# کاربرد یادگیری ماشین در پیش‌بینی و مدیریت تولید ماسه در چاه‌های نفت و گاز- مطالعه‌ی مروری

**محمد الیاس خداشناس[1]، میثم محمدزاده شیرازی[2]، بهنام شاهسونی[2]***

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی نفت، دانشکده مهندسی شیمی، نفت و گاز، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

۲. استادیار، گروه مهندسی نفت، دانشکده مهندسی شیمی، نفت و گاز، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

آدرس پست الکترونیکی نویسنده مسئول مکاتبات: b.shahsavani@shirazu.ac.ir

**مقاله‌ی مروری**

صفحه ۵۴ - ۶۹

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۲/۳۰

## چکیده

تولید ماسه در چاه‌های نفت و گاز، مشکلات متعددی مانند کاهش بهره‌وری از چاه و خرابی تجهیزات را به‌همراه دارد. به‌منظور جلوگیری از مشکلات و پیامدهای تولید ماسه، اجرای فرایندهای پیش‌بینی و کنترل ماسه در چاه‌ها توصیه می‌شود. این فرایندها شامل بررسی عوامل متعددی از جمله: عمق چاه، گرادیان شکست سازند و سایر پارامترهای زمین‌شناسی می‌باشد. به‌علت حجم انبوه داده‌ها و پیچیدگی‌های تحلیل، روش‌های مرسوم سنتی، زمان‌بر و با عدم قطعیت و احتمال خطای زیادی مواجه‌اند؛ به همین دلیل، استفاده از روش‌های کارآمدتر از اهمیت زیادی برخوردار است؛ در سال‌های اخیر، به‌کارگیری تکنیک‌های یادگیری ماشین برای تحلیل داده‌های زیاد و پیچیده، به‌عنوان روشی مناسب و دقیق در جهت بهبود دقت پیش‌بینی‌ها مطرح شده است. از این‌رو مهندسان بهره‌بردار نیز از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، برای تحلیل داده‌های مرتبط با تولید ماسه استفاده کردند. در این مطالعه، مروری بر تحقیقات پیشین، در زمینه‌ی استفاده از یادگیری ماشین در مدیریت تولید ماسه ارائه شده است. همچنین به‌منظور فهم بهتر، مطالعات ذکرشده براساس موضوع به دسته‌های مناسب تفکیک و سازماندهی شده‌اند؛ به‌علاوه، الگوریتم‌ها و روش‌های اعتبارسنجی در هر مطالعه ذکر شده است تا به‌عنوان راهنما مورد استفاده قرارگیرد؛ بنابراین مطالعه‌ی حاضر می‌تواند همچون مرجعی برای مطالعات آینده در این زمینه عمل کند.

**کلید واژه‌ها:** پیش‌بینی تولید ماسه، تولید و بهره‌وری، تولید نفت، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین

## ۱. مقدمه

امروزه، با پیشرفت فنّاوری و توسعه‌ی هوش مصنوعی[1]، کاربرد یادگیری ماشین[2] در صنایع مختلف به‌طور چشمگیری رو به افزایش است. تا آنجا که در سال‌های اخیر، در اکثر صنایع و کسب و کارهای جهان در زمینه‌های متعددی، در جهت بهبود نتایج و تحلیل-ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. از سری کاربردهای مهم یادگیری ماشین می‌توان به مواردی مانند اینترنت اشیاء[3] اشاره کرد که به‌عنوان یک شبکه به کار گرفته می‌شود و می‌تواند تعداد زیادی از دستگاه‌های هوشمند

1. Artificial Intelligence
2. Machine Learning
3. Internet of Things

را به هم متصل کند[۱]. در زمینه‌ی تصفیه‌ی آب نیز مدل‌های ماشینی می‌توانند جهت بهبود تصفیه و کاهش آلودگی‌ها مؤثر باشند[۲]. گسترش کاربرد یادگیری ماشین در زمینه‌ی مهندسی نفت نیز قابل مشاهده است. از سری کاربردهای آن می‌توان به مطالعه‌ی پاندی و همکاران در زمینه‌ی تحلیل داده‌ها در بهینه‌سازی عملیات بالادستی اشاره کرد [۳]. در سال ۲۰۱۷، انیفوسه و همکاران نیز به مدل‌سازی مخازن و توصیف خصوصیات مخزن با استفاده از یادگیری ماشین گروهی پرداختند[۵]. در سال ۲۰۱۹، انیفوسه و همکاران نیز، به پیش‌بینی تراوایی[1] در مخازن کربناته با استفاده از داده‌های نگاره[2] و الگوریتم‌های یادگیری ماشین پرداختند[۷]. در سال ۲۰۱۹، صباح و همکاران نیز به کمک داده‌های پتروفیزیکی و نگاره با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری در چاه‌ها پرداختند[۱۳]. در سال ۲۰۲۱ ژانگ و همکاران نیز به کمک تکنیک‌های یادگیری ماشین، تراوایی مخازن ماسه سنگی مستحکم[3] را بررسی کردند[۸]. در سال ۲۰۲۱، اویشر و همکاران پارادایم‌های یادگیری ماشین نظارت‌شده را برای پیش‌بینی خصوصیات مخازن نفتی به کار گرفتند[۴]. در سال ۲۰۲۲، سالم و همکاران نیز به مطالعه و پیش‌بینی خرابی‌های یکپارچگی[4] چاه به کمک الگوریتم‌های یادگیری ماشین پرداختند[۶]. در سال ۲۰۲۲، لعلام و همکاران نیز برای تشخیص و پیش‌بینی ترکیب کانی‌شناسی در منطقه‌ی نفتی باکن، به بررسی داده‌های نگاره و روش‌های یادگیری ماشین پرداختند[۹]. در سال ۲۰۲۳، ژی و همکاران نیز به کمک چهار مکانیزم ادغام اطلاعات فیزیکی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به حل مسائل چندفیزیکی و چندمقیاسی در مهندسی نفت پرداختند[۱۰]. در سال ۲۰۲۲، مای-کائو و ترونگ-کخ به پیش‌بینی تولید نفت با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین را بررسی کرند[۱۱]. در سال ۲۰۲۲، اوجداپو و همکاران نیز به کمک یادگیری ماشین مدل‌هایی ایجاد کردند که بتوانند با روش‌های داده محور تولید از مخازن نفتی را پیش‌بینی کنند[۱۲]. با توجه به عملکرد بهتر در پیش‌بینی نتایج واقعی توسط مدل‌های ماشینی در مقایسه با روش‌های سنتی، کاربردهای یادگیری ماشین در زمینه‌های مختلف صنعت نفت و گاز، رو به افزایش است.

