

اندازه‌گیری دقیق درصد کسر حجمی در جریان‌های سه‌فازی با استفاده از فناوری پرتو گاما و شبکه عصبی مصنوعی

سیده زهرا اسلامی‌راد*⁺

گروه فیزیک، دانشکده علوم پایه، دانشگاه قم، قم، ایران

رضا قلی‌پور پیوندی

دانشکده فیزیک و مهندسی هسته‌ای، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

چکیده: پیش‌بینی دقیق درصد کسر حجمی در جریان‌های سه‌فازی آب - گازوئیل - هوا در شرایط عملیاتی ناپایدار، پارامتر مهمی در صنایع نفت و پتروشیمی می‌باشد. در این پژوهش، اندازه‌گیری دقیق درصد کسر حجمی در سه فاز آب-گازوئیل-هوا با استفاده از فناوری تضعیف پرتو گامای تک انرژی و شبکه عصبی برای اولین بار انجام شد. تعیین درصد کسر حجمی حداقل نیاز به دو چشمه رادیواکتیو با انرژی‌های متفاوت دارد. در حالی که در این مطالعه، تنها یک چشمه رادیواکتیو ^{137}Cs (با تک انرژی 662 keV) و یک آشکارساز سدیم یدید NaI(Tl) برای تعیین درصد کسر حجمی در سه فاز مورد استفاده قرار گرفت. همچنین، مدل پرسپترون چند لایه شبکه عصبی برای پیش‌بینی درصد کسر حجمی اعمال شد. نتیجه‌های به دست آمده از آزمایش‌های تجربی، داده‌های مورد نیاز برای آموزش و آزمون شبکه را فراهم می‌کند. ورودی‌های شبکه، طیف‌های ثبت شده در آشکارساز هستند، به طوری که ماتریس مجموعه داده‌ها برای شبکه عصبی $Y(118 \times 42)$ می‌باشد. در این شبکه تعداد نورون‌ها در لایه درونی، پنهان و خروجی به ترتیب ۱۱۸، ۱۰ و ۳ است. با استفاده از این روش پیشنهادی، درصد کسر حجمی در سه فاز آب - گازوئیل - هوا با درصد خطای نسبی میانگین (MRE%) کم‌تر از ۶.۹۵٪ و خطای جذر میانگین مربع (RMSE) ۲.۶۰ پیش‌بینی شد. ترکیب بندی استفاده شده در این روش ساده تر از روش‌های پیشنهادی دیگر است. بنابراین قیمت، ایمنی تابش و حفاظ‌سازی به کم‌ترین مقدار ممکن خواهد رسید.

واژه‌های کلیدی: درصد کسر حجمی؛ جریان‌های سه‌فازی؛ پرتو گاما؛ شبکه عصبی مصنوعی.

KEYWORDS: Volume fraction percentage; Three-phase flows; Gamma-ray; Artificial neural network.

مقدمه

و گاز می‌باشد. از آنجایی که اکتشاف‌های فراورده‌های هیدروکربنی در هر دو موقعیت میدان‌های نزدیک به ساحل^(۱) و دور از ساحل^(۲)

تعیین و پیش‌بینی درصد کسر حجمی در سه فاز آب - نفت - گاز به عنوان جریان غالب، پارامتر مهمی در صنایع بالادستی در حوزه نفت

*E-mail: szislami@qom.ac.ir

*عهده دار مکاتبات

(۱) On-shore

(۲) Off-shore

در همه ی مقاله‌ها و پژوهش‌های انجام شده در سراسر دنیا برای تعیین درصد کسر حجمی در سه فاز، حداقل دو چشمه با انرژی‌های متفاوت و دو آشکارساز به کار برده می‌شود. اما در این پژوهش تعیین درصد کسر حجمی به دقت در سه فاز آب - نفت - گاز با استفاده از یک چشمه ^{137}Cs (با تک انرژی 662keV) و یک آشکارساز NaI(Tl) همراه با شبکه عصبی برای اولین بار انجام می‌پذیرد.

بخش تجربی

چیدمان تجربی

چیدمان آشکارساز و چشمه‌ی رادیو اکتیو به منظور فراهم نمودن داده‌های مورد نیاز برای آموزش و آزمون شبکه عصبی طراحی شد تا بدین وسیله درصد کسر حجمی در سه فاز آب - گازوئیل - هوا را پیش بینی نماید. مخزن پلی اتیلنی با قطر داخلی 30 cm ، ضخامت 0.3 cm و ارتفاع $41/3\text{ cm}$ به عنوان لوله‌ی اصلی به کار برده شد. یک چشمه رادیواکتیو ^{137}Cs با اکتیویته 40 mCi زیر مخزن قرار گرفته و یک کولیماتور سربی با قطر 0.5 cm برای ایجاد یک پرتو مدادی استفاده شد. همچنین یک آشکارساز NaI(Tl) با قطر $5/08\text{ cm}$ و ارتفاع $5/08\text{ cm}$ در قسمت بالایی مخزن و مقابل چشمه قرار گرفت (شکل ۱). در این طراحی، سامانه الکترونیک هسته ای شامل یک بلور NaI(Tl) با قطر $5/08\text{ cm}$ (شرکت EPIC-چین)، لامپ تکثیر کننده ی فوتونی (مدل CR-169 BEIJING هاماماتسو، چین)، منبع تغذیه HV (CC228-01Y BEIJING، هاماماتسو، چین)، پیش تقویت کننده، تقویت کننده و یک تحلیلگر چند کاناله^(۳) (G.G.104 شرکت بعثت، ایران) می‌باشد که روی ۲۵۶ کانال تنظیم شده است. چیدمان تجربی در شکل ۱ نشان داده شده است.

