



Shahid Beheshti
University of Medical Sciences

A Hybrid Model for Predicting Oil Pipeline Leakage Accident Risk Based on the Integration of the Kent Muhlbauer Method and Artificial Neural Networks

Bitā Baheri¹, Mahboobe Cheraghi^{1*}, Amirhossein Davami², Katayoon Varshosaz³, Azita Kooshafar¹

1. Department of Environment, Ahv.C., Islamic Azad University, Ahvaz, Iran

2. Department of Environmental Management, Ahv.C., Islamic Azad University, Ahvaz, Iran

3. Department of Environmental Management-HSE, Ahv.C., Islamic Azad University, Ahvaz, Iran

Received: 2026/04/23

Accepted: 2026/06/21

Abstract

Background and Aim: The present study was conducted in 2023 with the aim of developing a model for predicting the risk of leakage accidents in two 42-inch and 48-inch oil transmission pipelines located in southwestern Iran through the integration of the Kent Muhlbauer risk assessment method and Artificial Neural Networks (ANNs).

Methods: In this study, five indices of the Kent Muhlbauer method, including third-party damage, corrosion, design, incorrect operation, and leak impact factor, were used as input variables. Multi-Layer Perceptron (MLP) and Radial Basis Function (RBF) neural network models were developed to estimate accident risk levels across ten different pipeline zones. The neural network architectures consisted of an input layer, hidden layers, and an output layer. Model performances were evaluated and compared using the Mean Squared Error (MSE) and correlation coefficient (R).

Results: The results indicated that Zone 5 (the Jarahi River crossing section) exhibited the highest risk level according to the Kent Muhlbauer method, with priority numbers of 2.7684 and 2.8475 for the 42-inch and 48-inch pipelines, respectively. The risk levels associated with the 48-inch pipeline were generally higher than those of the 42-inch pipeline. The artificial neural network modeling results showed that the MSE values for the MLP and RBF networks were 0.00015891 and 0.0002917, respectively, while the corresponding R values were 0.7767 and 0.7227. These results demonstrated acceptable agreement with the risk data derived from qualitative expert judgments. Overall, the MLP network exhibited superior predictive performance compared with the RBF network.

Conclusion: Considering the presence of residential areas and populations living along the pipeline corridor, as well as environmentally sensitive ecosystems such as reservoir lakes, the Jarahi River, sparsely forested regional habitats, and urban areas, oil transmission pipelines possess considerable potential for accident occurrence and associated environmental consequences.

Keywords: Artificial neural networks, MLP network, Oil pipelines, Oil pollution, RBF network, Risk

Please cite this article as:

Baheri B, Cheraghi M, Davami A, Varshosaz K, Kooshafar A. A Hybrid Model for Predicting Oil Pipeline Leakage Accident Risk Based on the Integration of the Kent Muhlbauer Method and Artificial Neural Networks. *Irtiqa Imini Pishgiri Masdumiyat*. 2025;13(2):6-19. <https://doi.org/10.22037/iipm.v13i2.52128>

*

Corresponding Author: mahboobeh_cheraghi_env@iau.ac.ir





ارائه مدلی برای پیش‌بینی ریسک حوادث نشت از خطوط لوله انتقال نفت بر اساس تلفیق روش‌های کنت مولبایر و شبکه‌های عصبی مصنوعی

بی‌تا باهری^۱، محبوبه چراغی^{۲*}، امیرحسین دوامی^۳، کتایون ورشوساز^۳، آریتا کوشافر^۱

۱. گروه محیط زیست، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران

۲. گروه مدیریت محیط زیست، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران

۳. گروه مدیریت محیط زیست-HSE، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۳/۳۱

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۲/۰۳

چکیده

سابقه و هدف: تحقیق حاضر با هدف ارائه مدلی برای پیش‌بینی ریسک حوادث نشت از ۲ خط لوله ۴۲ و ۴۸ اینچ در جنوب غرب ایران، بر اساس تلفیق روش‌های کنت مولبایر و شبکه‌های عصبی مصنوعی در سال ۲۰۲۳ صورت گرفته است.

روش کار: در این تحقیق، با استفاده از ۵ شاخص روش کنت‌مولبایر (شامل خسارت شخص ثالث، خوردگی، طراحی، عملکرد نادرست و شدت اثر نشت) به عنوان متغیرهای ورودی، شبکه‌های پرسپترون چندلایه (MLP) و تابع پایه شعاعی (RBF) با هدف تخمین سطوح ریسک وقوع حوادث در ۱۰ ناحیه مختلف برای خطوط لوله، توسعه داده شدند. شبکه‌های مصنوعی از یک لایه ورودی، لایه‌های پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شدند. در نهایت بر اساس شاخص‌های MSE و R، نتایج مورد مقایسه قرار گرفت.

یافته‌ها: نتایج تحقیق نشان داد که سطح ریسک در منطقه ۵ (محدوده زیر رودخانه جراحی)، با عدد اولویت ۲،۷۶۸۴ برای خط لوله ۴۲ اینچ و ۲،۸۴۷۵ برای خط لوله ۴۸ اینچ، دارای بدترین وضعیت در روش کنت مولبایر بوده است. سطوح ریسک مربوط به خط ۴۸ اینچ، بیش از خط ۴۲ اینچ بوده است. نتایج توسعه شبکه عصبی مصنوعی نشان داد مقدار MSE برای دو شبکه ANN و RBF به ترتیب ۰،۰۰۰۱۵۸۹۱ و ۰،۰۰۰۲۹۱۷ و مقدار شاخص R به ترتیب ۰،۷۷۶۷ و ۰،۷۲۲۷ بود که قابل قبولی را برای داده‌های مستخرج از قضاوت‌های کیفی نشان داد. شبکه MLP کارایی بهتری نسبت به شبکه RBF داشته است.

نتیجه‌گیری: با در نظر گرفتن مناطق مسکونی و جمعیت ساکن در مناطق محدوده خط انتقال نفت، اکوسیستم‌های حساس مانند دریاچه سد مخزنی، رودخانه جراحی، جنگل کم تراکم منطقه‌ای و مناطق شهری، خطوط انتقال نفت، پتانسیل قابل توجهی در بروز حوادث دارند.

واژگان کلیدی: ارزیابی ریسک، آلودگی نفتی، خطوط لوله، شبکه MLP، شبکه RBF، شبکه‌های عصبی مصنوعی

به این مقاله، به صورت زیر استناد کنید:

باهری ب، چراغی م، دوامی ا ح، ورشوساز ک، کوشافر آ. ارائه مدلی برای پیش‌بینی ریسک حوادث نشت از خطوط لوله انتقال نفت بر اساس تلفیق روش‌های کنت مولبایر و شبکه‌های عصبی مصنوعی. ارتقای ایمنی و پیشگیری از مصدومیت‌ها. ۱۴۰۴؛ ۱۳(۲): ۱۹-۶. <https://doi.org/10.22037/iipm.v13i2.52128>

* نویسنده مسئول مکاتبات: mahboobeh_cheraghi_env@iau.ac.ir



مقدمه

کشور ایران دارای میدان‌های هیدروکربن‌های نفتی متعددی است به‌طوری‌که به دلیل ماهیت تکتونیکی ایران عمده این میدان‌ها و مخازن تحت فشار بوده است (۱). در حال حاضر، خطوط لوله به‌طور گسترده برای انتقال نفت و گاز در مسافت‌های طولانی مورد استفاده قرار می‌گیرند (۲). انتقال نفت و گاز از چاه به مصرف‌کننده نهایی در سطح بالایی از کارایی و اثربخشی نیازمند داشتن یک سیستم پیچیده و جامع لوله‌کشی است (۳). از آنجا که بسیاری از خطوط لوله انتقال در زیرزمین نصب می‌شوند، عوامل مخرب مانند خوردگی، بلایای طبیعی، عوامل خارجی و نقص در طراحی و عملیات، نقش مهمی در حوادث خط لوله دارند (۴).

گستره بالای طول خطوط، گستردگی مناطق جغرافیایی که خطوط لوله از آن‌ها عبور می‌کنند، تنوع مواد منتقله، حساسیت‌های زیست‌محیطی محل‌های عبور، تراکم جمعیتی اطراف خطوط، فرسودگی قسمت‌های درخور توجه آن و ... باعث شده است که بروز حوادث مختلف در خطوط لوله انتقال با پیامدهای فاجعه‌باری همراه باشد (۵ و ۶). بسیاری از خطوط لوله طول عمر طولانی دارند و در برخی از آن‌ها مواد خورنده جریان دارد و همچنین شرایط نامطلوب آب و هوایی نیز موجب آسیب‌دیدگی لوله‌ها می‌گردد. علاوه بر آن، برخی خرابکاری‌های عمدی مانند تروریسم و عملیات خرابکارانه می‌تواند باعث انتشار سیال به محیط پیرامون شود (۷ و ۸).

بر اساس گزارش‌های اخیر سازمان ایمنی خطوط لوله و مواد خطرناک آمریکا (PHMSA)، حوادث مرتبط با نشت خطوط لوله انتقال در بازه سال‌های ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴، علاوه بر پیامدهای مخرب زیست‌محیطی، ده‌ها کشته و مصدوم در پی داشته و صدها میلیون دلار خسارت مالی به زیرساخت‌ها وارد کرده است (۹). برخی از بزرگ‌ترین حوادث محیط زیستی دهه‌های اخیر مانند DeepWater Horizon، مرتبط به خطوط انتقال نفت بوده است (۱۰). کاهش تنوع زیستی، آلودگی منابع آب و خاک و حتی هوا، اختلال در عملکرد منابع زیستی مانند گیاهان و آبزیان و حوادث ناشی از کار؛ از پیامدهای مهم حوادث نشت نفت هستند که در تحقیقات زیادی مورد بررسی قرار گرفته‌اند (۱۱-۱۴).

