

## طراحی، بهینه سازی و بررسی عملکرد انواع سیستم‌های فازی در پیش‌بینی لزجت مخلوط گازهای هیدروکربنی

امیر احسان فیلی منفرد<sup>۱</sup>، محمد جواد شاطرزاده<sup>۲</sup>، زهره صفرپور<sup>۳</sup>، مهین شفیع<sup>۴</sup>

کرمان دانشگاه شهید باهنر کرمان بخش مهندسی شیمی

Ehssan.monfared@yahoo.com

### چکیده

محاسبه دقیق لزجت گازها و تخمین روند تغییرات آن با تغییر فشار و دما، در صنعت نفت و گاز به دلیل تاثیر آن بر برداشت مخزن، جریان سیال، ذخیره سازی و انتقال آن امری بسیار مهم است. اغلب روابط موجود جهت تخمین مقادیر لزجت گازها در حدود ۵۰ الی ۶۰ سال پیش ارائه شده‌اند. تعداد داده‌های محدودی که برای گسترش این روابط مورد استفاده قرار گرفته است، دقت عملکرد و حوزه کاربری این روابط را به بازه‌های خاصی از فشار و دما محدود می‌سازد. از سوی دیگر عدم قابلیت اعمال نمودارهای مرسوم همچون CBK در ابزارهای شبیه‌سازی جریان حرکت سیال و دینامیک سیالات محاسباتی، از بزرگترین کاستی‌های این نمودارهاست. برای حل این مشکلات در این تحقیق مدل‌های جدیدی بر اساس سیستم استنتاج فازی و با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی همچون نمودار CKB ارائه گردید. آنالیز خطای مدل‌های ارائه شده و مقایسه آن با دیگر روابط موجود نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر سیستم‌های فازی مانند FCM یا ANFIS و همچنین بهینه‌سازی آن‌ها با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک، دارای دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها بوده، ضمن قابلیت اعمال آسان در ابزارهای شبیه‌سازی جریان حرکت سیال، می‌تواند جایگزین مناسبی برای اکثر رابطه‌های فعلی باشد.

واژه‌های کلیدی: لزجت گاز، سیستم‌فازی، مدل‌سازی، الگوریتم ژنتیک

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری مهندسی شیمی، انجمن پژوهشگران جوان، دانشگاه شهید باهنر کرمان

<sup>۲</sup> دانشجوی دکتری مهندسی شیمی، دانشگاه شهید باهنر کرمان

<sup>۳</sup> مهندس‌سفرآورش شرکت بهره‌برداری نفت و گاز مارون

<sup>۴</sup> دانشیار مهندسی شیمی، پژوهشکده انرژی و محیط زیست، دانشگاه شهید باهنر کرمان