آب، گازوئیل و هوا با چگالی‌های 1 g/cm^3 ، $0/86\text{ g/cm}^3$ و $0/012\text{ g/cm}^3$ به عنوان فازهای مایع، مایع و گاز در جریان‌های سه فاز انتخاب شده است. این ترکیب‌ها در مخزن به صورت لایه‌ای قرار گرفته است به طوری که ارتفاع سه لایه برابر $41/3\text{ cm}$ می‌باشد که در شکل ۱ نشان داده شده است. تعداد ۴۸ نمونه با کسرهای حجمی متفاوت متشکل از جریان‌های آب - گازوئیل - هوا به صورت تجربی تولید شد. مجموعه داده‌های اکتسابی (طیف‌ها) از ۴۲ نمونه برای آموزش

چالشی بزرگ بوده و برخی زمان‌ها مخلوط‌های شامل این سه فاز در لوله‌های افقی و عمودی از چاه‌های هیدروکربنی در اعماق بستر دریا به طرف تأسیسات پالایشگاهی واقع در ساحل به جریان در می‌آیند، در نتیجه اطلاع از درصد کسر حجمی در این خطوط جریان، به منظور مدیریت مخزن‌های، توسعه میدان‌ها، کنترل عملکرد و تخصیص تولید بسیار نیاز است.

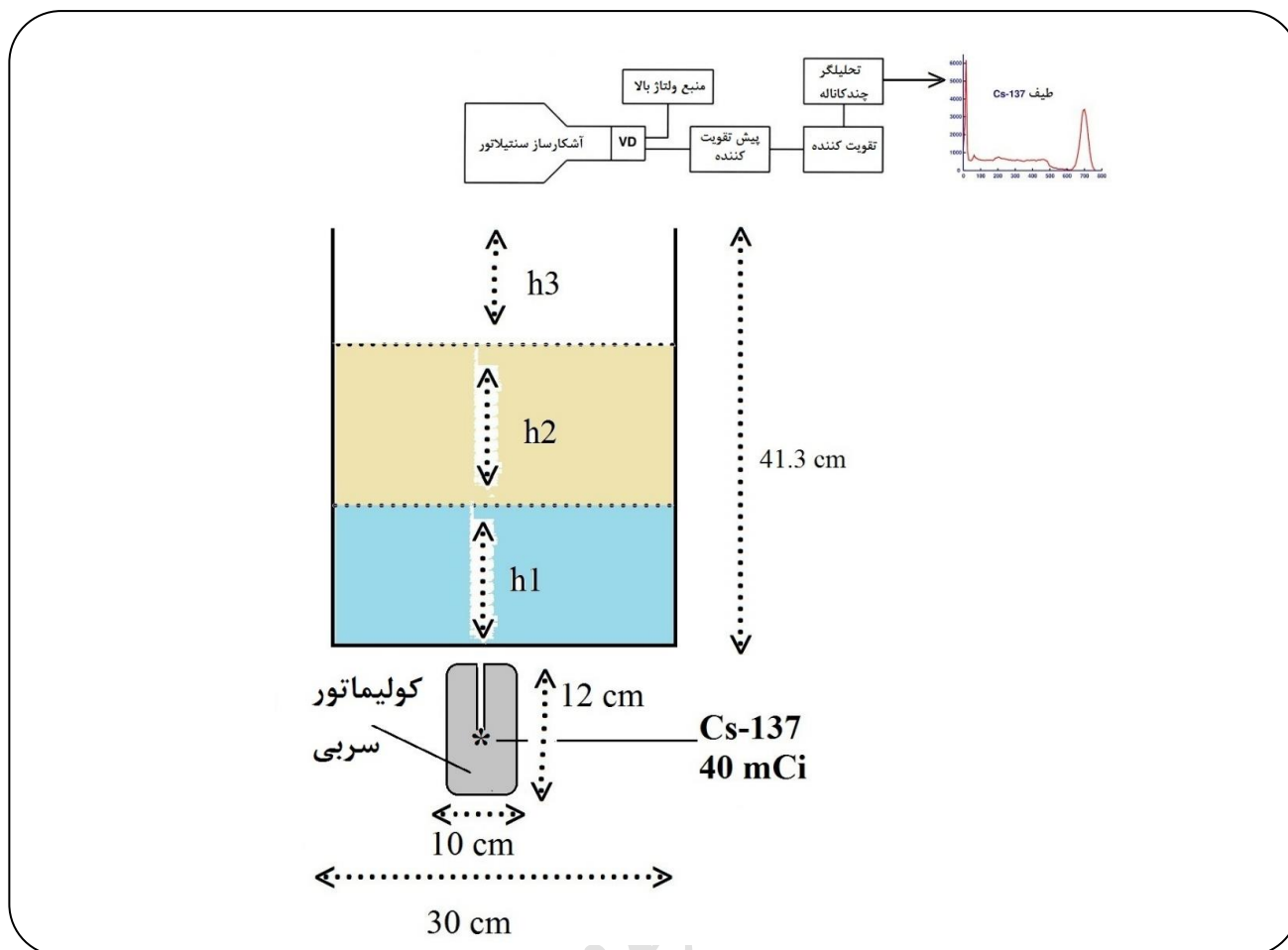
تعیین کسر حجمی در جریان‌های دو فاز و سه فاز و استفاده از فناوری‌های گوناگون شامل روش‌های الکتریکی، نوری، فراصوت، همچنین جداسازهای آزمون انجام می‌شود که روش‌هایی پرهزینه و بدون توانایی مانیتورینگ پیوسته و همچنین زمان بر می‌باشد [۶-۱]. بنابراین روش‌های تابش، به ویژه استفاده از پرتوهای گاما به صورت تک پرتو و یا تصویربرداری مقطعی از فناوری‌های به روزی هستند که در حال حاضر، پژوهشگران به صورت گسترده در حال مطالعه بر روی آن‌ها می‌باشند. این روش‌های ساده، غیر مخرب و برخط هستند و به طور پیوسته می‌توانند حجم بزرگی از جریان سه فاز آب، نفت و گاز را به طور برخط و با صرف پایین ترین هزینه اندازه‌گیری نمایند.