ارزیابی ریسک خطوط لوله می‌تواند به شناسایی خطرات مرتبط کمک کند و اقدام‌های لازم را برای از بین بردن یا کاهش ریسک

انجام دهد (۱۵ و ۱۶). علاوه بر اینکه خطوط لوله یکی از راه‌های مطمئن و به‌صرفه برای انتقال مواد نفتی است، همچنین در صورت بروز حادثه می‌تواند آثار مخرب زیست‌محیطی جبران‌ناپذیری بر جای بگذارد (۱۷).

پیش‌بینی سطوح ریسک ناشی از حوادث، یک دغدغه مهم در مدیریت ریسک‌های زیست‌محیطی است. روش‌های کلاسیک، مبتنی بر شیوه‌های کارشناسی بوده است (۱۸). طی سال‌های اخیر، روش‌های نوینی برای ارزیابی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. بخش زیادی از این روش‌ها، برگرفته از شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند که تحت عنوان شبکه‌های عصبی مصنوعی، در مدیریت محیط زیست مورد استفاده قرار می‌گیرند (۱۹). شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده‌ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهده پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده است که به‌صورت شبکه‌ای بهم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل نمایند (۲۰). در این شبکه‌ها به کمک دانش برنامه‌نویسی، ساختمان داده‌ای طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نورون عمل کند. به این ساختمان داده، گره گفته می‌شود. سپس با ایجاد شبکه‌ای بین این گره‌ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند (۲۱). در ارائه مدل شبکه عصبی مصنوعی، تنوع بسیاری وجود داشته و تعیین سه عنصر تعریف نورون، ساختار شبکه و الگوریتم آموزش ضروری می‌باشد (۲۲). شبکه‌های عصبی اگرچه قادر به حل مسائل ساده می‌باشند ولی زمانی توانایی آن‌ها آشکار می‌شود که برای حل مسائلی که دیگر روش‌ها در حل آن‌ها با مشکل مواجه می‌شوند یا حل آن‌ها زمان زیادی می‌خواهد، به کار برده شوند (۲۳). شبکه‌های عصبی نشان داده‌اند که توانایی زیادی دارند تا با دقت بالا، داده‌هایی که غالباً مهندسين آن‌ها را بی‌ارزش یا بی‌تأثیر می‌دانند، آنالیز کرده و جواب‌های مطلوب بدهند (۲۴). لذا در تحقیقات مختلفی از این روش برای پیش‌بینی ارزیابی ریسک استفاده شده است. یکی از روش‌های تخصصی برای ارزیابی ریسک خطوط لوله، روش کنت مولبایر است. در این روش، شاخص‌هایی شامل خسارت شخص ثالث، خوردگی تجهیزات، طراحی، عملکرد نادرست و شدت اثر نشت در خطوط لوله مورد ارزیابی قرار می‌گیرد (۲۵).

ارزیابی ریسک به روش کنت مولبایر

در روش کنت مولبایر به تمامی شرایط و فعالیت‌های مهمی که بر ایمنی و به تبع آن نشت خط لوله که باعث ایجاد خسارت زیادی در محیط زیست می‌شود، امتیازات عددی داده می‌شود، به گونه‌ای که برای هر بخش از خط لوله تمامی پارامترها و متغیرهای مهم در نظر گرفته شده و به هر یک از آن‌ها ضریبی داده می‌شود که این ضریب بر اساس داده‌های آماری موجود و قضاوت‌های مهندسی به دست می‌آید. قضاوت‌های مهندسی و وزن‌دهی در این پژوهش توسط تیمی متشکل از ۵ کارشناس ارشد و مهندس ایمنی و بازرسی فنی خطوط لوله (تیم HSE و پایش وضعیت) با حداقل ۱۰ سال سابقه کار عملیاتی مستمر در شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب انجام گرفته است. در تعیین پارامترهای مورد نیاز فرآیند ارزیابی ریسک چهار شاخص کلی مد نظر قرار می‌گیرد که عبارتند از: الف: شاخص پتانسیل ریسک عوامل ثالث، ب: شاخص خطای انسانی (ج) شاخص طراحی و د) شاخص خوردگی. انتخاب این ۵ شاخص اصلی بر اساس چارچوب استاندارد ارزیابی خطوط لوله و همچنین انطباق کامل آن‌ها با شرایط اقلیمی، عملیاتی و سوابق حوادث در منطقه جنوب غرب ایران صورت گرفته است تا تمامی ابعاد فنی (طراحی و خوردگی)، خطاهای انسانی (عملکرد نادرست)، محیطی (شدت اثر) و مداخلات خارجی (شخص ثالث) به طور جامع پوشش داده شوند.

این مقادیر با یکدیگر جمع شده و در نهایت، یک مقدار عددی نهایی در این قسمت ارائه می‌شود که شاخص مجموع نام دارد. این مقدار عددی در بخش بعد که پتانسیل خطرات ارزیابی می‌گردد استفاده می‌شود. بخش دوم شامل تجزیه و تحلیل بسیار دقیقی از اثرات بالقوه و پیامدهای هر یک از عیوب رخ داده در خط لوله انجام می‌گیرد. از مجموع مقادیر حاصل از نمایه‌های نام‌برده در بخش اول و تقسیم بر مقدار فاکتور اثرات نشت در بخش دوم، عدد نهایی اولویت ریسک به دست می‌آید. باید توجه داشت که در روش کنت مولبایر، ماهیت امتیازات به گونه‌ای است که عدد نهایی پایین‌تر، نشان‌دهنده ضریب ایمنی کمتر و در نتیجه ریسک بالاتر و وضعیت بدتر است (۲۷). شاخص‌ها و معیارها و امتیازهای روش کنت مولبایر در جدول ۲ ارائه شده است.

فرآیند توسعه شبکه عصبی مصنوعی (MLP) برای پیش‌بینی سطوح ریسک خطوط انتقال نفت

ایران به عنوان دومین کشور دارای منابع نفت و گاز و پنجمین تولید کننده نفت در جهان، به دلایلی مانند فرسودگی بخشی از تجهیزات انتقال نفت، ضعف تکنولوژیک و حوادث طبیعی، با چالش‌های جدی در زمینه وقوع حوادث در خطوط انتقال نفت مواجه است. خسارت محیط زیستی ناشی از حوادث مربوط به خطوط لوله انتقال نفت در ایران، ۳۲۶ میلیون دلار در سال برآورد شده است (۲۶).

ارزیابی ریسک به روش سنتی کنت مولبایر، با وجود جامعیت، نیازمند محاسبات دستی زمان‌بر بوده و وابستگی زیادی به قضاوت‌های انسانی دارد. این پروسه معمولاً منجر به بروز خطای محاسباتی یا سوگیری می‌شود. تلفیق استفاده از روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی، مزایایی از جمله افزایش سرعت محاسبه و پیش‌بینی ریسک در مسافت‌های طولانی، قابلیت خودکارسازی فرآیند ارزیابی بدون نیاز به دخالت مستمر کارشناس، کاهش خطای انسانی و توانایی کشف الگوهای پنهان و غیرخطی بین شاخص‌های ریسک ایجاد می‌کند. در این تحقیق، با استفاده از این رویکرد تلفیقی، مدلی برای پیش‌بینی سطوح ریسک در مناطق جنوب غربی ایران ارائه شده است.

روش کار

تحقیق حاضر از نوع توصیفی-کاربردی است که در سال ۲۰۲۳ در محدوده جنوب غرب ایران صورت گرفته است. بین ۹ تا ۱۰ هزار کیلومتر خط لوله انتقال نفت در این منطقه نفتی وجود دارد. جامعه آماری شامل خطوط لوله نفت در شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب در ایران و نمونه آماری تحقیق، شامل یک ۲ خط لوله ۴۲ و ۴۸ اینچی بین شهرهای اهواز-گناوه است. این خطوط لوله در سال ۱۹۷۳ تأسیس شده‌اند و برای صادرات نفت مورد استفاده قرار می‌گیرند. طول تقریبی این خطوط، ۲۶۵ کیلومتر است. این خط لوله انتقال نفت ۴۲ و ۴۸ اینچ از زیر دریاچه سد انحرافی جراحی، رودخانه زهره، میان شهر امیدیه، پارک کوهستانی طبیعی امیدیه، نزدیک پارک جنگلی عامری در مجاورت شهر دیلم، کوه‌های رگ سفید، جنگل بیدو، مناطق عملیاتی و شهر گناوه عبور داده شده است. به منظور دقت در ارزیابی، مسیر خطوط لوله به ۱۰ ناحیه مطالعاتی تفکیک گردید که موقعیت عوارض طبیعی و شهری هر ناحیه در جدول ۱ تشریح شده است.

حرکت و جابجایی زمین	۰-۱۵	شدت اثر نشتی
خطرات محصول	۰-۲۲	
حجم نشتی	۱-۲	
انتشار و پراکندگی محصول	۰-۴	
مواجهه‌پهن	۰-۱۲	

پایاده‌سازی مدل‌ها، آموزش و تست شبکه‌های عصبی و همچنین رگرسیون خطی چندگانه (MLR) به عنوان مدل پایه جهت مقایسه، در نرم‌افزار MATLAB (نسخه ۲۰۲۳a) انجام گرفت. شبکه MLP مورد استفاده دارای معماری [۱-۱۰-۱۰-۵] بود؛ یعنی یک لایه ورودی با ۵ نرون، دو لایه پنهان هر کدام با ۱۰ نرون و یک لایه خروجی با ۱ نرون. جهت جلوگیری از بایاس در الگوریتم لونبرگ-مارکوات (LM) با توجه به حجم محدود داده‌ها، مقداردهی اولیه وزن‌ها به صورت تصادفی چندین بار تکرار شد و از تکنیک اعتبارسنجی متقاطع (K-fold Cross Validation) استفاده گردید.