### ۱-۱. مروری بر یادگیری ماشین و هوش مصنوعی

در این بخش، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌عنوان مفاهیم اساسی مورد استفاده در مطالعه‌ی حاضر، تعریف شده است و انواع زیرشاخه‌های هوش مصنوعی و دسته‌بندی تکنیک‌های یادگیری ماشین، به همراه الگوریتم‌های متداول آن به اختصار، توضیح داده شده است:

#### ۱-۱-۱. هوش مصنوعی

هاپگود هوش مصنوعی را به‌عنوان «علم تقلید تعریف کرد؛ یعنی گنجاندن توانایی‌های ذهنی انسان در کامپیوتر». به‌طور کلی هوش مصنوعی سعی در ایجاد سهولت در کارهای متنوع هوش مصنوعی به مدت ۵۰ سال، به‌عنوان یکی از شاخه‌ی فعال تحقیقاتی برای دانشمندان کامپیوتر و محققان در حال توسعه بوده است. از سری کاربردهای هوش مصنوعی می‌توان به ابزارها و تکنیک‌های کارآمد و متنوعی از جمله: قوانین، فریم‌ها، استدلال مبتنی بر مدل، استدلال مبتنی بر مورد، به‌روزرسانی بیزی، منطق فازی، سیستم‌های چندعاملی[5]، هوش جمعی، الگوریتم‌های ژنتیک و ... اشاره کرد[۱۴]. هوش مصنوعی دارای زیرشاخه‌های متعددی است که می‌توانند جنبه‌ها و کاربردهای مختلفی از مسائل مختلف را پوشش دهند؛ از جمله‌ی این زیرشاخه‌ها می‌توان به: یادگیری ماشین، یادگیری عمیق[6]، شبکه‌های عصبی مصنوعی[7]، پردازش زبان طبیعی[8]، رباتیک[9]، سیستم‌های خبره[10]، هوش مصنوعی فازی[11] و... اشاره کرد [۱۵]. زیر شاخه‌های متداول هوش مصنوعی در (شکل ۱) نمایش یافته‌اند:

1. Permeability
2. Log
3. Consolidate
4. Integrity
5. Multi-Agent Systems
6. Deep Learning
7. Artificial Neural Networks
8. Natural Language Processing
9. Robotics
10. Expert Systems
11. Fuzzy Logic

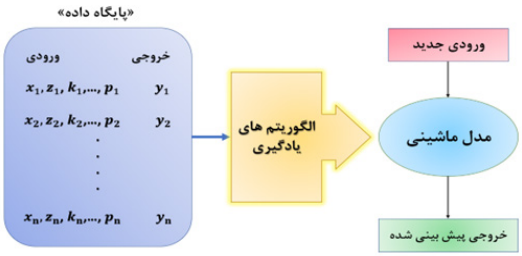
**شکل ۱: زیرشاخه‌های متداول هوش مصنوعی**

### ۱-۱-۲. یادگیری ماشین

یادگیری ماشین یکی از شاخه‌های مهم هوش مصنوعی است که حول ایده‌ی یادگیری و هوشمندسازی سیستم‌ها از طریق تحلیل اطلاعات، به‌وسیله‌ی به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین شکل گرفته است. به‌طورکلی یادگیری ماشین به مطالعه‌ی چگونگی بهره‌جویی از یک سیستم ماشینی، در جهت شبیه‌سازی فعالیت‌های یادگیری انسانی می‌پردازد. از مزیت‌های مهم یادگیری ماشینی نسبت به مکانیزم‌های یادگیری انسانی، توانایی یادگیری سریع‌تر و تحلیل داده‌های با حجم زیاد و پیچیده و نیز کشف و درک روابط و الگوهای پنهان بین داده‌های ورودی و خروجی اشاره کرد[۱۶]. در فرایند حل مسئله به کمک یادگیری ماشین از روش‌ها و الگوریتم‌های متفاوتی(بسته به نوع مسئله‌ی موجود) استفاده می‌شود[۱۷] که در ادامه به بررسی آن‌ها پرداخته می‌شود:

