

Development of a Data-Driven Surrogate Model for Rapid Simulation and Analysis of the Behavior of Line Pack in Gas Transmission Networks During Peak Consumption

Amirhossein Shiri¹, Mohammad Fakhroleslam^{2*}

1- M. Sc student of Chemical Engineering, Tarbiat Modares University

2- Assistant Professor of Chemical Engineering, Tarbiat Modares University

Email: fakhroleslam@modares.ac.ir

Abstract

In recent years, Iran has faced natural gas shortages during the cold months due to peak demand on cold days and the lack of sufficient imports or storage, making inventory management of gas transmission pipelines a critical solution. Simulating the dynamic behavior of such systems is often time-consuming and costly due to the complexity of interactions among their components. In this study, a data-driven surrogate model based on a Nonlinear Autoregressive Neural Network with exogenous inputs (NARX) is developed to analyze and predict the behavior of natural gas transmission networks under peak demand conditions. The quasi-experimental data required for training the NARX model were generated through dynamic simulation of a quasi-real unit in Aspen HYSYS, and the model was trained using the Levenberg–Marquardt algorithm.

To evaluate the model's performance, the Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE) and Coefficient of Determination (R^2) were calculated on both training and test datasets. The results show that on the test data, the model achieved MAE = 0.01474, MSE = 0.002229, and $R^2 = 0.9968$. Compared to full dynamic simulation, the proposed surrogate model is approximately 1133 times faster, corresponding to a 99.911% reduction in computation time, while maintaining high accuracy.

This unique combination of speed and precision enables real-time analysis and decision-support applications during peak-demand scenarios, positioning the proposed NARX-based model as an efficient and reliable tool for forecasting and peak-shaving management in natural gas transmission networks.

Keywords: Rapid simulation, Recurrent neural network, Surrogate model, Linepack, Machine learning, Peak-shaving

توسعه مدل جایگزین داده‌محور برای شبیه‌سازی و تحلیل سریع رفتار موجودی شبکه‌های انتقال گاز طبیعی در پیک مصرف

امیرحسین شیری^۱، محمد فخرالاسلام^{۲*}

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی شیمی، دانشگاه تربیت مدرس

۲- استادیار مهندسی شیمی، دانشگاه تربیت مدرس

پیام نگار: fakhroleslam@modares.ac.ir

چکیده

در سال‌های اخیر، ایران به دلیل پیک مصرف گاز در روزهای سرد و نبود واردات یا ذخیره کافی، با کمبود گاز طبیعی و خسارت‌های ناشی از آن مواجه بوده است که مدیریت موجودی خطوط لوله انتقال گاز را به راهکاری اساسی تبدیل کرده است. شبیه‌سازی رفتار دینامیکی این سامانه‌ها به دلیل پیچیدگی روابط اجزای مختلف، زمان‌بر و پرهزینه است. در این پژوهش، یک مدل جایگزین داده‌محور بر پایه شبکه عصبی بازگشتی با ورودی خارج (NARX) برای تحلیل و پیش‌بینی رفتار شبکه‌های انتقال گاز در شرایط پیک مصرف توسعه یافته است. داده‌های شبه‌تجربی با شبیه‌سازی دینامیکی واحد شبه‌واقعی در Aspen HYSYS تولید و مدل با الگوریتم لونیگ-مارکوارت آموزش داده شد. برای ارزیابی عملکرد، مقادیر میانگین خطای مطلق (MAE)، میانگین مربعات خطا (MSE) و ضریب تعیین R^2 روی داده‌های آموزش و تست محاسبه شد. نتایج نشان می‌دهند که مدل در داده‌های تست دارای MAE ۰/۰۱۴۷۴، MSE برابر با ۰/۰۰۲۲۲۹ و R^2 برابر با ۰/۹۹۶۸ است. مدل پیشنهادی حدود ۱۱۳۳ برابر سریع‌تر بوده و کاهش زمان اجرا معادل ۹۹/۹۱٪ را با حفظ دقت نشان می‌دهد. این ترکیب سرعت و دقت امکان انجام تحلیل‌های بلادرنگ و پشتیبانی از تصمیم‌گیری در شرایط پیک مصرف را فراهم کرده و مدل پیشنهادی را به ابزاری کارآمد برای پیش‌بینی و مدیریت پیک‌سای شبکه‌های انتقال گاز طبیعی بدل می‌کند.

کلیدواژه‌ها: شبیه‌سازی سریع، شبکه عصبی بازگشتی، مدل جایگزین، موجودی خط لوله، یادگیری ماشین، پیک‌سای

* تهران، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده مهندسی شیمی، گروه فرایند

۱- مقدمه

خطوط لوله گاز طبیعی به‌عنوان یکی از زیرساخت‌های حیاتی انتقال انرژی در بسیاری از کشورها، نقش اساسی در تأمین پایدار گاز برای صنایع، نیروگاه‌ها و مصرف‌کنندگان خانگی ایفا می‌کنند [۱]. این شبکه‌ها با بهره‌گیری از فناوری‌های نوین در کنترل فشار و بهینه‌سازی جریان، قادر به انتقال حجم بالایی از گاز از منابع تولید به مراکز مصرف هستند. اهمیت چنین شبکه‌هایی در تضمین امنیت انرژی و پاسخ‌گویی به نوسانات تقاضا، به‌ویژه در مقیاس کلان، بسیار حائز اهمیت است [۲ و ۳]. این شبکه‌ها از اجزای کلیدی مانند خطوط لوله، ایستگاه‌های تقویت فشار و شیرآلات کنترلی تشکیل شده‌اند که هر یک نقش مؤثری در عملکرد بهینه سیستم دارند [۴ و ۵].

تاریخچه این فناوری به قرن نوزدهم بازمی‌گردد؛ جایی که خطوط اولیه برای توزیع محلی گاز طبیعی طراحی شده بودند. با رشد شهرنشینی و افزایش تقاضای انرژی، این شبکه‌ها به ساختارهای پیچیده و گسترده‌ای تبدیل شدند [۶]. پیشرفت در فناوری‌های حفاری، متریل، و فشرده‌سازی، امکان انتقال مطمئن گاز در فواصل طولانی را فراهم کرده و زمینه‌ساز توسعه شهری و تأمین انرژی در سطح ملی و بین‌المللی شده‌اند [۷]. در دهه‌های اخیر، استفاده از مدل‌های ریاضی برای طراحی، تحلیل و بهینه‌سازی سیستم‌های انتقال گاز به‌طور گسترده مورد توجه قرار گرفته است [۸، ۹ و ۱۰]. نخست، وید^۱ و همکاران (۱۹۷۱) با به‌کارگیری روش تفاضل محدود ضمنی، شبیه‌سازی گذرای جریان و فشار در خطوط لوله را با دقت بالاتری انجام دادند. آن‌ها نشان دادند که استفاده از معادلات دیفرانسیل جزئی، امکان پیش‌بینی دقیق‌تر رفتار دینامیکی جریان را فراهم می‌کند؛ اگرچه فرضیات ساده‌سازی‌شده‌ای مانند حذف معادله انرژی یا بی‌توجهی به دینامیک غیرخطی کمپرسورها، دقت مدل را در شرایط پیچیده کاهش می‌دهد [۱۱]. در ادامه، محیط‌پور^۲ و همکاران (۱۹۹۶) با تمرکز بر شبیه‌سازی دینامیکی، به این نتیجه رسیدند که برخلاف فرض رایج در بسیاری از مدل‌های ایستا، نرخ جریان جرمی در طول زمان ثابت نیست و دستخوش تغییراتی می‌شود. این مطالعه بر لزوم توسعه مدل‌هایی با قابلیت پاسخ‌گویی به شرایط گذرا تأکید داشت [۱۲]. با پیشرفت ابزارهای شبیه‌سازی، گنزالس^۳ و همکاران (۲۰۰۹) با بهره‌گیری از محیط Simulink و برنامه‌نویسی در MATLAB، مدل‌سازی جریان گذرا در شبکه‌های گاز را با دقت بالاتری ممکن ساختند. رویکرد آن‌ها امکان تحلیل ساختارهای پیچیده‌تری از شبکه‌های گاز را فراهم کرده و کاربردهای صنعتی مدل‌های گذرا را تقویت نمود [۷]. علاوه بر این، خطوط انتقال گاز طبیعی علاوه بر نقش انتقال، می‌توانند به‌عنوان یک مخزن ذخیره‌سازی کوتاه‌مدت نیز عمل کنند که این ظرفیت ذخیره‌سازی، امکان انعطاف‌پذیری بیشتر در بهره‌برداری را فراهم می‌آورد [۱۳]. موجودی خط با استفاده از قابلیت تراکم‌پذیری گاز طبیعی و حجم داخلی خطوط لوله، می‌تواند در متعادل‌سازی عرضه و تقاضا، بهبود انعطاف عملیاتی و افزایش امنیت تأمین موثر باشد [۱۴]. در تحقیقات اخیر، دامشکه^۴ و همکاران (۲۰۲۱)، انواع مدل‌های شبیه‌سازی جریان گاز در شبکه‌های انتقال بررسی

^۱ Wiid

^۲ Mohitpour

^۳ Gonzales

^۴ Domschke

شده و بر اهمیت استفاده از معادلات اولر و مدل‌های دما-وابسته برای افزایش دقت تحلیل تأکید شده است. یافته‌ها نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر معادلات دیفرانسیل جزئی و پیوستگی، ابزارهای مؤثری برای شبیه‌سازی شبکه‌های گاز در مقیاس بزرگ هستند [۱۵]. هم‌زمان با پیشرفت‌های اخیر، تمرکز بر بهبود دقت پیش‌بینی متغیرهایی مانند دما، فشار و دبی جریان، موجب رشد قابل توجه روش‌های داده‌محور شده است. تکنیک‌هایی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ (ANN)، شناسایی سیستم و تحلیل سری زمانی، با حفظ دقت مناسب، زمان محاسباتی را نیز به‌طور چشمگیری کاهش می‌دهند [۱۶].

یین^۲ و همکاران (۲۰۲۲) با تلفیق شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک، مدل‌های داده‌محوری را برای شبیه‌سازی و کنترل شبکه‌های انتقال گاز توسعه دادند. نتایج آن‌ها نشان داد که این مدل‌ها ضمن ارائه دقت بالا در پیش‌بینی تغییرات دمایی، از سرعت محاسباتی بیشتری نسبت به مدل‌های مبتنی بر اصول فیزیکی برخوردارند [۱۷]. در ادامه، ون^۳ و همکاران (۲۰۲۳) با ترکیب مدل‌های داده‌محور با اصول فیزیکی، شبیه‌سازی‌های دقیق‌تری از فرآیند انتقال حرارت در خطوط لوله ارائه کردند. آن‌ها از مدل‌هایی مانند شبکه عصبی بیرونی خودپنداره غیر خطی^۴ (NARX) و روش‌های شناسایی سیستم برای پیش‌بینی دمای خروجی استفاده کرده و به برتری این رویکردها از نظر دقت و کارایی زمانی نسبت به مدل‌های کلاسیک دست یافتند [۱۸]. در همین راستا، فخرالاسلام و همکاران (۲۰۲۱) با بهره‌گیری از مدل NARX و داده‌های شبیه‌سازی‌شده در محیط Aspen HYSYS، یک مدل ماژولار موسوم به واحد لوله عصبی توسعه دادند که می‌تواند به‌عنوان بلوک‌های مستقل به یکدیگر متصل شده و شبکه‌های انتقال گاز با آرایش‌های گوناگون را به‌صورت دینامیکی شبیه‌سازی کند. نتایج آن‌ها نشان داد که این رویکرد، ضمن حفظ دقتی در حد مدل‌های دینامیکی دقیق، زمان محاسباتی را به میزان قابل توجهی کاهش می‌دهد و بستر مناسبی برای بهینه‌سازی و کنترل بلادرنگ شبکه‌های گاز فراهم می‌کند [۱۹].

در این پژوهش به‌جای تکیه بر رویکردهای موجود از جمله مدل‌سازی‌های فیزیکی جامع و مدل‌های کاهش مرتبه یافته^۵ (ROM)، به‌طور هدفمند ساختاری با حافظه زمانی انتخاب شده است. از یک‌سو، ROMها معمولاً بر فرض‌های ساده‌کننده و ساده‌سازی‌هایی نظیر خطی‌سازی استوارند و دامنه اعتبار آن‌ها به پیرامون نقاط کار یا سناریوهای از پیش تعیین‌شده محدود می‌شود؛ با تغییر پارامترهای شبکه، شرایط مرزی یا شرایط بهره‌برداری، مستلزم تنظیم یا بازشناسایی‌اند و پایداری‌شان در اتصال سلسله‌مراتبی اجزا تضمین‌پذیر نیست [۲۰]. از سوی دیگر، ANN‌های پایا فاقد سازوکار ذاتی برای بازنمایی تاریخچه زمانی‌اند و دقت کافی در بازتولید رفتار گذرای شبکه انتقال گاز را ندارند [۲۱].

بنابراین ساخت مدلی که اجزای اصلی شبکه را به‌صورت یکپارچه و سریع بازنمایی کرده و در شرایط متغیر به‌ویژه در اوج مصرف گاز طبیعی امکان تصمیم‌گیری برخط را فراهم آورد، چالش‌برانگیز است. بدیهی است در

¹ Artificial Neural Network (ANN)

² Yin

³ Wen

⁴ Nonlinear AutoRegressive neural network with eXogenous input (NARX)

⁵ Reduced-Order Model (ROM)

سناریوهای چندفازی و حوزه تضمین جریان، OLGA ابزار تخصصی ارجح است. با این حال، در این پژوهش با تمرکز بر گاز طبیعی خشک در فاز گازی، از Aspen HYSYS برای تولید داده‌های گذرا، بازتولیدپذیر و سازگار با شرایط عملیاتی بهره گرفته شد تا آموزش مدل NARX با کیفیت مناسب انجام گیرد.

نوآوری‌های اصلی پژوهش حاضر در دو بعد اصلی قابل بیان است: (۱) استفاده از ساختار دینامیکی یک مدل NARX به جای روش‌های کاهش مرتبه یا ANN‌های پایا برای بازآفرینی دقیق رفتار گذرای غیرخطی خطوط لوله و (۲) ارائه یک چارچوب ماژولار و مقیاس‌پذیر در محیط Simulink با دقت بالا و هزینه محاسباتی پایین که امکان استقرار برخط و پشتیبانی از تصمیم‌گیری بهره‌برداری را فراهم می‌سازد.

۲- مدل‌سازی و شبیه‌سازی یکپارچه شبکه انتقال گاز طبیعی

حجم قابل توجهی از گاز طبیعی در فواصل طولانی از طریق شبکه‌های خطوط لوله انتقال فشار بالا جابه‌جا می‌شود. در طول این مسیر، به دلیل شرایط محیطی ناپایدار و همچنین تغییرات لحظه‌ای در میزان تولید و مصرف، فشار گاز در نقاط تحویل همواره در حال نوسان است. به‌عنوان نمونه، در روزهای سرد سال، افزایش چشمگیر مصرف گاز می‌تواند منجر به افت فشار قابل‌ملاحظه در خطوط لوله شود و در برخی موارد حتی تداوم گازرسانی به برخی نقاط را با مشکل مواجه سازد. بنابراین، حفظ فشار در نقاط بحرانی شبکه در محدوده مطلوب، یکی از الزامات اساسی بهره‌برداری پایدار به شمار می‌رود.