## ۱- مقدمه

گاز طبیعی، مخلوطی از گازهای هیدروکربنی شامل متان، سایر هیدروکربن ها و مواد غیر آلی نظیر دی اکسید کربن، نیتروژن و سولفید هیدروژن می باشد. خواص فیزیکی گاز طبیعی و علی الخصوص بررسی تاثیر تغییرات فشار، دما و وزن مولکولی بر روی آنها در مهندسی مخازن گازی بسیار با اهمیت هستند. یکی از مهم ترین خواص فیزیکی گاز طبیعی لزجت می باشد که بیانگر مقاومت گاز در برابر حرکت است. از آنجا که لزجت گاز تاثیر بسیار زیادی بر روی برداشت از مخزن، جریان سیال و نگهداری و انتقال آن دارد، تخمین و محاسبه دقیق آن بسیار مهم و حائز اهمیت است [۱]. اندازه گیری لزجت سیال مخصوصا در دما و فشار های بسیار زیاد فرایند بسیار مشکلی است چرا که لزجت گاز به تغییرات فشار و دما بسیار حساس بوده و با اعمال کوچکترین تغییر در فشار و دما، مقدار لزجت نیز تغییر میکند [۲]. از همین رو روابط متعددی جهت تخمین مقادیر لزجت گازها ارائه شده اند. اولین تلاش ها برای ارائه رابطه ای که بتواند مقدار لزجت را تخمین بزند در سال ۱۹۴۳ توسط بیکر و کتز صورت گرفت. در رابطه ارائه شده توسط آنها، مقدار لزجت گاز به عنوان تابعی از فشار، دما و وزن مولکولی بیان گردید و خطای میانگین ۵٫۸٪ گزارش شد [۳]. سپس در سال ۱۹۵۴، آقای کار و همکارانش روش سه مرحله ای مبتنی بر استفاده از نمودار را برای تخمین مقدار لزجت گاز در محدوده تغییرات دمایی بین ۳۲ تا ۴۹۹ درجه فارنهایت و فشار کاهیده تا مقدار ۲۰ ارائه کردند. رابطه کار<sup>۵</sup>، کوبایاشی<sup>۶</sup> و باروز<sup>۷</sup> که با علامت اختصاری (CKB) نشان داده می شود برای گاز های ترش و شیرین مورد استفاده قرار می گیرد و پاسخ های نسبتا دقیقی را برای هر دو نوع گاز می دهد. مقدار خطای میانگین ۳٫۸٪ برای این رابطه گزارش شده است. عیب عمده این روش این است که اساس کار آن بر استفاده از نمودار قرار گرفته و به همین جهت اعمال آن در نرم افزارهای شبیه ساز مخازن کاری دشوار به نظر می رسد [۴]. در سال ۱۹۶۲ جوزی و همکارانش رابطه ای برای به دست آوردن لزجت گاز خالص و مخلوط های گازی که شامل مواد خالصی مانند آرگون، نیتروژن، اکسیژن، دی اکسید کربن، دی اکسید سولفور، متان، اتان، پروپان، بوتان و پنتان ارائه نمودند. هرچند برای این رابطه درصد میانگین خطایی در حدود ۴ درصد گزارش شده است حوزه اعتبار آن تنها به چگالی های کاهیده ی کوچک تر از ۲ محدود میگردد [۵]. در سال ۱۹۶۵ دمپسی و همکارانش بر اساس برآزش نمودارهای CKB رابطه ای را برای تخمین نسبت لزجت گاز در فشار دلخواه به لزجت گاز در فشار اتمسفری ارائه کردند اما این رابطه پیش بینی دقیقی را در تمامی محدوده فشار و دمایی نداشت [۶]. در سال ۱۹۶۶ رابطه نیمه تجربی LGE با استفاده از بانک اطلاعاتی شامل ۳۰۰۰ داده به دست آمده از آزمایش های انجام شده بر روی مخلوط های هیدروکربنی جهت پیش بینی لزجت گاز هیدروکربنی به عنوان تابعی از دما، چگالی گاز و وزن مولکولی گاز ارائه گردید. مزیت عمده این روش در استفاده و بکارگیری آسان آن در ابزارهای شبیه سازی و برنامه نویسی کامپیوتری است. اما کاهش دقت پیش بینی با افزایش وزن مخصوص و همچنین عدم اعمال ضریب تصحیحی برای در نظر گرفتن اثر وجود مواد غیر هیدروکربنی مانند دی اکسید کربن و سولفید هیدروژن بر روی لزجت حوزه کاربرد این رابطه را به گازهای غیر ترش محدود می نماید [۷]. در سال ۲۰۰۳ لاندانو و همکارانش ها بر اساس الگوریتم برآزش غیر پارامتریک رابطه ای ضمنی برای توصیف رفتار لزجت گاز ارائه کردند و نشان دادند که لزجت گاز تابعی از متغیرهای لزجت گاز در فشار اتمسفری، چگالی و دمای گاز است. در این کار مجموعه ای از ۴۹۰۹ داده برای محاسبات برآزش این پارامترها مورد استفاده قرار گرفت که ۲۴۹۴ عدد آنها را اجزای خالص و ۲۴۱۵ عدد آنها مخلوط گازی تشکیل می دادند. در نهایت درصد خطای میانگین این مدل ۳٫۰۵٪ گزارش شده است [۸]. در سال ۲۰۱۰، القریشی و همکارانش با