#### ۱-۱-۲-۱. یادگیری نظارت شده[1]

یادگیری نظارت شده نوعی از یادگیری می‌باشد که در آن به ازای هر یک از نمونه داده‌های ورودی، یک نتیجه‌ی خروجی متناظر وجود دارد و الگوریتم‌ها به کمک این داده‌های برچسب گذاری شده آموزش داده می‌شوند. از آنجا که در یادگیری نظارت شده، خروجی‌ها از قبل در پایگاه داده [2] مشخص شده‌اند؛ هدف مدل ساخته شده، ایجاد یک رابطه‌ی درست و منطقی بین ویژگی[3] ورودی و نتایج خروجی می‌باشد تا بتواند مقادیر خروجی را برای ورودی‌های جدید و بدون برچسب خروجی، پیش‌بینی کند. الگوریتم‌های رگرسیون خطی[4]، رگرسیون لاجستیک[5]، جنگل تصادفی[6]، درخت تصمیم‌گیری[7]، ماشین بردار پشتیبان[8]، نزدیک‌ترین همسایگی[9]، شبکه‌ی عصبی مصنوعی[10] و نایو بیز[11] از تکنیک‌های رایج مورد استفاده در یادگیری نظارت شده به شمار می‌روند. این روش نیاز به مجموعه بزرگی از نمونه‌های برچسب‌گذاری شده دارد و در کاربردهایی مانند شناسایی ایمیل‌های اسپم و تشخیص تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد. شماتیکی از نحوه‌ی کارکرد یادگیری نظارتی در (شکل ۲) نمایش یافته است:



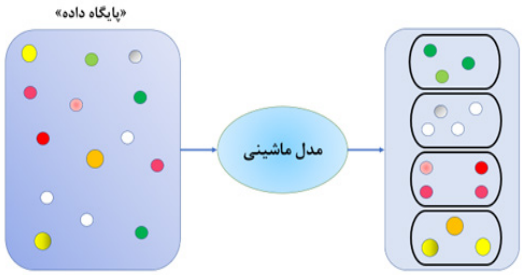

**شکل ۲:نحوه‌ی عملکرد یادگیری نظارت شده**

#### ۱-۱-۲-۲. یادگیری غیر نظارتی[12]

یادگیری غیر نظارتی زمانی اتفاق می‌افتد که نمونه‌های موجود در پایگاه داده، حاوی برچسب یا همان نتیجه‌ی خروجی نیست. در این حالت از یادگیری،

1. Supervised Learning
2. Dataset
3. Feature
4. Linear Regression
5. Logistic Regression
6. Random Forest
7. Decision Trees
8. Support Vector Machines
9. k-Nearest Neighbors
10. Neural Networks
11. Naive Bayes
12. Unsupervised Learning

الگوریتم‌ها در مدل ماشینی به کار گرفته می‌شوند تا از طریق مشابهت‌یابی و بررسی ساختار پنهان در داده‌های ورودی، الگوی ذاتی بین داده‌ها را یاد بگیرند و بتوانند آن‌ها را در مجموعه‌های مناسب قرار دهند. الگوریتم‌های: میانگین k- خوشه‌بندی[1]، خوشه‌بندی سلسله‌ای[2]،DBSCAN[3]، تحلیل مؤلفه‌های اصلی[4] و... از تکنیک‌های رایج مورد استفاده در یادگیری غیر نظارتی بشمار می‌روند. در (شکل ۳) نحوه‌ی عملکرد یادگیری غیر نظارتی نمایش داده شده است:




**شکل ۳:نحوه‌ی عملکرد یادگیری غیر نظارتی**

### ۱-۱-۲-۳. یادگیری نیمه نظارتی[5]

یادگیری نیمه نظارتی به روشی اطلاق می‌شود که در آن، پایگاه داده شامل تعداد کمی از داده‌های برچسب‌دار و تعداد زیادی از داده‌های بدون برچسب باشد. این روش بین یادگیری نظارتی و غیر نظارتی قرار می‌گیرد و عموماً این اتفاق زمانی رخ می‌دهد که دسترسی به داده‌های برچسب‌دار هزینه‌بر یا زمان‌بر باشد، اما تعداد زیادی از داده‌های بدون برچسب در دسترس باشد؛ در این صورت از داده‌های برچسب‌دار جهت هدایت فرایند یادگیری استفاده می‌شود و از داده‌های بدون برچسب نیز برای تعمیم‌دهی و بهبود مدل استفاده می‌شود. از الگوریتم‌های: خودآموزی[6]، هم‌آموزی[7]، انتشار برچسب[8]، مدل‌های مولد[9] و روش‌های مبتنی بر گراف[10] می‌توان به‌عنوان تکنیک‌های متداول موجود در این روش یادگیری نام برد. یادگیری نیمه‌نظارتی در کاربردهایی مانند دسته‌بندی تصاویر، تشخیص گفتار و پردازش زبان طبیعی[11] استفاده می‌شود.

### ۱-۱-۲-۴- یادگیری تقویتی[12]

نوعی یادگیری ماشین که دارای یک عامل تقویت کننده می‌باشد و در ازای اقداماتی که به تشخیص درست منجر می‌شوند نتایج مثبت بیشتر و بیشتری کسب می‌کند. یادگیرنده در ابتدا هیچ سرنخی در مورد اینکه در انتظار چه اقدامی باید انجام دهد ندارد اما در ادامه با اجرای سیستم پاداش، الگوریتم‌هایی که به جواب درست منجر شده‌اند تقویت می‌شوند و وزن بیشتری می‌یابند. الگوریتم‌های یادگیری تقویتی برای یادگیری بهینه‌تر جهت تصمیم‌گیری از طریق تعامل با یک محیط طراحی شده‌اند. الگوریتم‌های روش‌های مونت‌کارلو[13]، یادگیری ارزش[14]، شبکه‌ی عمیق یادگیری ارزش[15]، روش گرادیان پلیسی[16] و SARSA[17] از تکنیک‌های متداول در بحث یادگیری تقویتی به شمار می‌روند. یادگیری تقویتی در طبقه‌بندی تصویر و سیستم‌های توصیه و رانندگی خودران استفاده می‌شود[۱۶].