در سال‌های اخیر، بسیاری از پژوهشگران و مهندسان، فناوری‌های هسته‌ای همچون نوترون، ایکس و تابش‌های گاما را به منظور تعیین و پیش بینی کسرهای حجمی در جریان‌های دو و سه فاز در لوله‌ها، بدون اصلاح شرایط عملیاتی و به صورت غیر مخرب در صنایع نفت و پتروشیمی به کار برده‌اند [۶-۱]. در مقایسه با فناوری‌های هسته‌ای، تابش پرتوگاما به دلیل سادگی و کم هزینه بودن متداول تر از روش‌های دیگر است. به عنوان نمونه سالگادو^(۱) و همکاران کسر حجمی سامانه سه فاز آب - نفت - گاز را به وسیله‌ی روش تضعیف پرتو گاما متشکل از چشمه‌ی پرتو گاما با انرژی دو گانه و دو آشکارساز NaI(Tl) و شبکه‌های عصبی مصنوعی^(۲) پیش بینی نموده‌اند. همچنین آن‌ها با استفاده از سه آشکارساز و دو چشمه پرتو گاما ^{152}Eu با انرژی 121 keV و ^{133}Ba با انرژی 356 keV که با استفاده از کد MCNP شبیه سازی شده بود توانستند درصد کسر حجمی در سه فاز را پیش بینی نمایند [۷، ۸]. همچنین روشی و همکاران تنها با یک آشکارساز NaI(Tl) و چشمه انرژی دو گانه شامل ^{241}Am (59.5 keV) و ^{137}Cs (662keV) توانستند درصد کسر حجمی در سه فاز نفت - گاز - آب را به همراه شبکه عصبی پیش بینی نمایند [۹].

(1) Salgado et al.

(۳) Multi Channel Analyzer (MCA)

(۲) Artificial neural network



شکل ۱- پیکربندی نمونه، چشمه و آشکارساز (چیدمان تجربی).

در این معادله‌ها μ_1 ، μ_2 و μ_3 ضریب‌های تضعیف خطی (اولین انرژی) به ترتیب برای اولین، دومین و سومین فاز است. μ'_1 ، μ'_2 و μ'_3 ضریب‌های تضعیف خطی (دومین انرژی) به ترتیب برای اولین، دومین و سومین فاز است. همچنین I_1 و I_2 شدت تابش عبوری و آشکارسازی شده برای اولین و دومین انرژی و $I_{1\gamma}$ و $I_{2\gamma}$ شدت تابش اولیه برای لوله‌ی خالی برای اولین و دومین انرژی و x قطر لوله یا ضخامت ماده است. α ، β و γ درصد کسر حجمی به ترتیب برای اولین، دومین و سومین فاز است [۱۰].

همچنین تعیین کسر حجمی در سه فاز می‌تواند با جذب پرتو گاما تک انرژی انجام پذیرد. طیف‌های اکتسابی از پودمان MCA منجر به معادله (۴) برای تعیین کسر حجمی می‌شود:

$$I_i = I_{i0} e^{-[\alpha\mu_{vi} + \beta\mu_{vi} + \gamma\mu_{vi}]x} \quad (4)$$

شبکه عصبی مطابق با جدول ۱ مورد استفاده قرار گرفت. تعداد ۶ نمونه برای ارزیابی روش شبکه عصبی استفاده شد.