<sup>5</sup>carr<sup>6</sup>Kobayashi<sup>7</sup>Burrows

استفاده از شبکه های عصبی برآزش عمومی (GRN) مدلی را ارائه کردند که در آن از ۲۵۹۲ مجموعه داده متعلق به اجزای ناخالصو ۱۸۵۳ داده متعلق به اجزای خالص مخلوط گازی بودند برای توسعه و امتحان مدل استفاده کردند. در مدل آنها لزجت به عنوان تابعی از چگالی گاز، فشار شبه کاهیده و دمای شبه کاهیده در نظر گرفته شد و در نهایت درصد خطای میانگین ۳٫۶۵٪ برای کار آنها گزارش شد [۹].

همانطور که اشاره شد، محدودیت حوزه های کاربرد، دقت ناکافی و همچنین عدم قابلیت اعمال در ابزارهای شبیه سازی جریان حرکت سیال و دینامیکسیالاتمحاسباتی، از بزرگترین کاستی های روش های مرسوم است. بر همین اساس و در جهت رفع مشکلات اشاره شده، در این پژوهش، مجموعه ای از داده های آزمایشگاهی و داده های حاصل از رقمی سازی نمودار های روش CKB تهیه، و سپس انواع مختلفی از سیستم های فازی جهت پیش بینی دقیق تر و بدون محدودیت لزجت گاز در مخازن طراحی شده اند.

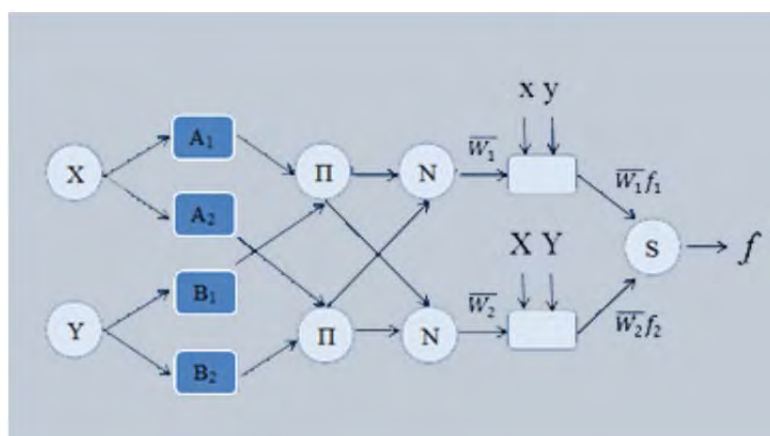
## ۲- سیستم استنتاجی تطبیق گر فازی (ANFIS)

سیستمهای فازی-عصبی که برای اولین بار در سال ۱۹۹۳ توسط Jang ارائه گردید یک چهارچوب معمول برای حل مسائل پیچیده است [۱۰]. اگر ما دانشی بر مبنای قاعده های زبانی فازی داشته باشیم، آنگاه می توانیم سیستم استنتاج فازی را بسازیم و اگر داده داشته باشیم یا از مدل بتوانیم آموزش بینیم آنگاه می توانیم از شبکه های عصبی استفاده کنیم. ما برای ساختن یک FIS<sup>۸</sup> باید مجموعه های فازی، عملگرهای فازی و اساس دانش موجود را مشخص و برای ساختن یک شبکه ی عصبی، کاربر باید ساختار و الگوریتم یادگیری را مشخص کند. تحقیقات نشان می دهد که هر کدام از این روش ها به تنهایی اشکالاتی دارند. بنابراین طبیعی است که برای ارتقا سطح این روش ها این دو سیستم باهم تلفیق گردند. کاری که FIS<sup>۹</sup> نمی تواند انجام دهد یادگیری است پس توانایی یادگیری از نقطه نظر FIS<sup>۸</sup> اهمیت بالایی دارد و ساختار قاعده های زبانی از نقطه نظر شبکه های عصبی جالب توجه می باشد. در ساختار یک سیستم فازی-عصبی الگوریتم های یادگیری<sup>۹</sup> ANN، پارامترهای FIS<sup>۸</sup> را تعیین می کنند. در یک سیستم فازی-عصبی ساختارهای برپایه داده و برپایه ادراک به عنوان داده های ورودی شرکت می کنند. راه معمول برای به کارگیری یک الگوریتم یادگیری در FIS<sup>۸</sup> این است که سیستم FIS<sup>۸</sup> را در یک ساختار مانند شبکه های عصبی ارائه کنیم [۱۰]

. شکل ۱ ساختار یک شبکه ANFIS ساده با دو ورودی X و Y را نشان میدهد.