با توجه به عملکرد مطلوب شبکه‌های پرسپترون چند لایه پیشخور در مسائل پیش‌بینی و قابلیت بالای آن‌ها در تعمیم نتایج، از این شبکه‌ها برای پیش‌بینی سطوح ریسک استفاده شد. به منظور ایجاد شبکه عصبی، ۶۰ درصد از داده‌ها برای آموزش (کالیبراسیون)، ۱۵ درصد از داده‌ها برای تست و ۲۵ درصد باقیمانده برای آزمون صحت‌سنجی نتایج حاصل از شبکه مورد استفاده قرار گرفت.

شبکه مورد نظر با تغذیه پیشرو و با یک لایه ورودی، ۳ لایه میانی و یک لایه خروجی ساخته شد. دلیل استفاده از ۳ لایه پنهان، مدل‌سازی دقیق‌تر روابط غیرخطی و پیچیده میان ۵ شاخص ورودی روش کنت‌مولبایر با خروجی نهایی بود. جهت جلوگیری از خطر پدیده بیش‌برازش (Overfitting) با توجه به محدود بودن حجم داده‌ها، از تکنیک اعتبارسنجی متقاطع و تنظیم دقیق وزن‌ها بهره‌گیری شد تا شبکه قابلیت تعمیم‌پذیری خود را حفظ نماید. تابع انتقال در لایه خروجی از نوع تابع تانژانت سیگموئید و تابع انتقال در لایه خروجی از نوع تابع خطی در نظر گرفته شد. با توجه به سرعت همگرایی الگوریتم لونبرگ-مارکوات در شبکه‌های پیشرو، از این الگوریتم برای آموزش شبکه استفاده گردید. با توجه به استفاده از توابع خطی و سیگموئید، جهت استانداردسازی ورودی‌ها بازه داده‌های نرمال‌شده بین ۰ و ۱ ($r_{\min}=0$, $r_{\max}=1$) در نظر گرفته شد. نرمال‌سازی داده‌ها بر اساس رابطه ۱ صورت گرفته است.

متغیرهای ورودی شامل شاخص‌های اصلی ارزیابی ریسک در روش کنت مولبایر و متغیر خروجی، اولویت ریسک حادثه برای خطوط انتقال نفت می‌باشد. شبکه MLP از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. در این ساختار، تمام نرون‌های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصل هستند (۲۸). معماری شبکه MLP در تحقیق حاضر در شکل ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱. منطقه‌بندی ده‌گانه مسیر خط لوله (زون‌بندی ۲۴۹ کیلومتر)

شماره منطقه	محدوده جغرافیایی و ویژگی غالب	طول تقریبی (کیلومتر)
زون ۱	مبدا اهواز - دشت‌های زراعی	۰ تا ۲۵
زون ۲	دشت‌های خوزستان - تقاطع با جاده‌ها	۲۵ تا ۵۰
زون ۳	حومه رامشیر - اراضی کشاورزی	۵۰ تا ۷۵
زون ۴	تقاطع با رودخانه جراحی و اراضی ناهموار	۷۵ تا ۱۰۰
زون ۵	حومه امیدیه - تپه‌ماهورها	۱۰۰ تا ۱۲۵
زون ۶	اراضی ناهموار میانی - خاک‌های گچی	۱۲۵ تا ۱۵۰
زون ۷	مرز استان خوزستان و بوشهر	۱۵۰ تا ۱۷۵
زون ۸	حومه دیلم - آغاز تغییر بافت خاک به شور	۱۷۵ تا ۲۰۰
زون ۹	جلگه ساحلی دیلم به گناوه - تراز بالای آب	۲۰۰ تا ۲۲۵
زون ۱۰	بندر گناوه - اراضی باتلاقی و تاسیسات ساحلی	۲۲۵ تا ۲۴۹

جدول ۲. شاخص‌ها و معیارها و امتیازهای روش کنت مولبایر (۲۷).

شاخص‌های ارزیابی ریسک	معیار امتیازی شاخص‌ها	محدوده امتیاز
خسارات شخص ثالث	حداقل عمق پوشش	۰-۲۰
	سطح فعالیت	۰-۱۰
	تجهیزات سطح زمین	۰-۱۵
	شناسایی محل خطر	۰-۱۰
	آموزش عمومی	۰-۵
خوردگی	جاده سرویس	۰-۱۵
	بازرسی	۰-۲۰
	خوردگی ناشی از هوازگی	۰-۱۰
	خوردگی داخلی	۰-۲۰
	خوردگی زیرسطحی	۰-۷۰
عملکرد نادرست	مرحله طراحی	۰-۳۰
	مرحله ساخت	۰-۲۰
	مرحله بهره‌برداری	۰-۳۵
	مرحله تعمیر و نگهداری	۰-۱۵
	ضریب ایمنی	۰-۳۵
طراحی	خستگی فلز	۰-۱۵
	فشار موج	۰-۱۰
	تأیید یکپارچگی	۰-۲۵

$$X_{norm} = \frac{(x - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \times (r_{max} - r_{min}) + r_{min} \quad \text{رابطه ۱}$$

که در این رابطه x به‌عنوان داده اصلی، X_{min} و X_{norm} به ترتیب به‌عنوان مقادیر بیشینه و کمینه داده‌های اصلی و r_{min} و r_{max} به ترتیب معادل ۱ و ۱- برای داده‌های خروجی و پارامترهای ورودی در نظر گرفته شده است. در نهایت داده‌های خروجی از شبکه عصبی مصنوعی با معکوس نمودن الگوریتم استانداردسازی با استفاده از رابطه ۲ به حالت اولیه برگردانده شده است.

$$X = \left(\frac{(X_{norm} - r_{min}) \times (x_{max} - x_{min})}{(r_{max} - r_{min})} \right) + X_{min} \quad \text{رابطه ۲}$$

معیارهای پذیرش نتایج پیش‌بینی شده در هر یک از ساختارهای شبکه عصبی، بر مبنای کمتر بودن خطای کمی حاصل از مقادیر محاسباتی شامل میانگین مربعات خطا (MSE)، جذر میانگین مجذور خطا (RMSE)، حداکثر خطای مطلق (MAE) و ضریب همبستگی (R^2) است. محاسبه این آماره‌ها طبق روابط ۳-۶ صورت گرفت.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum (P_i - oi)^2 \quad \text{رابطه ۳}$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - oi)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad \text{رابطه ۴}$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum |P_i - oi| \quad \text{رابطه ۵}$$

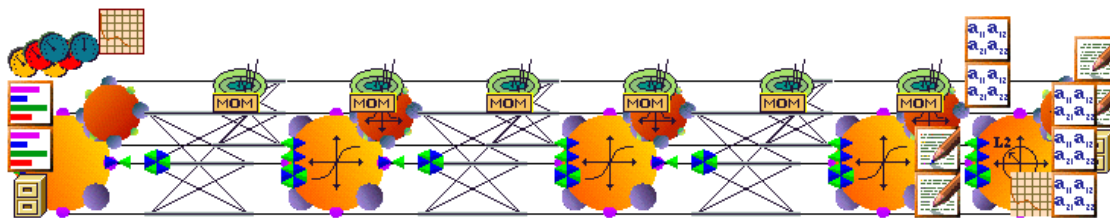
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N [oi - Pi]^2}{\sum_{i=1}^N [oi - \bar{o}]^2} \quad \text{رابطه ۶}$$

که N شماره داده‌ها، O_i داده‌های اصلی، P_i مقادیر پیش‌بینی سطوح ریسک خطوط انتقال نفت و $\bar{O}$ میانگین داده‌های اصلی می‌باشد. R^2 یکی از شاخص‌های مهم در ارزیابی شبکه عصبی می‌باشد که بیان‌کننده میزان همبستگی بین نتایج پیش‌بینی شده مدل و داده‌های واقعی است. بدیهی است هر چقدر مقدار آن به ۱ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده نزدیکی بیشتر مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر واقعی خواهد بود (۲۹).

به منظور تضمین تکرارپذیری مدل، معماری شبکه عصبی در نرم‌افزار متلب صورت گرفت. نرخ یادگیری بر روی مقدار ۰,۰۱ پارامتر ممنوم برابر با ۰,۹ و حداکثر تعداد تکرارها (Epochs) برابر با ۱۰۰۰ تنظیم گردید. عملکرد شبکه در هر تکرار بر اساس کاهش شاخص خطای MSE ارزیابی شد.

توسعه شبکه عصبی بر مبنای تابع پایه شعاعی (RBF)

یک شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد که از توابع پایه‌ای شعاعی به‌عنوان توابع فعالیت بهره می‌برد. خروجی این شبکه یک ترکیب خطی از توابع پایه‌ای شعاعی برای پارامترهای ورودی و نرون‌ها می‌باشد. این شبکه‌ها در تابع تقریب، پیش‌بینی سری‌های زمانی، کلاسه‌بندی و کنترل سیستم مورد استفاده قرار می‌گیرند. شبکه‌های RBF معمولاً شامل سه لایه هستند: لایه ورودی، لایه مخفی با یک تابع فعالیت RBF غیرخطی و لایه خروجی. معماری شبکه تابع پایه شعاعی در شکل ۲ ارائه شده است.