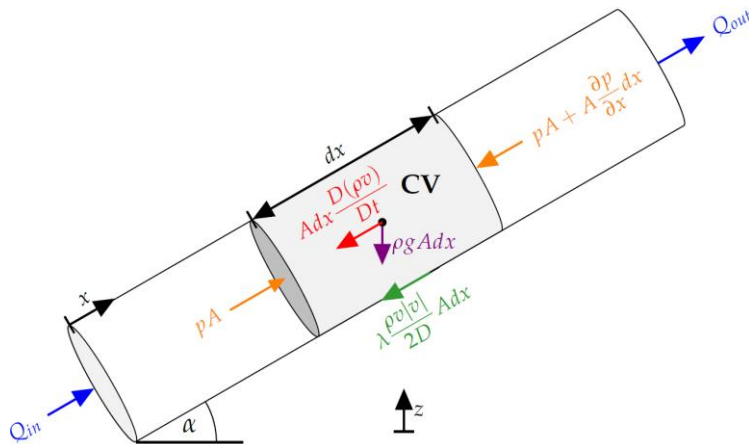
در این راستا، مدل‌سازی و شبیه‌سازی دقیق شبکه‌های انتقال گاز با تکیه بر روش‌های محاسباتی عددی، ابزاری کلیدی برای درک رفتار هیدرولیکی سیستم و پیش‌بینی عملکرد آن تحت شرایط عملیاتی مختلف است. این شبکه‌ها معمولاً از اجزای اصلی شامل خطوط لوله، ایستگاه‌های تقویت فشار و شیرآلات کنترلی تشکیل شده‌اند که هر یک نقش مهمی در تضمین عملکرد بهینه و پایدار سیستم ایفا می‌کنند [۴]. در ادامه، این اجزا به‌طور جداگانه معرفی و تشریح می‌شوند.

۲-۱- شرح فرایند و مدل ریاضیاتی خط لوله

به‌منظور تعیین وضعیت هیدرولیکی جریان در خطوط انتقال گاز، از معادلات هیدرولیکی استفاده می‌شود. این معادلات بیانگر رفتار هیدرولیکی سیستم بوده و به‌صورت مجموعه‌ای از معادلات دیفرانسیل جزئی (PDE) بر حسب زمان و مکان فرموله می‌شوند. به‌طور کلی این مجموعه شامل معادله پایستگی جرم، معادله پایستگی اندازه حرکت، معادله پایستگی انرژی و معادله حالت ترمودینامیکی است. اعمال این قوانین بر روی حجم کنترل بینهایت کوچک^۲ (CV) یک خط لوله گاز عمومی با سطح مقطع ثابت A و طول بینهایت کوچک dx (شکل ۱) و با فرض این که پارامترهای توصیف‌کننده جریان گاز در امتداد مختصات طولی لوله x به‌طور گسسته محاسبه می‌شوند. دستگاه معادلات دیفرانسیل جزئی زیر بر روی سطح دست می‌آید [۲۰، ۲۱ و ۲۲]:

^۱ Partial Differential Equation

^۲ Control Volume



شکل ۱- شماتیک عمومی خط لوله انتقال گاز [۴].
Fig. 1. General gas pipeline network [4].

• معادله پایستگی جرم

شکل دیفرانسیلی اصل پایستگی جرم برای حجم مشخصی از خط لوله با رابطه (۱) بیان می‌شود:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial(\rho \cdot v)}{\partial t} = 0 \quad (1)$$

که در آن چگالی سیال (kg/m^3) و ρ و سرعت سیال (m/s) v در هر سطح مقطع از جریان است.

• معادله پایستگی اندازه حرکت

تغییرات اندازه حرکت جرمی از گاز در راستای جریان با مجموع نیروهایی که در همان راستا بر آن وارد می‌شود معادل است. این موضوع توسط رابطه (۲) بیان می‌شود:

$$\frac{\partial(\rho \cdot v)}{\partial t} + \frac{\partial(\rho \cdot v^2)}{\partial x} + \frac{\partial p}{\partial x} + \frac{f \rho \cdot v \cdot |v|}{2D} + \rho \cdot g \cdot \sin \alpha = 0 \quad (2)$$

که در آن فشار p (Pa) در هر نقطه از جریان گاز، f ضریب اصطکاک فانیگ جریان و α زاویه مسیر جریان با افق است.

• معادله پایستگی انرژی

این معادله بیانگر انرژی کل جرمی از سیال، به واسطه تغییر در انرژی جنبشی، پتانسیل و انرژی درونی آن است که در رابطه (۳) نشان داده شده است:

$$\frac{\partial}{\partial t} \left[\left(C_v \cdot T + \frac{1}{2} v^2 \right) \rho \cdot A \right] + \frac{\partial}{\partial x} \left[\left(C_v \cdot T + \frac{p}{\rho} + \frac{1}{2} v^2 \right) \rho \cdot v \cdot A \right] + \rho \cdot v \cdot A \cdot g \cdot \sin \alpha = \dot{Q} \quad (3)$$

که در معادلات بالا A سطح مقطع لوله، C_v ظرفیت گرمایی، T دما و \dot{Q} نرخ تبادل گرما است.

• معادله حالت ترمودینامیکی

گاز طبیعی یک سیال تراکم‌پذیر است و برای توصیف رفتار ترمودینامیکی آن از معادله حالت^۱ (EOS) استفاده می‌شود. در شبیه‌سازی جریان گاز در خطوط لوله، معادله پنگ رابینسون^۲ (PR) به دلیل دقت مناسب و کاربرد گسترده، یکی از رایج‌ترین گزینه‌ها در صنعت و تحقیقات به شمار می‌آید [۲۵ و ۲۶].

۲-۲- شرح فرایند و مدل ریاضیاتی ایستگاه تقویت فشار

ایستگاه‌های تقویت فشار نقش کلیدی در حفظ جریان پایدار گاز طبیعی در شبکه‌های انتقال دارند. عملکرد این ایستگاه‌ها به طور عمده بر دو تجهیز اصلی کمپرسور و خنک‌کننده هوایی متکی است. کمپرسورها با فشردن گاز، فشار لازم برای جبران افت فشار در مسیرهای طولانی را فراهم می‌کنند و در عین حال باید از افزایش بیش‌ازحد دما جلوگیری شود تا ایمنی سیستم حفظ گردد [۲۷].

رفتار دینامیکی این ایستگاه‌ها از طریق مجموعه‌ای از معادلات دیفرانسیل و جبری غیرخطی مدل‌سازی می‌شود که شامل روابط مربوط به جریان در خطوط لوله بالا و پایین‌دست، عملکرد کمپرسورها، دبی عبوری و انرژی مصرفی است. بار فشار^۳ کمپرسور، بازده ایزنتروپیک، سرعت دوران و توان مصرفی از جمله پارامترهای کلیدی در ارزیابی عملکرد واحد فشردن‌سازی به شمار می‌روند.

همچنین برای کنترل دمای خروجی، خنک‌کننده هوایی به‌عنوان یک مبدل حرارتی وظیفه خنک‌سازی گاز فشرده‌شده را بر عهده دارد و دمای گاز را برای ورود مجدد به خط لوله تنظیم می‌کند. مدل‌سازی ترمودینامیکی کمپرسور و این خنک‌کننده در محیط Aspen HYSYS انجام گرفته و مبتنی بر معادلات بقای جرم، انرژی و روابط تغییرات فشار و دما در فرآیند تراکم است.

• معادلات مدل کمپرسور و خنک‌کننده هوایی

در شبیه‌سازی انجام‌شده با نرم‌افزار، محاسبه توان مصرفی کمپرسور در شرایطی که فشار ورودی، فشار خروجی و دبی گاز مشخص باشند، به‌صورت مرحله‌ای انجام می‌گیرد. ابتدا بار فشار و ظرفیت کمپرسور از منحنی عملکرد^۴ استخراج می‌گردد. سپس با استفاده از این مقادیر، بازده ایزنتروپیک تعیین شده و نهایتاً توان مصرفی کمپرسور محاسبه می‌شود. این رویکرد، روشی رایج و مؤثر برای تخمین دقیق انرژی مصرفی و بهینه‌سازی عملکرد واحد فشردن‌سازی در شبکه‌های انتقال گاز به شمار می‌رود.

$$H = C_1 \frac{(T_s + C_2) Z_s}{\sigma \cdot \gamma_g} \left(\left(\frac{P_d}{P_s} \right)^\sigma - 1 \right) \quad (4)$$

که Z_s فاکتور تراکم‌پذیری، T_s دمای ورودی به کمپرسور، P_s و P_d فشار ورودی و خروجی و σ ضریب توان ایزنتروپیک است. همچنین ظرفیت کمپرسور به کمک رابطه (۵) به دست می‌آید:

¹ Equation of state (EOS)

² Peng Robinson (PR)

³ Head Pressure

⁴ Performance Map

$$Q_{act.} = \frac{C_3 \cdot Q_{std} \cdot Z_s \cdot (T_s + C_2)}{P_s} \quad (5)$$

و مقدار توان موردنیاز برای کمپرسور نیز از رابطه (۶) به دست می‌آید:

$$Power = \frac{C_4 \cdot H \cdot Q_{std} \cdot G}{\eta_{is} \cdot \eta_{mech.}} (1 + F_c) \quad (6)$$

که در آن Q_{std} دبی عبوری در شرایط استاندارد از کمپرسور و η_{mech} راندمان مکانیکی آن است. رابطه حاکم بر دمای گاز خروجی از کمپرسور عبارت است از:

$$T_d = T_s + \frac{T_s \left(\frac{Z_s + Z_d}{2} \right)}{\eta_{is}} \left[\left(\frac{P_d}{P_s} \right)^\sigma - 1 \right] \quad (7)$$

در ادامه خنک‌کننده هوایی، با انتقال حرارت از گاز فشرده‌شده به جریان هوای محیط، دمای گاز را تا محدوده مطلوب کاهش داده و شرایط لازم برای ورود مجدد آن به خط لوله را فراهم می‌سازد.

$$\dot{m} = \frac{U \cdot A \cdot LMTD}{C_p \cdot \Delta T} \quad (8)$$

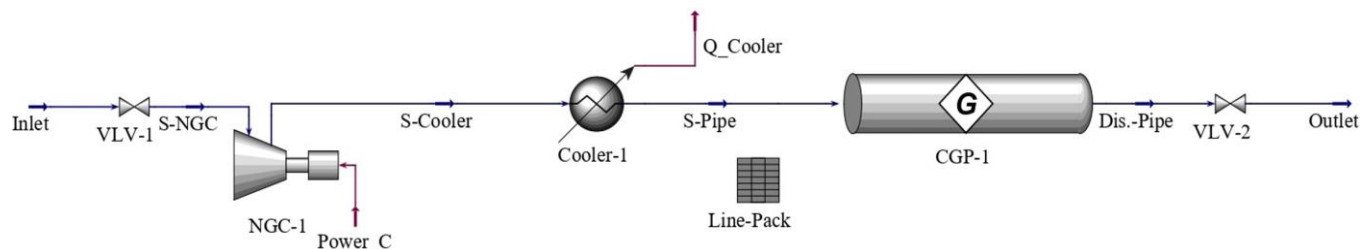
در رابطه‌ی بالا U ضریب کلی انتقال حرارت برای خنک‌کننده هوایی، A سطح انتقال حرارت و \dot{m} دبی جرمی جریان گاز و $LMTD$ میانگین لگاریتمی تغییرات دماست و تابعی از دبی است. افت فشار ایجاد شده در خنک‌کننده هوایی برای جریان گاز طبیعی نیز تابعی از دبی گاز است.

پیچیدگی ذاتی مدل‌سازی دقیق شبکه‌های انتقال گاز، به‌ویژه در حالت دینامیکی، ناشی از نیاز به حل هم‌زمان معادلات دیفرانسیل جزئی، دیفرانسیل معمولی و معادلات جبری است که رفتار سیستم را به‌صورت وابسته به زمان و مکان توصیف می‌کنند. همین پیچیدگی و بار محاسباتی بالا، به‌ویژه در شبکه‌های بزرگ یا دارای اجزای متعدد، ضرورت بهره‌گیری از مدل‌های جایگزین را پررنگ می‌سازد.

۲-۳- ایجاد مدل جایگزین شبکه انتقال گاز طبیعی

گام نخست در ایجاد مدل جایگزین، فراهم‌سازی مجموعه‌داده‌ای کامل است که علاوه بر دقت و صحت، سناریوهای متنوع بهره‌برداری را در بر بگیرد. در عمل، استفاده از داده‌های میدانی به‌دلیل ملاحظات امنیتی، نقص‌های اندازه‌گیری، نوسان‌های کوتاه‌مدت در ثبت و نیز عدم کفایت حجم و تنوع، آموزش یک مدل هوش مصنوعی مقیاس‌پذیر را دشوار می‌کند. محیط نرم‌افزار Aspen HYSYS این الزامات را با دقت مناسب برآورده می‌کند. به‌این‌ترتیب، یک شبیه‌سازی حالت پایا مطابق شکل (۲) برای شبکه انتقال گاز در این شبیه‌ساز اجرا شد و نتایج آن به‌عنوان شرایط اولیه برای اجرای دینامیک به‌کار رفت؛ این رویکرد با رویه متعارف در Aspen HYSYS سازگار است که در آن مدل دینامیکی همان خواص ترمودینامیکی مدل پایا را به اشتراک می‌گذارد و برای بررسی انتقال بین شرایط عملیاتی از حل موازنه‌های فشار، دبی و تجمع بهره می‌گیرد. ترکیب درصد خوراک ورودی شبیه‌سازی نیز بر اساس داده‌های صنعتی مطابق جدول (۱) تعیین شد. در ادامه، مدل دینامیکی جریان در خطوط لوله با استفاده از ماژول Compressible Gas Pipe (CGP) پیاده‌سازی گردید. این مدل، روابط (۱) تا (۳) را با روش دو

مرحله‌ای Lax–Wendroff گسسته‌سازی کرده و به‌منظور کاهش پخش عددی از تکنیک ضدپخش Boris & Book بهره می‌گیرد [۲۸].



شکل ۲- واحد شبه واقعی انتقال گاز ایجادشده در شبیه‌ساز تجاری به‌منظور جمع‌آوری داده‌های خوراک آموزش مدل جایگزین.

Fig. 2. Pseudo-realistic gas transmission unit created in a commercial simulator for collecting feed data to train the surrogate model.

