

## پیش‌بینی الگوهای جریان دوفازی افقی مایع-مایع با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

صدرا عزیزی<sup>۱</sup>، هجیر کریمی<sup>۲\*</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی شیمی، دانشگاه یاسوج

۲- دانشیار مهندسی شیمی، دانشگاه یاسوج

تاریخ دریافت: ۹۳/۰۶/۱۱ تاریخ پذیرش: ۹۳/۱۱/۲۲

پیام نگار: [hakar@yu.ac.ir](mailto:hakar@yu.ac.ir)

### چکیده

یکی از مهم‌ترین پارامترهای جریان دوفازی مایع-مایع الگوی جریان است. با این وجود، مدل جامع و دقیقی برای پیش‌بینی آن موجود نیست. در این مقاله، از شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی الگوهای جریان افقی مایع-مایع استفاده شد. شبکه‌های عصبی به کار رفته، پس‌انتشار پیش‌خور (FFBP) و شبکه عصبی احتمالی (PNN) است. با استفاده از ۱۳ نقشه الگوی جریان مایع-مایع مختلف موجود در نوشتگان علمی، تعداد ۱۹۱۲ داده گردآوری شد. سرعت ظاهری آب و نفت، نسبت گرانروی و چگالی نفت به آب و کشش بین‌سطحی آنها و نیز قطر و میزان زبری لوله‌ها به عنوان متغیرهای ورودی و ۹ الگوی جریان به عنوان متغیرهای خروجی هر دو شبکه انتخاب شد. نتایج به دست آمده بر روی مجموعه آزمون ساختار بهینه این شبکه‌ها آشکار کرد که PNN با دقت ۹۶/۳۴٪ نسبت به FFBP (با دقت ۷۳/۷۳٪) عملکرد بهتری از خود بروز می‌دهد و می‌تواند به عنوان مدلی جامع به منظور پیش‌بینی الگوهای جریان دوفازی افقی مایع-مایع به کار رود.

**کلیدواژه‌ها:** جریان دوفازی، الگوی جریان، جریان نفت-آب، شبکه عصبی مصنوعی

### ۱- مقدمه

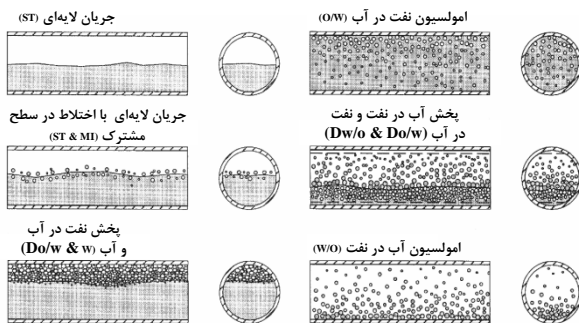
در بسیاری صنایع فرایندی، به‌ویژه در صنعت نفت، جریان همزمان دو مایع امتزاج‌ناپذیر درون لوله پدیده‌ای متداول است. به علت بالا رفتن عمر چاه و یا تزریق آب به درون چاه به منظور ازدیاد برداشت نفت، آب همراه نفت افزایش می‌یابد. در اکثر موارد، فاصله انتقال مخلوط نفت-آب از نقاط فراساحلی تا تجهیزات ساحلی از طریق

خطوط لوله، قابل ملاحظه است. در این شرایط، مطالعه جریان دوفازی نفت-آب از اهمیت برخوردار می‌شود. پیش‌بینی دقیق مشخصات جریان نفت-آب مانند الگوی جریان<sup>۱</sup>، ماندگی<sup>۲</sup> و افت فشار در اکثر کاربردهای صنعتی از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. مخلوط دو سیال امتزاج‌ناپذیر در صورت جریان یافتن درون لوله در سرعت‌های مختلف ترکیب‌بندی‌های متفاوتی به

1. Flow Pattern  
2. Holdup

\* یاسوج، دانشگاه یاسوج، دانشکده فنی و مهندسی

دیگر پراکنده شود. این پراکندگی‌ها، با نام‌هایی چون پخش نفت در آب و آب<sup>۵</sup> (Do/w & w) ، امولسیون نفت در آب<sup>۶</sup> (o/w) ، امولسیون آب در نفت<sup>۷</sup> (w/o) و پخش آب در نفت و نفت در آب<sup>۸</sup> (Do/w & Dw/o) گزارش شده است. الگوی جریان پخش نفت در آب و آب (Do/w & w) که در آن نفت در بالای لوله به صورت پراکنده بر روی لایه پیوسته‌ای از آب توزیع می‌شود، در سرعت‌هایی از آب که به اندازه کافی برای پراکنده کردن فاز نفت بالا باشد پدید می‌آید. امولسیون نفت در آب (o/w) و امولسیون آب در نفت (w/o) با یک فاز پیوسته مشخص شده‌اند که در رژیم جریان o/w ، آب فاز پیوسته و در رژیم جریان w/o ، نفت فاز پیوسته است. امولسیون‌های o/w و w/o می‌توانند همگن یا گرادیان غلظت شعاعی داشته باشند. امولسیون همگن فقط در سرعت‌های به اندازه کافی بالای مخلوط مشاهده می‌شود. رژیم جریان پخش آب در نفت و نفت در آب (Do/w & Dw/o) دارای دو لایه پیوسته است که در آن o/w و w/o همزمان وجود دارند.



شکل ۱. الگوهای جریان افقی نفت- آب پیشنهادی ترالرو [۱].

علاوه بر الگوهای جریان تعیین شده ترالرو [۱]، وداپوری [۶]، یک ساختار جریان سه‌لایه‌ای<sup>۹</sup> (3L) شامل لایه‌ای از نفت در بالا، لایه‌ای از آب در پایین و لایه‌ای شامل مخلوطی از آن دو، در وسط لوله شناسایی کرد. این الگوی جریان حالت شدیدتری از اختلاط در سطح مشترک است که ممکن است سایر پژوهشگران آن را الگوی جریان ST&MI معرفی کرده باشند. آنجلی و هویت [۷] نیز یک الگوی جریان لایه‌ای- موجی گزارش دادند که آن نیز ممکن است