1. k-Means Clustering
2. Hierarchical Clustering
3. Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise
4. PCA
5. Semi-supervised Learning
6. Self-Training
7. Co-Training
8. Label Propagation
9. Generative Models
10. Graph-Based Methods
11. Natural Language Processing
12. Reinforcement Learning
13. Monte Carlo Methods
14. Q-Learning
15. Deep Q-Network
16. Monte Carlo Methods
17. State-Action-Reward-State-Action

### ۱-۲. مطالعات پیشین به‌کارگیری یادگیری ماشین در حوزه‌های مختلف صنعت نفت

در سال ۲۰۱۹، لیو و همکاران به ایجاد یک مدل یادگیری عمیق شبکه عصبی حافظه بلندمدت-کوتاه‌مدت[1] برای پیش‌بینی تولید نفت در میدان‌های نفتی چین پرداختند. نتایج نشان داد که مدل مذکور با دقت ۷۵ درصد میزان تولید را پیش‌بینی می‌کند و با داده‌های واقعی مطابقت دارد، این مدل پیش‌بینی تولید، به‌عنوان مدلی با دقت و سرعت بالا معرفی شد[۱۷]. در سال ۲۰۲۰، صباح و همکاران به‌منظور پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری[2] با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی و نگاره‌های گل حفاری به ایجاد یک مدل ماشینی پرداختند. آن‌ها از الگوریتم‌های مختلفی ازجمله شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون بردار پشتیبان[3] و مدل هیبریدی بهینه شده با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات[4] را مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل بهینه‌سازی ادغام ذرات با دقت بالاتری نسبت به سایر مدل‌ها نرخ نفوذ حفاری را پیش‌بینی می‌کند[۱۳]. در سال ۲۰۲۱، ژانگ و همکاران با استفاده از یک مدل ماشینی به پیش‌بینی تراوایی در مخازن ماسه‌سنگی تحکیم‌یافته[5] پرداختند. آن‌ها از داده‌های نگاره‌های سیمی مانند تراکم، مقاومت و سایر اطلاعات ژئوفیزیکی برای سه مدل پشتیبان بردار رگرسیون، جنگل تصادفی و شبکه عصبی بازمانده[6] استفاده کردند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی بازمانده با استخراج بهترین الگوهای غیرخطی، عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها داشت[۸]. در سال ۲۰۲۲، سالم و همکاران به‌منظور پیش‌بینی خرابی‌های یکپارچگی چاه[7] به ایجاد یک مدل ماشینی پرداختند. آن‌ها به بررسی انواع مدل‌های ماشینی برای فیزیک سنگ، حفاری، بهینه‌سازی تولید، و شبیه‌سازی مخزن پرداختند. مهم‌ترین هدف این مطالعه، ارائه یک مدل یادگیری ماشین برای ارزیابی ریسک خرابی یکپارچگی چاه بود. نتایج نشان داد مدل ماشینی توسعه یافته، می‌تواند در کاهش خطر خرابی یکپارچگی چاه و بهبود بهره‌وری مؤثر باشد[۶]. در سال ۲۰۲۳، مای-کائو و ترونگ-کخ به ایجاد یک مدل ماشینی و تطبیق نتایج الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین برای پیش‌بینی تولید نفت پرداختند. این مطالعه بر اساس داده‌های تولیدی یک چاه نفتی در جنوب ویتنام انجام شد. الگوریتم‌های نزدیک‌ترین همسایگی، جنگل تصادفی، رگرسیون بردار پشتیبان و مدل‌های شبکه عصبی عمیق به‌کار گرفته شد. نتایج نشان داد که الگوریتم‌های کلاسیک، به‌ویژه رگرسیون بردار پشتیبان، کارایی بالاتری در پیش‌بینی داده‌ها داشتند. مدل‌های شبکه عصبی در برخی موارد تطابق خوبی با داده‌های واقعی داشتند؛ اما در پیش‌بینی تغییرات ناگهانی عملکرد ضعیف‌تری نشان دادند[۱۱].

در مطالعه‌ی حاضر، به‌منظور گردآوری و تدوین یک مرجع راهنما برای پژوهشگران، مطالعات پیشین در زمینه‌ی به‌کارگیری مدل‌های ماشینی در مدیریت تولید ماسه شرح داده شده است و نتایج حاصل از مطالعات، براساس موضوع و کاربرد آن‌ها در بخش‌های مختلف مدیریت ماسه، شامل: پیش‌بینی تولید ماسه، کنترل و مدیریت تولید ماسه، مطالعات نرخ آستانه‌ی[8] تولید ماسه، پیش‌بینی شرایط و رفتار تولید ماسه، نرخ و حجم تولید ماسه، توزیع اندازه‌ی ذرات تولید ماسه و پیش‌بینی کاهش فشار بحرانی کل برای تولید ماسه از چاه‌ها، مورد بررسی و تفکیک قرارگرفته است. درنهایت با جمع‌بندی و تفسیر نقاط قوت و ضعف این مطالعات، پرداخته شده است؛ بنابراین مطالعه‌ی حاضر با ارائه‌ی راهکارهای کارآمد و دقیق، می‌تواند در انجام مطالعات آینده، مدنظر قرار گیرد.