جدول ۱- ترکیب درصد گاز طبیعی

Table 1. Composition by percentage of natural gas

Composition	Mole Percent	
	Winter	Summer
N ₂	3.8116	3.8128
CO ₂	0.8484	0.8447
H ₂ S	0.000115	0.000113
C ₁	93.3026	93.3368
C ₂	1.9730	1.9410
C ₃	0.0601	0.0574
i-C ₄	0.002326	0.002262
n-C ₄	0.001718	0.001672
i-C ₅	0.000065	0.000066
n-C ₅	0.000045	0.000046
C ₆	0.000003	0.000003
COS	0.000017	0.000016
CH ₄ S	0.000028	0.000028
ETSH	0.000030	0.000030
Feed Property		
Density (kg/m ³)	44.69	60.39
Viscosity (cP)	0.0131	0.0142
MW (-)	17.03	17.03

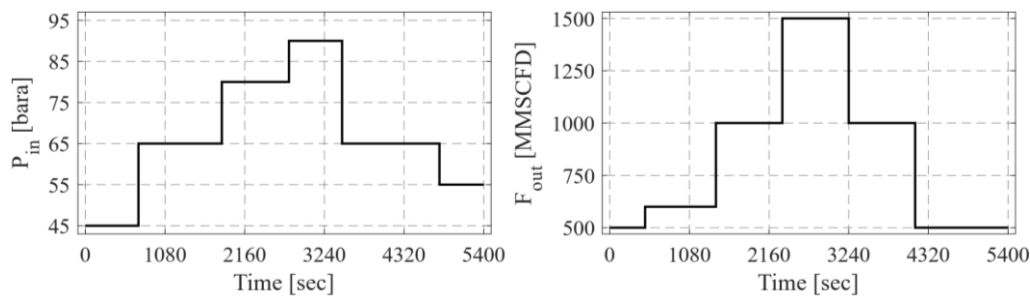
برای اطمینان از درستی شبیه‌سازی، پیکربندی خط لوله مطابق مرجع [۱۹] بازسازی و خروجی‌ها با داده‌های گزارش‌شده آن مقایسه شد. بر همین مبنا، دو خط لوله منتخب از این مقاله برای صحت‌سنجی شبیه‌ساز انتخاب شده و جزئیات پارامترهای آن‌ها در جدول (۲) آمده است.

جدول ۲- پارامترهای خطوط لوله در نظر گرفته شده برای اعتبارسنجی.

Table 2. Pipeline parameters used for validation.

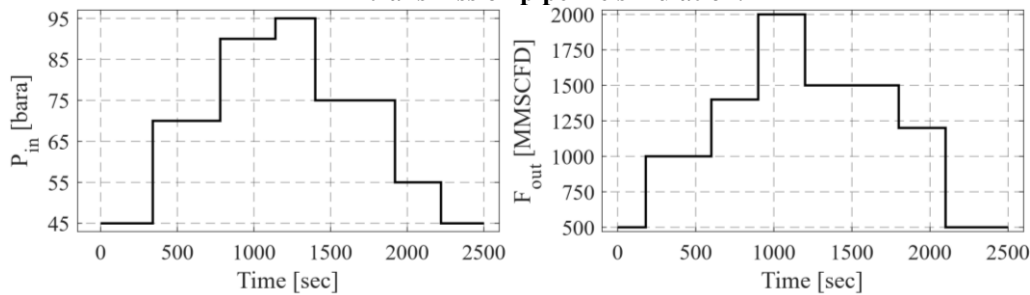
Parameter Number	Length	Diameter	Rhogness	Slope	Elevation
	km	inch	μ -inch	deg	m
04	5	24	0.0018	6	523
21	5	30	0.0018	5	536

در این شبیه‌سازی تأثیر تغییرات فشار ورودی و دبی خروجی روی خط لوله گاز طبیعی بررسی می‌شود. ورودی‌های دینامیک این خطوط لوله در شکل (۳) و (۴) آورده شده است. تغییرات فشار و دبی معیاری برای ارزیابی قابلیت اطمینان مدل محسوب می‌شوند، چرا که دقت پیش‌بینی‌ها وابسته به توانایی مدل در بازنمایی رفتار گذرای جریان گاز است.



شکل ۳- نمایش مقدار ورودی‌های دینامیک خط لوله شماره ۴ موجود در مقاله [۱۹] به منظور اعتبارسنجی شبیه‌سازی خط لوله انتقال گاز.

Fig. 3. Display of the dynamic inputs for pipeline number 4 from reference [19] for validating the gas transmission pipeline simulation.

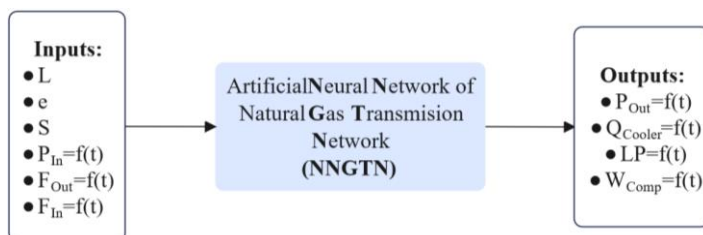


شکل ۴- نمایش مقدار ورودی‌های دینامیک خط لوله شماره ۲۱ موجود در مقاله [۱۹] به منظور اعتبارسنجی شبیه‌سازی خط لوله انتقال گاز.

Fig. 4. Display of the dynamic inputs for pipeline number 21 from reference [19] for validating the gas transmission pipeline simulation.

گام بعدی پس از اعتبارسنجی شبیه‌ساز، ایجاد مدل جایگزین برای شبکه انتقال گاز طبیعی است. این مدل بر اساس داده‌های شبه تجربی حاصل از شبیه‌سازی‌های دینامیکی واحد شبه‌واقعی توسعه‌یافت. شکل (۵) ساختار این مدل جایگزین را نشان می‌دهد. پارامترهای خط لوله شامل طول، شیب، زبری انتخاب و در شبیه‌سازی‌های مختلف به عنوان پارامترهای ورودی مدل تغییر داده شدند، اما بدیهی است که این پارامترها در هر اجرای مدل ثابت نگاه

داشته می‌شوند. با توجه به غالب بودن قطر ۵۶ اینچ در خطوط لوله اصلی شبکه انتقال گاز ایران^۱ (IGAT)، فقط این مقدار برای قطر در نظر گرفته شد؛ اما بدیهی است که در صورت لزوم، ایجاد مدل با هر قطری قابل پیاده سازی است. در کنار این پارامترها، متغیرهای دبی ورودی، خروجی و فشار ورودی نیز به عنوان ورودی‌های دینامیکی در نظر گرفته شد. این متغیرها در هر شبیه‌سازی در طی زمان به عنوان متغیر در نظر گرفته شد [۱۴و۲]. حضور هم‌زمان دبی‌های ورودی و خروجی ضروری است، زیرا تاثیر مثبتی بر موجودی خط دارد و به تبع آن، رفتار دینامیکی فشار را کنترل می‌کند و نیز امکان مدل‌سازی پشت‌سرهمی اجزای شبکه و اعمال سیاست‌های بهره‌برداری را فراهم می‌آورد. خروجی‌های این مدل نیز شامل فشار خروجی، موجودی خط لوله، توان کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی است.



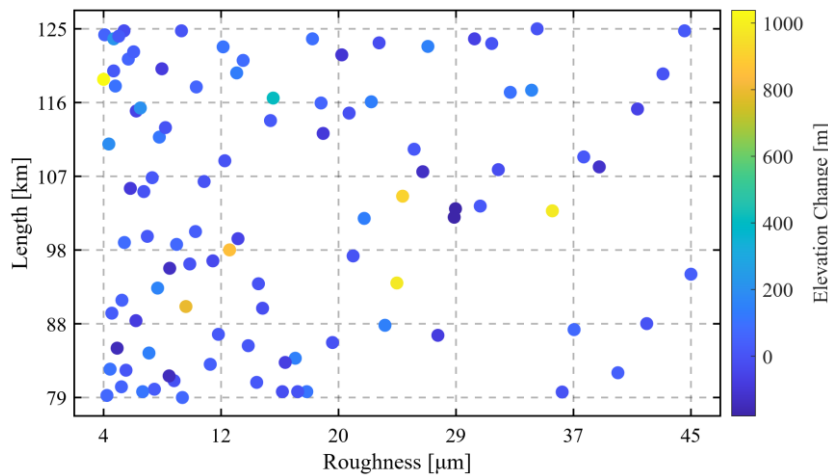
شکل ۵- داده‌های ورودی و خروجی شبکه عصبی برای پیش‌بینی رفتار سیستم خط لوله و ایستگاه تقویت فشار

Fig. 5. Input and output data of the neural network for predicting the behavior of the pipeline system and the compressor station.

در این شبیه‌سازی‌ها با تغییر شرایط مرزی و پارامترهای عملیاتی، مجموعه‌ای وسیع از داده‌های ورودی و خروجی تولید شدند. به‌طور مشخص، رفتار ۱۰۰ خط لوله با ویژگی‌ها و شرایط عملیاتی مختلف پیاده‌سازی شد. برای تولید ورودی‌ها، از روش ابرمکعب لاتین^۲ (LHS) استفاده شد. این روش به توزیع بهینه مقادیر پارامترهای کلیدی ورودی کمک کرده و از ایجاد همبستگی‌های نامطلوب میان آن‌ها جلوگیری می‌کند. نتایج این روش در شکل (۶) نمایش داده شد. در این شکل، توزیع پارامترهای ورودی خطوط لوله ایجاد شده از جمله طول، زبری و تغییر ارتفاع در مسیر نشان داده شده و رنگ نقاط نمایانگر مقدار تغییر ارتفاع است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، توزیع یکنواخت داده‌ها در فضای پارامترهای انتخابی، امکان بررسی دقیق‌تر تاثیر این متغیرها بر عملکرد سیستم را فراهم می‌آورد.

¹ Iran Gas Trunkline

² Latin Sampling Hypercube



شکل ۶- پارامترهای استاتیک خطوط لوله مورد استفاده برای تولید داده‌های آموزشی
Fig. 6. Static parameters of the pipelines used for generating training data.

در ادامه و برای مدل‌سازی ایستگاه تقویت فشار، کمپرسور براساس منحنی عملکرد سازنده مدل‌سازی شد؛ به‌گونه‌ای که رابطه بین دبی ورودی تصحیح‌شده، نسبت فشار، سرعت دورانی و بازده ایزنتروپیک از روی منحنی مرجع استخراج و در شبیه‌ساز پیاده‌سازی شد [۲۷]. برای خنک‌کننده هوایی پایین‌دست، دمای خروجی (T_{out}) و افت فشار برای شبیه‌سازی تنظیم شده و بار سرمایشی موردنیاز به‌دست آمده است. این پارامترها، مشخصات مرزی و سناریوهای عملیاتی برای واحد شبه‌واقعی خط لوله و ایستگاه تقویت فشار به همراه محدوده تغییرات آن‌ها در جدول (۳) ارائه شده است. مدل جایگزین ایجاد شده، با داده‌های ایجاد شده در محدوده‌های ذکر شده در این جدول آموزش داده شده و برای تمامی خطوط لوله انتقال گاز که پارامترها و متغیرهای آن‌ها در این بازه‌ها باشند، قابل استفاده خواهد بود.

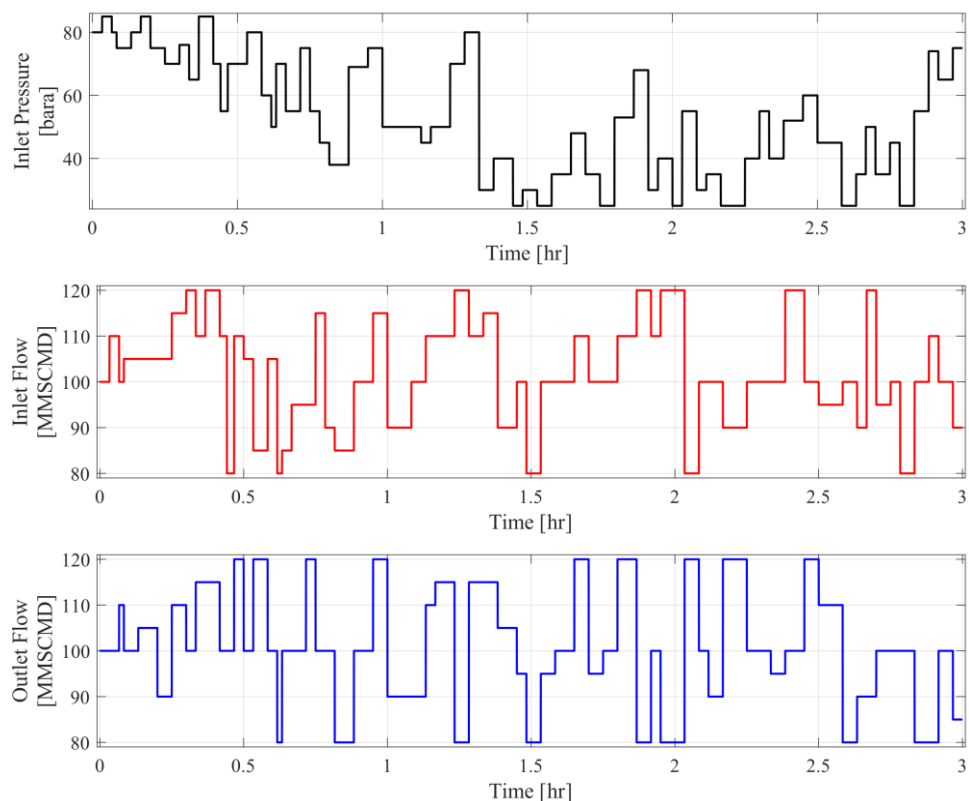
جدول ۳- ورودی‌های واحد شبه‌واقعی و محدوده‌های موردنظر آن.

Table 3. Input variables of the quasi-real unit and their operating ranges.

Parameter Category	Variable	Range/Condition	Unit
Pipeline (Static)	Length	80~125	km
	Elevation	-180~1038	m
	Roughness	4~45	μm
Pipeline (Dynamic)	Outlet Pressure	25~86	bar
	Inlet Flowrate	80~120	MMSCMD
	Outlet Flowrate	80~120	MMSCMD
Compressor	Performance curve [27]		
Air Cooler	Discharge Temperature	40	$^{\circ}\text{C}$
Air Cooler	Differential Pressure	0.5	bar

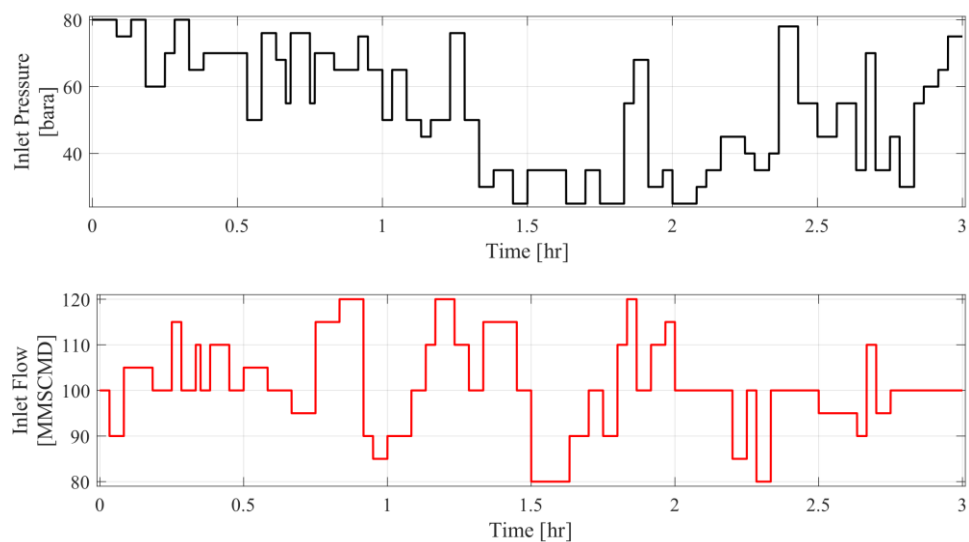
پس از انتخاب و تعیین محدوده پارامترهای مؤثر بر عملکرد شبکه، شبیه‌سازی‌های لازم برای گردآوری داده‌های آموزش مدل جایگزین اجرا شد. به‌منظور پوشش رفتارهای متنوع خط لوله در سناریوهای عملیاتی مختلف،

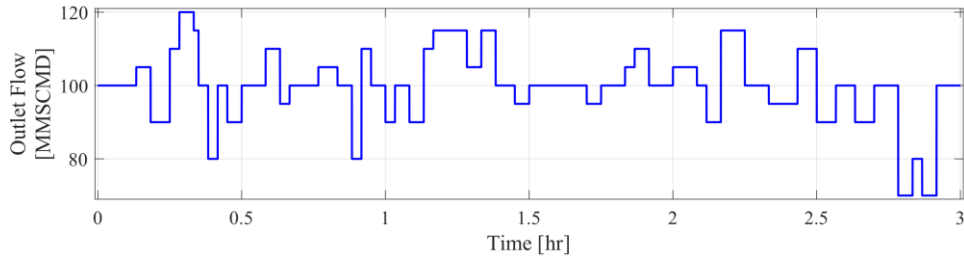
ورودی‌های مرزی در بازه‌های تعریف‌شده جدول (۳) اعمال شد و پروفیل‌های زمانی گوناگون برای دبی و فشار تنظیم شد. نمونه‌هایی از این حالات ورودی در شکل‌های (۷) تا (۹) نمایش داده شدند.