خود می‌گیرد. به این آرایش هندسی سیالات در حال جریان که می‌تواند بر سایر مؤلفه‌های جریان تأثیر چشمگیری بگذارد، رژیم<sup>۱</sup> یا الگوی جریان گفته می‌شود. عوامل متعددی بر شکل‌گیری الگوهای جریان، مانند شدت جریان هر یک از فازها، قطر و شیب لوله و خواص فیزیکی سیالات (چگالی، گرانشی، کشش سطحی یا بین‌سطحی<sup>۲</sup>) می‌گذارند. با توجه به این عوامل، پژوهشگران در شرایط مختلف الگوهای جریان متفاوتی را مشاهده کرده‌اند. در جریان دوفازی مایع- مایع، به علت اختلاف کمتر چگالی دو سیال نسبت به جریان گاز- مایع، تمایز میان الگوهای جریان به روشنی جریان گاز- مایع نیست. در نتیجه، برای این جریان دوفازی همه پژوهشگران، الگوهای جریان یکسانی را گزارش نکرده‌اند. گاهی یک الگوی جریان بسیار مشابه با نام‌های مختلفی گزارش شده است. اما در این میان، الگوهای جریانی که توسط ترالرو [۱] برای جریان افقی نفت- آب تمیز داده شد، به عنوان معیاری برای بسیاری از پژوهشگران [۵-۲] به کار رفته است. وی شش الگوی جریان را از هم تفکیک و آنها را به دو دسته اصلی جریان مجزا و جریان پراکنده دسته‌بندی کرد. رژیم‌های جریان تفکیک‌شده را در شکل (۱) مشاهده می‌کنید. در رژیم‌های جریان مجزا، فاز آب به علت دارا بودن چگالی بیشتر نسبت به فاز نفت، در پایین لوله و فاز نفت در بالای لوله جریان می‌یابد. این رژیم می‌تواند به دو صورت لایه‌ای<sup>۳</sup> (ST) و لایه‌ای با اختلاط در سطح مشترک<sup>۴</sup> (ST&MI) در سرعت‌های کم مخلوط پدیدار شود. در الگوی جریان لایه‌ای (ST)، سطح مشترک صاف است و دو فاز کاملاً از هم مجزایند. در این الگوی جریان، امواج بین‌سطحی که در مقایسه با قطر لوله طول موج بیشتری دارند نیز مشاهده می‌شود. در جریان لایه‌ای با اختلاط در سطح مشترک (ST&MI) قطره‌هایی از آب در لایه نفت و قطره‌هایی از نفت در لایه آب در نزدیکی سطح مشترک آنها مشاهده می‌شود. با افزایش بیشتر سرعت مخلوط و در نتیجه بیشتر شدن انرژی آشفتگی یکی از فازها یا هر دو فاز، شکل‌گیری و پراکندگی قطره‌ها نیز بیشتر می‌شود. در این شرایط، نیروهای دینامیکی و شناوری به‌طور همزمان بر قطره‌ها عمل می‌کنند. در جریان توزیع شده (پراکنده)، یک فاز هم به صورت کامل و هم جزئی می‌تواند در فاز

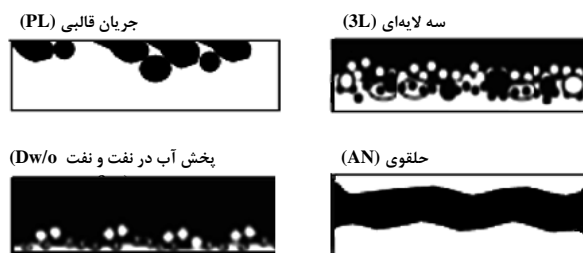
5. Dispersion of Oil in Water and Water  
6. Oil in Water Emulsion  
7. Water in Oil Emulsion  
8. Dispersion of Water in Oil and Oil in Water  
9. Three Layer

1. Flow Regime  
2. Interfacial Tension  
3. Stratified Flow  
4. Stratified Flow with Mixing at the Interface Flow Regim

درون لوله‌ای است که یا کاملاً شفاف و یا تنها بخشی از دیواره آن شفاف است. در این روش به منظور اطمینان بیشتر در تعیین الگوهای جریان به‌ویژه در سرعت‌های بالای جریان از دوربین‌هایی با امکان عکس‌برداری یا فیلم‌برداری سریع استفاده می‌شود. اما در جریان مایع-مایع به‌علت برخوردها و شکستگی‌های احتمالی دوفاز، به‌ویژه در مرکز لوله، ممکن است تشخیص دقیق الگوی جریان با مشکلاتی همراه باشد. از دیگر روش‌های تعیین الگوی جریان می‌توان به پرتوهای ایکس، گاما و بتا، پراب امپدانس پرسامد<sup>۴</sup>، کاوشگر سوزنی<sup>۵</sup>، کاوشگرهای خادنی<sup>۶</sup>، حسگرهای توری سیمی<sup>۷</sup> و کاوشگرهای فراصوت<sup>۸</sup> اشاره کرد که البته هر روش مزایا و معایب خاص خود را دارد. از سویی اساس کار اکثر این روش‌ها بر اختلاف خواص فیزیکی فاز گاز و فاز مایع استوار است و چون اختلاف برخی از این خواص فیزیکی برای جریان مایع-مایع چندان زیاد نیست، پژوهش‌گران برای آنها موفقیت کمتری را برای استفاده در جریان‌های دوفازی مایع-مایع گزارش کرده‌اند. برخی دیگر از پژوهش‌گران تلاش کردند تا از طریق مدل‌سازی ریاضیاتی [۱۶] الگوهای جریان و مرز بین آنها را پیش‌بینی کنند. اما برخلاف جریان‌های گاز-مایع، تلاش‌های آنها تاکنون به نقشه و الگوی جریانی که قابل تعمیم به همه جریان‌های مایع-مایع باشد، منجر نشده است.

برخی پژوهشگران، از شبکه عصبی مصنوعی<sup>۹</sup> (ANN) به عنوان ابزاری قدرتمند برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامترهای مهم جریان‌های دوفازی، مانند الگوی جریان، ضریب ماندگی و افت فشار بهره برده‌اند. شیبین و همکاران [۱۷] یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه<sup>۱۰</sup> با ۷ ورودی را به عنوان مدلی جامع برای پیش‌بینی کسر تهی<sup>۱۱</sup> در جریان‌های دوفازی افقی گاز-مایع پیشنهاد کردند. ملایری و دستیاران [۱۸]، از یک شبکه تابع پایه‌شعاعی<sup>۱۲</sup> (RBF) برای پیش‌بینی کسر تهی سطح مقطعی و متوسط‌گیری شده زمانی در جریان دوفازی گاز-مایع بهره بردند. کاستیلو و همکاران [۱۹] نیز با بهره‌گیری از داده‌های جهانی چاه‌های زمین گرمایی، ANN‌ها خود