فناوری‌های تابش برای اندازه‌گیری کسر حجمی

یکی از متداول‌ترین فناوری‌ها برای تعیین درصد کسر حجمی در سه فاز، استفاده از روش جذب پرتو گامای دو انرژی است. کاهش شدت پرتوهای گاما با قانون بیر^(۱) مشخص شده که تابعی از انرژی گاما، طول مسیر و ضریب تضعیف خطی ماده می‌باشد که در معادله (۱) بیان شده است:

$$I_1 = I_{10} e^{-[\alpha\mu_1 + \beta\mu_1 + \gamma\mu_1]x} \quad (1)$$

$$I_2 = I_{20} e^{-[\alpha\mu'_1 + \beta\mu'_1 + \gamma\mu'_1]x} \quad (2)$$

$$\alpha + \beta + \gamma = 1 \quad (3)$$

(۱) Beer

جدول ۱- درصد ترکیبها برای آموزش شبکه عصبی.

شماره نمونه	آب (%)	گازوئیل (%)	هوا (%)
۱	۰	۰	۱۰۰
۲	۴,۷	۰	۹۵,۳
۳	۴,۷	۴,۷	۹۰,۶
۴	۴,۷	۹,۱	۸۶,۲
۵	۴,۷	۱۳,۵	۸۱,۸
۶	۹,۱	۱۳,۵	۷۷,۴
۷	۱۳,۵	۱۷,۸	۶۸,۷
۸	۱۳,۵	۲۲,۱	۶۴,۴
۹	۱۳,۵	۲۶,۴	۶۰,۱
۱۰	۱۳,۵	۳۰,۶	۵۵,۹
۱۱	۱۷,۸	۳۰,۶	۵۱,۶
۱۲	۱۷,۸	۳۴,۷	۴۷,۵
۱۳	۱۷,۸	۳۸,۸	۴۳,۳
۱۴	۲۲,۱	۴۲,۹	۳۵
۱۵	۲۲,۱	۴۶,۹	۳۱
۱۶	۲۲,۱	۵۰,۸	۲۷
۱۷	۲۲,۱	۵۴,۷	۲۳,۱
۱۸	۲۶,۴	۵۴,۷	۱۸,۹
۱۹	۲۶,۴	۵۸,۶	۱۵
۲۰	۲۶,۴	۶۲,۴	۱۱,۲
۲۱	۲۶,۴	۶۹,۹	۳,۷
۲۲	۲۶,۴	۷۳,۶	۰
۲۳	۰,۲	۴,۷	۹۵,۱
۲۴	۹,۱	۴,۷	۸۶,۲
۲۵	۱۳,۵	۴,۷	۸۱,۸
۲۶	۱۳,۵	۹,۱	۷۷,۴
۲۷	۱۷,۸	۹,۱	۷۳
۲۸	۱۷,۸	۱۳,۵	۶۸,۷
۲۹	۲۶,۴	۱۳,۵	۶۰,۱

ادامه جدول ۱- درصد ترکیب‌ها برای آموزش شبکه عصبی.

۵۵٫۹	۱۳٫۵	۳۰٫۶	۳۰
۵۱٫۶	۱۷٫۸	۳۰٫۶	۳۱
۴۷٫۵	۱۷٫۸	۳۴٫۷	۳۲
۴۳٫۳	۱۷٫۸	۳۸٫۸	۳۳
۳۹٫۳	۱۷٫۸	۴۲٫۹	۳۴
۳۱	۲۲٫۱	۴۶٫۹	۳۵
۲۷	۲۲٫۱	۵۰٫۸	۳۶
۲۳٫۱	۲۲٫۱	۵۴٫۷	۳۷
۱۸٫۹	۲۶٫۴	۵۴٫۷	۳۸
۱۵	۲۶٫۴	۵۸٫۶	۳۹
۱۱٫۲	۲۶٫۴	۶۲٫۴	۴۰
۷٫۴	۲۶٫۴	۶۶٫۲	۴۱
۰	۲۶٫۴	۷۳٫۶	۴۲

حذف شد. بنابراین ناحیه‌های کانال‌های ۱۶۶-۴۸ برای آموزش شبکه و پیش بینی انتخاب شد. شکل ۳ پرتو ^{137}Cs را همراه با انتخاب کانال‌ها نشان می‌دهد.

شبکه عصبی با در نظر گرفتن شدت (میزان شمارش‌ها) در هر کانال (I_i) و متناسب با ترکیب‌های گوناگون α_j ، β_j و γ_j که شبکه براساس آن آموزش داده شده است، ترکیب‌های مجهول را پیش بینی می‌کند.