شکل ۷- سناریوی اول برای تولید داده‌های تصادفی برای فشار ورودی، دبی ورودی و خروجی فرایند انتقال گاز در شبیه‌ساز مرجع.

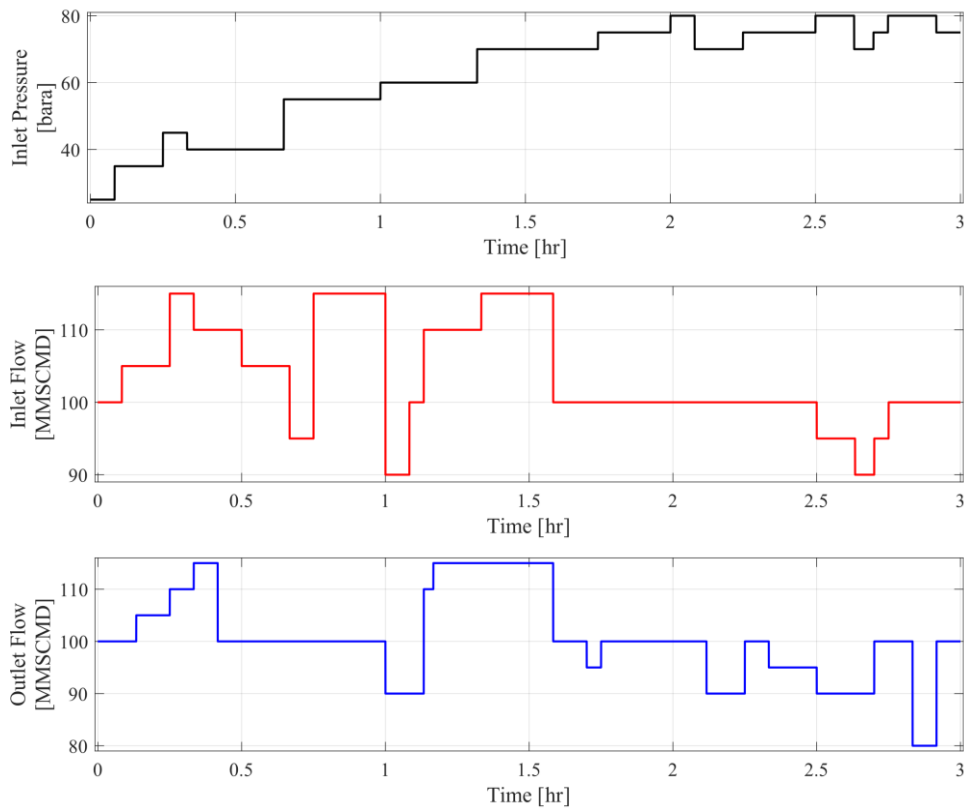
Fig. 7. First scenario for generating random data for input pressure, input flow rate, and output of the gas transmission process in the reference simulator.





شکل ۸- سناریوی دوم برای تولید داده‌های تصادفی برای فشار ورودی، دبی ورودی و خروجی فرایند انتقال گاز در شبیه‌ساز مرجع.

Fig. 8. Second scenario for generating random data for input pressure, input flow rate, and output of the gas transmission process in the reference simulator.

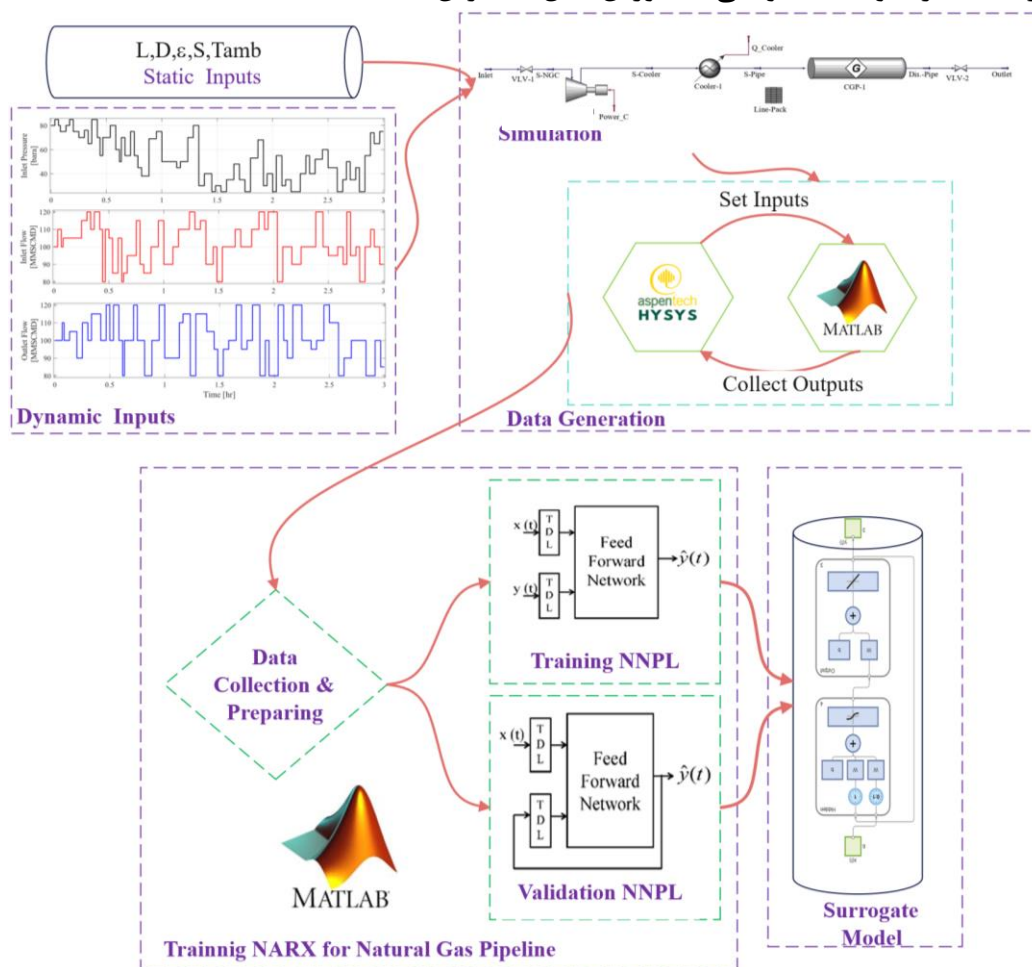


شکل ۹- سناریوی سوم برای تولید داده‌های تصادفی برای فشار ورودی، دبی ورودی و خروجی فرایند انتقال گاز در شبیه‌ساز مرجع.

Fig. 9. Third scenario for generating random data for input pressure, input flow rate, and output of the gas transmission process in the reference simulator.

نمودارهای شبیه‌سازی، تغییرات فشار و دبی در ورودی و خروجی سیستم را در سناریوهای مختلف نشان می‌دهند. در برخی حالات، فشار و دبی ورودی پایدار هستند، در حالی که در برخی دیگر، نوسانات قابل توجهی دیده می‌شود که ناشی از تغییرات ناگهانی عملیاتی است. دبی خروجی نیز در برخی سناریوها همگام با ورودی تغییر می‌کند، اما گاهی به دلیل تأخیرهای دینامیکی یا نوسانات بار، رفتار متفاوتی دارد.

این سناریوها طیفی گسترده از شرایط بهره‌برداری را پوشش داده و امکان ارزیابی عملکرد سیستم تحت وضعیت‌های پایدار و ناپایدار را فراهم می‌سازند. این تنوع به مدل داده‌محور کمک می‌کند تا قدرت تعمیم و دقت پیش‌بینی بهتری داشته باشد. داده‌های حاصل از شبیه‌سازی پس از ثبت و مقیاس‌بندی برای یکنواخت‌سازی مرتبه متغیرها، در آموزش مدل شبکه عصبی مصنوعی^۱ (ANN) به کار گرفته شدند [۳۰]. شکل (۱۰) نمایانگر فرآیند کامل از شبیه‌سازی واحد شبه‌واقعی تا آموزش مدل جایگزین است.



شکل ۱۰- مروری بر روند شبیه‌سازی دینامیکی صورت گرفته برای مدل جایگزین خطوط لوله و ایستگاه تقویت فشار در شبکه انتقال گاز طبیعی در این پژوهش.

Fig. 10. Overview of the dynamic simulation process performed for the alternative model of pipelines and compressor stations in the natural gas transmission network in this study.

۲-۴- مدل‌سازی یکپارچه شبکه عصبی خط لوله و ایستگاه تقویت فشار

فرآیند ایجاد یک شبکه عصبی مصنوعی به‌طور کلی شامل سه مرحله اصلی است: آموزش، اعتبارسنجی و پیش‌بینی. در این فرآیند، داده‌ها به سه مجموعه مجزا شامل داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و پیش‌بینی تقسیم می‌شوند. بخش آموزش شبکه عصبی مصنوعی معمولاً بیشترین تعداد داده‌ها را در بر می‌گیرد و داده‌های اعتبارسنجی و

^۱ Artificial Neural Network

پیش‌بینی در مراحل بعدی قرار دارند. این تقسیم‌بندی به‌گونه‌ای است که مجموعه‌های آموزشی و اعتبارسنجی به ترتیب در فرایند یادگیری و ارزیابی استفاده می‌شوند [۱۹].

شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی سامانه‌های پیچیده به‌دلیل کاهش زمان محاسبات و توانایی در تقریب روابط غیرخطی کارآمدند. از آن‌جا که هدف این پژوهش بازآفرینی رفتار گذرا و غیرخطی شبکه انتقال گاز (با برهم‌کنش خط لوله، کمپرسور و خنک‌کننده هوایی) و حفظ اثرات حافظه‌ای متغیرهایی مانند موجودی خط با هزینه محاسباتی پایین است، ساختار NARX به‌عنوان گزینه برتر برگزیده شد. این شبکه با به‌کارگیری تأخیرهای زمانی ورودی/خروجی، حافظه دینامیکی لازم برای بازنمایی اثرات تجمعی و تأخیرها را فراهم می‌کند و بدون تکیه بر خطی‌سازی موضعی، دینامیک‌های بزرگ و فرایندهای غیرخطی را مدل می‌سازد.

این شبکه برای پیش‌بینی رفتار گذرای سامانه‌های دینامیکی با ورودی‌های برون‌زا/درون‌زا به‌شکل زیر فرمول‌بندی می‌شود [۳۱]:

$$\hat{y}(t+1) = f(x(t-1), \dots, x(t-d), y(t), y(t-1), \dots, y(t-d)) \quad (9)$$

در این رابطه، $\hat{y}(t+1)$ خروجی پیش‌بینی شده برای زمان t ، $y(t)$ خروجی‌های وابسته در زمان‌های قبلی، $u(t)$ ورودی‌های مستقل در زمان‌های مختلف و f که ارتباط ورودی‌ها و خروجی‌ها را مدل‌سازی می‌کند، به‌دست می‌آید. این شبکه‌ها قادرند تا با در نظر گرفتن تأخیرهای زمانی در ورودی‌ها، تاریخچه سیگنال‌های ورودی را حفظ کرده و رفتار سیستم‌های دینامیکی پیچیده را مدل‌سازی کنند. به‌طور خاص، در شبکه NARX ورودی‌ها به‌صورت چندزمانی در نظر گرفته می‌شوند، که این امر امکان پیش‌بینی دقیق‌تر رفتارهای گذرا را فراهم می‌آورد. به کمک روابط زیر می‌توان مقدار خروجی لایه‌های مخفی و همین‌طور لایه خروجی را محاسبه کرد:

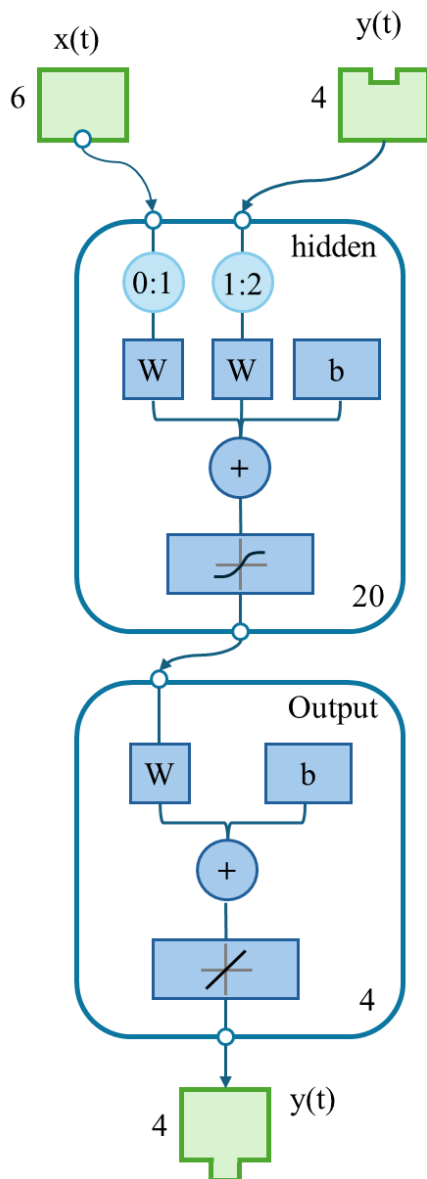
$$y_j = f\left(\sum_i w_{ij}x_i - \theta_j\right) = f(\text{net}_j) \quad (10)$$

$$z_l = f\left(\sum_j v_{lj}y_j - \theta_l\right) = f(\text{net}_l) \quad (11)$$

در روابط بالا w وزن، θ بایاس و f تابع فعال‌سازی هر لایه است.

در این پژوهش، با استفاده از بیش از ۱۰,۰۰۰ سری داده زمانی شبه‌تجربی حاصل از شبیه‌سازی‌های مجزا، یک مدل NARX مطابق شکل (۱۱) برای شبیه‌سازی واحد شبه‌واقعی توسعه داده شد. داده‌ها به سه زیرمجموعه آموزش، اعتبارسنجی و تست با نسبت ۷۰٪، ۱۵٪ و ۱۵٪ تفکیک شدند. ساختار شبکه شامل یک لایه پنهان با ۲۰ نورون و تابع فعال‌سازی tansig و یک لایه خروجی است. تعداد نورون‌ها پس از تست ساختارهای مختلف در بازه ۱۰ تا ۳۰ انتخاب شد؛ نتایج نشان داد که ۲۰ نورون بهترین توازن میان دقت پیش‌بینی و جلوگیری از بیش‌برازش را فراهم می‌کند. همچنین، تابع فعال‌سازی tansig به علت توانایی بالای آن در تقریب روابط غیرخطی چندمتغیره، در مقایسه با توابعی مانند logsig بهترین عملکرد را در بازتولید رفتار دینامیکی سیستم نشان داد. این ترکیب امکان یادگیری بهتر روابط غیرخطی میان متغیرها را فراهم می‌سازد.

