تغییر است. همچنین، دبی هوا در بازه ۱۰۰-۱۰ لیتر بر دقیقه در یک مسیر ۰/۵ اینچی و در بازه ۱۰۰۰-۱۰۰ لیتر بر دقیقه در یک مسیر ۱ اینچی قابل تغییر است. شکل ۱ حلقه جریان دوفازی مورد استفاده در آزمایش تجربی را نشان می‌دهد.

بخش اندازه‌گیری هسته‌ای، قسمتی دیگری از سیستم آزمایشگاهی است. سیستم اندازه‌گیری هسته‌ای شامل یک چشمه‌ی پرتوزای گاما  $^{137}\text{Cs}$  با اکتیویته ۶/۵ میلی‌کوری و یک آشکارساز یدورسدیم ۳ اینچی است که در دبی‌سنجی چندفازی و چگالی‌سنجی رایج هستند، (Hanus *et al.*, 2018; Roshani *et al.*, 2018; Zych *et al.*, 2017). آشکارساز در فاصله ۷۵ سانتی‌متری از چشمه و همچنین چشمه در فاصله ۴۰ سانتی‌متری از لوله افقی قرار گرفته‌اند. سیستم آشکارسازی برای ثبت گام‌های عبوری از لوله افقی به یک آنالیزگر چندکاناله دیجیتال (DMCA) متصل شده است. نمونه‌ای از طیف به دست آمده برای دبی‌سنجی به همراه ویژگی‌های استخراج شده از آن در شکل ۲ نشان داده شده است. داده‌های به دست آمده از طیف ثبت شده در آشکارساز، در دبی و رژیم‌های مختلف مطابق جدول ۱ است.

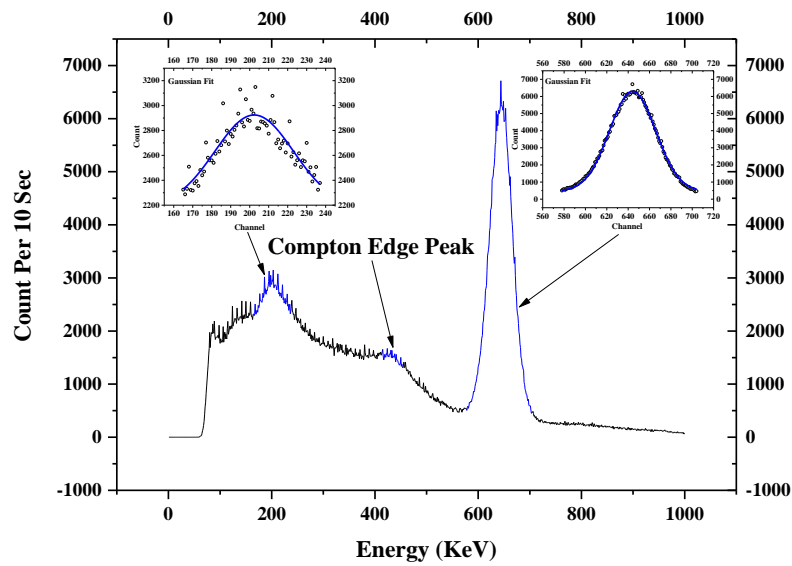
کسر حجمی، مقدار شوری و سایر پارامترهایی که بر جریان چندفازی تاثیرگذار است مورد استفاده قرار گرفته است (Johansen and Jackson, 2000; Salgado *et al.*, 2010). روشی پیشنهادی در این پژوهش، شامل کار تجربی در کنار استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. تمام آزمایش‌ها در شرایط دینامیک با استفاده از یک حلقه جریان دوفازی ساخته شده در آزمایشگاه (Fatehi Peikani *et al.*, 2017)، انجام شده است. نوآوری ارائه شده در این پژوهش، استفاده از سه ویژگی استخراج شده از طیف ارتفاع پالس چشمه سزیم (شمارش قله تمام انرژی، شمارش لبه کامپتون و قله پس‌پراکندگی) در کنار شمارش کل آشکارساز و اختلاف فشار که باعث بهبود دقت دبی‌های پیش‌بینی شده مستقل از نوع رژیم جریان دوفازی شده و مناسب برای شرایط عملیاتی می‌باشد. دبی‌های آب و هوا مستقل از نوع رژیم جریان دوفازی آب-هوا در روش پیشنهادی در این پژوهش، تنها با استفاده از یک باریکه تک انرژی و یک عدد آشکارساز یدورسدیم تعیین می‌شود. تعداد کمتر آشکارساز باعث سادگی سیستم اندازه‌گیری هسته‌ای شده و از مزیت‌های مهم چنین سیستم‌هایی به شمار می‌آید. داده‌های مورد استفاده برای آموزش و تست شبکه عصبی GMDH، با ایجاد رژیم‌های مختلف در حلقه جریان دوفازی بدست آمده است.