<sup>۸</sup> Fuzzy inference system

<sup>۹</sup> Artificial Neural Network



شکل ۱: ساختار یک شبکه ANFIS ساده با دو ورودی X و Y

همانطور که در شکل نیز مشخص است، یک شبکه ANFIS به طور کلی دارای ۵ لایه است  
لایه ی اول:

در لایه ی اول که آن را لایه فازی نیز می نامند، درجه عضویت<sup>۱۰</sup> هریک از متغیرهای زبانی<sup>۱۱</sup> محاسبه می شود. برای مثال چنانچه برای هریک از ورودی های X و Y تنها دو تابع عضویت داشته باشیم، خروجی این لایه به صورت زیر خواهد بود

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$O_i^1 = \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

لایه ی دوم:

در این لایه قسمت "and" در قواعد اگر-آنگاه سیستم فازی عملیاتی شده و بصورت حاصلضرب<sup>۱۲</sup> در نظر گرفته میشود. شایان ذکر است که قواعد اگر-آنگاه فازی در ANFIS بصورت زیر تعریف میشوند.

$$\text{Rule } i : \text{IF } x \text{ is } A_i \text{ and } y \text{ is } B_i \text{ THEN } f_i = p_i x + q_i y + r_i \quad i = 1, 2, \dots, n$$

که در آن n تعداد قواعد و  $p_i, q_i, r_i$  پارامترهایی هستند که در ضمن مرحله آموزش تعیین میگردند. خروجی این لایه توسط معادله زیر بدست می آید

<sup>10</sup>Membership degree

<sup>11</sup>Linguistic variables

<sup>12</sup>product

$$O_i^2 = w_i = \mu_{Ai}(x)\mu_{Bi}(y), \quad i = 1, 2, \dots, n: \quad (3)$$

لایه سوم

در لایه سوم که آن را لایه نرمالیزه<sup>۱۳</sup> می نامند وزن های محاسبه شده در لایه قبل توسط معادله زیر نرمال میشوند:

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

لایه ی چهارم:

لایه چهارم لایه فازی زدایی است. در این لایه هر نود با ضرب وزن نرمال شده اش در قسمت تالی قواعد اگر-آنگاه فازی در

تخمین خروجی سیستم تاثیر می گذارد:

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

لایه پنجم:

سرانجام در لایه پنجم، تمام سیگنال های ورودی به لایه با هم جمع شده و این مجموع به عنوان خروجی سیستم تلقی میگردد.

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^n \bar{w}_i f_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

### ۳- روش کار:

جهت ساخت سیستمهای فازی مبتنی بر ANFIS راه های مختلفی وجود دارد. در این پژوهش، ابتدا با استفاده از تابع genfis<sup>۲</sup> زبان برنامه نویسی متلب، سیستم استنتاجی اولیه فازی به وسیله الگوریتم دسته بندی تفریقی<sup>۱۴</sup> تولید گردید. دسته بندی تفریقی، الگوریتمی تک مسیره و سریع است که برای تخمین تعداد دسته ها و مراکز آن ها در مجموعه ای از داده ها مورد استفاده قرار میگیرد. سپس پارامترهای تابع عضویت<sup>۱۵</sup> سیستم فازی به وسیله ترکیب روش های حداقل مربعات<sup>۱۶</sup> و پس انتشار خطا<sup>۱۷</sup> آموزش داده می شوند (الگوریتم آموزش ترکیبی). برای