شکل ۱. معماری شبکه MLP در تحقیق حاضر

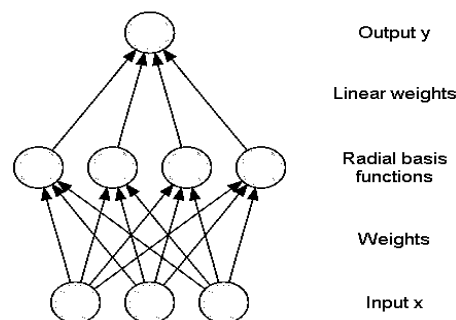
(b)، تنظیم میزان حساسیت نوروں شعاع مبنا را میسر می‌سازد. شبکه‌های شعاع مبنا از دولایه تشکیل شده‌اند (۲۷). فرآیند آموزش، تایید اعتبار و تست نیز همانند شبکه MLP خواهد بود. تعداد ۱۰ نقطه برای ۲ خط لوله جهت ارزیابی تعیین شد.

یافته‌ها

نتایج بررسی شرایط محیط زیستی منطقه مورد مطالعه در طول مسیر خطوط لوله انتقال نفت نشان می‌دهد که از لحاظ خاکشناسی، در محدوده ۲ کیلومتری از خط لوله، جنس خاک از نوع سیلتی-لمی (۲۶ درصد شن، ۵۸ درصد سیلت و ۱۶ درصد رس) می باشد. همچنین در مناطقی، جنس خاک سیلتی-رسی-لمی (۱۷ درصد شن، ۵۳ درصد سیلت و ۳۰ درصد رس) بود. ۸۰۰ متر از خط لوله از زیر دریاچه یک سد انحرافی (منطقه ۴)، ۴۵ متر از زیر رودخانه جراحی (منطقه ۵)، ۹ کیلومتر از مجاورت شهر امیدیه (منطقه ۶)، ۱۸۰۰ متر از مجاورت پارک کوهستانی طبیعی (منطقه ۷) و ۳۲ کیلومتر از مسیر جنگل بیدو (مناطق ۸ و ۹) عبور می‌کند. در منطقه ۵، به دلیل مجاورت با جریان آب دائمی رودخانه جراحی و بافت رسی خاک، رطوبت بالا بوده و محیطی الکترولیت ایجاد می‌کند که منجر به کاهش امتیاز شاخص خوردگی به عدد ۵۰٫۲ برای خط ۴۲ اینچ (کمترین نمره در کل مسیر) شده است. نتایج ارزیابی ریسک خطوط انتقال نفت ۴۲ و ۴۸ اینچ به روش کنت-مولبایر در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳. نتایج ارزیابی ریسک خطوط انتقال نفت ۴۲ و ۴۸ اینچ به روش کنت-مولبایر

نوع خط لوله	شماره منطقه	خسارات شخص ثالث	خوردگی خط لوله	عملکرد نادرست	طراحی	شاخص مجموع	اثر نشتی	منبع ریسک
زون ۱	۶۲/۴	۶۲/۳	۶۷/۹	۶۳	۲۵۵/۶	۵۳/۱	۴/۸۱	
زون ۲	۷۰/۳	۵۵/۳	۶۲/۱	۶۸/۲	۲۵۵/۹	۶۲/۵	۴/۰۹	
زون ۳	۷۲/۱	۷۲/۷	۶۹/۳	۷۱/۴	۲۸۵/۵	۵۳/۴	۵/۳۴	
زون ۴	۶۲/۷	۶۰/۴	۶۸/۴	۷۴/۱	۲۶۵/۶	۷۵/۸	۳/۵۰	خط لوله ۴۲ اینچ
زون ۵	۴۱	۵۰/۲	۶۰/۷	۶۲/۱	۲۴۸	۷۷/۳	۲/۷۶	
زون ۶	۶۴/۲	۵۶/۹	۶۱/۳	۷۴	۲۶۶/۴	۶۶/۲	۳/۸۷	
زون ۷	۶۳/۱	۵۲/۲	۶۲/۴	۵۹/۳	۲۳۷	۷۰/۱	۳/۳۸	
زون ۸	۶۰/۲	۵۹/۳	۶۱/۷	۵۵/۱	۲۴۰/۳	۷۴/۴	۳/۱۷	
زون ۹	۶۰/۶	۶۱/۲	۷۰/۵	۶۲/۱	۲۵۹/۴	۷۳/۵	۳/۴۶	



شکل ۲. معماری شبکه تابع پایه شعاعی

ورودی می‌تواند به‌عنوان یک بردار از اعداد حقیقی مدل‌سازی شده و خروجی این شبکه یک تابع اسکالر از بردار ورودی است که بر اساس رابطه ۷ محاسبه می‌شود.

$$\varphi(x) = \sum_{i=1}^N a_i \rho(|x - c_i|) \quad \text{رابطه ۷}$$

که N تعداد نرون‌های لایه مخفی، C_i بردار مرکز نرون i و a_i وزن نرون i در نرون خروجی خطی می‌باشد. شبکه‌های RBF معمولاً به‌وسیله یک الگوریتم دو مرحله‌ای آموزش داده می‌شوند. در مرحله اول، بردارهای مرکز C_i برای توابع RBF در لایه مخفی انتخاب می‌شوند. این مرحله را می‌توان با چندین روش اجرا نمود: از جمله، مراکز را به شکل تصادفی از برخی مجموعه‌ها نمونه‌برداری کرده یا از K-means clustering استفاده نمود. مرحله دوم با یک مدل خطی با ضرایب W_i برای خروجی‌های لایه مخفی با توجه به تابع هدف، متناسب می‌شود. ورودی نوروں شعاعی با آنچه در مورد نوروں‌های پرسپترون ذکر شده، متفاوت است. برای این نوروں ورودی تابع انتقال شعاعی، بردار فاصله بین بردار وزن‌های W و بردار ورودی p که در بایاس b ضرب شده است، می‌باشد. تابع انتقال نوروں شعاع مبنا به‌صورت رابطه ۸ است.

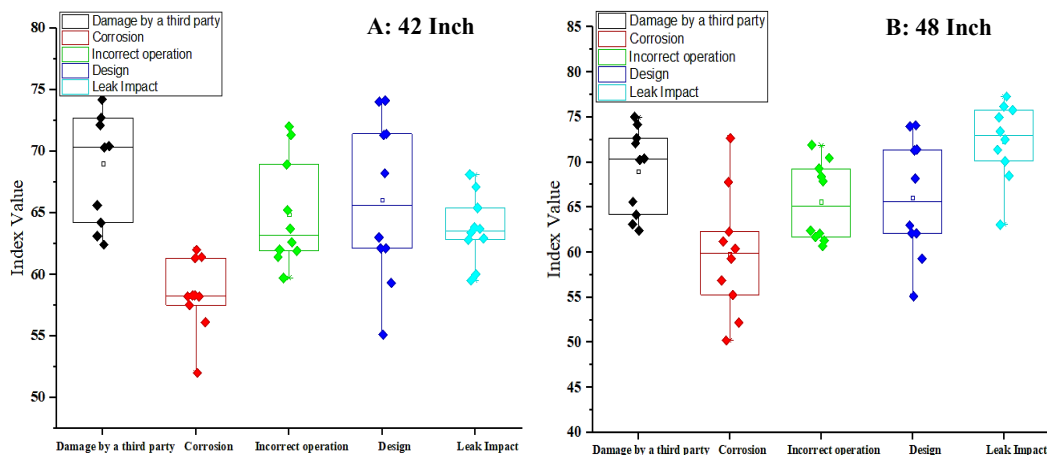
$$\text{radbas}(n) = e^{(-n^2)} \quad \text{رابطه ۸}$$

این تابع با ورودی صفر دارای حداکثر مقدار خود یعنی ۱ می‌باشد. حالت مطلوب در شبکه، ایده‌آل‌ترین حالت به ازای هر معیار تعریف شد. به این ترتیب با کاهش فاصله بین W و p ، خروجی تابع انتقال شعاعی افزایش می‌یابد. به این معنی که زمانی که W و p یکسان شوند، تابع انتقال شعاعی، خروجی ۱ را تولید می‌کند. مقدار بایاس

۲,۸۴۷۵ برای خط لوله ۴۸ اینچ، دارای بدترین وضعیت در روش کنت مولبایر بوده است. همچنین مقایسه کلی نشان می‌دهد که به طور میانگین، خط ۴۸ اینچ در برخی مناطق حساس (مانند زون ۵) اعداد پایین‌تری ثبت کرده است، هر چند تفاوت دو خط لوله از نظر آماری نیازمند بررسی با حجم نمونه بزرگتر است. علل ذکر شده، برای منطقه سد مخزنی با عدد اولویت ریسک ۳,۵۰۴ برای خط ۴۲ اینچ و ۳,۴۹ برای خط ۴۸ اینچ، صدق می‌کند. اما به دلیل پتانسیل کنترل آلودگی بهتر در آب محدوده سد مخزنی، شدت ریسک کمتر بوده است. نتایج تحقیق همچنان نشان داد که سطوح ریسک وقوع نشستی یا حادثه برای خطوط لوله انتقال نفت در محدوده جنگل (مناطق ۸ و ۹) برای خط ۴۲ اینچ برابر با ۳,۸۷ و ۳,۳۸ و برای خط ۴۸ اینچ، ۲,۹۹ و ۳,۲۴ بوده است. مقایسه سطوح شاخص‌های ارزیابی ریسک در دو خط لوله انتقال نفت (A: 42 Inch and B: 48 Inch) در شکل ۳ ارائه شده است.