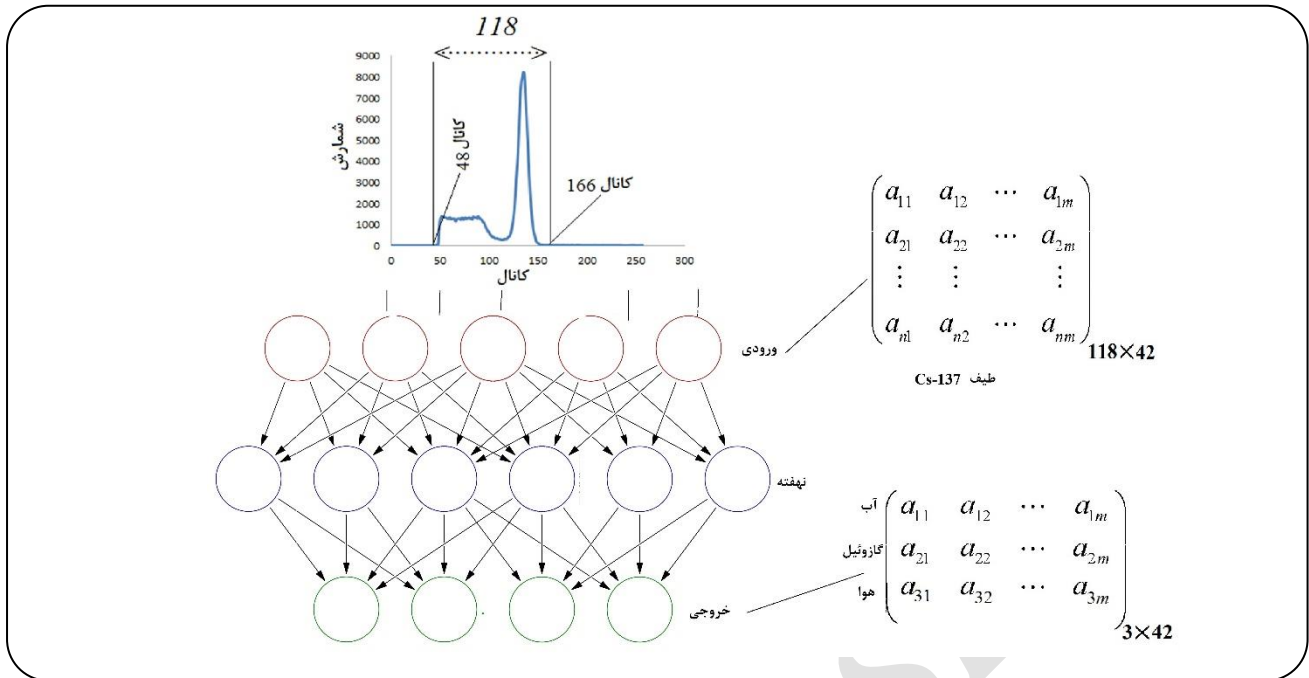
مطابق با شکل ۳، پرتوهای عبوری پرتوی گاما به صورت ورودی شبکه استفاده می‌شود که هر کانال به صورت یک μ_{ii} عمل می‌نماید. برای نمونه، پرتو گامای ^{137}Cs در یک تحلیلگر چند کاناله (۲۵۶ کانال) برای بازه انرژی ۰-۱۰۰۰ keV به ازای هر کانال، به تقریب انرژی ۴keV دارد. در واقع، هر کانال به عنوان یک چشمه با انرژی متفاوت عمل می‌نماید.

آموزش شبکه عصبی برای پیش بینی درصد کسر حجمی

شبکه‌های عصبی مصنوعی یا به زبان ساده‌تر شبکه‌های عصبی، سامانه‌ها و روش‌های محاسباتی نوینی برای آموزش و اعمال داده‌های تجربی به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده هستند. ایده اصلی این گونه شبکه‌ها برگرفته از شیوهی کارکرد سامانه عصبی زیستی،

که I_i شدت عبوری برای i امین کانال در تحلیلگر چند کاناله، I_{i1} شدت اولیه عبوری از لوله خالی برای i امین کانال، μ_{i1} ، μ_{i2} و μ_{i3} ضریب‌های تضعیف خطی (انرژی مربوط به i امین کانال) به ترتیب برای اولین، دومین و سومین فاز می‌باشد. همچنین α ، β و γ درصد کسر حجمی به ترتیب برای اولین، دومین و سومین فاز است.

در کار ما، هدف پیش بینی درصد کسر حجمی در سه فاز با استفاده از پرتوهای گامای عبوری تک انرژی و شبکه عصبی مصنوعی است. مطابق با آنچه گفته شد، داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه از داده‌های تجربی توصیف شده در بخش پیش به دست آمد. ورودی‌های شبکه، طیف‌های ثبت شده در آشکارساز NaI (TI) می‌باشند به طوری که ماتریس $Y(m \times n)$ نشان دهنده‌ی طیف‌های به دست آمده از آشکارساز است که سطرها (m) کانال‌ها و ستون‌ها (n) تعداد طیف‌های اکتسابی از نمونه‌هاست. بنابراین مجموعه داده‌ها برای شبکه عصبی $Y(118 \times 42)$ می‌باشد (شکل ۲). مطابق با آنچه گفته شد طیف‌های گامای عبوری به عنوان ورودی بکار می‌رود. بنابراین انتخاب ناحیه‌های بهینه طیف، دقت و زمان آموزش را کاهش می‌دهد. در این مطالعه، نمونه‌های پرتو در ۲۵۶ کانال ثبت شد و کانال‌های آغازین و پایانی پرتو با اطلاعات جزئی برای همه‌ی نمونه‌ها



شکل ۲- مدل پرسپترون چند لایه‌ای شبکه‌ی عصبی برای تعیین درصد کسر حجمی.