توسط سایر پژوهش‌گران با عنوان الگوی جریان لایه‌ای نام‌گذاری شده باشد [۸،۹]. هیچ‌یک از پژوهش‌گران یادشده، الگوی جریان حلقوی<sup>۱</sup> (AN) را مشاهده نکردند. این الگو در مواقعی پدیدار می‌شود که گرانشی نفت بالا باشد، که برای آن یک مقدار بحرانی  $0.035 Pa.s$  توسط ژو [۵] پیشنهاد شد، یا اگر چگالی نفت به چگالی آب نزدیک باشد [۱۰] و یا در صورتی که قطر لوله بسیار کم باشد [۱۱،۱۲]. همچنین تعداد کمی از پژوهش‌گران الگوهای جریان قالبی<sup>۲</sup> (PL) [۱۳،۱۴] و پخش آب در نفت و نفت<sup>۳</sup> (Dw/o & o) [۷،۱۵،۱۴] را گزارش کردند. در الگوی جریان قالبی قطرات نسبتاً درشت و کشیده‌ای از نفت در فاز پیوسته آب در بالای لوله جریان می‌یابند. علت این امر آن است که در سرعت کم نفت، لایه نفت نازک است و افزایش بیشتر سرعت آب و در نتیجه افزایش انرژی آشفتگی آن باعث شکسته شدن این لایه نازک و شکل‌گیری قطره‌های کشیده‌ای از نفت در فاز پیوسته آب و در بالای لوله می‌شود. اگر باز هم سرعت آب بیشتر شود، این قطرات نیز می‌شکنند و در فاز آب پراکنده می‌شوند و الگوی جریان توزیع شده را تشکیل می‌دهند. الگوی جریان Dw/o&o نیز که در آن آب به صورت پراکنده در پایین لوله در زیر لایه پیوسته‌ای از نفت توزیع می‌شود، در سرعت‌های به اندازه کافی بالای نفت برای پراکنده کردن قطرات آب پدید آمده است.



شکل ۲. سایر الگوهای جریان مایع-مایع که کمتر گزارش شده است.

تاکنون روش‌های متعددی به‌منظور تشخیص الگوهای جریان دوفازی در نوشتگان علمی گزارش شده است. متداول‌ترین روش، مشاهده، عکس‌برداری و یا فیلم‌برداری از جریان دوفازی عبوری از

1. Annular
2. Plug
3. Dispersion of Water in oil and Water

4. High Frequency Impedance Probe  
5. Needle Probe  
6. Capacitance Probe  
7. Wire Mesh Sensor  
8. Ultrasound probe  
9. Artificial Neural Network  
10. Multilayer Perceptron  
11. Void Fraction  
12. Radial Based Function

می‌شود. در ادامه، در مورد این دو شبکه و نحوه گردآوری داده‌ها به منظور آموزش آنها توضیح داده می‌شود.

## ۲-۱- شناسایی الگوهای جریان با شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی از عناصر ساده عملیاتی تشکیل شده‌اند که روش کار این عناصر از سلول‌های عصبی زیستی مغز انسان الهام گرفته است، به طوری که ارتباط بین آنها وظیفه شبکه را تعیین می‌کند. ANNها ما را به حل مسائلی قادر می‌کنند که مدل‌سازی ریاضی در مورد آنها ممکن یا عملی نیست، اطلاعات مربوط به تمامی عوامل تاثیر گذار وجود ندارد، و یا رابطه‌ای بسیار پیچیده بین داده‌ها برقرار است، به طوری که دستیابی به آن توسط مدل‌های ریاضی با مشکلاتی همراه است [۲۲]. شبکه‌های عصبی ابزاری مناسب در راستای برآزش توابع و دسته‌بندی (تشخیص الگو) هستند. در این تحقیق توانایی دو شبکه عصبی FFBP و PNN در پیش‌بینی الگوهای جریان افقی مایع-مایع برای گستره وسیعی از خواص و شرایط مختلف سیالات و لوله‌ها سنجیده و باهم مقایسه شده است.

## ۲-۱-۱- شبکه عصبی پس‌انتشار پیش‌خورد (FFBP)

شبکه پس‌انتشار پیش‌خورد (FFBP) دارای یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه مخفی است که در هر لایه یک یا چند گره (عصب مصنوعی) وجود دارد. تعداد گره‌ها در لایه ورودی متناظر با تعداد پارامترهای ورودی شبکه و تعداد آنها در لایه خروجی نیز برابر با تعداد خروجی‌های مورد انتظار از شبکه است. اما تعداد عصب‌ها در لایه مخفی، بسته به تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها و میزان پیچیدگی ارتباط بین آنها متفاوت است. وظیفه یک ANN، استخراج رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی معرفی شده به آن است. به ازای هر لایه، یک ماتریس وزن ( $W_{i,j}$ ) و یک بردار آریبی ( $b_j$ ) وجود دارد که بر روی ورودی‌هایی که به سمت جلو (پیش‌خورد) پیش می‌روند، تأثیر می‌گذارند. مقادیر وزن‌ها در ابتدا به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند و در خلال آموزش شبکه، آن مقادیر به همراه مقادیر آریب‌ها اصلاح می‌شوند. تأثیر ورودی هر لایه بسته به میزان تأثیر آن بر خروجی شبکه، از طریق ضرب آن در مقادیر وزن‌ها ضعیف‌تر یا قوی‌تر می‌شود. سپس در هر عصب،

را به منظور تدوین یک رابطه تجربی کسر تهی توسعه دادند. شارما و همکاران [۲۰] از سه شبکه به نام پس‌انتشار پیش‌خورد<sup>۱</sup> (FFBP) شبکه عصبی احتمالی<sup>۲</sup> (PNN) و RBF به منظور پیش‌بینی الگوهای جریان در جریان‌های دوفازی آب- هوا با بهره‌گیری از تعداد زیادی داده‌های موجود در نوشته‌های علمی آموزش دادند. قطر و شیب لوله و سرعت‌های ظاهری هر دو فاز به عنوان متغیرهای ورودی شبکه‌ها انتخاب شد. آنها در نهایت نتیجه گرفتند که PNN (با ثابت عرض ۰/۰۳۳) هم در پیش‌بینی الگوهای جریان و هم نواحی انتقال بین آنها نسبت به دو شبکه دیگر عملکرد بهتری دارد. شیرلی و دستیاران [۲۱] نیز از چهار شبکه FFBP، RBF، PNN و کوانتیزاسیون بردار یادگیری<sup>۳</sup> (LVQ) به منظور پیش‌بینی الگوهای جریان افقی نفت- آب بر اساس نقشه الگوی جریان گزارش شده توسط راج و همکاران [۱۴] استفاده و نتایج شبکه‌ها را با هم مقایسه کردند. نتایجی که آنان به دست آوردند نیز نشان داد که PNN (با ثابت عرض ۰/۰۱) نسبت به سایر شبکه‌ها از دقت و سرعت بیشتری برخوردار است، در حالی که LVQ کندترین و بدترین پاسخ را نشان داد.

با توجه به این که شیرلی و دستیاران [۲۱] از ANN برای پیش‌بینی الگوها، فقط بر اساس یک نقشه الگوی جریان بهره بردند، پس به جزء دو متغیر سرعت ظاهری آب و نفت، سایر پارامترهای موثر بر تشکیل الگوها بدون تغییر باقی می‌ماند. در این شرایط هنوز هم نمی‌توان از توانایی ANN در پیش‌بینی الگوهای جریان‌های مایع- مایع در شرایطی متفاوت با آن کار کرد و به عنوان یک مدل جامع اطمینان یافت. به همین دلیل، در این تحقیق از ۱۳ نقشه الگوی جریان مایع- مایع موجود در نوشته‌های علمی به منظور پیش‌بینی الگوهای جریان با استفاده از دو شبکه عصبی FFBP و PNN استفاده شد. برای این منظور، نقشه‌های الگوی جریان مقالاتی به کار رفت که در آنها مشخصات تمامی عوامل موثر بر الگوهای جریان ذکر شده بود.