## ۲. مروری بر مطالعات انجام شده در زمینه‌ی کاربردهای یادگیری ماشین در تولید و مهار ماسه

در این بخش مقالات پیشین بر اساس موضوع مورد

1. LSTM
2. ROP
3. SVR
4. MLP-PSO
5. Consolidate
6. ResNet
7. Well Integrity
8. Critical Rate

مطالعـه، در چند گـروه (بر اسـاس موضوعات پرتکـرار و حائز اهمیت) تفکیک و طبقه‌بندی شده است:

### ۲-۱. پیش‌بینی تولید ماسه

در سـال ۲۰۱۱، آزاد و همکاران با داده‌های جامع حاصل از ۳۸ چـاه در سـه میدان نفتی بـه کمک یادگیـری ماشین، بـه پیش‌بینی تولید ماسـه از میادین پرداختنـد در مطالعه‌ی آن‌هـا از شـبکه‌های عصـبی مصنـوعی برای پیش‌بینی فشـار بحرانی تولید ماسه در میادین جنوب غربی ایران استفاده شد و داده‌های ورودی شـامل: پارامترهای زمین‌شـناسی و فشـار مخـزن بود کـه فرایند آمـوزش برای مـدل با اسـتفاده از ۲۴ مجموعـه داده و اعتبارسـنجی مدل با ۷ مجموعـه داده انجام شد. نتایج نشـان داد که مدل ماشینی در مقایسه با مدل‌های تحلیلی سـنتی، در پیش‌بینی شروع تولید ماسه دقت بالاتری دارد[۱۸]. در سـال ۲۰۱۶، قراقیضی و همکاران با استفاده از داده‌های ۳۱ چاه در میدان‌های شمالی دریای آدریاتیک، یک مـدل پیش‌بینی شـرایط تولید ماسـه از چاه را توسـعه دادند. آن‌هـا بـا داده‌هایی شـامل: عمـق عمـودی کل، زمـان عبور، نـرخ جریان آب و... بـه کمک روش طبقه‌بنـدی ماشین بردار پشـتیبان کمترین مربعات[1] در مدل بـه کار گرفتند. درنهایت جهت بهینه‌سـازی عملکرد مدل از تابع پایه شـعاعی استفاده شـد تـا دقـت بیشـتری در تشـخیص پیش‌بینی تولید ماسـه حاصـل گـردد. نتایـج نشـان داد که مـدل ارائه شـده در این مطالعـه، عملکرد بالایی در پیش‌بینی تولید شـرایط ماسـه از چاه‌ها دارد و می‌تواند جهت طراحی تکمیل چاه به مهندسان کمـک کنـد[۱۹]. در سـال ۲۰۱۷، اولادیپـو و همـکاران بـا اسـتفاده از داده‌هـای مخـازن نفـتی منطقـه دلتـای نیجر در چاه‌هـا، یک مـدل ماشینی را توسـعه دادند و بـرای اولین بار از الگوریتم‌های ماشین بردار پشـتیبان برای پیش‌بینی تولید ماسـه اسـتفاده کردند. در مطالعه آن‌ها ترکیبی از الگوریتم‌ها و شبیه‌سـازی نرم‌افـزاری بـرای غلبه بـر محدودیت‌ها و نقاط ضعف الگوریتم‌ها استفاده شـد؛ همچنین جهت تنظیم بهینه وزن پارامترها نیز از روش هسـته‌ی RBF استفاده شد. آن‌ها بـرای ارزیابی خطـا از تکنیک اعتبارسـنجی متقابل اسـتفاده کردنـد نتایج نشـان داد کـه مدل ماشیـنی می‌توانـد با دقت بـالایی تولیـد ماسـه را پیش‌بینی کنـد؛ همچنین اسـتفاده از ماشین بردار پشتیبان توانست تصمیم‌گیری‌ها را بهبود بخشد و هزینه‌های تولید را کاهش دهد[۲۰]. در سال ۲۰۲۱، نواشی و همکاران به پیش‌بینی تولید ماسـه در مخازن ماسه‌سـنگی، بـه کمـک الگوریتم‌هـای یادگیری ماشیـن پرداختنـد. آن‌ها از الگوریتم‌هـای ماشیـن بـردار پشـتیبان و شـبکه‌ی عصبی مصنـوعی دو لایـه بـا الگوریتم پس‌انتشـار خطا برای سـاخت مدل بهینه اسـتفاده کردنـد و پایگاه داده شـامل: ویژگی‌های مخزنی و زمین‌شـناسی چهار چـاه در مخازن منطقه‌ی دلتای نیجر بود که فرایند پیش‌پردازش[2] داده‌ها، تحلیل پیاده‌سـازی و اعمـال الگوریتم‌هـا صـورت گرفـت و درنهایـت بـه ارزیابی عملکـرد هر یک از الگوریتم‌ها پرداخته شـد. نتایج نشـان داد که ماشین بردار پشـتیبانی نسبت به شـبکه عصبی مصنوعی عملکـرد بهتـری دارد و بـا دقـت و کارایی بالاتـری می‌توانـد احتمـال وقوع تولیـد ماسـه را پیش‌بینی کند[۲۱]. در سـال ۲۰۲۲، سـونگ و همـکاران بـه کمک داده‌های آزمایشـگاهی حاصل از مخازن حاوی هیدرات‌های گاز طبیعی به توسـعه‌ی یک مـدل پیش‌بینی تولید ماسـه بـا الگوریتم‌هـای یادگیری ماشیـن پرداختنـد. در مطالعـه‌ی آن‌ها چهـار الگوریتم اصلی یادگیـری ماشین، شـامل: نزدیک‌تریـن همسـایه، رگرسیون بردار پشـتیبان، درخت تقویتی و پرسـپترون چندلایه بر روی پایـگاه داده اعمال شـد و یک مـدل پیش‌بیـنی ترکیبی برای تولید ماسـه از طریـق به‌کارگیری هـر دو الگوریتم رگرسیون بردار پشـتیبان و پرسـپترون چندلایه نیز حاصل شـد. نتایج نشـان داد که الگوریتم درخت تقویتی می‌تواند با دقت بالایی تولیـد ماسـه را پیش‌بیـنی کنـد و به‌عنوان بهتریـن الگوریتم شـناخته شـد[۲۲]. در سـال ۲۰۲۳، جینـگ و همـکاران بـا اسـتفاده از داده‌هـای نـگاره و فرمول‌هـای تجـربی، به کمک الگوریتم شـبکه عصبی پیش‌خور به توسـعه مـدل پیش‌بینی تولید ماسه پرداختند. در مطالعه‌ی آن‌ها از اعمال فرمول‌های تجـربی بر روی داده‌های نـگاره برای یک چاه تولیدی خالص، محاسـبات پیش‌بینی تولید ماسـه انجام شد و در ادامه از این داده‌هـا به‌عنوان ورودی برای آموزش یک مدل شـبکه عصبی پس‌انتشـار اسـتفاده کردند تا برای سـایر چاه‌های بلوک، یک مدل ماشینی جهت پیش‌بینی تولید ماسـه ایجاد شود و دقت ایـن مـدل را از طریق تنظیـم مـداوم وزن‌ها و مقادیـر بهبود بخشیدنـد و مشـاهده کردند کـه نتایج حاصل مـدل ماشینی بـا نتایج فرمول‌های تجـربی همخوانی دارند. نتایج نشـان داد کـه اسـتفاده از این مـدل یادگیـری، می‌تواند بـه بهبود دقت پیش‌بیـنی تولیـد ماسـه منجـر شـود[۲۳]. در سـال ۲۰۲۳، آبـوه و همـکاران با اسـتفاده از ۴۵۷ مجموعـه داده‌ی حاصل