فرایند آموزش شبکه در حالت حلقه‌باز و با استفاده از الگوریتم LM-BP^۱ در ۱۰۰۰ مرحله انجام شده و سپس به حالت حلقه‌بسته تبدیل شد. برای جلوگیری از بیش‌برازش، از روش توقف زودهنگام (Early Stopping) استفاده شد. در این روش، هرگاه خطا در مجموعه اعتبارسنجی طی چند تکرار متوالی بهتر نشود، آموزش متوقف می‌شود. همچنین برای افزایش پایداری مدل و کنترل وزن‌ها، از منظم‌سازی بی‌زین^۲ (Bayesian Regularization) بهره گرفته شد.



شکل ۱۱- ساختار شبکه عصبی NARX برای فرایند خط لوله به همراه ایستگاه تقویت فشار.

Fig. 11. NARX neural network structure for the pipeline process along with the compressor station.

¹ Levenberg–Marquardt Backpropagation

² trainbr

به منظور سنجش دقت پیش‌بینی مدل، معیارهای کمی شامل خطای واقعی، ریشه میانگین مربعات خطا^۱ (MSE)، میانگین خطای مطلق^۲ (MAE) و ضریب تعیین R² مورد استفاده قرار گرفتند. محاسبه این معیارها با روابط (۱۲) تا (۱۵) انجام شده است.

$$Error = X_{Predicted}^i - X_{Experiment}^i \quad (12)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (X_{Predicted}^i - X_{Experiment}^i)^2}{n} \quad (13)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|X_{Predicted}^i - X_{Experiment}^i|}{|X_{Experiment}^i|} \quad (14)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_{Predicted}^i - X_{Experiment}^i)^2}{\sum_{i=1}^n (X_{Predicted}^i - X_{Average}^i)^2} \quad (15)$$

که در آن $X_{Experiment}^i$ مقدار واقعی، $X_{Predicted}^i$ مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل، $X_{Average}^i$ میانگین مقادیر واقعی و n تعداد نمونه‌ها است. این معیارها امکان مقایسه دقیق بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده را فراهم می‌سازند و مبنایی برای سنجش دقت و تعمیم‌پذیری مدل جایگزین ارائه می‌دهند.

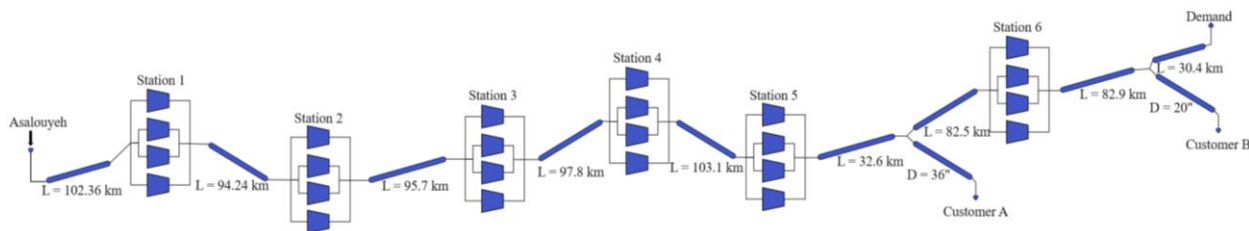
در نهایت، مدل شبکه عصبی توسعه‌یافته در محیط Simulink پیاده‌سازی شده و به‌عنوان یک بلوک دینامیکی قابل استفاده در شبکه‌های بزرگ‌تر انتقال گاز به کار رفت. این ساختار امکان اتصال مدل‌ها به صورت سری یا موازی را فراهم می‌کند و در نتیجه، توانایی شبیه‌سازی دقیق شرایط عملیاتی و محیطی شبکه‌های گسترده انتقال گاز و بهینه‌سازی عملکرد آن‌ها را در اختیار قرار می‌دهد. در راستای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی، یک مطالعه موردی واقعی بر روی خط لوله انتقال گاز طبیعی ششم ایران انجام شد، که در ادامه مشخصات فنی و داده‌های عملیاتی آن ارائه می‌گردد.

۲-۵- مطالعه موردی و تحلیل حساسیت نسبت به تقاضای گاز مصرفی

در مطالعه موردی این پژوهش، رفتار دینامیکی شبکه انتقال گاز براساس ساختار شبکه‌ای که در شکل (۱۲) نشان داده شده، تحلیل و تأیید شد. شبکه مورد مطالعه شامل ۷ خط لوله اصلی به قطر ۵۶ اینچ، ۶ ایستگاه تقویت فشار، ۱ گره منبع و ۳ گره مصرف به طول ۷۲۱/۶ کیلومتر است که با فشار عملیاتی مجاز ۹/۸ مگاپاسکال کار می‌کند. فشار گاز در ورودی خط لوله ۹ مگاپاسکال و دمای میانگین عملیاتی در طول مسیر برابر با ۳۱۳ کلوین در نظر گرفته شد. پیاده‌سازی شبکه حاضر در MATLAB/Simulink به صورت بلوک‌های ماژولار مدل جایگزین انجام شد؛ از این رو با افزایش تعداد خطوط/گره‌ها، تنها تعداد بلوک‌ها و اتصالات افزایش می‌یابد و هزینه محاسباتی شبکه تقریباً متناسب با تعداد بلوک‌ها رشد می‌کند که نشان‌دهنده قابلیت مقیاس‌پذیری رویکرد است.

¹ Root Mean Squared Error (RMSE)

² Mean Absolute Error (MAE)



شکل ۱۲- نمای شماتیک شبکه انتقال گاز مورد استفاده در مطالعه موردی این پژوهش.

Fig. 12. Schematic representation of the gas transmission network used in the case study of this research.

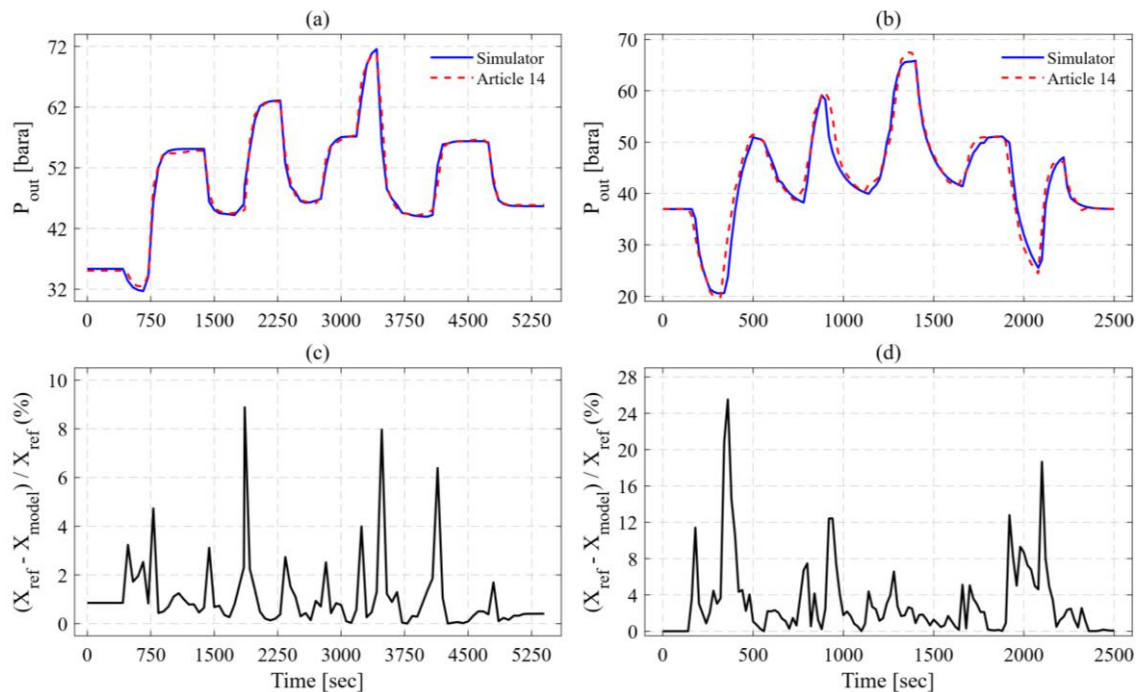
جریان ورودی در هر گره مصرف به صورت تابعی از زمان و بر اساس پروفیل‌های سناریوی مورد مطالعه تعریف شد و اثر آن بر پارامترهای کلیدی در کل شبکه ارزیابی شد. این ساختار ماژولار امکان تحلیل دقیق تغییرات هیدرولیکی در طول شبکه و بررسی رفتار گذرای سیستم در مواجهه با نوسانات تقاضا را فراهم می‌کند. در این تحلیل، اثر تغییرات تقاضا بر شاخص‌های کلیدی عملکرد از جمله فشار در نقاط بحرانی، دبی خروجی، موجودی گاز خط لوله و مصرف انرژی ایستگاه‌های تقویت فشار مورد ارزیابی قرار گرفت. بررسی‌ها نشان داد که تغییرات در الگوی مصرف می‌تواند به طور مستقیم بر تعادل هیدرولیکی شبکه و پایداری فشار در طول مسیر اثرگذار باشد. بر این اساس، تحلیل حساسیت نه تنها نقاط آسیب‌پذیر شبکه را آشکار می‌کند، بلکه امکان شناسایی پارامترهای اثرگذار و اولویت‌بندی اقدامات کنترلی یا اصلاحی را نیز فراهم می‌آورد.

۳- نتایج و بحث

در این بخش، نتایج حاصل از اعتبارسنجی مدل‌های شبه‌واقعی و مدل جایگزین ارائه و تحلیل شد. فرایند اعتبارسنجی در دو مرحله اصلی انجام گردید: ابتدا عملکرد مدل‌های هر فرایند شبه‌واقعی ارزیابی و سپس دقت و کارایی مدل‌های جایگزین بررسی شد. برای سنجش محدوده عملکرد هر مدل و ارزیابی واکنش آن در شرایط عملیاتی مختلف، تحلیل حساسیت شبکه انتقال گاز مورد مطالعه بر روی پارامترهای کلیدی انجام شد. این تحلیل امکان شناسایی اثر تغییر هر پارامتر بر شاخص‌های عملکردی شبکه را فراهم کرده و دیدگاهی جامع در مورد پایداری، انعطاف‌پذیری و قابلیت اطمینان سیستم انتقال گاز ارائه می‌دهد.

۳-۱- عملکرد مدل خط لوله شبه‌واقعی

پس از انجام دو شبیه‌سازی دینامیکی برای خطوط لوله موجود در مقاله مرجع [۱۹] با استفاده از شبیه‌ساز تجاری، نتایج حاصل با نتایج ارائه شده در مقاله مرجع برای اعتبارسنجی شبیه‌ساز مورد استفاده قرار گرفتند. این مقایسه به منظور ارزیابی دقت و قابلیت اطمینان شبیه‌ساز انجام گرفت. نتایج فشار خروجی و خطای نسبی آن‌ها برای دو خط لوله در شکل (۱۳) ارائه شد.



شکل ۱۳- مقایسه فشار خروجی مدل شبه‌واقعی مورد استفاده در این پژوهش با نتایج ارائه‌شده برای خطوط لوله شماره ۴ و ۲۱ در مقاله مرجع [۱۹]، همراه با بررسی خطای نسبی نتایج در طول زمان.

Fig. 13. Comparison of the output pressure of the pseudo-realistic model used in this study with the results presented for pipelines number 4 and 21 in reference [19], along with the analysis of the relative error of the results over time.

شکل (۱۳) نشان می‌دهد که مدل شبه‌واقعی قادر است روند فشار خروجی را در طول زمان با دقت بالا بازتولید کند. تطابق مناسب میان خروجی‌های مدل و داده‌های مرجع اعتبارسنجی شده در مقاله مرجع، صحت عملکرد مدل شبه‌واقعی را تأیید می‌کند. با این حال، در برخی نقاط، به‌ویژه هنگام وقوع نوسانات ناگهانی در ورودی سیستم، اختلافاتی مشاهده شده که عمدتاً ناشی از پیچیدگی دینامیکی شرایط مرزی است.

علاوه بر این، نمودارهای خطای نسبی در بخش‌های c و d تغییرات اختلاف بین نتایج شبیه‌سازی و داده‌های مرجع را در طول زمان نشان می‌دهند. در اغلب بازه‌های زمانی، خطای نسبی در محدوده قابل‌قبولی باقی مانده، اما در مقاطع مربوط به تغییرات ناگهانی فشار، افزایش قابل‌توجهی در مقدار خطا مشاهده می‌شود. این افزایش احتمالاً ناشی از خطاهای استخراج داده‌های مرجع یا حساسیت مدل به شرایط اولیه شبیه‌ساز است.

به‌طور کلی، نتایج این تحلیل نشان می‌دهد که مدل شبه‌واقعی این پژوهش از دقت و قابلیت اعتماد مناسبی برخوردار است و می‌تواند به‌عنوان منبع تولید داده‌های خوراک برای توسعه مدل‌های جایگزین نظیر شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گیرد. با توجه به پذیرش گسترده این شبیه‌ساز در مطالعات علمی و صنعتی، اعتبار آن تأیید شده و نیازی به ارزیابی‌های تکمیلی در این زمینه احساس نمی‌شود.

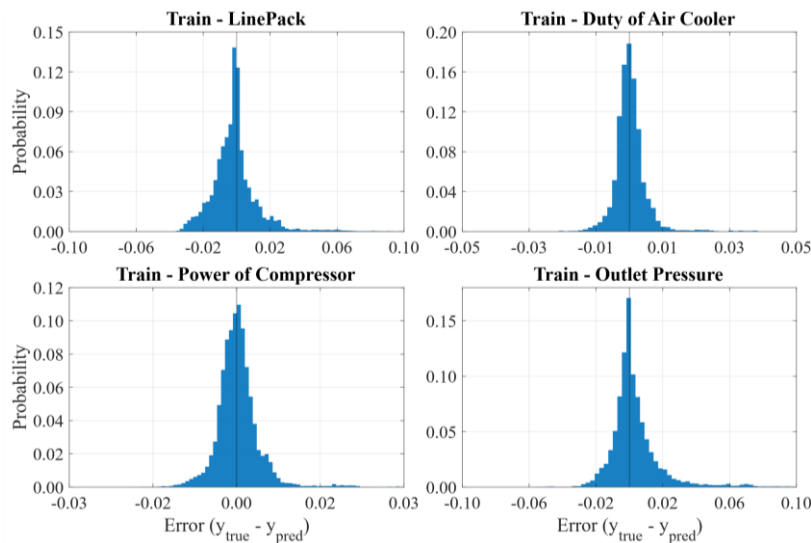
۳-۲- اعتبارسنجی مدل جایگزین

نتایج حاصل از آموزش و تست مدل جایگزین و مقایسه آن‌ها با نتایج حاصل از شبیه‌سازی ۱۰۰ واحد شبه‌واقعی در جدول (۴) و همچنین در شکل‌های (۱۴) و (۱۵) توزیع خطای چهار خروجی مدل جایگزین بر روی مجموعه‌های آموزش و تست نشان داده شده است. در هر دو مجموعه، بیشینه توزیع خطا در همسایگی صفر متمرکز است و پهنای پراکندگی کوچک می‌ماند. مدل در اکثر نقاط مقادیر نزدیک به مقادیر شبه‌واقعی را بازتولید می‌کند و توزیع خطاها عمدتاً متقارن و نزدیک به میانگین صفر هستند. تنها در برخی خروجی‌ها (مثل فشار خروجی) اندکی کشیدگی مشاهده می‌شود که قابل چشم‌پوشی هستند و در مجموعه تست نیز تضعیف می‌شود. این رفتار با شاخص‌های آماری جدول (۴) همخوانی دارد و حاکی از عدم بروز بایاس معنادار است و پایداری مدل را در برابر سناریوهای تست تایید می‌کند؛ بنابراین، مدل برای تحلیل‌های بلادرنگ و پشتیبانی تصمیم در شرایط پیک‌مصرف صحیح و قابل اتکاست.