زون ۱۰	۷۰/۴	۶۷/۸	۷۱/۹	۷۱/۳	۲۸۱/۴	۷۱	۳/۹۶
زون ۱	۷۲/۴	۶۱/۳	۷۱/۳	۶۳	۲۵۸	۵۹/۵	۴/۵۰
زون ۲	۷۰/۳	۵۸/۲	۶۵/۲	۶۸/۲	۲۶۱/۹	۶۷/۱	۳/۹۰
زون ۳	۷۲/۱	۶۲	۶۸/۹	۷۱/۴	۲۷۴/۴	۶۳/۴	۴/۳۲
زون ۴	۶۲/۷	۶۱/۴	۷۲	۷۴/۱	۲۸۰/۲	۷۷/۳	۳/۴۹
خط لوله ۵	۴۰	۵۸/۳	۶۳/۷	۶۲/۱	۲۵۹/۱	۷۸/۷	۲/۸۴
۴۸ اینچ	۷۴/۲	۵۸/۲	۶۲/۶	۷۴	۲۶۹	۷۱/۱	۳/۷۸
زون ۷	۶۲/۱	۵۶/۱	۶۱/۴	۵۹/۳	۲۳۹/۹	۷۲/۵	۳/۲۹
زون ۸	۵۸/۳	۵۲	۵۹/۷	۵۵/۱	۲۳۱	۷۵/۱	۲/۹۹
زون ۹	۵۹/۲	۵۷/۵	۶۱/۹	۶۲/۱	۲۴۷/۱	۷۴/۲	۳/۲۴
زون ۱۰	۷۰/۴	۵۸/۳	۶۲	۷۱/۳	۲۶۲	۶۸/۱	۳/۸۴

شاخص‌های طراحی، عملیات نادرست و خوردگی خطوط، در سراسر خطوط، وضعیت نسبتاً یکسانی داشته است. اما دو شاخص آسیب به شخص ثالث و اثرات ناشی از نشت در نقاط مختلف، متفاوت بوده است. نتایج نشان می‌دهد که سطح ریسک در منطقه ۵ (محدوده زیر رودخانه جراحی)، با عدد اولویت ۲,۷۶۸۴ برای خط لوله ۴۲ اینچ و



شکل ۳. مقایسه سطوح شاخص‌های ارزیابی ریسک در دو خط لوله انتقال نفت (A: 42 Inch and B: 48 Inch)

Leak Impact و Design party, Corrosion, Incorrect operation متغیر خروجی نیز Risk Source در نظر گرفته شده است. نتایج آموزش شبکه و اعتبارسنجی شبکه عصبی مصنوعی شبکه در شکل ۵ ارائه شده است.

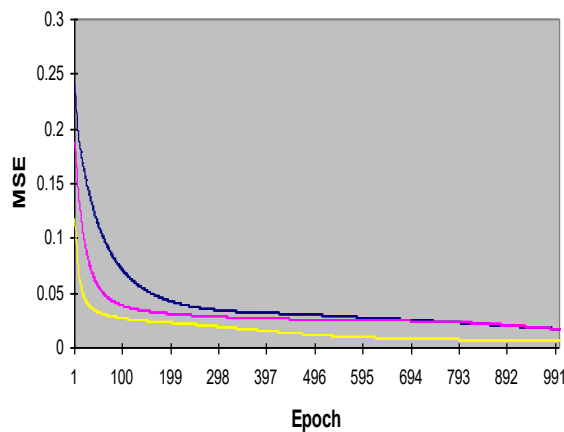
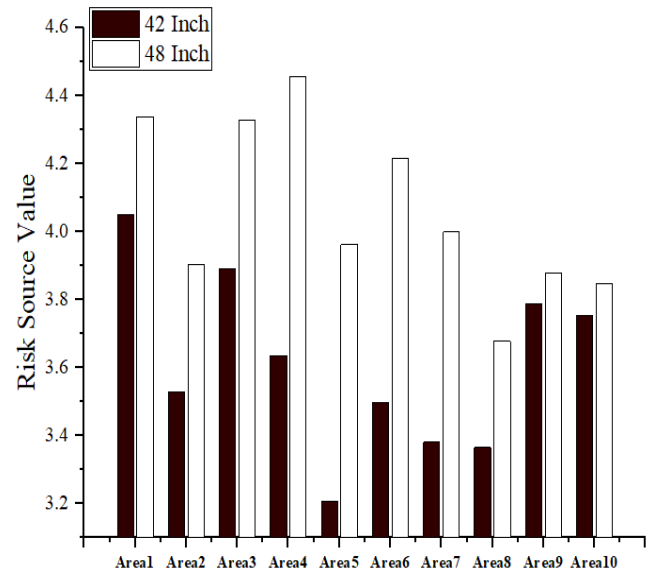
نتایج تست شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین سطوح ریسک وقوع حوادث در خطوط لوله (A: ANN and B: RBF) در شکل ۶ ارائه شده است. این نتایج، انطباقی مطلوب بین مقادیر سطوح ریسک ارزیابی‌شده با سطوح ریسک تخمین‌زده‌شده را نشان می‌دهد. این

مقایسه سطوح نهایی و اولویت ریسک در ۱۰ منطقه در دو خط لوله بر اساس روش کنت-مولبایر در شکل ۴ نشان می‌دهد که سطوح ریسک مربوط به خط ۴۸ اینچ، بیش از خط ۴۲ اینچ بوده است. با در نظر گرفتن حجم بالاتر نفت انتقالی در خط ۴۸ اینچ، این نتایج قابل توجیه است.

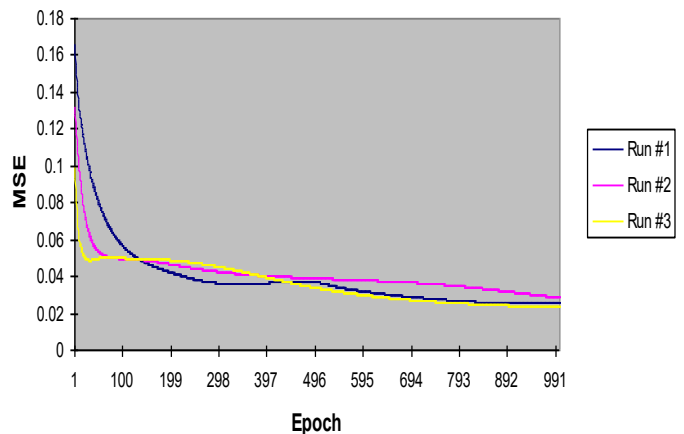
نتایج تخمین سطوح ریسک با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی از دو شبکه MLP و RBF برای تخمین سطوح ریسک استفاده شده است. ورودی‌های شبکه، مطابق با مؤلفه‌های ارزیابی در روش کنت-مولبایر تعیین شده است. متغیرها عبارتند از Damage by a third

شکل ۴. مقایسه سطوح نهایی و اولویت ریسک در ۱۰ منطقه در دو خط لوله بر اساس روش کنت-مولیایر

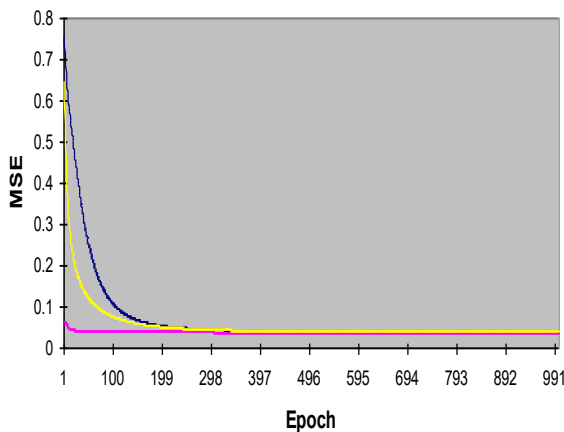
انطباق، بیانگر پتانسیل مطلوب شبکه‌های عصبی در تخمین سطوح ریسک برای وقوع حوادث در خطوط انتقال نفت هستند.



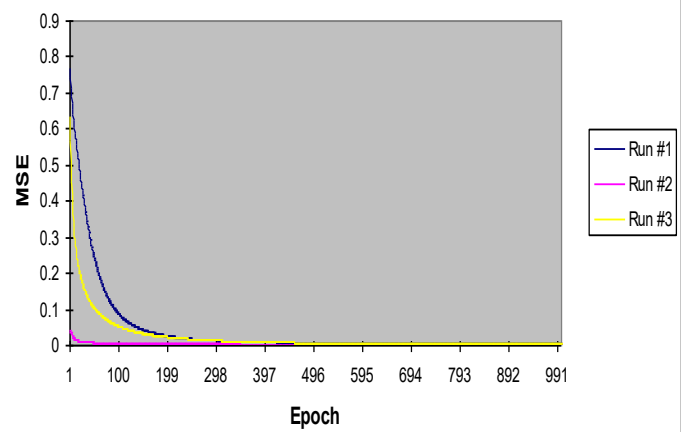
A: Training MSE results for MLP Network



B: Cross Validation MSE results for MLP Network

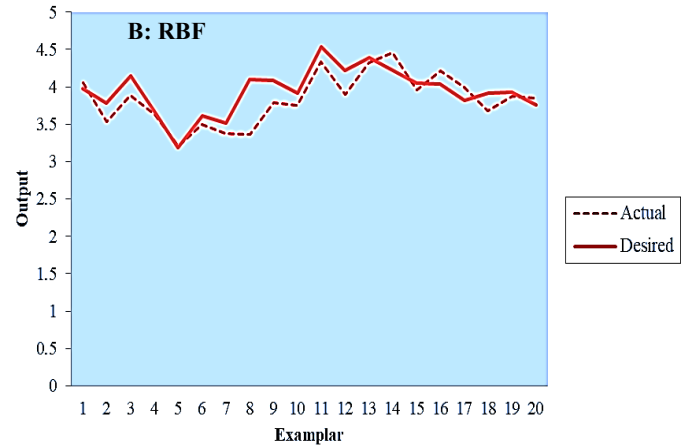
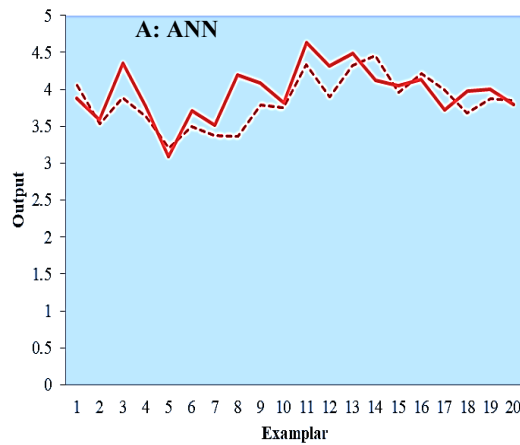