## ۲- روش تحقیق

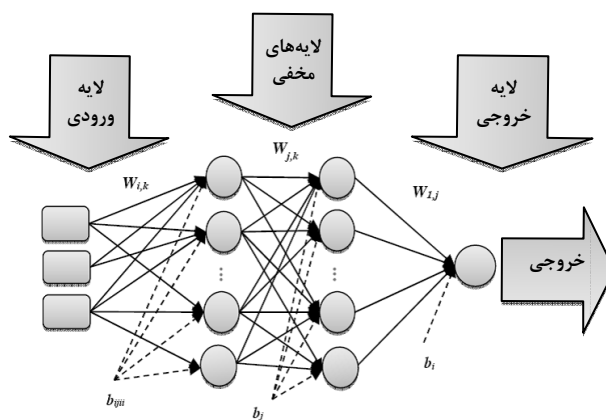
در این تحقیق توانایی دو شبکه عصبی مصنوعی FFBP و PNN به منظور پیش‌بینی الگوهای جریان دوفازی افقی مایع- مایع سنجیده

1. Feed-Forward Back Propagation
2. Probabilistic Neural Network
3. Learning Vector Quantization

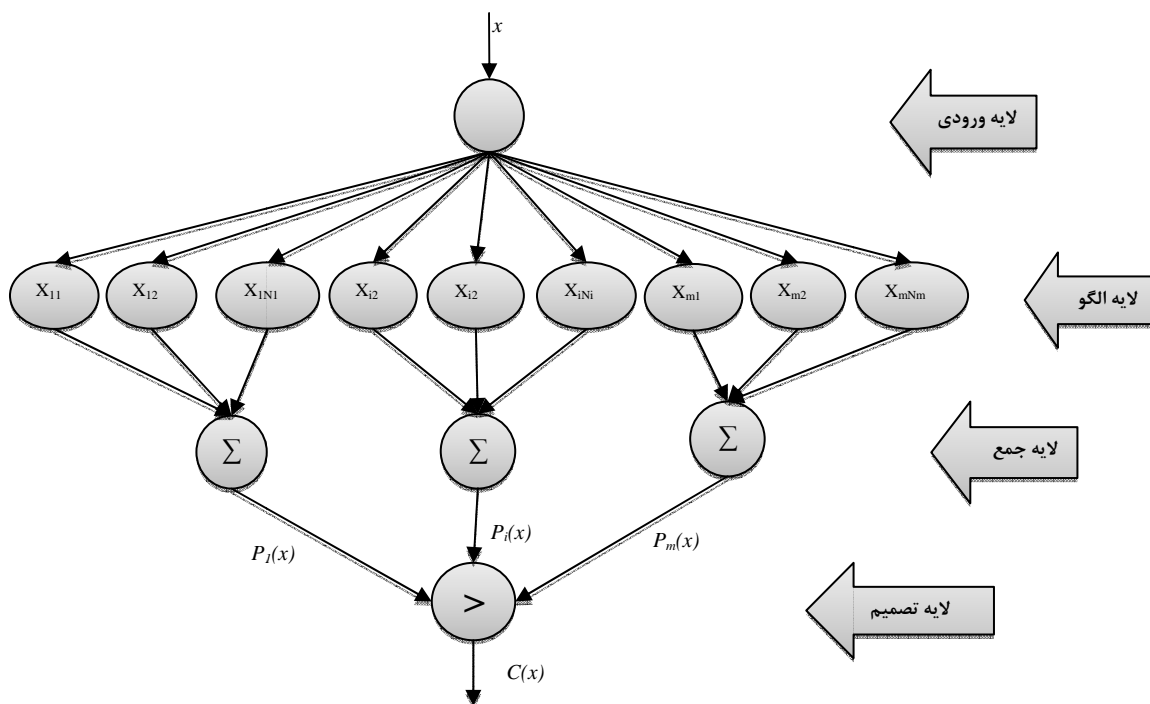
### ۲-۱-۲ شبکه عصبی احتمالی (PNN)

شبکه عصبی احتمالی (PNN) که اولین بار توسط اسپچ [۲۴] معرفی شد، با تعریف یک تابع توزیع احتمال<sup>۱</sup> (PDF) برای هر دسته از داده‌ها بر اساس داده‌های مجموعه آموزش و یک پارامتر پهنای گوشه بهینه‌سازی شده ( $\sigma$ ) عمل می‌کند. این شبکه دارای چهار لایه به نام لایه ورودی، لایه الگو (مخفی)، لایه جمع، و لایه خروجی (تصمیم) است. ساختار کلی یک شبکه عصبی PNN را در شکل (۴) مشاهده می‌کنید.

مجموع اربها و ورودی‌های وزن‌دار شده از یک تابع فعالیت مناسب برای تعیین خروجی عبور داده می‌شود. در ادامه، خروجی نهایی شبکه با خروجی مطلوب مقایسه و خطای حاصل، در جهت خلاف حرکت ورودی در شبکه منتشر (پس‌انتشار خطا) و وزن‌های شبکه را اصلاح می‌کند. این عمل تا زمانی ادامه می‌یابد که میانگین خطای شبکه از خطای مجاز تعیین شده برای آن کمتر شود؛ در این صورت شبکه به اصطلاح آموزش می‌بیند و می‌توان آن را تثبیت کرد و به عنوان یک مدل برای پیش‌بینی نمونه‌های بعدی به کار برد [۲۳]. در شکل (۳) ساختار یک شبکه FFBP با سه پارامتر ورودی، دو لایه مخفی و یک پارامتر خروجی را مشاهده می‌کنید.



شکل ۳. نمونه‌ای از معماری شبکه FFBP با دو لایه مخفی.



شکل ۴. معماری شبکه PNN.