## ۲- مواد و روش‌ها

در گام نخست، چندین آزمایش تجربی انجام شد و در هر آزمایش رژیم‌های مختلف جریان دوفازی ایجاد گردید. داده‌ها با استفاده از یک آشکارساز عبوری یدورسدیم ثبت شد. سپس، ویژگی‌های مختلفی از طیف ارتفاع پالس حاصل از چشمه سزیم استخراج شده و به عنوان ورودی برای آموزش و تست شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. دبی‌های آب و هوا با استفاده از دو شبکه عصبی که به ترتیب دارای ۴ و ۵ ورودی هستند،



شکل ۱- نمایی از حلقه جریان دوفازی ساخته شده شامل پمپ، لوله‌ها، دبی‌سنج دیجیتال و سایر تجهیزات



شکل ۲- نمونه‌ای از طیف ارتفاع پالس چشمه  $^{137}\text{Cs}$  به همراه ویژگی‌های استخراج شده

جدول ۱- داده‌های حاصل از آشکارساز یدور سدیم در دبی‌های مختلف آب و هوا

دبی آب (L/min)	دبی هوا (L/min)	اختلاف فشار (mbar)	شمارش کل (#/10sec)	شمارش قله تمام انرژی (#/10sec)	شمارش لبه کامپتون (#/10sec)	شمارش قله پس‌پراکندگی (#/10sec)
20	20	120	131096	36706	10330	14606
40	20	250	130822	36606	10306	14580
60	20	410	130593	36553	10300	14583
40	40	320	131200	36830	10313	14600
60	40	540	130934	36700	10310	14630
80	40	870	130923	36723	10273	14673
100	40	1100	130804	36663	10330	14626
40	60	380	131403	36966	10350	14676
80	60	1000	131052	36783	10350	14700
100	60	1480	130965	36726	10313	14663
20	80	280	132060	37136	10406	14770
40	80	440	131689	36960	10376	14733
60	80	720	131276	36800	10376	14696
80	80	1120	131205	36793	10350	14676
100	80	1680	131034	36806	10316	14693
60	100	810	131549	36883	10360	14753
80	100	1230	131353	36800	10320	14766
100	100	1820	131262	36753	10353	14740
60	200	1080	132017	37060	10403	14806
80	200	1630	131740	37000	10393	14773
100	200	2420	131657	36933	10393	14760
40	300	920	132744	37320	10446	14813
60	300	1370	132325	37103	10433	14860
80	300	2000	132090	37080	10410	14780
100	300	2930	131824	36916	10370	14783
40	400	1100	132922	37383	10470	14850
60	400	1480	132560	37233	10433	14816
80	400	2160	132398	37176	10456	14813
100	400	3300	132141	37073	10383	14830
40	500	1260	133079	37396	10470	14920
60	500	1760	132860	37366	10423	14910
40	600	1350	133243	37503	10490	14903
60	600	1920	132969	37366	10450	14893
80	600	2880	132790	37280	10436	14900