<sup>13</sup>Normalized layer

<sup>14</sup>subtractive clustering algorithm

<sup>15</sup> membership function parameters

<sup>16</sup>least-squares method

<sup>17</sup> back propagation gradient descent

مدل کردن سیستم فازی بر اساس نمودارهای کار و همکارانش، تمام دامنه نمودارهای کار و همکارانش ( $P_r < 20$ ) به دقت تبدیل به عدد<sup>18</sup> شدند و مجموعه ای ۳۰۰۰ تایی از داده ها به دست آمد. در این مدل، فشار و دمای کاهیده و همچنین وزن مخصوص به عنوان متغیرهای ورودی برای تخمین مقداری متغیر خروجی که همان لزجت است تعریف میشوند. پس از مرحله جمع آوری داده ها و طراحی سیستم فازی اولیه مبتنی بر تابع *genfis2*، در قدم بعد، مدل ساخته شده با تابع *ANFIS* تنظیم و آموزش می شود. بطور کلی فرآیند ساخت و توسعه سیستم های فازی در دو گام صورت می گیرد. نخست در گام اول، مجموعه تمام داده های در دسترس با نسبتی معین به دو دسته ی داده های آموزش و تست تقسیم شده و سپس با بکارگیری دسته ی اول، سیستم فازی مورد نظر ساخته میشود. پس از آن و در گام دوم، مدل بدست آمده، توسط داده های تست مورد اعتبار سنجی قرار میگیرند. اما کاستی های گزارش شده در مورد این روش سبب شد تا جهت ساخت و آنالیز شبکه ها، تکنیک<sup>19</sup> *KFCV* به کار گرفته شود. *KFCV* روشیست که در آن تمامی داده های موجود به *K* گروه مساوی تقسیم شده و سپس برای هر بار عملیات آموزش شبکه، *k-1* گروه به عنوان داده های آموزش و ۱ گروه باقی مانده به عنوان داده های تست<sup>20</sup> انتخاب میشوند. در این روش *k* بار عملیات آموزش صورت میگیرد و سپس خطاینهایی گزارش شده در نتایج آنالیز مدل ها، میانگین خطای *k* بار ارزیابی داده های تست خواهد بود. از آنجا که به نظر میرسد که حدود ۱۰ گروه بهترین تعداد گروه ها جهت بدست آوردن تخمین صحیح و منطقی از شرایط مدل است در این پژوهش نیز تعداد داده ها به ۱۰ گروه تقسیم شدند [۱۱]. مقادیرهای بهینه گستره تاثیر بردار مراکز خوشه ها<sup>21</sup>، به وسیله روش سعی و خطا به دست می آیند. از آنجا که پیدا کردن بهترین مقدار یک بردار چند بعدی به وسیله روش سعی و خطا غیرممکن است، برای عناصر تمامی بردارها یک مقدار مشخص در نظر گرفته می شود. پس از به دست آمدن بردار بهینه محدوده تاثیر، بهترین مدل فازی ساخته می شود.

با استفاده از دستور *genfis3* در نرم افزار *MATLAB* دو نوع سیستم دیگری نیز جهت مدل سازی مقادیر لزجت مورد بررسی قرار گرفت. *genfis3* دستوریست که در آن از روشی با نام *FCM* جهت خوشه بندی<sup>22</sup> داده ها استفاده می شود. در این روش هر داده با استفاده از نوعی تابع عضویت<sup>23</sup> به خوشه های مختلف نسبت داده میشود. این نوع نسبت دادن حالتی کاملاً فازی داشته و با درجه ای از عضویت تعیین میگردد. توسط دستور *Genfis3* سیستمهای نوع ممدانی و نوع *TSK* قابلیت مدل شدن را خواهند داشت. عملگرهای مورد استفاده در دستور *Genfis3* در جدول ۱ قابل مشاهده است.