1. Probability Density Function

## ۲-۲ گردآوری داده‌ها

در این تحقیق، سرعت‌های ظاهری آب ( $u_{sw}$ ) و نفت ( $u_{so}$ )، نسبت گرانیوی ( $\mu_o/\mu_w$ ) و چگالی ( $\rho_o/\rho_w$ ) نفت به آب و کشش بین‌سطحی آنها ( $\sigma_{ow}$ ) و نیز قطر ( $D$ ) و میزان زبری لوله‌ها ( $\epsilon$ ) (۷ پارامتر ورودی) به منظور آموزش (یادگیری) شبکه‌ها به کار گرفته شد. تعداد ۱۹۱۲ داده از ۱۳ نقشه الگوی جریان مایع-مایع مختلف موجود در نوشتگان علمی (ترالرو [۱]، کومارا و همکاران [۲]، رودریگز و الیمانز [۹]، یوسف [۱۳]، راج و همکاران [۱۴]، الست [۱۵]، آلیا [۲۵]، لوویک و آنجلی [۲۶]، ژو و همکاران [۲۷]، گاژوو و همکاران [۲۸] و استپلبرگومیز [۲۹]) گردآوری شد. با توجه به این که برخی پژوهشگران الگوهای جریان مشابهی را با نام‌های متفاوتی گزارش کرده‌اند، در اینجا با توجه به توضیحات ارائه شده توسط آن پژوهشگران برای هر یک از الگوهای جریان و بر اساس نام‌گذاری صورت‌گرفته توسط ترالرو [۱]، در مجموع ۹ الگوی جریان با نام‌های Dw/o & o.o/w.w/o, AN, Do/w & Dw/o, Do/w & w, ST & MI, ST و PL به عنوان الگوهایی که باید در مورد آنها پیش‌بینی انجام شود، انتخاب شد. با این توضیح که الگوی جریان سه‌لایه‌ای (3L) و الگوی جریان موجی-لایه‌ای، به ترتیب، در شمار الگوی جریان لایه‌ای با اختلاط در سطح مشترک (ST & MI) و الگوی جریان لایه‌ای (ST) در نظر گرفته شد. خواص فیزیکی سیالات و جزئیات لوله‌هایی که الگوهای جریان از طریق آنها تشکیل شد، به همراه منبع گزارش‌کننده آنها در جدول (۱) درج شده است.

یک بردار ۷ بعدی، شامل مقادیر سرعت‌های ظاهری آب و نفت و نسبت گرانیوی و چگالی آنها، و نیز قطر و میزان زبری لوله‌ها به عنوان بردار ورودی (۷ ورودی)، و یک بردار تک بعدی (۱ خروجی) شامل اعدادی که به منظور قابل‌درک بودن برای شبکه به هر الگوی جریان اختصاص یافته، به عنوان بردار هدف تعیین شد. اعداد اختصاص داده شده به هر الگوی جریان، در جدول (۲) درج شده‌اند.

لایه ورودی هیچ‌گونه محاسبه‌ای بر روی داده‌ها انجام نمی‌دهد و تنها ورودی‌ها را به صورت خام به درون عصبهای موجود در لایه الگو توزیع می‌کند. در لایه الگو به ازای هر نمونه یادگیری، یک عصب وجود دارد. در هر عصب موجود در لایه الگو ( $X_{ij}$ )، یک اندازه فاصله اقلیدسی، بین بردارهای ورودی و نمونه آموزشی ارائه شده توسط عصب الگو محاسبه و سپس از طریق یک تابع فعالیت گاوسی<sup>۱</sup> به صورت زیر پردازش می‌شود:

$$\phi_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x - \bar{x}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (1)$$

که در آن  $x$  بردار متغیرهای تصادفی و  $\bar{x}_j$  آمین بردار یادگیری است. لایه جمع، خروجی‌های آمده از تمامی عصبهای مخفی رده داده مربوطه را جمع می‌زند. سپس، نتایج حاصل از عصبهای جمع ( $P_i(x)$ )، محاسبه و بزرگ‌ترین آنها به عصب خروجی واقع در لایه خروجی (تصمیم) برای رسیدن به رده محاسبه شده، پیش‌خورند و احتمال این که این نمونه، متعلق به آن رده باشد، محاسبه می‌شود. این لایه، الگوی  $x$  را مطابق با خطای تصمیم بایس<sup>۲</sup> بر اساس خروجی تمام عصبهای لایه جمع دسته‌بندی می‌کند.

$$C(x) = \arg \max [p_i(x)], \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

$C(x)$  نمایانگر کلاس برآورد شده الگوی  $x$  و  $m$  تعداد کل کلاس‌ها در نمونه‌های آموزشی است. مهم‌ترین پارامتری که برای تعیین PNN بهینه مورد نیاز است، ثابت عرض<sup>۳</sup> ( $\sigma$ ) متغیرهای تصادفی است. چون این مقدار شکل توابع گاوسی را تعیین می‌کند، انتخاب آن بسیار مهم است. یک عرض بزرگ، شکلی صاف دارد و دارای مزیت درون‌یابی است و یک عرض کوچک منجر به شکلی تیز خواهد شد، هم‌پوشانی بین نمونه‌های مجاور را کاهش می‌دهد و نمی‌تواند قابلیت تعمیم مطلوبی داشته باشد، زیرا نمونه‌های مجهول فقط می‌توانند در ناحیه‌ای تعمیم یابند که تابع گاوسی محصور کرده است [۲۰].

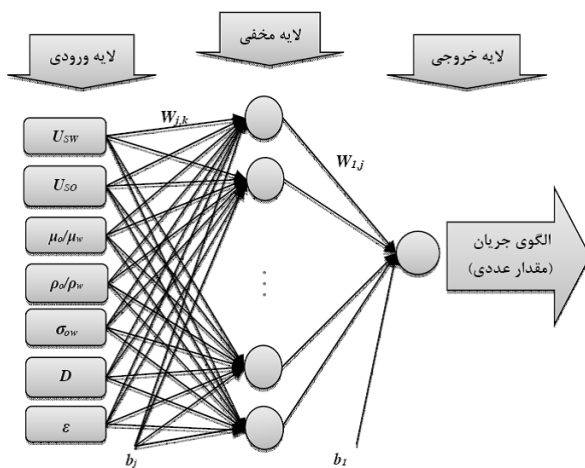
1. Gaussian
2. Bayes
3. Spread Constant

جدول ۱. جزئیات سیالات و لوله‌های به‌کار رفته در منابع مختلف در تهیه نقشه‌های مختلف الگوی جریان.