جدول ۴- ارزیابی دقت مدل جایگزین بر اساس معیارهای آماری برای داده‌های آموزش و تست.

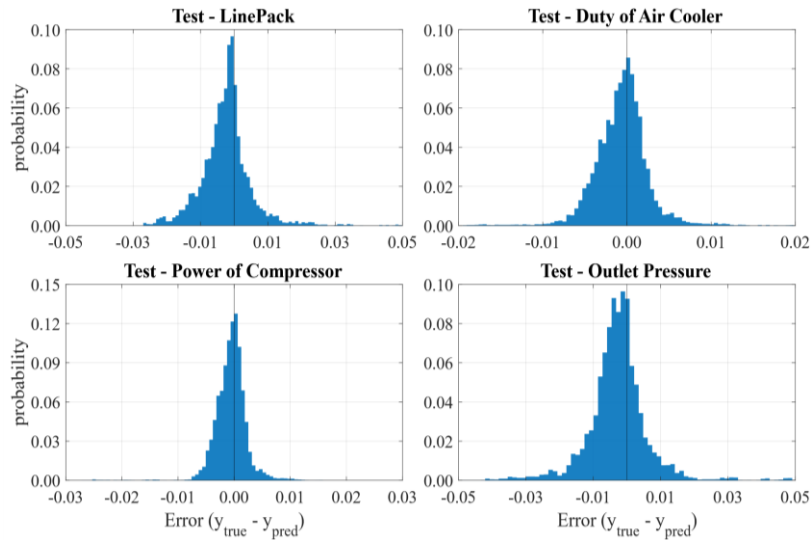
Table 4. Performance of the surrogate model based on MAE and MSE metrics for training and test data.

Variable \ Criteria	Train				Test			
	MAE	MSE	R ²	Error	MAE	MSE	R ²	Error
LP	0.01861	0.003974	0.9996	0.0079	0.00631	0.0000755	0.9975	-0.0024
QH	0.02656	0.006448	0.9967	0.0019	0.02224	0.004092	0.9870	-0.0007
Pc	0.02576	0.006705	0.9894	0.0014	0.02239	0.004553	0.9861	-0.0006
P _{out}	0.02516	0.009932	0.9878	0.0186	0.008004	0.000196	0.9949	-0.0035
Mean	0.00243	0.005434	0.9987	0.0075	0.01474	0.002229	0.9968	-0.0018



شکل ۱۴- نمودار میله‌ای توزیع خطای واقعی برای داده‌های آموزشی مورد استفاده برای مدل جایگزین.

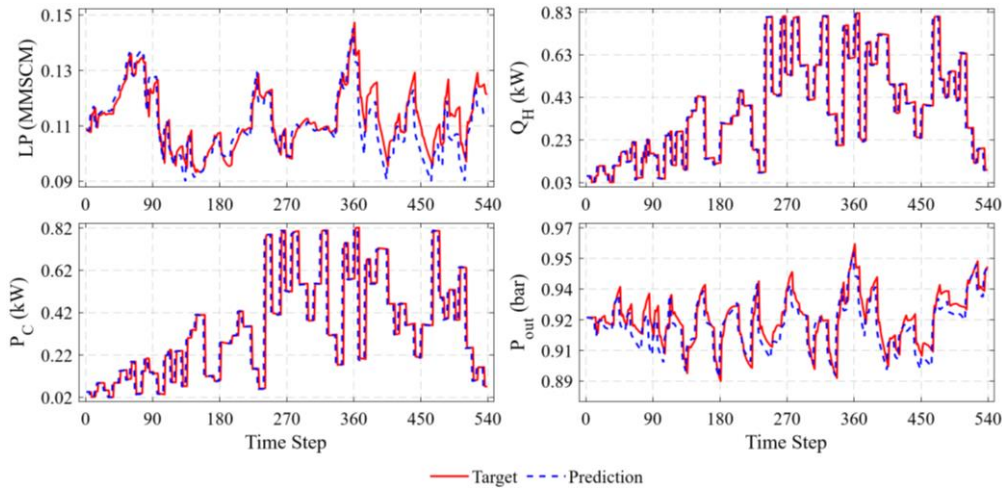
Fig. 14. Real error histograms for the training set of the surrogate model.



شکل ۱۵- نمودار میله‌ای توزیع خطای واقعی برای داده‌های تست مورد استفاده برای مدل جایگزین.

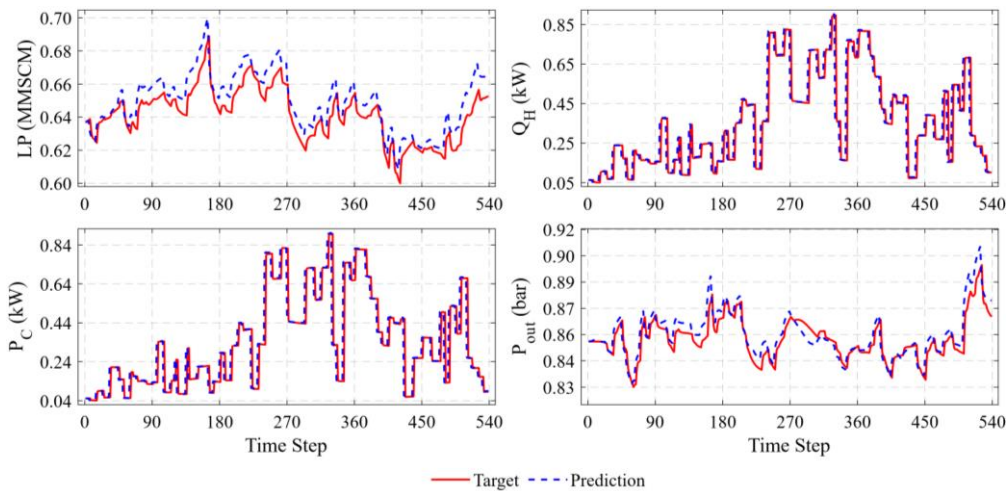
Fig. 15. Real error histograms for the test set of the surrogate model.

در ادامه نتایج سه شبکه انتقال گاز تصادفی (شماره ۳، ۳۵ و ۷۵) از سناریوهای متفاوت (شکل‌های ۷ تا ۹) برای آزمایش مدل و بررسی توانایی آن در تعمیم‌پذیری مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج مقایسه خروجی‌های شبکه عصبی با داده‌های شبیه‌سازی شده مدل شبه‌واقعی، که در شکل‌های (۱۶) تا (۱۸) نشان داده شده‌اند، حاکی از دقت مناسب مدل جایگزین در پیش‌بینی متغیرهای دینامیکی سیستم است.



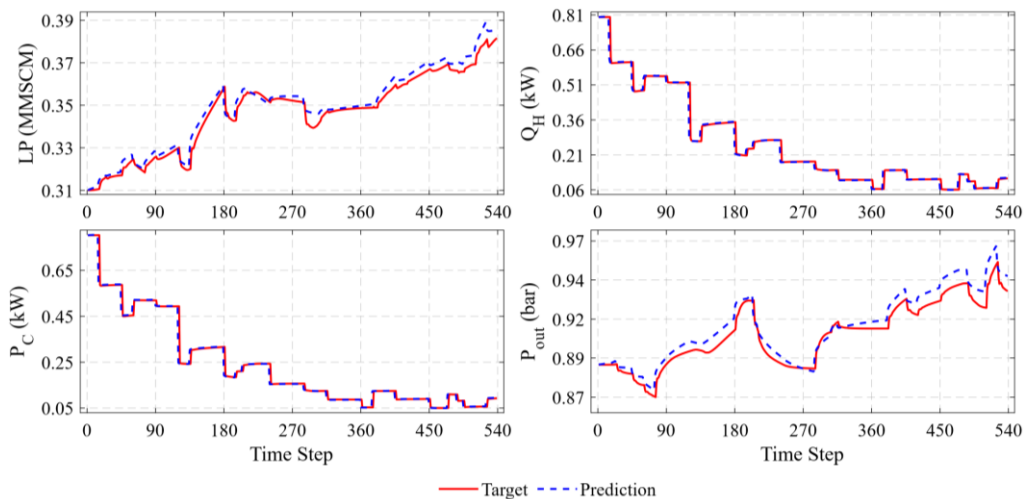
شکل ۱۶- بخشی از داده‌های آموزشی در مقایسه با خروجی‌های تخمین زده شده توسط مدل جایگزین برای نمونه ۳. به ترتیب شکل چپ بالا مقدار موجودی خط، راست بالا مقدار بار خنک‌کننده هوایی، چپ پایین مقدار توان مصرفی کمپرسور و در نهایت راست پایین مقدار فشار خروجی شبکه را نشان می‌دهد.

Fig. 16. A portion of the training data compared with the output estimated by the alternative model for sample 3. The top left Fig. shows the pipeline inventory, the top right Fig. shows the load of air cooler, the bottom left Fig. shows the power consumption of the compressor, and finally, the bottom right Fig. shows the output pressure of the network.



شکل ۱۷- بخشی از داده‌های آموزشی در مقایسه با خروجی‌های تخمین زده شده توسط مدل جایگزین برای نمونه شماره ۳۵. به ترتیب شکل چپ بالا مقدار موجودی خط، راست بالا مقدار بار خنک‌کننده هوایی، چپ پایین مقدار توان مصرفی کمپرسور و در نهایت راست پایین مقدار فشار خروجی شبکه را نشان می‌دهد.

Fig. 17. A portion of the training data compared with the output estimated by the alternative model for sample number 35. The top left Fig. shows the pipeline inventory, the top right Fig. shows the load of air cooler, the bottom left Fig. shows the power consumption of the compressor, and finally, the bottom right Fig. shows the output pressure of the network.



شکل ۱۸- بخشی از داده‌های آموزشی در مقایسه با خروجی‌های تخمین زده شده توسط مدل جایگزین برای نمونه شماره ۷۵. به ترتیب شکل چپ بالا مقدار موجودی خط، راست بالا مقدار بار خنک‌کننده هوایی، چپ پایین مقدار توان مصرفی کمپرسور و در نهایت راست پایین مقدار فشار خروجی شبکه را نشان می‌دهد.

Fig. 18. A portion of the training data compared with the output estimated by the alternative model for sample number 75. The top left Fig. shows the pipeline inventory, the top right Fig. shows the energy required by the air cooler, the bottom left Fig. shows the power consumption of the compressor, and finally, the bottom right Fig. shows the output pressure of the network.

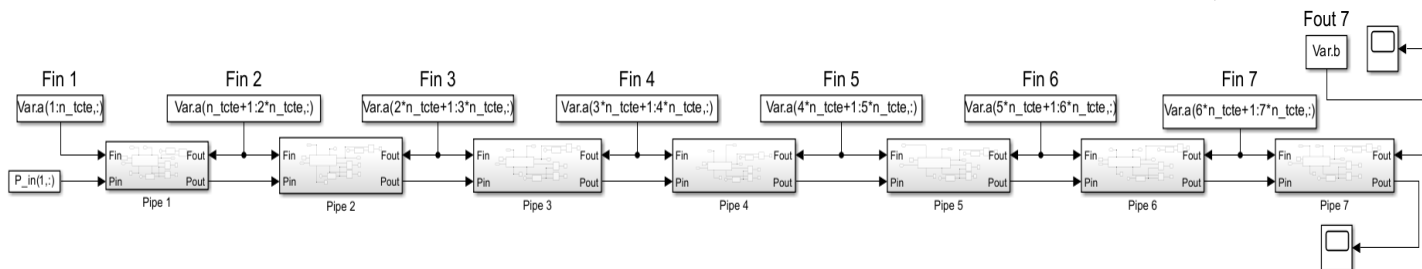
در نهایت مقادیر خطا و شکل‌های (۱۴) تا (۱۸) نشان می‌دهد که مدل جایگزین توانسته است با دقت قابل قبول تغییرات دینامیکی شبکه را بازتولید کند و پیش‌بینی‌های دقیقی از تغییرات دینامیکی متغیرهای سیستم ارائه دهد. هم‌خوانی نتایج پیش‌بینی با داده‌های شبه‌واقعی مؤید کارایی مدل است؛ هرچند، در برخی نقاط که تغییرات

ناگهانی در ورودی‌ها رخ داده، اختلافات جزئی مشاهده می‌شود که می‌تواند به ماهیت غیرخطی سیستم و چالش‌های یادگیری تغییرات شدید مرتبط باشد. به‌طور کلی، این مدل توانسته است روند کلی متغیرها را به‌درستی مدل‌سازی کرده و نشان دهد که از قابلیت تعمیم‌پذیری مناسبی برخوردار است.

از نظر کارایی زمانی، مدل جایگزین پیشنهادی اجرای هر سناریوی ۲۴ ساعته را به‌طور میانگین در ۰/۱۷۱۹ ثانیه انجام می‌دهد، در حالی که شبیه‌سازی دینامیکی متناظر مدل شبه‌واقعی در Aspen HYSYS برابر ۱۹۴/۷ ثانیه است. بدین ترتیب، مدل حاضر حدود ۱۱۳۳ برابر سریع‌تر بوده و کاهش زمان اجرا برابر ۹۹/۹۱٪ را نشان می‌دهد؛ در عین حال، مقادیر خطا در سطح پایین باقی می‌مانند. این بهبود چشمگیر در سرعت همراه با حفظ دقت قابلیت به‌کارگیری مدل را در تحلیل‌های بلادرنگ و تصمیم‌سازی بهره‌برداری صنعتی به‌طور معنی‌داری افزایش می‌دهد.

۳-۳- آنالیز حساسیت شبکه انتقال گاز مورد مطالعه

در این پژوهش، شبکه انتقال گاز مورد مطالعه مطابق شکل (۱۸) به‌صورت یکپارچه در محیط Simulink مدل‌سازی شده است. هدف از تحلیل حساسیت، ارزیابی تأثیر تغییر در متغیرهایی نظیر فشار ورودی و دبی بر رفتار سیستم است. نتایج این تحلیل می‌تواند اپراتورها را در پیش‌بینی عملکرد سیستم تحت سناریوهای مختلف یاری داده و فرآیند تصمیم‌گیری را بهینه‌سازی کند.



شکل ۱۹- نمایی از شبیه‌سازی شبکه انتقال گاز طبیعی مطالعه شده با استفاده از مدل جایگزین آموزش‌داده شده در محیط

Simulink نرم‌افزار MATLAB.