عملکرد خود را طی یک فرایند یادگیری فرا می‌گیرند [۱۱-۱۵]. یکی از ساده‌ترین و کارآمدترین چیدمان‌های پیشنهادی برای استفاده در مدل سازی، مدل پرسپترون چند لایه^(۱) می‌باشد که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل یافته است. در این ساختار، تمام نورون‌های یک لایه به تمام نورون‌های لایه بعد متصل هستند. این چیدمان به اصطلاح یک شبکه با اتصالات کامل را تشکیل می‌دهد. در این مطالعه، درصد‌های کسر حجمی در سه فاز با مدل پرسپترون چند لایه پیش بینی می‌شوند که در شکل ۲ شمای شبکه پرسپترون آن نشان داده شده است. در این شبکه تعداد نورون‌ها در لایه داخلی، پنهان و خروجی به ترتیب ۱۱۸، ۱۰ و ۳ است. همچنین آموزش شبکه عصبی در این روش، با الگوریتم بایاسین رگولاسیون^(۲) انجام شده و این فرایند چندین بار تکرار شده (۱۳۰ بار) تا شبکه به بهترین کارایی برسد.

پس از اجرا و آموزش فناوری شبکه عصبی، به منظور ارزیابی دقت آن، نتیجه‌های پیش بینی شده با داده‌های تجربی مقایسه شد. این عمل با دو نوع خطا متشکل از درصد خطای نسبی میانگین^(۱) و خطای جذر میانگین مربع^(۲) انجام شد که نشان دهنده دقت

برای پردازش داده‌ها و اطلاعات برای یادگیری و ایجاد دانش است. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای سامانه‌ی پردازش اطلاعات است. این سامانه از شمار زیادی عنصرهای پردازشی فوق‌العاده به هم پیوسته با نام نورون تشکیل شده که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کنند [۱۱-۱۵]. نورون کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. یک شبکه‌ی عصبی مجموعه‌ای از نورون‌هاست که با قرار گرفتن در لایه‌های گوناگون، معماری خاصی را بر مبنای ارتباط‌های بین نورون‌ها در لایه‌های گوناگون تشکیل می‌دهند. در شبکه‌ی عصبی هر نورون به طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتار نورون‌های بسیار است. به عبارت دیگر، نورون‌ها در یک روند همکاری، یکدیگر را تصحیح می‌کنند. یک شبکه عصبی مصنوعی، از سه لایه‌ی ورودی، خروجی و پردازش تشکیل می‌شود. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نورون) است که به طور عموم با همه‌ی نورون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند، مگر این که کاربر ارتباط بین نورون‌ها را محدود کند. ولی نورون‌های هر لایه با سایر نورون‌های همان لایه، ارتباطی ندارند. شبکه‌های عصبی به طور عمومی

(۱) Multi Layer Perceptron (MLP)

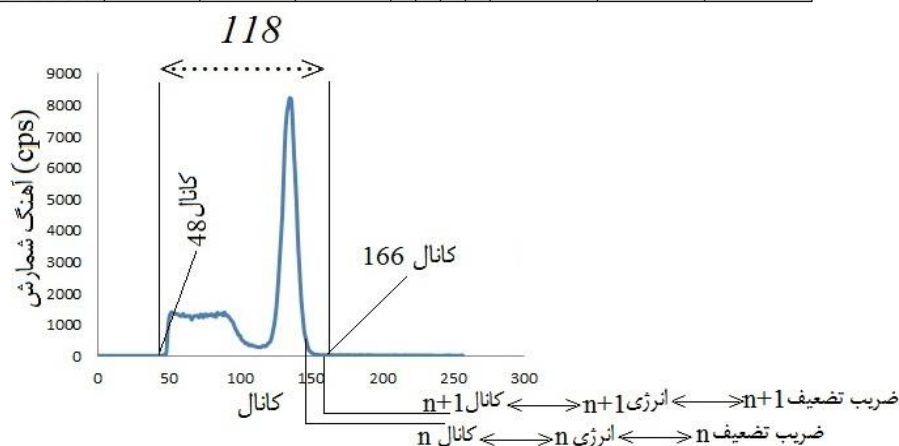
(۲) Bayesian regularization

(۳) Mean Relative Error % (MRE%)

(۴) Root Mean Square Error (RMSE)

	Sample1	Sample2	Sample3	Sample40	Sample 41	Sample42
Channel1										
Channel2										
Channel3										
Channel4										
.										
.	شدت									
.	شدت									
.	شدت									
.	شدت									
.	شدت									
.	شدت									
.										
Channel253										
Channel254										
Channel255										
Channel256										

کانال های انتخابی



شکل ۳- شمایی از پرتو ^{137}Cs به عنوان ورودی شبکه عصبی همراه با کانال های انتخابی بهینه.