پژوهشگر	$\rho_o/\rho_w$	$\mu_o/\mu_w$	$\sigma_{ow}(mN/m)$	قطر لوله (cm)	جنس لوله	زبری لوله (m)
ترالرو [۱]	۰/۸۵	۲۹/۷	۳۶	۵/۰۱	اکریلیک	۰/۰۰۰۰۱
آلکایا [۲۵]	۰/۸۵	۱۷/۹۷	۳۶	۵/۰۱	اکریلیک	۰/۰۰۰۰۱
الست [۱۵]	۰/۷۹	۱/۶	۴۳	۵/۶۳	استیل	۰/۰۰۰۰۷
لوویک و آنجلی [۲۶]	۰/۸۲	۶	۳۹/۶	۳/۸	استیل	۰/۰۰۰۰۷
لوویک و آنجلی [۲۶]	۰/۸۰	۶	۱۷	۲/۴	اکریلیک	۰/۰۰۰۰۱
رودریگز و الیمانز [۹]	۰/۷۸	۹/۴۳	۳۶	۸/۲۸	استیل	۰/۰۰۰۰۷
ژو و همکاران [۲۷]	۰/۸۶	۵	۴۵/۲	۵	پرسپکس	۰/۰۰۰۰۱
ژو و همکاران [۲۷]	۰/۸۶	۱۳۸	۴۵/۲	۲/۵	پرسپکس	۰/۰۰۰۰۱
یوسف [۱۳]	۰/۸۷	۱۲	۲۰/۱	۲/۵۴	اکریلیک	۰/۰۰۰۰۱
راج و همکاران [۱۴]	۰/۷۸	۱/۴۳	۴۵	۲/۵	اکریلیک	۰/۰۰۰۰۱
گازوو و همکاران [۲۸]	۰/۸۶	۱۸	۴۴/۸	۳/۹۴	استیل	۰/۰۰۰۰۷
کومارا و همکاران [۲]	۰/۷۹	۱/۶۴	۴۳	۵/۶	استیل	۰/۰۰۰۰۷
استپلبرگ و میوز [۲۹]	۰/۸۵	۳۰	۵۰	۲/۳۸	اکریلیک	۰/۰۰۰۰۱

جدول ۲. اعداد اختصاص‌یافته به الگوهای جریان.

الگوی جریان	عدد اختصاصی
ST	۱
ST & MI	۲
Do/w & w	۳
Dw/o & o	۴
w/o	۵
o/w	۶
Do/w & Dw/o	۷
AN	۸
PL	۹



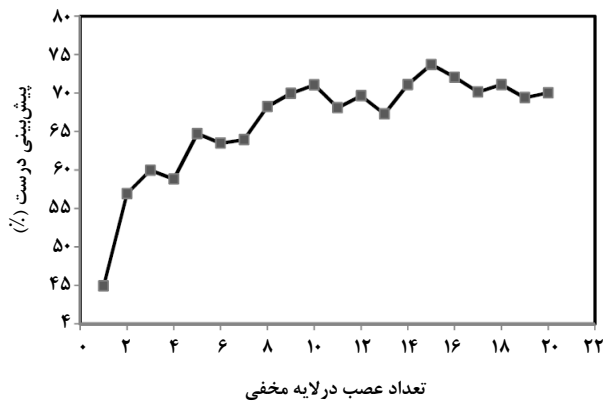
شکل ۵. ساختار شبکه سه‌لایه FFBP به منظور پیش‌بینی الگوهای جریان افقی مایع-مایع.

### ۳- نتایج و بحث

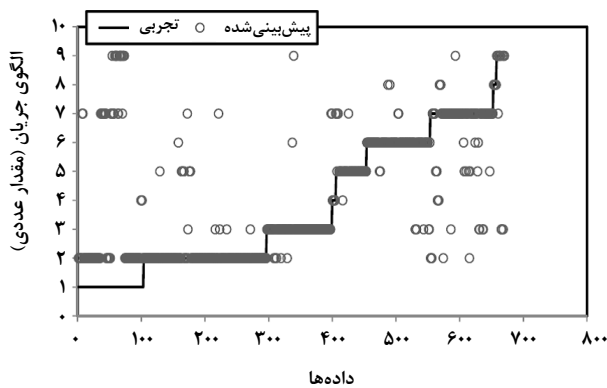
#### ۳-۱- پیش‌بینی الگوی جریان با شبکه FFBP

در این‌جا، از یک شبکه FFBP با یک لایه مخفی استفاده شد که در هر دو لایه خروجی و مخفی آن، از تابع فعالیت تانژانت‌های پربولیکسی گموید (*tansig*) استفاده شد. در شکل (۵) ساختار شبکه FFBP برای پیش‌بینی الگوهای جریان (مقدار عددی اختصاص یافته) با ۷ ورودی و یک لایه مخفی نشان داده شده است.

مجموعه داده‌هایی که به منظور طراحی یک شبکه عصبی FFBP به‌کار می‌رود، غالباً به سه دسته آموزش، تعیین اعتبار (تایید)، و آزمون تقسیم می‌شود. در ابتدا، اطلاعات کامل مجموعه آموزش به شبکه داده می‌شود. به بیان دیگر، شبکه، هم ورودی و هم خروجی مطلوب دسته آموزش را در اختیار دارد و در مرحله آموزش بر اساس این اطلاعات پارامترهای خود را تنظیم می‌کند (آموزش با ناظر).



شکل ۶. عملکرد شبکه FFBP بر روی مجموعه آزمون به ازای تعداد مختلف عصب در لایه مخفی.



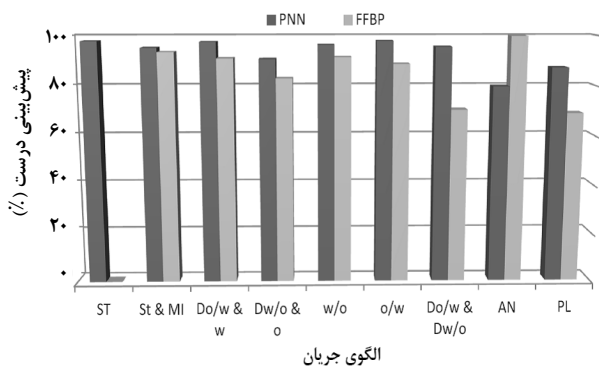
شکل ۷. مقایسه الگوهای جریان پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی FFBP با الگوهای جریان تجربی.

### ۳-۲ پیش‌بینی الگوی جریان با شبکه PNN

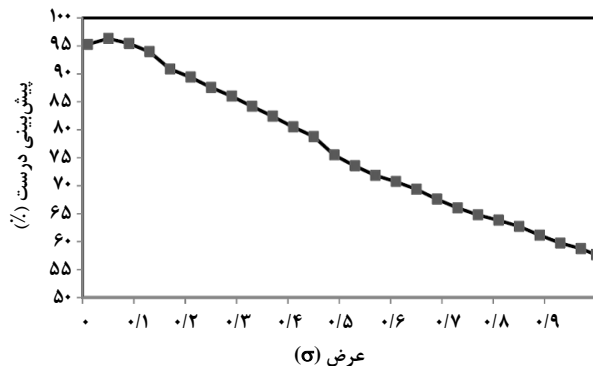
از آنجا که در شبکه PNN روش تکرار در فرایند آموزش صورت نمی‌گیرد، پیش‌آموزش نیز اتفاق نمی‌افتد. از این‌رو داده‌ها تنها به دو دسته آموزش و آزمون تقسیم شدند: پنجاه درصد داده‌ها (۹۵۶ داده) برای مجموعه آموزش و ۵۰ درصد باقیمانده برای مجموعه آزمون. مجموعه آموزش شبکه چنان اختیار شد که جامعیت کافی را به منظور یادگیری رابطه بین پارامترهای مربوط به هر الگو و متمایز کردن آن از سایر پارامترهای الگوهای جریان دیگر داشته باشد. به منظور یافتن مناسب‌ترین عرض برای تابع گاوسی، میزان دقت شبکه (درصد پیش‌بینی درست) برای مجموعه داده‌های آزمون در شناسایی الگوهای جریان، به ازای عرض‌های مختلف با یکدیگر مقایسه شد. شکل (۸) طرح کلی این روند را نشان می‌دهد.