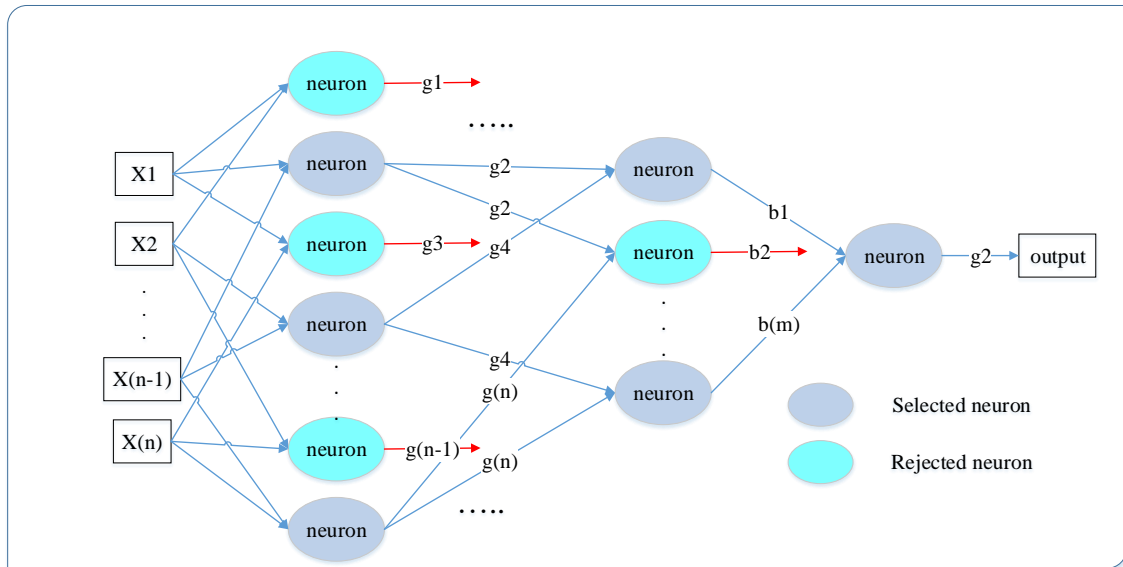
## ۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی ابزار قدرتمندی است که در زمینه‌های مختلف از جمله دبی‌سنجی در جریان‌های چندفازی با استفاده از پرتوهای گاما نیز مورد استفاده قرار گرفته است (Salgado et al., 2010). در این پژوهش دو شبکه عصبی GMDH جداگانه برای تعیین

دبی آب و هوا، به ترتیب با چهار و پنج ورودی پیشنهاد شده است. در این راستا، استخراج ویژگی‌هایی نظیر شمارش‌های کل، شمارش‌های زیر قله تمام-انرژی، شمارش‌های لبه کامپتون و شمارش‌های قله پس‌پراکندگی از اندازه‌گیری تجربی و استفاده به‌عنوان ورودی در مدل عصبی پیشنهادی، باعث افزایش دقت

شمارش لبه کامپتون و اختلاف فشار و برای دبی هوا نیز علاوه بر موارد فوق، داده‌های قله پس‌پراکندگی نیز مورد استفاده قرار گرفت تا دقت پیش‌بینی افزایش یابد.

مقادیر پیش‌بینی شده می‌گردد. طرحی از شبکه عصبی مصنوعی GMDH استفاده شده همراه با نوروها و ورودی‌ها، مطابق شکل ۳ است. برای پیش‌بینی دبی آب، چهار ورودی شمارش کل، شمارش زیر قله انرژی،



شکل ۳- طرحی از ساختار شبکه عصبی GMDH استفاده شده

مربع میانگین<sup>۳</sup> ( $RMSE$ ) و معیار نظم<sup>۴</sup> ( $R^2$ ) به ترتیب با استفاده از روابط ۲، ۱ و ۳ محاسبه شده است.

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

$$RMSE = \left[ \frac{\sum_{j=1}^N (X_j(Exp) - X_j(Pred))^2}{N} \right]^{0.5} \quad (2)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - g_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i)^2} \quad (3)$$

به طوری که  $N$  تعداد داده‌های مورد استفاده برای آموزش و تست،  $X(Exp)$  و  $X(Pred)$  مقادیر دبی‌های تجربی و پیش‌بینی شده،  $y_i$  مقدار خروجی مطلوب و  $g_i$  خروجی از هر نورون است. مقادیر خطای به دست آمده برای بهترین شبکه آموزش داده شده در جدول ۴ ارائه شده است. با توجه به این مقادیر، شبکه عصبی مورد نظر دبی‌های آب و هوا را مستقل از نوع رژیم دوفازی با حداقل اختلاف نسبی پیش‌بینی کرده است.

### ۳- نتایج و بحث

مقدار دبی‌های اندازه‌گیری شده در سیستم آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی GMDH در جدول‌های ۲ و ۳ به ترتیب برای داده‌های آموزش و تست آورده شده است. نمودارهای رگرسیون برای نمایش خواص شبکه عصبی مصنوعی و دقت آن مورد استفاده قرار می‌گیرد. منحنی رگرسیون داده‌های حاصل از شبکه GMDH و داده‌های تجربی در شکل ۵ نشان داده شده است. همان‌گونه در منحنی‌های رگرسیون مشخص است، داده‌های حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های تجربی دارای مقادیر نزدیک به هم و با حداقل مقدار خطا هستند.