1. LSSVM
2. Preprocessing

از ۴۳ چـاه واقـع در میدان‌های نفـتی دلتای نیجـر، به ایجاد یک مدل ماشینی به‌منظور پیش‌بینی تولید ماسـه پرداختند. در مطالعـه‌ی آن‌هـا پارامترهای ورودی مورد بررسی، شـامل: پیش‌بیـنی پارامترهای فشـار دهانه چاه، اندازه گلوگاه، فشـار مخـزن و... و پارامترهای خروجی شـامل: درصد مواد جامد و آب و درصد ماسـه بود و الگوریتم‌های مختلف شـبکه عصبی مصنـوعی بـر این پایـگاه داده اعمال شـدند. نتایج نشـان داد که مدل‌هـای عصبی چندورودی تک‌خـروجی[1] و چندورودی چندخـروجی[2] دقت بالایی در پیش‌بینی این پارامترها دارند و به‌عنـوان ابزارهای کارآمدی بـرای پیش‌بینی در میادین نفتی توصیه شـدند[۲۴]. در سـال ۲۰۲۳، عبدالقانی و همکاران با اسـتفاده از داده‌هـای دو چاه نفـتی میدان هلال به توسـعه‌ی یک مدل ماشیـنی به‌منظور پیش‌بینی تولید ماسـه و ارزیابی پارامترهای ژئومکانیکی به‌وسیله‌ی شـبکه‌ی عصبی مصنوعی پرداختنـد. بـرای محاسـبه‌ی پارامترهای ژئومکانیـکی مانند: مدل زمین مکانیکی و پارامترهای اسـتحکام سـنگ، دادهای مربـوط به فشـار منفـذی[3] به کمـک روش‌های ایتـون و بائرز تخمیـن زده شـد و بـرای سـاخت مـدل زمیـن مکانیـکی و ارزیـابی پایـداری چاه‌هـا از پارامترهـایی مانند: مـدول یانگ، ضریـب بایـوت و نسـبت پوآسـون بهـره گرفتنـد و درنهایـت بـرای جایگزینی معادلات تجربی، جهـت پیش‌بینی نگاره‌های کلیـدی از روش‌هـای شـبکه‌ی عصـبی مصنـوعی اسـتفاده کردنـد. نتایج نشـان داد که مدل مبتنی بـر یادگیری ماشین با داده‌هـای تولید واقـعی همخوانی دارد و خطر تولید ماسـه را به‌درسـتی پیش‌بیـنی می‌کنـد؛ درحالی‌که مـدل مبتنی بر معادله گاردنر نتایج نادرسـتی ارائه داد[۲۵]. در سال ۲۰۲۴، انجوچینـدو و ژوزف به‌منظـور بهینه‌سـازی پیش‌بیـنی تولید ماسـه در چاه‌های نفـت از الگوریتـم ماشین بردار پشـتیبان، جنـگل تصـادفی، شـبکه‌ی عصـبی مصنـوعی و نزدیک‌ترین همسایگی استفاده کردند. آن‌ها با داده‌های موجود از ۶۳ چاه نفت، شـامل پارامترهای زمین‌شناسی و مکانیکی به توسعه‌ی مدل ماشینی پرداختند و درنهایت اعتبار مدل ساخته شده را به کمک داده‌های میدانی و تکنیک‌های اعتبارسنجی متقابل و روش‌های آماری مانند: دقت، حساسیت، ضریب همبستگی متیـو و ... بررسی و ارزیـابی کردند. نتایج نشـان داد که مدل ساخته شـده به کمک ماشین بردار پشـتیبان دقت بالایی در پیش‌بیـنی آغـاز تولید ماسـه دارد و قابل اطمینـان و کارآمد می‌باشد[۲۶]. در سال ۲۰۲۴، شـابدیروا و همکاران به کمک داده‌هـای ۴۳ چاه واقع در میـدان گاز کارازان‌بـاس، به ایجاد یک مدل ماشینی پیش‌بینی مقدار تولید ماسـه پرداختند. در مطالعـه‌ی آن‌ها، ابتدا داده‌هایی مانند: ضخامت و عمق مخزن از طریق محاسـبه فواصل چاه، به پایگاه داده اضافه شد و یک سیسـتم بـرای اندازه‌گیری بـر پایه‌ی تخلخل و نسـبت ناحیه خالص به ناخالص ایجاد شـد و سـپس از الگوریتم‌هایی مانند: جنگل تصادفی، ماشین بردار پشـتیبان، درخت تصمیم‌گیری و نزدیک‌ترین همسایه استفاده شد و داده‌ها بر اساس نزدیکی به گسـل‌ها به دو گروه نزدیک و دور تفکیک و ارزیابی شدند. درنهایـت بـه اعتبارسـنجی مـدرن و ارزیـابی دقـت آن‌هـا با روش‌هـای خطای ریشـه‌ی مربعات میانگیـن و ضریب تعیین $R^2$ پرداختـه شـد. نتایج نشـان داد کـه عوامل زمین‌شـناسی به‌ویـژه نزدیکی به گسـل‌ها تأثیـر زیادی بر دقـت پیش‌بینی دارنـد. همچنیـن بـرای ارزیابی عملکـرد مدل‌هـای یادگیری ماشیـن، معیارهای جدیدی مانند دقـت پیش‌بینی اوج تولید ماسـه معرفی شد[۲۷]. در سـال ۲۰۲۴، اسفحا و همکاران به بـررسی مکانیزم‌های تولید ماسـه و پیش‌بینی تولید ماسـه از طریق به‌کارگیری روش‌های یادگیری نظارت‌شـده، یادگیری غیـر نظارتی و یادگیـری عمیق پرداختند. آن‌هـا در یادگیری نظارت‌شـده از مدل‌هایی مانند: شبکه‌های عصبی مصنوعی و جنگل‌هـای تصادفی برای داده‌های تاریخی برچسـب‌دار چاه، به‌منظور پیش‌بینی تولید ماسـه اسـتفاده کردند؛ در یادگیری بـدون نظـارت در تحلیل سیگنال‌هـای ارتعاشی برای کشـف الگوهای مخفی در داده‌های بدون برچسـب، به‌جای اسـتفاده از الگوریتم K-means پرداخته شـد. بررسی‌ها نشـان داد که تجمیع ایـن روش‌ها می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد و مشکلات حاصل از تولید ماسه را بهبود بخشد[۲۸].