دسته تعیین اعتبار به این منظور استفاده می‌شود که شبکه به جای یادگیری، داده‌ها را به صورت حفظی (یادسپاری) نکند. در واقع، این دسته یک عامل محدودکننده برای شبکه عصبی است که شبکه را وادار می‌کند در صورت از حفظ کردن داده‌ها (بیش‌آموزش) متوقف شود. بر همین اساس، در همه سامانه‌ها داده‌ها به سه دسته آموزش، تعیین اعتبار و آزمون تقسیم می‌شود. در این کار، ۹۵۶ داده برای آموزش (۵۰٪ داده‌ها)، ۲۸۷ داده برای تعیین اعتبار (۱۵٪ داده‌ها)، ۶۶۹ داده برای آزمون (۳۵٪ داده‌ها) اختصاص یافت. در مورد مجموعه آزمون، شبکه هیچ‌گونه آشنایی قبلی با این داده‌ها ندارد و فقط این داده‌ها به شبکه داده و خروجی آن گرفته می‌شود. شبکه باید هم در پیش‌بینی مقادیری که در آموزش به کار برده شده، و هم در پیش‌بینی مقادیری که در آزمون استفاده نشده، موفق عمل کند. پاسخی که شبکه برای مجموعه آزمون به دست می‌آورد، مبنای سنجش عملکرد شبکه خواهد بود. رمزگذاری مربوط به تمامی سامانه‌ها با سود جستن از نرم‌افزار MATLAB R2012b [۳۰] انجام شد. با توجه به این که امکان هم‌پوشانی عصب‌ها توسط یکدیگر وجود دارد، کم یا زیاد شدن حتی یک عصب در لایه مخفی ممکن است تاثیر زیادی در نتایج داشته باشد. برعکس، افزایش یا کاهش تعداد زیادی از نرون‌ها تغییر چشمگیری در نتایج نداشته باشد [۲۲]. پس، با چندین بار تکرار روند آموزش شبکه به ازای هر تعداد خاص از عصب‌ها در لایه مخفی (روش سعی و خطا) و تعیین خطای مجموعه آزمون در هر مرتبه، در نهایت تعداد عصب‌های بهینه در لایه مخفی که با آن، شبکه کمترین خطا و یا به بیانی بیشترین درصد پیش‌بینی درست الگوهای جریان را دارا بود، انتخاب شد (شکل (۶)).

مطابق شکل (۶) لایه مخفی با تعداد ۱۵ عصب بیشترین دقت (۷۳/۷۳٪) را در پیش‌بینی الگوها داشته است. بنابراین، در این کار شبکه FFBP بهینه، شبکه‌ای است که در لایه مخفی آن ۱۵ عصب وجود داشت. در شکل (۷) نتایج حاصل از این شبکه با الگوهای جریان تجربی مقایسه شده است. همان‌گونه که از شکل پیدا است، اگرچه شبکه عصبی FFBP اکثر الگوها را با دقت نسبتاً خوبی پیش‌بینی کرده است، اما در تشخیص الگوی جریان ST کاملاً ناتوان بوده است، به طوری که بیشتر نمونه‌های مربوط به آن الگو را به عنوان الگوی جریان ST & MI تشخیص داده است.



شکل ۱۰. مقایسه میزان دقت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی FFBP و PNN به تفکیک الگوی جریان.



شکل ۸. دقت پیش‌بینی شبکه PNN به ازای مقادیر مختلف عرض (σ) بر روی مجموعه آزمون.

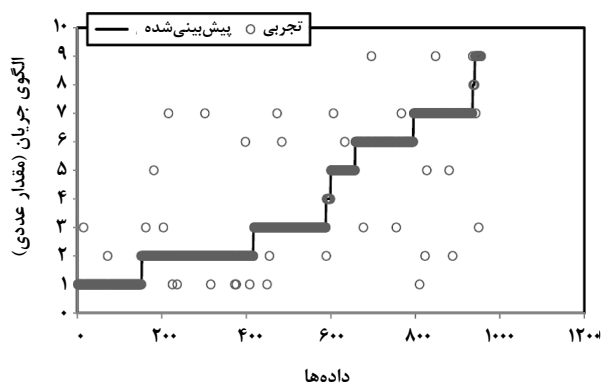
#### ۴- نتیجه‌گیری کلی

در این مقاله، با استفاده از ۱۹۱۲ داده جمع‌آوری شده از ۱۳ نقشه الگوی جریان، دو شبکه عصبی پس‌انتشار پیش‌خورد (FFBP) و شبکه عصبی احتمالی (PNN) به منظور پیش‌بینی الگوی جریان مایع-مایع آموزش داده شد. سرعت‌های ظاهری آب و نفت، نسبت گرانی و چگالی نفت به آب و کشش بین‌سطحی آنها، و همچنین قطر و میزان زبری لوله به عنوان متغیرهای ورودی و ۹ الگوی جریان ST, ST & MI, Do/w & w, Dw/o & o, AN, Do/w & Dw/o, Do/w & w, w/o, PL به عنوان خروجی این شبکه‌ها انتخاب شد. نتایج نهایی نشان داد که ساختار بهینه شبکه PNN (ثابت عرض ۰/۰۵) با دقت ۹۶/۳۴٪ در پیش‌بینی الگوها، نسبت به ساختار بهینه شبکه FFBP (۱۵ نرون در لایه مخفی) با دقت پیش‌بینی ۷۳/۷۳٪، عملکرد بهتری داشت. همچنین، بر خلاف PNN که تمامی الگوهای جریان را به خوبی شناسایی کرد، FFBP در تشخیص الگوی جریان لایه‌ای کاملاً دچار اشتباه شد. در نتیجه، می‌توان از شبکه PNN آموزش‌یافته به عنوان مدلی جامع به‌منظور پیش‌بینی الگوهای جریان افقی مایع-مایع به کار گرفت.

#### مراجع

- [1] Trallero, J. L., "Oil-water Flow Patterns in Horizontal Pipes", Ph.D. Dissertation. University of Tulsa. Oklahoma, (1995).
- [2] Kumara, W. A. S., Halvorsen, B. M., Melaaen, M. C., "Pressure drop, flow pattern and local water volume fraction measurements of oil-water flow in pipes", Meas. Sci. Technol., 20, 11, (2009).
- [3] Simmons, M. J. H., Azzopardi, B. J., "Drop size distributions in dispersed liquid-liquid pipe flow", Int. J. Multiphase Flow, 27, 843-859, (2001).