نتیجه‌ها و بحث

در این پژوهش، پرتوهای گامای دریافت شده از آشکارساز به همراه شبکه عصبی، اطلاعات کافی برای پیش بینی درصد کسر حجمی در سه فاز را در بردارند. جدول ۲ درصد های کسر حجمی پیش بینی شده و تجربی برای نمونه‌ها را نشان می دهد. نتیجه‌های به دست آمده توانایی شبکه عصبی را به عنوان یک مدل سریع و دقیق برای پیش بینی درصد کسر حجمی مطابق با طیف‌های پرتو گاما عبوری از آشکارساز NaI(Tl) (تک چشمه - تک آشکارساز) بیان می کند. خطاهای RMSE و MRE% برای مقایسه نتیجه‌های تجربی و پیش‌بینی شده استفاده شد. کمیت MRE% برای مقدارهای درصد کسر حجمی پیش بینی شده و واقعی کمتر از

شبکه عصبی می باشد [۱۶]. رابطه و چگونگی محاسبه‌های مقدارهای خطا عبارتست از:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \hat{X}_i)^2}{N}} \quad (5)$$

$$\text{MRE}\% = 100 \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{X_i - \hat{X}_i}{X_i} \right| \quad (6)$$

که در آن X_i و \hat{X}_i به ترتیب مقدارهای تجربی و پیش بینی شده و N تعداد کل داده‌ها است. همچنین برای توصیف توانایی پیش بینی مدل، نمودار رگرسیون^(۱) بین مقدارهای کسرهای حجمی واقعی و پیش بینی ترسیم شد.

(۱) Regression

جدول ۲- مقایسه داده‌های تجربی و پیش بینی شده (شبکه عصبی) برای تعیین کسر حجمی.

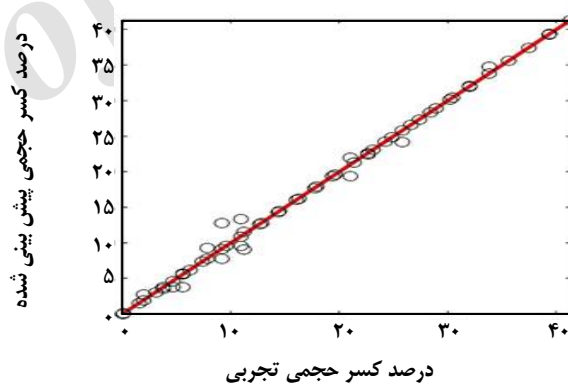
شماره نمونه	واقعی	آب (%)	گازوئیل (%)	هوا (%)
۱	واقعی	۹,۲	۱۷,۹	۷۲,۹
	شبکه عصبی	۸,۹	۱۹,۱	۷۱,۷
۲	واقعی	۱۷,۹	۴۲,۸	۳۹,۱
	شبکه عصبی	۱۶,۴	۴۷,۱	۳۶,۲
۳	واقعی	۲۶,۳	۶۶,۲	۷,۵
	شبکه عصبی	۳۱,۱	۶۰,۱	۸,۶
۴	واقعی	۲۲	۱۳,۵	۶۴,۳
	شبکه عصبی	۲۵,۵	۱۱	۶۳,۳
۵	واقعی	۴۲,۸	۲۲	۳۵
	شبکه عصبی	۴۵,۶	۲۱,۳	۳۲,۹
۶	واقعی	۶۹,۸	۲۶,۳	۳,۶
	شبکه عصبی	۶۵,۳	۳۰,۳	۴,۱

سالگادو و همکاران، با استفاده از پرتوهای گاما عبوری و پراکنده درصد کسر حجمی در سه فاز را با خطای $MRE\%$ کم‌تر از ۱۶,۵۱٪ گزارش کردند [۶]. همچنین روشنی و همکاران، با استفاده از پرتوهای گاما عبوری درصد کسر حجمی در سه فاز را با استفاده از چشمه انرژی دوگانه با خطای $MRE\%$ ۱٪ محاسبه نمودند [۹]. این خطا برای روش ما کمتر از ۶,۹۵٪ اندازه‌گیری شد. بنابراین این خطا بهتر از گروه سالگادو و همکاران است. این دقت می‌تواند برای مرحله‌های استخراج و فرایند در صنایع نفت و پتروشیمی کافی باشد.

در همه‌ی گزارش‌های ارایه شده، پژوهشگران دو انرژی گوناگون همراه با یک یا دو آشکارساز برای تعیین کسر حجمی در جریان‌های دو یا سه فازی استفاده نموده‌اند. اما در این پژوهش، درصد کسر حجمی در جریان‌های سه فازی با استفاده از یک چشمه تک انرژی و یک آشکارساز اندازه‌گیری شد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، چندین پیشرفت مرتبط با روش‌های به‌کار رفته برای پیش‌بینی درصد کسر حجمی در جریان‌های سه فازی آب - گازوئیل - هوا به‌دست آمد. ما برای نخستین بار با استفاده از تنها یک چشمه (تک انرژی) و یک آشکارساز به همراه



شکل ۴- مقایسه درصد کسر حجمی تجربی و پیش‌بینی شده برای کل داده‌ها (نمودار رگرسیون).