جدول ۱ عملگرهای مورد استفاده در دستور *Genfis3*

<sup>18</sup>Digitized

<sup>19</sup>K-fold cross validation

<sup>20</sup>Validation data

<sup>21</sup>Range of influence of cluster centers

<sup>22</sup>Clustering

<sup>23</sup>Membership grade

Inference method	Used
AND	Min
OR	Max
Implication	Min
Aggregation	Max
Defuzzification	Centroid

در توضیح روش ANFIS گفته شد که فرایند انتخاب گستره ی تاثیر بهینه، کاملاً مبتنی بر حدس و خطاست. ایراد ذکر شده، موجب شد تا از الگوریتم ژنتیک و دستور ANFIS برای یافتن بهترین گستره ی تاثیر در هریک از ابعاد مساله استفاده نماییم. در این روش تابع شایستگی را میزان خطای مدل ساخته شده با ANFIS قرار داده، الگوریتم ژنتیک به جستجوی هدفمند تک تک مقادیر واقع موجود در رشته ی تعریف شده می پردازد. مقادیر تعریف شده برای رشته، همان اعداد مربوط به گستره ی تاثیر می باشند. جدول ۲ مقادیر بهینه ی یافته شده برای گستره تاثیر در هریک از ابعاد مساله را نشان میدهد.

جدول ۲ مقادیر بهینه ی یافته شده برای گستره تاثیر

وزن مخصوص	دمای کاهیده	فشار کاهیده	لزجت	بعد
۰٫۶۳۱	۰٫۹۱۰	۰٫۳۲۲	۰٫۷۶۴	شعاع

#### ۴- تحلیل و بررسی نتایج

پس از اتمام طراحی سه سیستم اشاره شده برای پیش بینی لزجت گاز، عملکرد آن ها با پارامتر مختلف آماری آنالیز شد و نتایج مدل با نتایج روش ماکز (CKB) که یکی از بهترین روش ها برای تخمین مقدار لزجت گاز است مقایسه شد. جدول ۳ نتایج آنالیز عملکرد مدل های فازی ارائه شده را نشان می دهد. لازم به ذکر است که AAPE میانگین درصد خطای مطلق، AAE نشان دهنده میانگین خطای مطلق، R<sup>2</sup> ضریب همبستگی، MAXAE نشان دهنده بالاترین مقدار خطای مطلق و در نهایت MSE نشان دهنده حداقل

<sup>24</sup> Correlation Coefficient

خطای مربعات است. همان گونه که در جدول ۳ مشاهده میشود، یکی از بهترین مدل های ساخته شده توسط منطق فازی، مدل ارائه شده توسط ANFIS می باشد. آنچه این مدل را به یکی از بهترین مدل ها تبدیل میکند، یکی عدم پیچیدگی زیاد مدل های ساخته شده توسط این سیستم است (تعداد قوانین زیادیتولید نمیکنند) و دیگری دقت بسیار بالای آن می باشد. از سوی دیگر بررسی ویژگی ها و عملکرد بهترین مدل ساخته شده توسط دستور Genfis3 در مقایسه با مدل ANFIS ساخته شده، نشان می دهد که با وجود نوین بودن تکنیکهای مورد استفاده در این روش، مدل ساخته شده توسط ANFIS از عملکرد نسبتاً بهتری برخوردار بوده است. هرچند حداکثر مقدار به دست آمده میانگین خطای مطلق ۰,۰۱ درصد، نشان می دهد که تمامی مدل های ارائه شده عملکرد بسیار دقیقی از خود نشان میدهند، اما در بین مدل های فازی ساخته شده، مدل هیبریدی طراحی شده توسط تلفیقی از الگوریتم ژنتیک و ANFIS، دقیقترین مدل بوده و عملکرد بسیار بهتری نسبت به بقیه ی مدل ها از خود نشان داده است.