مطابق این شکل، طراحی شبکه با عرضی معادل ۰/۰۵ بهترین نتیجه را به‌دست می‌دهد که در آن بیشترین درصد پیش‌بینی، درست (۹۶/۳۴٪) به‌دست آمد. در شکل (۹) الگوهای جریان پیش‌بینی‌شده توسط شبکه توسط PNN با الگوهای جریان تجربی مقایسه شده است. همان‌گونه که از این شکل پیداست، شبکه عصبی PNN تمامی الگوهای جریان را با دقت بسیار خوبی تشخیص داد.



شکل ۹. مقایسه الگوهای جریان پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی PNN بر روی مجموعه آزمون با الگوهای جریان تجربی.

به‌منظور مقایسه تفصیلی‌تر عملکرد شبکه‌های عصبی FFBP و PNN میزان دقت آنها در تشخیص الگوهای جریان به تفکیک نوع الگو در شکل (۱۰) ارائه شده است. همان‌گونه که مشخص است، در تشخیص تمامی الگوهای جریان جزء الگوی جریان AN، شبکه PNN عملکرد بهتری بروز داده است؛ بخصوص در تشخیص الگوی ST که شبکه FFBP آن را کاملاً اشتباه پیش‌بینی کرد.

- [4] Utvik, O. H., Rinde, T., Valle, A., "An experimental comparison between a recombined hydrocarbon-water fluid and a model fluid system in three-phase pipe flow", *J. Energy Resour. Technol. Trans. Asme.*, 123 (4), 253-259, (2001).
- [5] Xu, X., "Study on oil-water two-phase flow in horizontal pipelines", *J. Pet. Sci. Eng.*, 59, 43-58, (2007).
- [6] Vedapuri, D., "Studies on oil-water flow in inclined pipelines", Ph.D Thesis, Ohio University, (1999).
- [7] Angeli, P., Hewitt, G.H., "Flow Structure in Horizontal Oil-Water Flow", *Int. J. of Multiphase Flow*, 26, 1117-1140, (2000).
- [8] Nadler, M., Mewes, D., "Flow induced emulsification in the flow of two immiscible liquids in horizontal pipes", *Int. J. Multiphase Flow*, 23, 55-68, (1997).
- [9] Rodriguez, O. M. H., Oliemans, R. V. A., "Experimental study on oil-water flow in horizontal and slightly inclined pipes", *Int. J. Multiphase Flow*, 32, 323-343, (2006)
- [10] Bannwart, A. C., Rodriguez, O. M. H., de Carvalhom, C. H. M., Wang, I. S., Vara, R. M. O., "Flow patterns in heavy crude oil-water flow", *J. Energy Resour. Technol. Trans. ASME*, 126(3) 184-189, (2004).
- [11] Mandal, T. K., Chakrabarti, D. P., Das, G., "Oil water flow through different diameter pipes", *Trans IChemE Part A. Chem. Eng. Res. Des.* 85, 1123-1128, (2007).
- [12] Wegmann, A., Von Rohr, P. R., "Brief communication: two phase liquid-liquid flows in pipes of small diameters", *Int. J. Multiphase Flow*, 32, 1017-1028, (2006).
- [13] Yousuf, N., "Experimental study in horizontal oil-water flow", PhD Thesis, Ahmadu Bello University, Nigeria, (2011).
- [14] Raj, T. S., Chakrabarti, D. P., Das, G., "Liquid-liquid stratified flow through horizontal conduit", *Chem. Eng. Technol.*, 28, 899-907, (2005).
- [15] Elseth, G., "An experimental study of oil-water flow in horizontal pipes", PhD. Thesis. The Norwegian University of Science and Technology, Porsgrunn, (2001).
- [16] Brauner, N., Moalem Maron, D., Rovinsky, J., "A two-fluid model for stratified flows with curved interfaces", *Int. J. Multiph. Flow* 24 (6), 975-1004, (1998).
- [17] Shippen, M. E., Scott, S. L., "A Neural Network Model for Prediction of Liquid Holdup in Two-Phase Horizontal Flow", *SPE*, 77499, (2002).
- [18] Malayeri, M. R., Steinhagen, H. M., Smith, J. M., "Neural network analysis of void fraction in air/water two-phase flows at elevated temperatures", *Chem. Eng. Process*, 42, 587-597, (2003).
- [19] Castillo, A. Á. del., Santoyo, E., Garcia-Valladares, O., "A new void fraction correlation inferred from artificial neural networks for modeling two-phase flows in geothermal wells", *Comput. Geosci.* 41, 25-39, (2012).
- [20] Sharma, H., Das, G., Samanta, A. N., "ANN-Based Prediction of Two-Phase Gas-Liquid Flow Patterns in a Circular Conduit", *AIChE. J.* 52, 3018-3028, (2006).
- [21] Shirley, R., Chakrabarti, D. P., Das, G., "Artificial neural networks in liquid-liquid two-phase flow", *Chem. Eng. Comm.* 199, 1520-1542, (2012).
- [۲۲] ثقه الاسلامی، ناصر؛ کریمی، هجیر؛ اخوت، احمد؛ وطن خواه، غلامحسین. "اصول و کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در صنایع نفت و گاز"، چاپ اول، ص ۱۰، (۱۳۸۸).
- [۲۳] محمدی، مجید؛ تیموری خانه‌سری، ناصر. "شبکه‌های عصبی مصنوعی؛ ابزاری دقیق در حل مسائل مهندسی نفت"، مجله مهندسی شیمی ایران، شماره ۲۲، ص ۷۵، (۱۳۸۵).
- [24] Specht, D. F., "Probabilistic neural networks," *Neural Networks*, 3, 109-118, (1990).
- [25] Alkaya, B., Jayawardena, S. S., Brill J. P., "Oil-Water Flow Patterns in Slightly Inclined Pipes", *Proceedings ETCE/OMAE Joint Conference, New Orleans, USA*, (2000).
- [26] Lovick, J., Angeli, P., "Experimental Studies on the Dual Continuous Flow Pattern in Oil-Water Flows", *Int. J. Multiphase Flow*, 30, 139-157, (2004).
- [27] Xu, J., Wu, Y., Feng, F., Chang, Y., Li, D., "Experimental investigation on the slip between oil and water in horizontal pipes", *Exp. Therm. Fluid Sci.*, 33, 178-183, (2008).
- [28] Guzhov, A., Grishin, A. D., Medredev, V. F., Medredeva, O. P., "Emulsion Formation during the Flow of Two Immiscible Liquids", *Neft. Choz.*, 8, 58-61, (1973).
- [29] Stapelberg, H. H., Mewes, D., "Experimental studies of the stratified flow of two immiscible liquids and air in a horizontal pipe", *European Two-Phase Flow Group Meeting, Paris*, (1989).
- [30] Math Works, MATLAB® R2012b, *Neural Network Toolbox*, The MathWorks, Inc., Natick, MA, (2012).