C: Training MSE results for RBF Network



D: Cross Validation MSE results for RBF Network

شکل ۵. نتایج آموزش شبکه و اعتبارسنجی شبکه عصبی مصنوعی



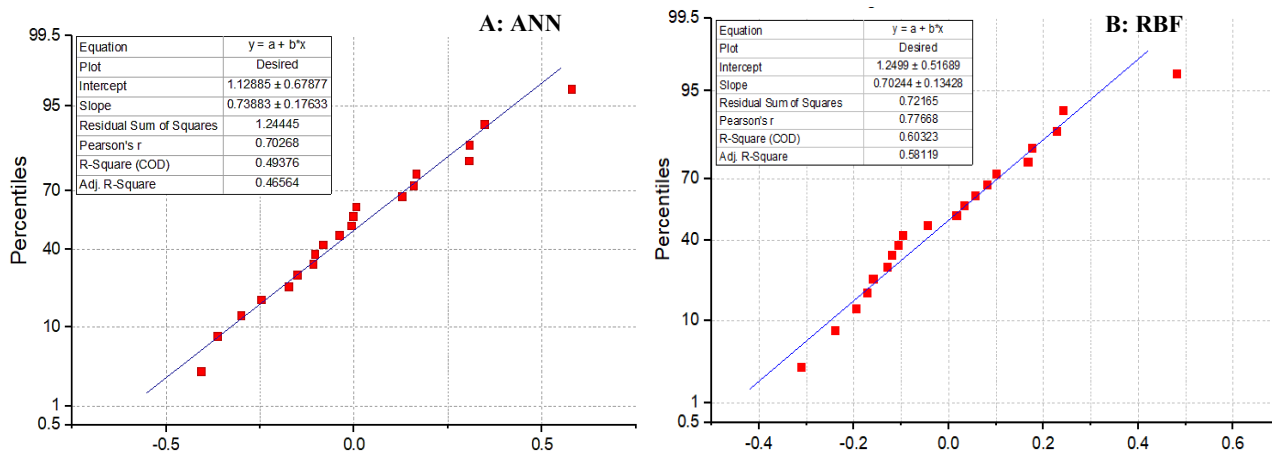
شکل ۶. نتایج تست شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین سطوح ریسک (محورهای افقی و عمودی بیانگر مقادیر ریسک واقعی و پیش‌بینی‌شده به صورت نرمال‌شده در بازه [۱،۰] و بدون بُعد می‌باشند).

نتایج باقیمانده‌های منظم برای شبکه‌های ANN (A) و RBF (B) در شکل ۷ نشان‌دهنده انطباق مطلوب بین مقادیر محاسباتی و مشاهداتی است. مقدار شاخص R برای ANN و RBF به ترتیب ۰،۷۷۶۷ و ۰،۷۰۲۷ به دست آمد. دقت شبکه MLP در محاسبات، بیش از شبکه RBF بوده است. فرآیند بهینه‌سازی شبکه RBF و وزن‌های لایه خروجی معمولاً به صورت جداگانه انجام می‌شود. این دو مرحله‌ای بودن ممکن است بهینه‌سازی را پیچیده‌تر کرده و باعث کاهش دقت در مسائل با داده‌های محدود، مانند مسائل ارزیابی ریسک شود. اما شبکه MLP، بطور مطلوب‌تری ماتریکس کوواریانس میان ابعاد مختلف داده‌های ورودی را مدل‌سازی می‌کند و می‌تواند کارایی بهتری در تخمین سطوح ریسک داشته باشد. این شبکه، با داشتن تعداد زیاد نرون‌ها و لایه‌های مخفی، قادر به همگرایی به یک حالت بهینه با خطای کم‌تر است.

نتایج آماره‌های شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین سطوح ریسک در جدول ۴ ارائه شده است. مقدار MSE برای دو شبکه ANN و RBF به ترتیب ۰،۰۰۰۱۵ و ۰،۰۰۰۲۹ بوده است. همچنین علاوه بر شاخص‌های ذکر شده در جدول، مقدار خطای مجذور میانگین مربعات (RMSE) برای شبکه‌های ANN و RBF به ترتیب ۰،۰۱۲۶ و ۰،۰۱۷۰ محاسبه گردید که نشان‌دهنده خطای پایین‌تر MLP است. مقدار شاخص RR نیز برای این دو شبکه به ترتیب ۰،۷۷۶۷ و ۰،۷۰۲۷ بود که انطباق متوسط و قابل‌قبولی را نشان می‌دهد.

جدول ۴. نتایج آماره‌های شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین سطوح ریسک حوادث در خطوط لوله

آماره	مقادیر	
	RBF	ANN
میانگین مربعات خطا	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۱
میانگین مربعات خطای نرمال‌شده	۰/۰۰۰۷	۰/۹۹۹۸
میانگین قدر مطلق خطا	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۴۲
حداقل قدر مطلق خطا	۲/۵۴۳۹E-۰	۲/۳۱۸۹۸E-۰
حداکثر قدر مطلق خطا	۰/۰۳۱۹	۰/۰۲۹۸
ضریب همبستگی (R)	۰/۷۰۲۷	۰/۷۷۶۷



شکل ۷. نتایج باقیمانده‌های نرمال برای شبکه‌های مطلوب ANN (A) و RBF (B)

نتایج تحلیل حساسیت نشان داد که خروجی مدل، بیشترین حساسیت را نسبت به فاکتور پیامد نشت داشته است. افزایش ۱۰ درصدی در حساسیت‌های محیط زیستی منطقه، منجر به کاهش بیش از ۹ درصدی نمره ریسک می‌گردد. شاخص عملیات نادرست و شاخص طراحی بیشترین ضریب تأثیر را بر نوسانات ریسک به خود داشته‌اند. این نتایج نشان داد که در سیستم شبکه عصبی مصنوعی توسعه‌یافته، متغیرهایی که بیانگر ایمنی ذاتی و شدت تخریب هستند، وزن بالاتری در تعیین شرایط بحرانی دارند.

بحث

نتایج شاخص‌های Damage by a third party نشان‌دهنده وضعیت نامطلوب در اغلب نقاط است. کمبود نظارت‌های میدانی از یک سو، عدم پوشش کافی برای خطوط در مسیر انتقال نفت و ضعف آموزش‌های عمومی، از علل وضعیت نامناسب این شاخص در ارزیابی ریسک به روش کنت-مولبایر بوده است. وضعیت خوردگی خطوط نیز با توجه به عمر بالای بهره‌برداری از آن، وضعیت اقلیمی نامناسب شامل دما و رطوبت بالا و عدم رسیدگی کافی به وضعیت خط، منجر به بالا رفتن سطوح ریسک شده است. وجود چند گسل مهم در منطقه نیز از مؤلفه‌های اثرگذار بر شاخص طراحی می‌باشد. شدت اثر نشتی نیز به دلیل حجم بالای نشتی از خطوط ۴۲ و ۴۸ اینچ و نیز اکوسیستم‌ها و مناطق مسکونی مهم در مسیر خط لوله، از وضعیت نامناسبی برخوردار است.

عبور خطوط لوله از زیر بستر رودخانه‌ها فشار هیدرواستاتیکی و مکانیکی بالایی بر لوله‌ها وارد می‌کند. این فشارها می‌توانند منجر به

تحلیل حساسیت مدل ارزیابی ریسک

تحلیل حساسیت با هدف اعتبارسنجی مدل ارزیابی ریسک و با هدف تعیین میزان اثرگذاری متغیرهای ورودی مستقل بر خروجی نهایی مدل (یعنی نمره ریسک) انجام گرفت. مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی به صورت مجموعه از وزن‌ها و توابع عمل می‌کنند، لذا درک اهمیت نسبی هر یک از شاخص‌های کنت مولبایر برای تخصیص منابع در مدیریت ریسک خطوط لوله ضروری است. برای انجام تحلیل حساسیت، از روش حذف سیستماتیک پارامترها (Systematic Parameter Removal) و همچنین اعمال تغییرات ۱۰٪ بر مقادیر ورودی در بحرانی‌ترین مقطع استفاده شد.

حساسیت مدل نسبت به مخرج کسر (شاخص پیامد) با صورت کسر (شاخص‌های خرابی) رفتار متفاوتی دارد. جدول ۵ نتایج تحلیل حساسیت نمره ریسک زون ۵ را نسبت به تغییرات ۱۰ درصدی در هر یک از شاخص‌های ورودی نشان می‌دهد.