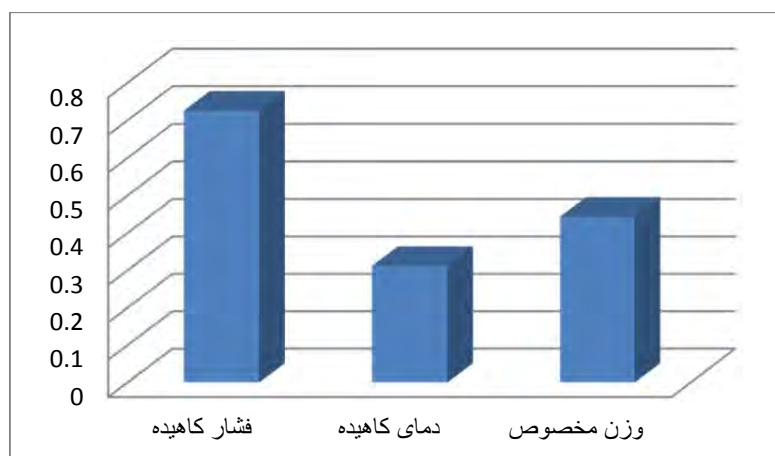
جدول ۳ نتایج آنالیز عملکرد مدل های فازی ارائه شده

TYPE	AAE	MSE	AAPE	R	MAXAE
Sugeno (ANFIS)	0.0046	0.000034	0.0045	0.9912	0.0083
FCM (Mamdani)	0.0074	0.000056	0.0091	0.9846	0.0101
FCM (Sugeno)	0.0033	0.000064	0.0078	0.9901	0.092
GA+ANFIS	0.0012	0.0000192	0.000101	0.9993	0.0014

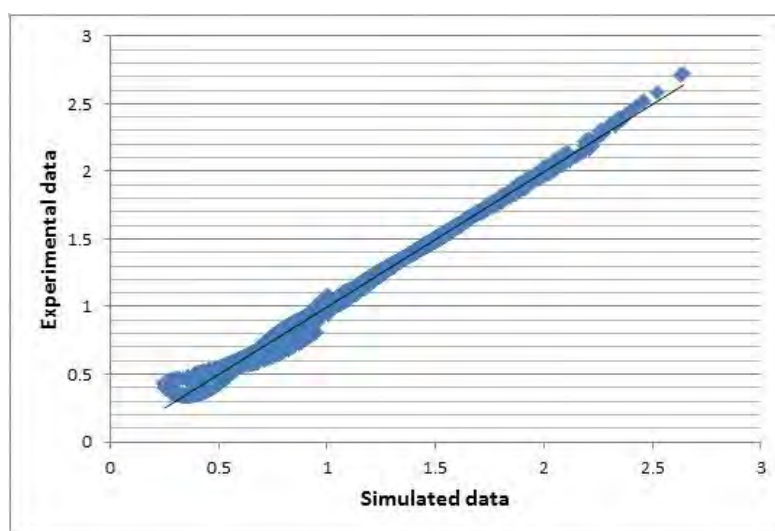
همچنین تاثیر هر کدام از متغیرهای ورودی (فشار و دمای کاهیده و وزن مخصوص) بر روی خروجی مدل آنالیز شده و نتایج آنالیز حساسیت در شکل ۲ نشان داده شده است. مقدار بالاتر ضرائب فشار کاهیده رابطه نشان میدهد که تاثیر فشار کاهیده در مقایسه با دمای کاهیده بیشتر است. نمودار داده های آزمایشگاهی بر حسب داده های شبیه سازی شده نیز (خروجی ANFIS) در شکل ۳ نشان داده شده است. مزیت دیگر مدل فازی ارائه شده بر سایر روابط معمول مورد استفاده مانند LGE در این است که مدل ارائه شده صریح بودهو بر خلاف اکثر روابط مرسوم نیازی به حدس اولیه و تکرار برای به دست آوردن جواب نداشته و جواب مورد نظر مستقل از حدس اولیه است. به دلیل اینکه مقدار دما و فشار سیال در مخزن و یا میدان مورد نظر از نقطه ای به نقطه دیگر و همچنین در زمان مختلف تغییر میکند بنابر این انتظار داریم که در هر نقطه شبکه مقدار لزجت تغییر نماید. همچنین از آنجا که میزان محاسبات با افزایش تعداد نقاط شبکه افزایش می یابد استفاده از روش های تکراری<sup>۲۵</sup> برای محاسبه لزجت گاز باعث افزایش هزینه های محاسبات می شود. بنابراین استفاده از سیستم فازی به عنوان هسته محاسباتی برای برنامه های شبیه سازی عددی می تواند از لحاظ هزینه محاسبات مقرون به صرفه تر باشد.