برای ارزیابی عملکرد شبکه در مراحل آموزش و تست، خطای نسبی متوسط<sup>۲</sup> ( $MRE$ )، خطای ریشه

جدول ۲- مقایسه بین داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده برای داده‌های آموزش در شبکه عصبی *GMDH*

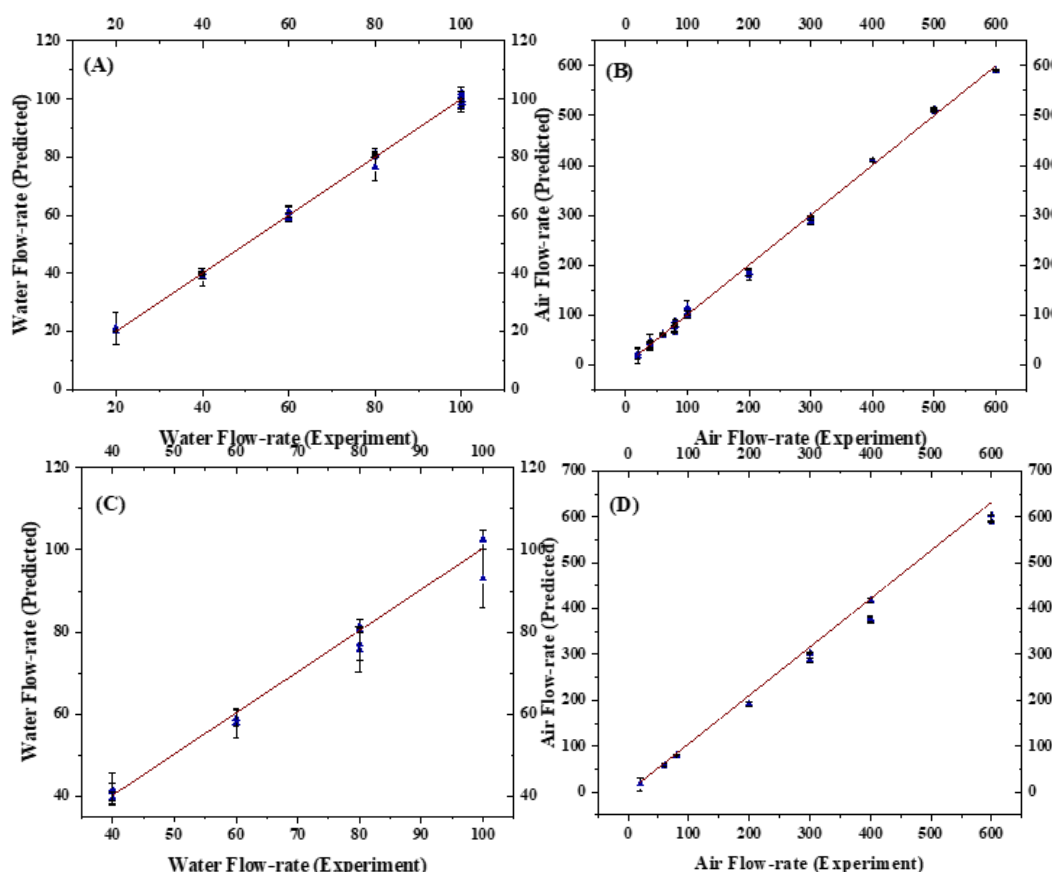
رژیم	دبی آب (L/min)	دبی پیش‌بینی شده آب (L/min)	خطای نسبی (%)	دبی هوا (L/min)	دبی پیش‌بینی شده هوا (L/min)	خطای نسبی (%)
Bubble	20	19.99	0.07	20	22.50	12.51
Bubble	60	59.11	1.49	20	17.06	14.72
Bubble	60	61.03	1.72	40	42.90	7.26
Dispersed	100	98.35	1.65	40	36.74	8.14
Bubble	40	39.90	0.25	40	46.11	15.28
Dispersed	80	80.26	0.33	40	37.29	6.77
Dispersed	100	98.69	1.31	60	60.42	0.70
Plug	20	21.09	5.44	60	59.00	1.67
Plug	40	40.20	0.51	60	61.20	1.99
Plug	60	60.97	1.61	80	87.13	1.61
Dispersed	80	80.79	0.99	80	65.58	0.99
Dispersed	100	99.64	0.36	80	76.35	0.36
Plug	40	38.78	3.04	80	79.23	0.96
Slug	60	59.10	1.51	100	103.42	3.42
Dispersed	80	81.26	1.57	100	97.04	2.96
Dispersed	100	102.06	2.06	100	114.00	14.00
Dispersed	80	80.59	0.74	200	180.17	9.91
Dispersed	100	101.23	1.23	200	185.38	7.31
Annular	40	40.50	1.24	300	297.59	0.80
Annular	60	61.16	1.93	300	286.50	4.50
Dispersed	100	97.80	2.20	400	410.16	2.54
Annular	40	39.48	1.31	500	513.84	1.31
Annular	60	59.07	1.55	500	509.06	1.55
Dispersed	80	76.44	4.45	600	590.08	1.65