جدول ۵. تحلیل حساسیت متغیرهای ورودی بر نمره ریسک نهایی در زون ۱۰

متغیر تغییر یافته	تغییر اعمال شده (%)	امتیاز ریسک جدید	درصد تغییر در امتیاز ریسک (%)	رتبه اثرگذاری
ضریب اثر نشت	+۱۰	۱۲/۵۹	-۹/۰۹	۱
شاخص خوردگی	-۱۰	۱۳/۶	-۱/۸۰	۲
شاخص طراحی	-۱۰	۱۳/۴۵	-۲/۸۸	۳
شاخص خسارت ناشی از عوامل ثالث	-۱۰	۱۳/۵۴	-۲/۲۳	۴
شاخص بهره‌برداری نادرست	-۱۰	۱۳/۴۱	-۳/۱۷	۵

نشان داد که آلودگی نفتی منجر به از دست رفتن پتانسیل زیستی خاک، به مدت ۱۰۰ سال می‌شود (۳۵). آلودگی منابع آب زیرزمینی نیز از دیگر پیامدهای احتمالی حادثه نشت نفت از خطوط لوله است. در محدوده جنوب غرب ایران، اکوسیستم‌های مهمی از جمله ۲ تالاب بین‌المللی شادگان و هورالعظیم قرار دارد.

نتایج نشان داد که با وجود اینکه شبکه MLP توانست الگوهای غیرخطی بین شاخص‌های کنت‌مولبایر را تا حد متوسطی (با شاخص $R=0.77$) شناسایی کند، اما کوچک بودن خطای MSE در این تحقیق، با توجه به استفاده از تنها ۲۰ داده برای دو خط لوله، سطوح قابل قبولی را نشان می‌دهد. در شرایط کمبود داده، شبکه به جای یادگیری مفاهیم کلی، داده‌های آموزشی را حفظ می‌کند. به همین دلیل، اگرچه عملکرد مدل‌های عصبی از مدل‌های خطی پایه (مانند رگرسیون چندگانه) بهتر بود، اما توسعه این شبکه‌ها نیازمند پایگاه داده‌ای با رکوردهای تاریخی بیشتر است.

نتایج مطالعه مروری هداگ و همکاران (۲۴) نشان داد که در ۷۸ درصد از مطالعات پیشین، کارایی شبکه MLP نسبت به سایر انواع شبکه در تخمین سطوح ریسک‌های مهندسی مطلوب بوده است. تحقیق حاضر نیز، به‌کارگیری این روش برای برآورد پتانسیل‌های وقوع حوادث خطوط لوله و پیامدهای محیط زیستی آن پیشنهاد می‌کند. شفيعی و همکاران (۳۶)، لزوم تهیه یک دیتاست کامل برای فرآیند ارزیابی و اولویت‌بندی توسط شبکه عصبی در مطالعات زیست‌محیطی را پیشنهاد کرده‌اند.

دلیل برتری عملکرد مدل MLP نسبت به RBF در این مطالعه خاص، به ماهیت پیوسته شاخص‌های استخراج‌شده از روش کنت‌مولبایر باز می‌گردد. شبکه MLP به عنوان یک تقریب‌زننده سراسری، توانایی بالاتری در کشف الگوهای پنهان میان متغیرهای مستقل کیفی-کمی دارد، در حالی که الگوریتم RBF به دلیل حساسیت بالا به تخصیص مراکز در داده‌های محدود، دچار افت عملکرد در پیش‌بینی سطوح ریسک گردید. به‌کارگیری شاخص‌های دقیق، مطابق با اهداف ارزیابی ریسک، می‌تواند منجر به بهبود کارایی شبکه در تعیین سطوح ریسک خواهد شد. با توجه به عدم قطعیت در ارزیابی ریسک به روش کنت مولبایر، امکان بهینه‌سازی نتایج در این روش وجود ندارد. زیرا نمره‌دهی به شاخص‌ها از منطق کلاسیک پیروی می‌کند. اما شبکه عصبی، پتانسیل مطلوبی در بهینه‌سازی

خام‌شدن، ترک‌خوردگی و در نهایت نشت لوله شوند (۳۰). همچنین مواد رسوبی و ذرات موجود در بستر رودخانه معمولاً در حال حرکتند و می‌توانند باعث فرسایش و تخلیه حفره زیرخط لوله شوند. این حفره‌ها احتمال شکست ساختاری لوله را افزایش می‌دهند (۳۱).

اکسیژن زیاد در آب رودخانه، میزان خوردگی الکتروشیمیایی خطوط لوله را افزایش می‌دهد. لوله‌ها به‌ویژه در نقاط اتصالات و جوش‌ها آسیب‌پذیرتر هستند. حرکت جریان‌های زیرزمینی می‌تواند باعث ایجاد نقطه‌های فشار و تغییرات دمایی شود که به مرور زمان به شکستگی لوله می‌انجامد. آبشکن‌ها نیز می‌توانند باعث افزایش فشار و ایجاد ترک در جداره لوله شوند. لذا پتانسیل بروز حادثه در محدوده رودخانه، بیش از سایر مناطق است (۳۲). نتایج خاک‌شناسی نشان داد که در منطقه ۵، بافت خاک از نوع سیلتی-رسی-لومی است. وجود رس بالا در این منطقه (۳۰ درصد)، باعث حبس رطوبت، کاهش زهکشی و ایجاد محیطی به شدت الکترولیت در اطراف لوله می‌شود که نرخ خوردگی الکتروشیمیایی و زیرسطحی را افزایش می‌دهد.

مواد نفتی با تشکیل لایه‌های چرب بر سطح آب، از رسیدن نور خورشید به اعماق آب جلوگیری می‌کنند. این پدیده باعث کاهش فتوسنتز گیاهان آبی و در نتیجه برهم خوردن زنجیره غذایی می‌شود. مواد نفتی دارای ترکیبات آروماتیک چندحلقه‌ای (PAHs) هستند که برای جانداران سمی و مخرب هستند. این مواد می‌توانند باعث مسمومیت‌های حاد و مزمن در حیوانات و تغییرات ژنتیکی در سلول‌های بدنشان شوند. رویدادهای نشت می‌تواند منجر به جابجایی گسترده آلاینده‌ها با جریان آب رودخانه شود و آلودگی‌ها را به نواحی وسیع‌تری گسترش دهد. این آلودگی‌های جابجا شده می‌توانند در محیط‌های مختلف ته‌نشین شده و موجب آلودگی بسترها و تالاب‌ها شوند. همچنین آلودگی رسوبات، می‌تواند برای مدت طولانی در بستر رودخانه باقی مانده و اکوسیستم را دچار اختلال کند (۳۳).

محدوده جنگل‌های پراکنده اکوسیستم‌های تنوع زیستی در منطقه هستند. بسیاری از کارکردهای اکولوژیک مانند فتوسنتز، تنفس خاک، تصفیه آب و سیکل‌های مواد مغذی تحت تأثیر قرار می‌گیرند. این کاهش در کارکردهای اکولوژیک باعث کاهش کیفیت محیط زیست و توان تولیدی اکوسیستم می‌شود (۳۴). آلودگی خاک مناطق جنگلی در محدوده خط لوله، یک پیامد مهم است. نتایج یک تحقیق

عصبی خطر بیش‌برازش را در پژوهش حاضر افزایش داده که قابلیت تعمیم مدل به سایر خطوط لوله را محدود می‌سازد.

ملاحظات اخلاقی

احتراماً مقاله حاضر دارای کد اخلاق ۱۶۲۷۴۲۵۱۱ از دانشگاه آزاد اهواز می‌باشد.

تضاد منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند هیچگونه تضاد یا تعارض منافی ندارند.

منابع مالی

بدین وسیله اعلام می‌شود مقاله تحت حمایت مالی هیچ سازمانی نبوده است.

نقش نویسندگان

ایده و طراحی مطالعه: بیتا باهری، امیرحسین دوامی، محبوبه چراغی؛ جمع‌آوری داده‌ها: بیتا باهری؛ تحلیل و تفسیر داده‌ها: کتابون ورشوساز، آزیتا کوشافر؛ نگارش پیش‌نویس مقاله: بیتا باهری؛ بازبینی انتقادی مقاله از نظر محتوای علمی: امیرحسین دوامی، محبوبه چراغی؛ تجزیه و تحلیل آماری: بیتا باهری؛ نظارت بر مطالعه: محبوبه چراغی.

استفاده از هوش مصنوعی

بدین وسیله اعلام می‌شود در تدوین مقاله از هوش مصنوعی استفاده نشده است.

داده‌ها دارد. استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند الگوریتم ژنتیک، الگوریتم مورچگان و الگوریتم Slime Mold می‌تواند کارایی شبکه را بهبود دهد. لذا برای مطالعات آتی، استفاده از این روش‌ها پیشنهاد می‌شود. همچنین فازی‌سازی شبکه عصبی منجر به کاهش عدم قطعیت نتایج خواهد شد. در فرآیند نمره‌دهی به شاخص‌ها، نمرات فازی منجر به تخمین بهتر پتانسیل وقوع حوادث در خطوط انتقال نفت خواهد شد.