<sup>25</sup> Iterative





شکل ۲ تأثیر هر کدام از متغیرهای ورودی (فشار و دمای کاهیده و وزن مخصوص) بر روی خروجی مدل آنالیز شده



شکل ۳ داده های آزمایشگاهی بر حسب داده های شبیه سازی

## ۵- نتیجه گیری

در این تحقیق از سیستم استنتاجی و تطبیق گر فازی (ANFIS)، FCM و همچنین تلفیقی از ANFIS و الگوریتم ژنتیک، برای مدل‌سازی لزجت گاز به عنوان تابعی از فشار کاهیده و دمای کاهیده بر اساس داده های تبدیل به عدد شده نمودارهای CKB استفاده شده است. نتایج حاصله نشان می‌دهد که مدل های فازی ارائه شده ضمن صراحت روش، دقت بسیار بالاتری را نیز ارائه می‌دهند و همچنین بر خلاف اکثر روابط ارائه شده که در محدوده خاصی از داده ها مورد استفاده قرار می گیرند، مدل فازی ارائه شده در تمام محدوده نمودار CKB قابل استفاده است. بنابر این روش جدید مدل‌سازی فازی ارائه شده به عنوان یکی از قدرتمندترین و دقیق ترین روش ها

برای محاسبه لزجت گاز پیشنهاد می شود بگونه ای که بکارگیری آن موجب افزایش دقت و کاهش چشمگیر در محاسبات کامپیوتری و هزینه های محاسباتی می شود.

## مراجع

- [1] S, K., Al-Nasser, and M.A. Al-Marhoun, *Development of New Gas Viscosity Correlations*. SPE ۱۵۳۲۳۹, ۲۰۱۲: p. ۱۹-۱
- [2] Gawish, A. and E. Al-Homadhi, *State of the Art - Natural Gases Viscosity under Reservoir Conditions*. spe ۱۰۶۳۲۶, ۲۰۰۵: p. ۱۱-۱
- [3] Bicker and Katz, *Viscosity of Natural Gases*. Trans.AMIE, ۱۹۴۳
- [4] Carr, N. Kobayashi, and Burrown, *Viscosity of Hydrocarbon Gases Under Pressure*. Trans.AIME, ۱۹۵۴. ۲۰۱: p. ۲۷۲-۲۶۴
- [5] Jossi, Stiel, and T. G, *The Viscosity of Pure Substances in the Dense Gaseous and Liquid Phases*. AIChE Journal ۱۹۶۲. ۸: p. ۶۲-۵۹
- [6] Dempsey, *Computer Routine Treats Gas Viscosity as a variable*. Oil and Gas Journal, ۱۹۶۵: p. ۱۴۳-۱۴۱
- [7] Lee, A.L. Gonzalez, and Eakin, *The Viscosity of Natural Gases*. Trans.AIME, ۱۹۶۶. ۲۳۴: p. ۱۰۰۰-۹۹۷
- [8] Londono, F.E., R.A. Archer, and T.A. Blasingame, *Simplified Correlations for Hydrocarbon Gas Viscosity and Gas Density Validation and Correlation of Behavior Using a Large-Scale Database*. spe ۷۵۷۲۱, ۲۰۰۲: p. ۱۶-۱
- [9] AlQuraishi, A.A. and E.M. Shokir, *Artificial neural networks modeling for hydrocarbon gas viscosity and density estimation*. Journal of King Saud University – Engineering Sciences ۲۰۱۱, ۲۳: p. ۱۲۹-۱۲۳
- [10] Jang, J.S.R., *ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system*. IEEE TransSyst Man Cyber, ۱۹۹۳. ۳: p. ۶۶۵-۶۸۵
- [11] Witten, I.H. and E. Frank, *Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques*. second ed. ۲۰۰۵, San Francisco: Elsevier, Morgan Kaufmann Publishers. .