جدول ۳- مقایسه بین داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده برای داده‌های تست در شبکه عصبی *GMDH*

رژیم	دبی آب (L/min)	دبی پیش‌بینی شده آب (L/min)	خطای نسبی (%)	دبی هوا (L/min)	دبی پیش‌بینی شده هوا (L/min)	خطای نسبی (%)
Bubble	40	41.56	3.90	20	17.06	14.72
Dispersed	100	92.96	7.04	60	58.22	2.97
Dispersed	80	75.66	5.43	80	79.23	0.96
Slug	60	57.83	3.61	200	191.35	4.33
Annular	60	58.83	1.96	300	286.50	4.50
Dispersed	80	81.28	1.60	300	303.04	1.01
Dispersed	100	102.48	2.48	400	377.96	5.51
Annular	40	39.44	1.39	400	418.01	4.50
Annular	80	80.56	0.70	400	375.71	6.07
Dispersed	80	76.98	3.78	600	590.08	1.65
Annular	40	40.88	2.20	600	603.96	0.66

جدول ۴- مقادیر خطای محاسبه شده شبکه عصبی *GMDH* برای (۱) آب و (۲) هوا

Model	Error	MRE1 (%)	RMSE1	R <sup>2</sup>	MRE2 (%)	RMSE2	R <sup>2</sup>
GMDH	Train	1.8	1.21	0.9978	7.8	10.4	0.9967
	Test	3	2.82	0.9830	7.6	11.7	0.9962



شکل ۵- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی (A) داده‌های آموزش برای آب، (B) داده‌های آموزش برای هوا، (C) داده‌های تست برای آب و (D) داده‌های تست برای هوا

مصنوعی برای پیش‌بینی دقیق دبی هر یک از فازها بصورت مستقل از رژیم آنهاست. علاوه بر این، در این پژوهش، یک روش بهینه‌شده با بکارگیری تنها یک چشمه تک انرژی و یک آشکارساز یدور سدیم پیشنهاد شده است که بدون نیاز به هرگونه کالیبراسیون مجدد، توان پیش‌بینی دبی آب و هوا با دقت بالا را دارد.

#### پی‌نوشت‌ها

<sup>1</sup> Digital Multi-Channel Analyzer

<sup>2</sup> Mean Relative Error

<sup>3</sup> Root Mean Square Error

<sup>4</sup> Regularity Criteria

#### مراجع

Åbro, E., Khoryakov, V.A., Johansen, G.A., Kochbach, L., 1999. Determination of void fraction and flow regime using a neural network trained on simulated data based on gamma-ray densitometry. *Meas. Sci. Technol.* 10, 619–630. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/10/7/308>

#### ۴- نتیجه‌گیری

یک سیستم دبی‌سنجی ساده و بهینه‌شده با یک آشکارساز و یک چشمه تک انرژی پیشنهاد شد. این سیستم یک تکنیک قدرتمند و غیرمخرب را برای آنالیز جریان‌های دوفازی مستقل از تغییرات رژیم با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌دهد. در روش پیشنهادی، داده‌ها با استفاده از یک حلقه جریان دوفازی گاز-مایع در شرایط دینامیک به دست آمد. رژیم‌های مختلفی نظیر حبابی، تویی، پراکنده، حلقوی و لخته‌ای نیز در نظر گرفته شدند. از چهار مشخصه استخراج شده از یک آشکارساز عبوری یدور سدیم، به منظور آموزش شبکه عصبی *GMDH* استفاده شد. با آموزش شبکه عصبی *GMDH* و استفاده از آن، دبی‌های آب و هوا مستقل از نوع رژیم با خطای نسبی کمتر از ۴/۵٪ پیش‌بینی شد. نتایج کلی نشان‌دهنده ترکیب موثر تکنیک تضعیف گاما و شبکه عصبی

measurement of particle-laden flows. *Powder Technol.* 318, 491–500.