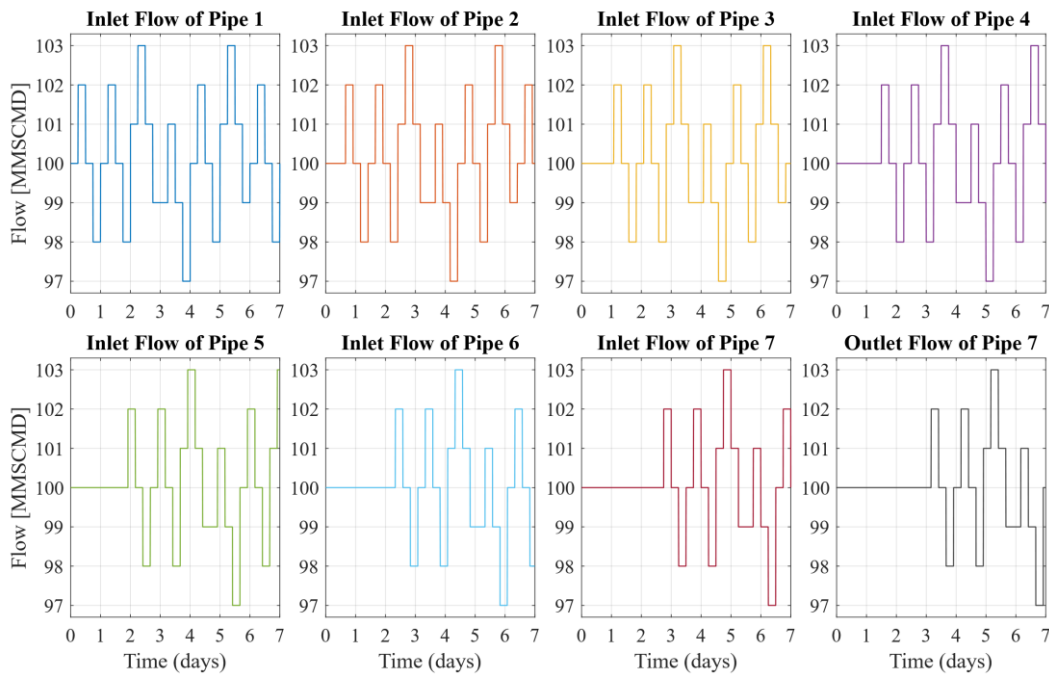
Fig. 19. A view of the natural gas transmission network simulation studied using the trained alternative model in the Simulink environment of MATLAB.

در این تحلیل، تأثیر تغییرات هر یک از پارامترهای مدل بر خروجی‌های کلیدی مانند فشار، دبی خروجی و مصرف انرژی مورد بررسی قرار گرفته است. همچنین، رفتار سیستم در مواجهه با شرایط متنوع عملیاتی و نوسانات ورودی‌ها ارزیابی شده تا میزان حساسیت پاسخ‌ها در سناریوهای مختلف تعیین گردد. نتایج حاصل از آنالیز حساسیت، این امکان را برای اپراتورها فراهم می‌سازد تا نقاط بحرانی و پارامترهای اثرگذار سیستم را شناسایی کرده و اقدامات اصلاحی یا کنترلی لازم را در این نواحی اجرا کنند. بدین ترتیب، تحلیل حساسیت به ابزاری کارآمد برای ارتقای عملکرد، افزایش پایداری و تسریع فرآیند تصمیم‌گیری در بهره‌برداری از شبکه انتقال گاز تبدیل می‌شود.

۳-۴- بررسی حساسیت نسبت به تقاضای انتهای شبکه

همان‌طور که در شکل (۲۰) نمایش داده شده، دبی ورودی در هفت خط اصلی و دبی خروجی از لوله شماره ۷ طی بازه‌ای هفت‌روزه در محدوده ۹۷ تا ۱۰۳ میلیون مترمکعب در روز متغیر بوده است. این نوسانات، بازتابی از واکنش شبکه به تغییرات تقاضای انتهایی هستند و اختلاف میان دبی ورودی و خروجی لوله ۷، تأثیر مستقیم این تغییرات بر تعادل دبی در شبکه را نشان می‌دهد.

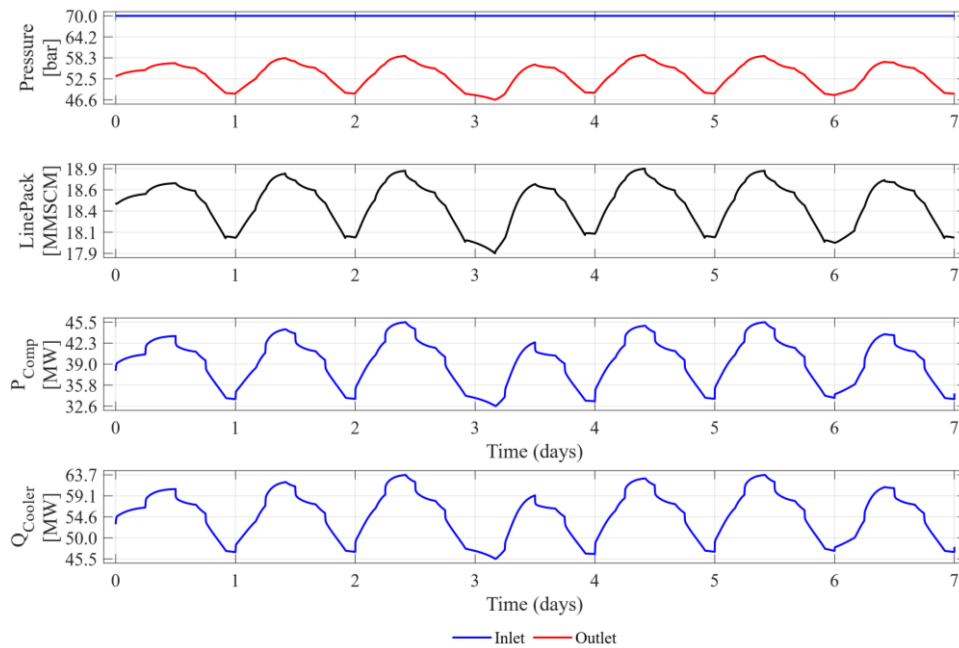
تحلیل انجام‌شده امکان ارزیابی دقیق پاسخ متغیرهای کلیدی همچون فشار، جریان و موجودی خط را فراهم می‌سازد. نتایج حاصل می‌تواند به اپراتورهای شبکه در درک رفتار گذرای سیستم تحت شرایط عدم قطعیت کمک کرده و زمینه‌ساز تصمیم‌گیری عملیاتی بهینه در سناریوهای پیچیده و متغیر باشد. در ادامه، نتایج تحلیل حساسیت برای سه خط انتقال گاز ارائه می‌شود که طی آن تأثیر نوسانات تقاضا بر فشار، دبی و موجودی خط در بازه زمانی ۷ روزه بررسی شده است.



شکل ۲۰- نوسانات دبی ورودی و خروجی لوله‌ها تحت تأثیر تغییرات تقاضای گره انتهایی در بازه زمانی ۷ روزه.

Fig. 20. Fluctuations in the input and output flow rates of the pipelines influenced by variations in the demand of the terminal node over a 7-day period.

شکل (۲۱) رفتار دینامیکی سیستم شامل نوسانات فشار، موجودی خط، توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی را در طول یک دوره ۷ روزه برای اولین ایستگاه تقویت فشار نمایش می‌دهد.

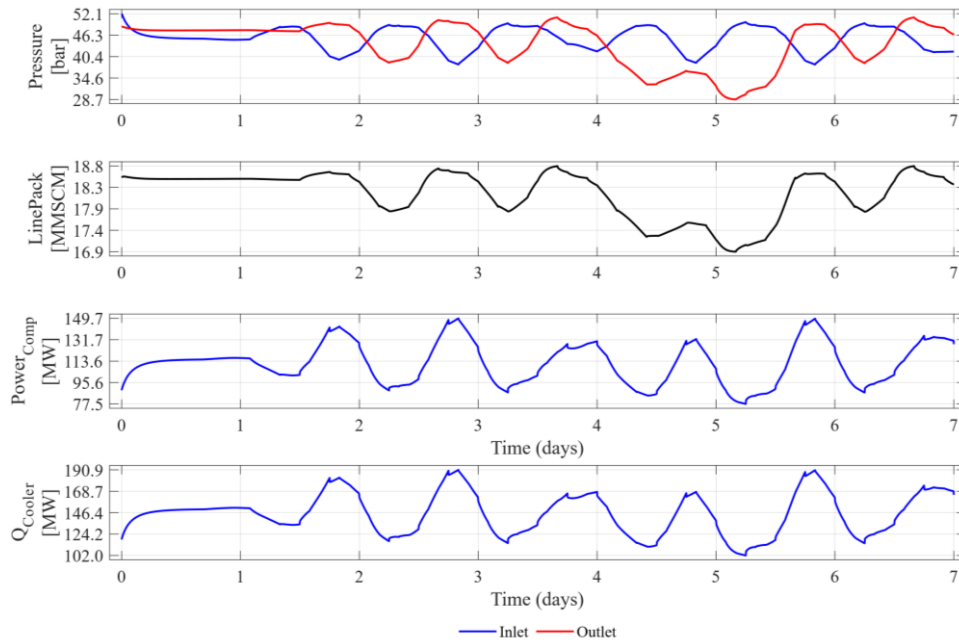


شکل ۲۱- نوسانات فشار، موجودی خط، توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده برای خط لوله و ایستگاه تقویت فشار اول.
Fig. 21. Fluctuations in pressure, pipeline inventory, compressor power consumption and load of the air cooler for the first pipeline and compressor station.

در این واحد، فشار ورودی ثابت بوده، در حالی که فشار خروجی به صورت پله‌ای و منظم نوسان دارد که بیانگر پاسخ سیستم به تغییرات تقاضای گاز در شبکه است. این تغییرات مستقیماً بر موجودی خط تأثیر گذاشته و نوسانات آن با روند تغییرات فشار هماهنگ است. در این شرایط، افزایش فشار منجر به ذخیره گاز در لوله‌ها شده و کاهش آن به تخلیه گاز می‌انجامد که این چرخه، مدیریت مؤثر ذخیره‌سازی و مصرف را امکان‌پذیر می‌سازد. توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی نیز رابطه نزدیکی با رفتار فشار و موجودی خط دارد؛ به طوری که در دوره‌های افت فشار، افزایش توان مصرفی کمپرسور و در پی آن افزایش بار خنک‌کننده هوایی مشاهده می‌شود. این وابستگی متقابل، نشان‌دهنده عملکرد تطبیقی سیستم در پاسخ به تغییرات و حفظ تعادل عملیاتی است.

در شکل (۲۲)، همین متغیرها برای ایستگاه چهارم تقویت فشار بررسی شده‌اند. برخلاف ایستگاه اول، در این نقطه از شبکه، نوسانات قابل توجهی در هر دو سمت ورودی و خروجی مشاهده می‌شود. تغییرات فشار ورودی ناشی از ناپایداری در بخش بالادست بوده و نوسانات فشار خروجی نیز تحت تأثیر تغییرات دبی خروجی، به طور معکوس و با افت نسبی رخ می‌دهد. رفتار هم‌راستای فشار ورودی و خروجی بیانگر حساسیت عملکرد ایستگاه به شرایط هیدرولیکی شبکه در نقاط مجاور است.

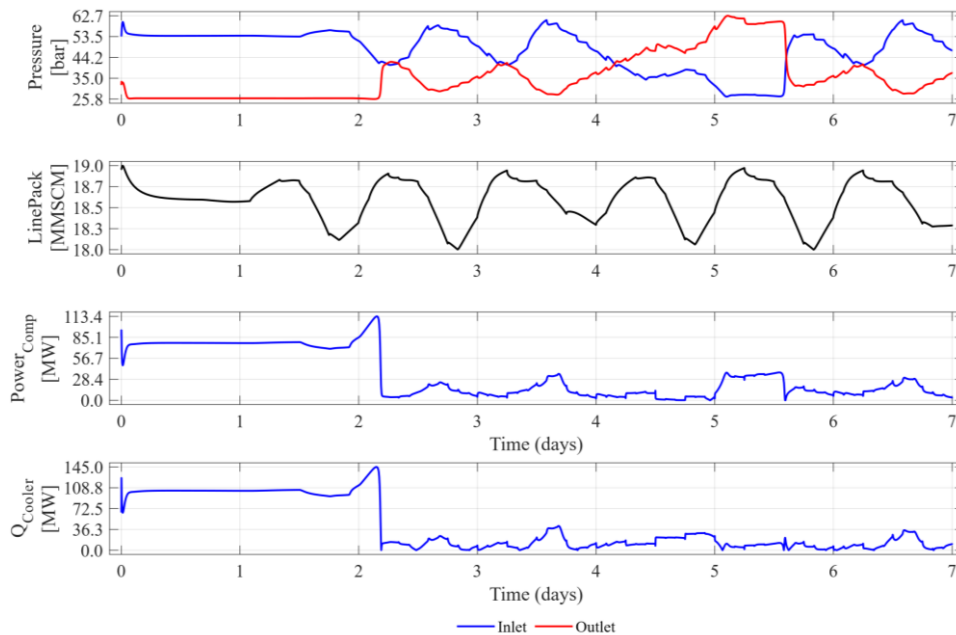
این نوسانات فشار نشان‌دهنده تأثیرات تقاضا بر عملکرد سیستم و پاسخ آن به نیازهای متغیر گاز در طول زمان است. تغییرات متناوب فشار و موجودی خط، به همراه نوسانات توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی، نمایانگر تنظیمات دقیق سیستم در پاسخ به نوسانات تقاضا و حفظ تعادل عملکرد است.



شکل ۲۲- نوسانات فشار، موجودی خط، توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی برای خط لوله و ایستگاه تقویت فشار چهارم.

Fig. 22. Fluctuations in pressure, pipeline inventory, compressor power consumption and load of the air cooler for the fourth pipeline and compressor station.

شکل (۲۳) نوسانات فشار، موجودی خط، توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی در طول ۷ روز برای خط لوله و ایستگاه تقویت فشار آخر را نشان می‌دهد. در این نمودار، فشار ورودی و خروجی به‌صورت پله‌ای و با نوسانات قابل توجه، در واکنش به تغییرات تقاضا در گره انتهایی و تغییرات در بالادست شبکه تغییر می‌کند. فشار ورودی نوساناتی واضح دارد که نشان‌دهنده تغییرات تقاضا در بالادست است، در حالی که فشار خروجی با نوسانات معکوس روبه‌رو است که به‌دلیل تغییرات دبی خروجی از ایستگاه تقویت فشار به‌طور نسبی کاهش می‌یابد.