### ۲-۱-۱. پیش‌بینی نرخ یا حجم تولید ماسه

در سـال ۲۰۲۰، کـولا و همـکاران با اسـتفاده از داده‌های ۱۴۰ مورد از مطالعات پیشین، به‌منظور پیش‌بینی نرخ ماسـه آسـتانه[4] در مانیتورهای صوتی ماسـه، به توسـعه‌ی یک مدل ماشیـنی پرداختند. در مطالعه‌ی آن‌ها با کمک سـه الگوریتم یادگیری نظارت شـده، شـامل: جنگل تصادفی، ماشین بردار

1. MISO
2. MIMO
3. Pore Pressure
4. Threshold Sand Rate

پشـتیبان و الاسـتیک خالـص به‌منظـور پیش‌بیـنی نسـبت سیگنـال به نویز آکوسـتیک[1] از داده‌هایی شـامل: نرخ ماسـه آسـتانه، انـدازه لوله‌ها، نـرخ گاز و مایع و همچنین فرسـایش (محاسبه شـده توسط یک مدل مکانیکی) استفاده شد. نتایج نشـان داد که مدل توسـعه داده شـده می‌تواند نرخ آستانه‌ی ماسه را تحت شرایط مختلف پیش‌بینی کند. همچنین تطابق خوب بیـن مدل ماشینی بـا داده‌های آزمایشی وجود داشـت و درنهایـت این مدل به‌عنوان یک ابـزار پیش‌بینی کارآمد در صنعت معرفی شـد[۲۹]. در سـال ۲۰۲۱، ویـرا و همکاران با اسـتفاده از حـدود ۲۵۰ مـورد از مطالعات قبـلی در زمینه‌ی تعییـن نرخ آسـتانه ماسـه در شـرایط عملیـاتی مختلـف، به ایجاد یـک مدل ماشینی پیش‌بینی نرخ آسـتانه تولید ماسـه پرداختند. در مطالعه‌ی آن‌ها از الگوریتم‌هایی شـامل: شـبکه الاسـتیک، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشـتیبان اسـتفاده شـد و پـس از آمـوزش و ارزیـابی مدل‌هـا، بـه تحلیـل رابطه نرخ آسـتانه ماسـه و تغییرات پارامترهـای ورودی پرداختند. نتایـج نشـان داد که پیش‌بینی نرخ آسـتانه‌ی ماسـه توسـط مدل‌ها دقیق اسـت و می‌تواند در جهت پیش‌بینی و مدیریت تولید ماسـه راهگشا باشـد[۳۰]. در سـال ۲۰۲۳، شابدیروا و همـکاران به‌منظـور پیش‌بینی حجـم تولید ماسـه در مخازن ماسه‌سـنگی غیرمسـتحکم[2] قزاقسـتان، یـک مـدل ماشیـنی توسـعه دادنـد. آن‌ها با اسـتفاده از پایـگاه داده‌هـای چاه‌های و از ابزارهـای آمـاری ماننـد برای شناسـایی مقادیـر پرت هر ویژگی اسـتفاده کردند و با نمودارهای همبستگی، روابط بین ویژگی‌ها را بررسی کردند. درنهایت شـش الگوریتم یادگیری ماشین شـامل: رگرسیـون خطی، مدل خطی تعمیـم یافته با اسـتفاده از تنظیمات لاسـو یا لاسـتیک خالـص، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری، رگرسیون کارتزین و الگوریتم نزدیک‌ترین همسـایه را در مـدل برای تحلیـل داده‌ها به کار گرفتنـد. نتایج نشـان داد کـه الگوریتم نزدیک‌ترین همسـایه می‌توانـد به‌خـوبی رفتار و حجـم تولیدی ماسـه را پیش‌بینی کنـد[۳۱]. در سـال ۲۰۲۳، چیکـوی و همـکاران با اسـتفاده از داده‌هـای چاه‌هـای نفت منطقـه‌ی دلتای نیجـر، یک مدل ماشینی را به‌منظور پیش‌بینی نرخ تولید ماسـه توسعه دادند. در مطالعـه‌ی آن‌هـا، پارامترهـای بی‌بعد ورودی شـامل: عدد رینولـدز، عامـل بارگـذاری، نسـبت گاز به مایـع و درصد آب تولیـدی و پارامتر خـروجی، نـرخ تولید ماسـه در نظر گرفته شده است و به‌منظور ارزیابی مدل از نرم‌افزار طراحی آزمایش و معادلات ریاضی استفاده شـده است؛ همچنین برای تحلیل داده‌ها از روش سـطح پاسـخ استفاده شده اسـت. نتایج نشان داد کـه مـدل ماشیـنی توسـعه یافتـه می‌توانـد در مدیریـت مخـازن طراحی تکمیل چـاه و برنامه‌ریزی‌های میدانی جهت بهینه‌سازی به کار رود[۳۲].