نتیجه‌گیری

نتایج این پژوهش نشان داد که تلفیق روش ارزیابی کلاسیک کنت‌مولبایر با شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، مدلی کارآمد جهت شناسایی مناطق بحرانی در خطوط لوله انتقال نفت ارائه می‌دهد. بر اساس این مدل، ناحیه ۵ (بستر رودخانه جراحی) به دلیل شرایط خاص رسوبات رسی و تنش‌های محیطی، بالاترین سطح ریسک را داشته است. خط ۴۸ اینچ به دلیل حجم انتقال بیشتر، پتانسیل خطر بالاتری نسبت به خط ۴۲ اینچ دارد. مدل تلفیقی ارائه‌شده (MLP-Kent) سرعت ارزیابی را افزایش داده و به دلیل کاهش دخالت انسانی، قابلیت بالایی برای پیاده‌سازی نرم‌افزاری در سیستم‌ها و اتاق‌های کنترل شرکت نفت به منظور پایش خودکار ریسک مسیرها دارد. با این وجود، محدودیت اصلی این مدل در کاربرد صنعتی، وابستگی کامل آن به کیفیت پایگاه داده‌های ورودی است. همچنین حجم نسبتاً کم داده‌ها جهت آموزش شبکه‌های

References

1. Sarkheil H, Dehdari F, Azimi Y, Araghi MT. Identification of process hazards in the hot stripping tower of common crude oil sweetening projects using HAZOP study. *Journal of Safety Promotion and Injury Prevention*. 2020;8(3).
2. Yao Z, Zhang Y, Zheng Y, Xing C, Hu Y. Enhance flows of waxy crude oil in offshore petroleum pipeline: A review. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2022;208:109530. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109530>
3. Vairo T, Pontiggia M, Fabiano B. Critical aspects of natural gas pipelines risk assessments. A case-study application on buried layout. *Process Safety and Environmental Protection*. 2021;149:258-268. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.10.050>
4. Liu A, Chen K, Huang X, Li D, Zhang X. Dynamic risk assessment model of buried gas pipelines based on system dynamics. *Reliability Engineering & System Safety*. 2021;208:107326. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.107326>
5. Emerson MR, Hall DM, Gilbert SJ. Pipeline pipedreams: Oil spills, pipeline accidents, and the local truths embedding fossil fuels in the Yellowstone River Valley, United States. *Energy Research & Social Science*. 2021;72:101859. <https://doi.org/10.1016/j.erass.2020.101859>
6. Lu H, Xi D, Qin G. Environmental risk of oil pipeline accidents. *Science of the total environment*. 2023;874:162386. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.162386>
7. Dancy JR, Dancy VA. Terrorism and oil & gas pipeline infrastructure: Vulnerability and potential liability for cybersecurity attacks. *Oil and Gas, Natural Resources, and Energy Journal*. 2017;2(6):579.

8. Hosmer AW, Stanton CE, Beane JL. Intent to spill: Environmental effects of oil spills caused by war, terrorism, vandalism, and theft. In: *International Oil Spill Conference Proceedings 1997* (Vol. 1997, No. 1, pp. 157-163). American Petroleum Institute. <https://doi.org/10.7901/2169-3358-1997-1-157>
9. Gong Y, Xiong Y. HFACS-OGP: an analysis framework for oil and gas pipeline accident causation. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*. 2025;105747. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2025.105747>
10. Barron MG, Vivian DN, Heintz RA, Yim UH. Long-term ecological impacts from oil spills: comparison of Exxon Valdez, Hebei Spirit, and Deepwater Horizon. *Environmental science & technology*. 2020;54(11):6456-6467. <https://doi.org/10.1021/acs.est.9b05020>
11. Belvederesi C, Thompson MS, Komers PE. Statistical analysis of environmental consequences of hazardous liquid pipeline accidents. *Heliyon*. 2018;4(11). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2018.e00901>
12. Zhang S, Wang X, Cheng YF, Shuai J. Modeling and analysis of a catastrophic oil spill and vapor cloud explosion in a confined space upon oil pipeline leaking. *Petroleum science*. 2020;17(2):556-566. <https://doi.org/10.1007/s12182-019-00403-2>
13. Badparva F, Varharami V, Lahijanian A. Risks economical analysis HSE based on fine Kinney and Nokia Siemens network techniques in one of electronic kits assembly and production company. *Journal of Safety Promotion and Injury Prevention (Irtiqa Imini Pishgiri Masdumiyat)*. 2023;11(1):1-6. (In Persian). <https://doi.org/10.22037/iipm.v11i1.33515>
14. Soltanzadeh A, Mohammadfam I, Mahmoudi SH, Alizadeh Savareh B, Mohamadi Arani A. Analysis and forecasting the severity of construction accidents using artificial neural network. *Journal of Safety Promotion and Injury Prevention (Irtiqa Imini Pishgiri Masdumiyat)*. 2016;4(3):185-192. (In Persian). <https://doi.org/10.22037/meipm.v4i3.15823>
15. Aljaroudi A, Khan F, Akinturk A, Haddara M, Thodi P. Risk assessment of offshore crude oil pipeline failure. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*. 2015;37:101-109. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2015.07.004>
16. Bonvicini S, Antonioni G, Cozzani V. Assessment of the risk related to environmental damage following major accidents in onshore pipelines. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*. 2018;56:505-516. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2018.11.005>
17. Qin G, Zhang P, Hou X, Wu S, Wang Y. Risk assessment for oil leakage under the common threat of multiple natural hazards. *Environmental Science and Pollution Research*. 2020;27(14):16507-16520. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-08184-7>
18. Badida P, Balasubramaniam Y, Jayaprakash J. Risk evaluation of oil and natural gas pipelines due to natural hazards using fuzzy fault tree analysis. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. 2019;66:284-292. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2019.04.010>
19. Samuel OW, Asogbon GM, Sangaiah AK, Fang P, Li G. An integrated decision support system based on ANN and Fuzzy_AHP for heart failure risk prediction. *Expert Systems with Applications*. 2017;68:163-172. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.10.020>
20. Lin SS, Shen SL, Zhou A, Xu YS. Risk assessment and management of excavation system based on fuzzy set theory and machine learning methods. *Automation in Construction*. 2021;122:103490. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103490>
21. Feng X, Li Q, Zhu Y, Hou J, Jin L, Wang J. Artificial neural networks forecasting of PM2. 5 pollution using air mass trajectory based geographic model and wavelet transformation. *Atmospheric Environment*. 2015;107:118-128. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2015.02.030>
22. Sajedi-Hosseini F, Malekian A, Choubin B, Rahmati O, Cipullo S, Coulon F, Pradhan B. A novel machine learning-based approach for the risk assessment of nitrate groundwater contamination. *Science of the Total Environment*. 2018;644:954-962. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.07.054>
23. Abdolrasol MG, Hussain SS, Ustun TS, Sarker MR, Hannan MA, Mohamed R, Ali JA, Mekhilef S, Milad A. Artificial neural networks based optimization techniques: A review. *Electronics*. 2021;10(21):2689. <https://doi.org/10.3390/electronics10212689>
24. Hegde J, Rokseth B. Applications of machine learning methods for engineering risk assessment—A review. *Safety science*. 2020;122:104492. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.09.015>
25. Akbarinia GR, Gilani N, Mohhammadzadeh S, Alizadeh SS. Application of Kent Muhlbauer method to risk assessment of urban gas pipelines. *Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice*. 2022;13(1):05021011. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)PS.1949-1204.0000601](https://doi.org/10.1061/(ASCE)PS.1949-1204.0000601)
26. Mahmoodi E, Mortazavi SB, Ahmadi O, Mahabadi HA. Analysis of liquid pipelines accidents causes, consequences and contributing factors: a review study. *Journal of Failure Analysis and Prevention*. 2021;21(2):348-362. <https://doi.org/10.1007/s11668-020-01054-x>
27. Muhlbauer WK, Murray J. Pipeline risk assessment. In: *Handbook of Pipeline Engineering 2024* Jul 26 (pp. 959-1004). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-05735-9_24-1
28. Han K, Wang Y. A review of artificial neural network techniques for environmental issues prediction. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*. 2021;145(4):2191-2207. <https://doi.org/10.1007/s10973-021-10748-9>
29. You H, Ma Z, Tang Y, Wang Y, Yan J, Ni M, Cen K, Huang Q. Comparison of ANN (MLP), ANFIS, SVM, and RF models for the online classification of heating value of burning municipal solid waste in circulating

- fluidized bed incinerators. Waste Management. 2017;68:186-197.
<https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.03.044>
30. Hong H, Zhang Z, Guo A, Shen L, Sun H, Liang Y, Wu F, Lin H. Radial basis function artificial neural network (RBF ANN) as well as the hybrid method of RBF ANN and grey relational analysis able to well predict trihalomethanes levels in tap water. Journal of Hydrology. 2020;591:125574.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125574>
31. Isherwood A, Samcheck A, Savigny W. Deformation Analysis of a Pipeline River Crossing. In International Pipeline Conference 2002 (Vol. 36207, pp. 571-584).
<https://doi.org/10.1115/IPC2002-27343>
32. DiDonato DA. Alternative methods to reduce aqueous pollutants from hydrostatic pressure testing of natural gas pipelines: A feasibility study. State University of New York College of Environmental Science and Forestry; 1995.
33. Simpson DA. Comparative risks of hydrostatic and pneumatic pipeline testing. Journal of Pressure Vessel Technology. 2020;142(5):054503.
<https://doi.org/10.1115/1.4046981>
34. Olabisi OT, Chukwuka A. Experimental investigation of pipeline corrosion in a polluted Niger Delta River. International Journal of Oil, Gas and Coal Engineering. 2020;8(1):17-21.
<https://doi.org/10.11648/j.ogce.20200801.13>
35. Biber PD, Wu W, Peterson MS, Liu Z, Pham L. Oil contamination in Mississippi salt marsh habitats and the impacts to *Spartina alterniflora* photosynthesis. In Impacts of Oil Spill Disasters on Marine Habitats and Fisheries in North America 2014 (Vol. 17, p. 133). Boca Raton, FL, USA: CRC Press.
36. Shafie A, Fard NJ, Monavari M, Sabzalipour S, Fathian H. Artificial neural network and multi-criteria decision-making methods for the remediation of soil oil pollution in the southwest of Iran. Modeling Earth Systems and Environment. 2024;10(1):417-424.
<https://doi.org/10.1007/s40808-022-01601-5>