۶,۹۵٪ محاسبه شد. همچنین مقدار $RMSE$ ۲,۶۰ اندازه‌گیری شد. همچنین مقایسه بین نتیجه‌های پیش‌بینی شده و تجربی با استفاده از مدل شبکه عصبی ارایه شده، برای آموزش و آزمون داده‌ها در نمودار رگرسیون در شکل ۴ نشان داده شده است که نشان‌دهنده‌ی دقت بالای مدل ارایه شده است. سرانجام، کیفیت نتیجه‌های به دست آمده از روش ما برای پیش‌بینی درصد کسر حجمی با نتیجه‌های گزارش شده به‌وسیله‌ی دو گروه (سالگادو و همکاران، روشنی و همکاران) مقایسه شد [۹، ۶].

عصبی می‌تواند به دقت درصد کسر حجمی را پیش‌بینی نماید. بنابراین، این روش سریع، ساده، دقیق و ابزاری ارزان برای پیش‌بینی درصد کسر حجمی می‌باشد.

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، درصد کسر حجمی در سه فاز به دقت اندازه‌گیری شد. چیدمان به کار رفته در این روش ساده تر از روش‌های پیشنهادی دیگر می‌باشد. بنابراین هزینه، ایمنی تابش و حفاظ سازی به سبب کاهش تعداد چشمه‌های به کار رفته به کم‌ترین مقدار ممکن می‌رسد. با مقایسه کارایی مدل شبکه عصبی و رابطه‌ی به‌دست آمده از داده‌های تجربی، مشخص شد که شبکه

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۱/۱۳ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۸/۸

مراجع

- [1] Tjugum SA., Frieling J., Johansen G.A., [A Compact Low Energy Multibeam Gamma-Ray Densitometer for Pipe-Flow Measurements](#), *Nucl. Inst. Meth B*, **197**: 301-309 (2002).
- [2] Johansen GA., Jackson P., [Salinity Independent Measurement of Gas Volume Fraction in Oil/Gas/Water Pipe Flows](#), *Appl. Radiat. Isot*, **53**: 595-601(2000).
- [3] Abro E., Johansen GA., [Improved Void Fraction Determination by Means of Multibeam Gamma-Ray Attenuation Measurements](#), *Flow Meas. Instrum*, **10**: 99-108 (1999).
- [4] Chu IC., Song CH., [Development and Performance Evaluation of 32-Channel Gamma Densitometer for the Measurement of Flow Pattern and Void Fraction in the Downcomer of MIDAS Test Facility](#), *KAERI/TR-2045/2002*, KAERI (2002).
- [5] Chang SK., Park HS., Chung CH., [Analysis of the Test Results for the Two-Phase Critical Flow with Non-Condensable Gas](#). *KAERI/TR-2242/2002*, KAERI (2002).
- [6] Salgado CM., Brandao LEB., Pereira CMNA., Salgado WL., [Salinity Independent Volume Fraction Prediction in Annular and Stratified \(Water-Gas-Oil\) Multiphase Flows Using Artificial Neural Networks](#), *Prog. Nucl. Energy*, **76**: 17-23 (2014).
- [7] Salgado CM., Brandao LB., Pereira CMNA., Xavier da Silva A., Ramos R., [Prediction of Volume Fractions in Three-Phase Flows Using Nuclear Technique and Artificial Neural Network](#), *Appl. Radiat. Isot*, **67**: 1812–1818 (2009).
- [8] Abro E., Khoryakov VA., Johansen GA., [Determination of Void Fraction and Flow Regime Using a Neural Network Trained on Simulated Data Based on Gamma-Ray Densitometry](#), *Meas. Sci. Tech*, **10**: 619-630 (1999).
- [9] Roshani GH., Fegghi SAH., Mahmoudi-Aznavah A., Nazemi E., Adineh vand A., [Precise Volume Fraction Prediction in Oil-Water-Gas Multiphase Flows by Means of Gamma-Ray Attenuation and Artificial Neural Networks Using one Detector](#), *Measurement*, **51**: 34-41 (2014).
- [10] IAEA-TECDOC 1459., ["Technical Data on Nucleonic Gauges"](#), IAEA., Vienna (2005).
- [11] Taylor JG., ["Neural Networks and Their Applications"](#), John Wiley & Sons, Inc., Brighton (1996).

- [12] Gallant A.R., White H., [On Learning the Derivatives of an Unknown Mapping with Multilayer Feed Forward Networks](#), *Neural Networks*, **5**: 129-138 (1992).
- [13] Hagan MT., Menhaj M., [Training Feed Forward Networks with the Marquardt Algorithm](#), *IEEE Trans. Neural Networks*, **5**: 989-993 (1994).
- [14] Demuth H., Beale M., Hagan M., “[Neural Network Toolbox TM 6, User’s Guide](#), The Math Works”, Massachusetts (2008).
- [15] Zaknich A., “[Neural Networks for Intelligent Signal Processing](#)”, World Scientific Pub Co. Inc., Toh Tuck Link (2003).
- [16] Bisht DCS., Jangid A., [Discharge Modeling Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System](#). *Int. J. Adv.Sci. Tech*, **31**: 99-114 (2011).

Archive of SID