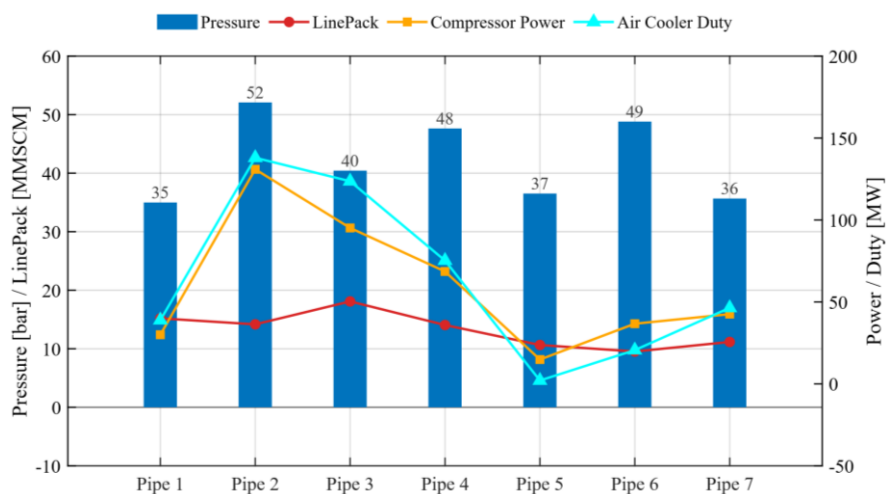


شکل ۲۳- نوسانات فشار، موجودی خط، توان کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی برای خط لوله و ایستگاه تقویت فشار آخر.

Fig. 23. Fluctuations in pressure, pipeline inventory, compressor power consumption and load of the air cooler for the last pipeline and compressor station.

موجودی خط نیز نوساناتی هماهنگ با فشار را نشان می‌دهد که نمایانگر تنظیم دقیق ذخیره‌سازی و مصرف گاز در لوله است. توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی نیز تحت تأثیر تغییرات فشار و تقاضا قرار دارند و نوسانات در این پارامترها نشان‌دهنده تنظیمات مؤثر سیستم برای حفظ تعادل در مصرف انرژی و پاسخ به نیازهای متغیر است. این نوسانات کلی نشان‌دهنده عملکرد سیستم در مواجهه با تغییرات تقاضای گاز در طول زمان است.

برای جمع‌بندی تحلیل حساسیت، شکل (۲۴) نمایی تلفیقی از عملکرد هفت خط لوله اصلی و ایستگاه‌های تقویت فشار متناظر در بازه زمانی یک‌هفته‌ای ارائه می‌دهد. در این نمودار، میانگین چهار متغیر کلیدی شامل فشار عملیاتی، موجودی خط، توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی به صورت هم‌زمان گزارش شده است تا ارزیابی یکپارچه‌ای از وضعیت هیدرولیکی شبکه و مصرف انرژی آن تحت نوسانات الگوی تقاضا به دست آید. نتایج نشان می‌دهد خطوط ۲، ۴ و ۶ با میانگین فشار خروجی بالاتر، به طور طبیعی Linepack کمتری را تجربه کرده و در پی آن توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی در واحدهای بعدی کاهش یافت؛ این رفتار به ویژه در Pipe 2 برجسته‌تر است. در مقابل، Pipe 5 با فشار خروجی پایین‌تر و طول کمتر، محدودیت ذخیره‌سازی داشته و به علت فشار ورودی بالا، بار عملیاتی و مصرف انرژی کمتری را نشان می‌دهد. همچنین در شاخه انتهایی شامل Pipe 7 به دلیل طول قابل توجه و شیب مثبت، برای تثبیت دمای تحویلی در نقطه تنظیم، بار خنک‌کننده هوایی به طور نسبی افزایش یافت. این هم‌بستگی‌های فیزیکی میان فشار، موجودی خط و انرژی مصرفی به خوبی بیان می‌کند که مدل جایگزین حاضر، روابط گذرای شبکه را در شرایط متغیر بهره‌برداری به درستی بازتولید می‌کند.



شکل ۲۴- مقایسه مقادیر میانگین فشار خروجی، موجودی گاز، توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی برای شبکه انتقال گاز مورد مطالعه در بازه زمانی هفت‌روزه.

Fig. 24. Comparison of the average outlet pressure, linepack, compressor power consumption and air-cooler load for the studied gas transmission network over a seven-day period.

در نهایت، با اتکا به معیارهای آماری عملکرد مدل که پیش‌تر در جدول (۴) گزارش شد، و نیز پایش رفتار آن در سناریوهای تحلیل حساسیت فشار و تقاضا، می‌توان نتیجه گرفت که مدل جایگزین پیشنهادی در برابر نوسانات

ورودی مقاوم بوده و در مواجهه با شرایط عملیاتی مختلف از جمله تغییرات شدید تقاضا، پاسخ‌هایی دقیق، پایدار و فیزیکی ارائه می‌دهد. خروجی‌های مدل در تمامی سناریوهای گذرا فاقد نوسان یا واگرایی عددی بوده و در بازه‌های معتبر فیزیکی باقی مانده‌اند؛ بنابراین، پایداری زمانی و همگرایی عددی مدل در مواجهه با دینامیک‌های ناپایدار نیز تأیید می‌شود. این ویژگی به اپراتورها این امکان را می‌دهد که در شرایط اضطراری به سرعت تصمیمات بهینه برای مدیریت فشار و توزیع بار در شبکه اتخاذ کنند.

۴- جمع‌بندی

الگوی مصرف گاز طبیعی با نوسانات فصلی و دوره‌ای قابل توجه در تقاضا همراه است. یکی از راه‌حل‌های اصلی برای کاهش اثرات منفی این نوسانات، ذخیره‌سازی کوتاه‌مدت گاز در خطوط لوله در زمان‌های عرضه مازاد و استفاده از آن در هنگام افزایش تقاضا می‌باشد. در این راستا، طراحی و پیاده‌سازی یک مدل جایگزین مناسب برای مدیریت نوسانات تقاضا و بهینه‌سازی شبکه‌های انتقال گاز از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. چنین مدلی با بهره‌گیری از داده‌های بلادرنگ و شبیه‌سازی‌های دقیق و سریع، می‌تواند کارایی این شبکه‌ها را بهبود بخشد و با کمک به اپراتورهای صنعتی از بروز تنگناهای تأمین در زمان‌های اوج مصرف جلوگیری کند.

مدل پیشنهادی یک شبکه عصبی NARX است که با داده‌های شبه‌واقعی در محدوده خاصی از ورودی‌ها و پارامترهای مشخص خطوط لوله و ایستگاه‌های تقویت فشار آموزش دیده است و در شرایط عملیاتی مختلف (که در رویه آموزش مدل پوشش داده شده‌اند) قادر به شبیه‌سازی یکپارچه یک شبکه انتقال گاز بزرگ در محیط Simulink است. در ارزیابی کمی داده‌های تست، مدل توانست با خطای 0.18% رفتار مدل شبه‌واقعی را بازتولید کند.

همچنین، مدل در مطالعه موردی بررسی شده، توانست پیش‌بینی‌های دقیقی از متغیرهای کلیدی سیستم مانند فشار، دبی، موجودی گاز در خطوط لوله، توان مصرفی کمپرسور و بار خنک‌کننده هوایی در شرایط مختلف عملیاتی ارائه دهد. به‌ویژه در شرایط بحرانی مانند تغییرات شدید فشار ورودی و دبی خروجی در خطوط لوله، این مدل عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های سنتی از خود نشان داد. مدل جایگزین پیشنهادی به‌عنوان ابزاری سریع و دقیق برای پیش‌بینی شرایط پیک مصرف در شبکه‌های انتقال گاز طبیعی معرفی شده است. تحلیل حساسیت نیز نشان داد که این مدل توانایی پیش‌بینی مؤثر پارامترهای کلیدی تحت شرایط مختلف عملیاتی را دارد و به‌ویژه در برابر نوسانات تقاضا و تغییرات گره‌های مصرف می‌تواند به اپراتورها در بهینه‌سازی عملکرد سیستم کمک کند.

در نهایت، زمان محاسبات پایین و قابلیت اتصال مدل به داده‌های عملیاتی بلادرنگ، این مدل را به ابزاری مناسب برای پیاده‌سازی در مراکز دیسپاچینگ و اتاق‌های کنترل شبکه‌های گاز تبدیل کرده است. این ویژگی‌ها موجب می‌شود که مدل پیشنهادی نه تنها از جنبه علمی، بلکه از نظر عملیاتی نیز ابزاری مؤثر برای شبیه‌سازی، تحلیل سناریوهای عملیاتی و اتخاذ تصمیمات سریع در شبکه‌های انتقال گاز باشد.

- [1] Ziodar, M., & Abroofarakh, M. (2021). Investigation of natural gas transportation under supercritical conditions. *Iranian Journal of Chemical Engineering*, 20(116), 50–63. <https://doi.org/10.22034/ijche.2021.257914.1070>. In Persian
- [2] Su, H., Liu, Z., Sun, Y., Ge, Q., Li, Y., Wang, X., & Li, B. (2019). A method for the multi-objective optimization of the operation of natural gas pipeline networks considering supply reliability and operation efficiency. *Computers and Chemical Engineering*, 131, 106584. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2019.106584>
- [3] Yu, W., Lin, Z., Chen, X., Mo, L., Liu, N., & Shen, B. (2019). Gas supply reliability analysis of a natural gas pipeline system considering the effects of underground gas storages. *Applied Energy*, 252, 113418. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113418>
- [4] Pambour, K. A., Bolado-Lavin, R., & Dijkema, G. P. J. (2016). An integrated transient model for simulating the operation of natural gas transport systems. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 28, 672–690. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2015.11.036>
- [5] Woldeyohannes, A. D., & Majid, M. A. A. (2011). Simulation model for natural gas transmission pipeline network system. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 19(1), 196–212. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2010.06.006>
- [6] Alghlam, A. S. M., Stevanovic, V. D., Elgazdori, E. A., & Banjac, M. (2019). Numerical simulation of natural gas pipeline transients. *Journal of Energy Resources Technology*, 141(10), 102002.
- [7] Herrán-González, A., De La Cruz, J. M., De Andrés-Toro, B., & Risco-Martín, J. L. (2009). Modeling and simulation of a gas distribution pipeline network. *Applied Mathematical Modelling*, 33(3), 1584–1600. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2008.02.012>
- [8] Chaczykowski, M. (2010). Transient flow in natural gas pipeline – The effect of pipeline thermal model. *Applied Mathematical Modelling*, 34(4), 1051–1067. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2009.07.017>
- [9] Abbaspour, M., & Chapman, K. S. (2008). Nonisothermal transient flow in natural gas pipeline. *Journal of Applied Mechanics*, 75(3), 031018. <https://doi.org/10.1115/1.2840046>
- [10] Farzaneh-Gord, M., & Rahbari, H. R. (2016). Unsteady natural gas flow within pipeline network: An analytical approach. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 28, 397–409. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2015.12.017>
- [11] Wiid, A. J., Le Roux, J. D., & Craig, I. K. (2020). Modelling of methane-rich gas pipeline networks for simulation and control. *Journal of Process Control*, 92, 234–245. <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2020.06.010>
- [12] Mohitpour, M., Thompson, W., & Asante, B. (1996). The importance of dynamic simulation on the design and optimization of pipeline transmission systems. *Proceedings of the International Pipeline Conference*. <https://doi.org/10.1115/IPC1996-1930>
- [13] Zhang, W., Tang, Q., Gao, X., & Zhou, R. (2025). Multi-period operational modelling and optimization for large-scale natural gas networks considering linepack functions. *Journal of Marine Science and Engineering*, 13(2), 201.

- [14] Yu, W., Wang, Y., Chen, X., Mo, L., & Li, B. (2024). A methodology to evaluate gas supply reliability of the natural gas pipeline network considering the linepack effect. *SSRN Working Paper*, 5279898.
- [15] Domschke, P., Gugat, M., Herty, M., & Mehrmann, V. (2024). Gas network modeling: An overview (Extended English version). *TRR154 Technical Report*. <https://opus4.kobv.de/opus4-trr154/frontdoor/index/index/docId/543>
- [16] Ihsan, A. F., Uttunggadewa, S., Rahmawati, S. D., Giovanni, I., & Himawan, S. N. (2022). Multi-layer LSTM implementation in operational condition forecasting of a natural gas transmission pipeline network. In *Proceedings of the 5th International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)*, 244–249.
- [17] Yin, X., Wen, K., Wu, Y., Han, X., Mukhtar, Y., & Gong, J. (2022). A machine learning-based surrogate model for the rapid control of piping flow: Application to a natural gas flowmeter calibration system. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 98, 104384. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2021.104384>
- [18] Wen, K., Xu, H., Qi, W., Li, H., Li, Y., & Hong, B. (2023). Heat transfer model of natural gas pipeline based on data feature extraction and first principle models. *Energies*, 16(3), 1096. <https://doi.org/10.3390/en16031096>
- [19] Fakhroleslam, M., Boozarjomehry, R. B., Sahlodin, A. M., Sin, G., & Mansouri, S. S. (2021). Dynamic simulation of natural gas transmission pipeline systems through autoregressive neural networks. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 60(27), 9851–9859.
- [20] Lu, K., Chen, X., & Yuan, L. (2021). A review of model order reduction methods for large-scale structure systems. *Shock and Vibration*, 2021(1), 6631180. <https://doi.org/10.1155/2021/6631180>
- [21] Menezes, J. M. P., & Barreto, G. A. (2008). Long-term time series prediction with the NARX network: An empirical evaluation. *Neurocomputing*, 71(16), 3335–3343.
- [22] Wang, P., Yu, B., Han, D., Sun, D., & Xiang, Y. (2018). Fast method for the hydraulic simulation of natural gas pipeline networks based on the divide-and-conquer approach. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 50, 55–63.
- [23] Fan, D., Zhang, J., Tian, X., & Xu, W. (2021). A transient composition tracking method for natural gas pipe networks. *Energy*, 215, 119131.
- [24] Menon, E. S. (2005). *Gas pipeline hydraulics*. CRC Press, Taylor & Francis Group.
- [25] Seyyed-Mosleh, A., Shirazi, L., Soleimani, M., & Sarmad, M. (2022). Comparison of thermodynamic behavior of ethane and ethylene in mixed refrigerant LNG cycles. *Iranian Journal of Chemical Engineering*, 21(123), 7–21. <https://doi.org/10.22034/ijche.2021.290195.1121>. In Persian
- [26] Javadi, M., Pehlavan-zadeh, H., & Montaghian, M. (2025). Simulation, energy and exergy analysis of gas condensate stabilization. *Iranian Journal of Chemical Engineering*. <https://doi.org/10.22034/ijche.2025.466687.1426>. In Persian
- [27] Razaghi, M., Hosseinalipour, S., Shirazi, A., & Khoshgoftar-Manesh, M. (2012). Thermodynamic modeling of the Bijar gas booster station compressor. In *Proceedings of the Iranian Conference on Chemical Engineering*, Tehran, Iran. In Persian

- [28] Aspen Technology Inc. (2006). *Aspen HYSYS dynamic modeling*. <https://sites.ualberta.ca/CMENG/che312/F06ChE416/HsysDocs/AspenHYSYSDynamicModeling.pdf>
- [29] Hyett, C., Pagnier, L., Alisse, J., Sabban, L., Goldshtein, I., & Chertkov, M. (2023). Control of line pack in natural gas systems: Balancing limited resources under uncertainty. In *PSIG Annual Meeting*, Paper PSIG-2314.
- [30] Yusuf, A. S., Hasmawati, H., & Ihsan, A. F. (2024). Comparison of KNN and LSTM on the prediction of the operational conditions of natural gas pipeline transmission networks. *JUPI*, 9(2), 476–486.
- [31] Ezzeldin, R., & Hatata, A. (2018). Application of NARX neural network model for discharge prediction through lateral orifices. *Alexandria Engineering Journal*, 57(4), 2991–2998. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2018.04.001>