<https://doi.org/10.1016/J.POWTEC.2017.06.019>

Babelli, I., 2002. In search of an ideal multiphase flow meter for the oil industry. *Arab. J. Sci. Eng.* 27, 113–126.

Bishop, C.M., James, G.D., 1993. Analysis of multiphase flows using dual-energy gamma densitometry and neural networks. *Nucl. Instruments Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers, Detect. Assoc. Equip.* 327, 580–593. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0168-9002\(93\)90728-Z](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0168-9002(93)90728-Z)

Fatehi Peikani, A., Roshani, G.H., Fegghi, S.A.H., 2017. Volume fraction measurement and flow regime recognition in dynamic gas–liquid two phase flow using gamma ray radiation technique. *Instruments Exp. Tech.* 60, 752–758. <https://doi.org/10.1134/S0020441217050049>

Hanus, R., Zych, M., Kusy, M., Jaszczur, M., Petryka, L., 2018. Identification of liquid-gas flow regime in a pipeline using gamma-ray absorption technique and computational intelligence methods. *Flow Meas. Instrum.* 60, 17–23.

<https://doi.org/10.1016/J.FLOWMEASINST.2018.02.008>

Johansen, G.A., Jackson, P., 2000. Salinity independent measurement of gas volume fraction in oil / gas / water pipe flows 53, 595–601.

Roshani, G.H., Hanus, R., Khazaei, A., Zych, M., Nazemi, E., Mosorov, V., 2018. Density and velocity determination for single-phase flow based on radiotracer technique and neural networks. *Flow Meas. Instrum.* 61, 9–14. <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2018.03.006>

Salgado, C.M., Pereira, C.M.N.A., Schirru, R., Brandão, L.E.B., 2010. Flow regime identification and volume fraction prediction in multiphase flows by means of gamma-ray attenuation and artificial neural networks. *Prog. Nucl. Energy* 52, 555–562. <https://doi.org/10.1016/j.pnucene.2010.02.001>

Thorn, R., Johansen, G.A., Hjertaker, B.T., 2013. Three-phase flow measurement in the petroleum industry. *Meas. Sci. Technol.* 24. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/24/1/012003>

Zych, M., Hanus, R., Vlasák, P., Jaszczur, M., Petryka, L., 2017. Radiometric methods in the



## Prediction of Air and Water Flow-Rates Independent of Flow Regimes Using Gamma-Ray Attenuation Technique and Artificial Neural Network

Peyman Arabi joshaghani <sup>1</sup>, Majid Khorsandi <sup>\*1</sup>, Seyed Amirhossein Feghhi <sup>1</sup>

<sup>1</sup> Faculty of Nuclear Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

Received: 9 - 7 - 2020

Accepted: 10 - 3 - 2021

### Abstract

Gas-liquid two-phase flow is probably the most important form of multiphase flows and is found widely in the oil industry. The accurate prediction of the air and water flow-rates are important in two-phase flow. Nowadays, multiphase flow-rates measurement by gamma-ray attenuation technique is known as one of the most common precise methods. In this work, the air and water flow-rates independent of flow regime changes were accurately predicted within a two-phase flow loop in the laboratory. For this purpose, a combination of single beam gamma-ray, single detector and artificial neural network (*ANN*) were used in order to predict the flow-rates in the bubble, plug, slug, annular and dispersed regimes of gas-liquid two-phase flows. Two different types of neural networks (*GMDH*) were developed. The networks were developed based on four features extracted from recorded pulse height distribution in a dynamic condition. The result shows, air, and water flow-rates were measured with an average of Mean Relative Error (*MRE*) less than 4.5%. Overall results revealed that using the proposed method, gamma-ray attenuation technique combined with an *ANN* model can be efficiently used to predict the flow-rates. Furthermore, in this study, a new method based on a single beam, single energy, and the single detector was proposed in order to solve this problem, without any recalibration.

**Keywords:** Two-phase flow, Gamma-ray attenuation, flow rate, Artificial Neural Networks, NaI(Tl), Detector counts.