### ۲-۱-۲. پیش‌بینی افت فشـار بحرانی کل و پیش‌بینی تولید ماسه

در سـال ۲۰۱۴، خامـه‌چی و همکاران به کمـک داده‌های حاصـل از ۳۱ چـاه مربـوط بـه ۹ میـدان گازی در نـواحی شـمالی و مرکـزی دریـای آدریاتیـک، یـک مـدل یادگیـری ماشیـن بـرای پیش‌بیـنی تولیـد ماسـه ایجـاد کردنـد. در مطالعـه‌ی آن‌هـا افـت فشـار بحـرانی کل به‌عنـوان معیـار پیش‌بیـنی تولیـد ماسـه قـرار داده شـد؛ همچنیـن به‌منظور توسـعه‌ی مـدل از الگوریتم‌هـای رگرسیـون خـطی سـاده، رگسیـون خـطی بهبـود یافتـه بـا الگوریتـم ژنتیـک و دو شـبکه عصبی مصنـوعی بـا الگوریتم‌هـای پس‌انتشـار خطا و بهینه‌سـازی ازدحـام ذرات، اسـتفاده کرنـد. نتایـج نشـان داد که مدل‌های شـبکه عصـبی، به‌ویژه شـبکه عصـبی مصنوعی بـا الگوریتـم بهینه‌سـازی ازدحـام ذرات، توانـایی و عملکـرد بالاتـری در پیش‌بیـنی تولیـد ماسـه از خـود نشـان می‌دهند و نسـبت به مدل‌های سـنتی دقیق‌تر هسـتند[۳۳]. در سـال ۲۰۲۲، الاکبـری و همـکاران به‌منظـور پیش‌بیـنی افت فشـار بحـرانی کل و تولیـد ماسـه، از یـک مـدل ماشیـنی اسـتفاده کردنـد. آن‌هـا از یک پایگاه داده شـامل: ۲۳ مجموعـه داده از ۱۵ چـاه و اعمـال الگوریتم‌های روش سـطح پاسـخ و ماشین بردار پشـتیبان برای توسـعه‌ی مدل ماشینی اسـتفاده کردند و بـرای ارزیابی مدل‌هـا و اطمینان از برقـراری ارتباط صحیح و معنـادار بیـن پارامترهـای ورودی بـا خـروجی، از روش‌های آمـاری مختلـفی شـامل: آزمـون F، آزمـون آنالیـز واریانس[3]، آمارهـای تناسـب بـرازش و نمودارهـای تشـخیصی اسـتفاده شـد. نتایـج نشـان داد کـه مـدل ماشیـن بـردار پشـتیبان با دقـت بیشـتری نسـبت بـه مدل‌هـای موجـود عمـل می‌کند و خطـای نسـبی و مطلـق کمتـری دارد[۳۴]. در (جـدول ۱) خلاصـه‌ای از کارهـای صـورت گرفتـه در زمینـه‌ی کاربرد یادگیـری ماشین در پیش‌بینی تولید ماسـه ذکر شـده اسـت:

1. Acoustic
2. Unconsolidated
3. ANOVA

**جدول ۱: مطالعات پیشین در زمینه‌ی کاربرد یادگیری ماشین در پیش‌بینی تولید ماسه**

| نویسندگان مقاله (سال چاپ) | شماره منبع | هدف مطالعه | داده‌های ورودی | روش‌شناسی | اعتبارسنجی |
|---|---|---|---|---|---|
| آزاد و همکاران (۲۰۱۱) | [۱۸] | پیش‌بینی تولید ماسه | ۳۸ چاه از سه میدان نفتی | شبکه‌های عصبی مصنوعی | $R^2$ |
| قراقیضی و همکاران (۲۰۶) | [۱۹] | پیش‌بینی شرایط تولید ماسه | ۳۱ چاه در دریای آدریاتیک | طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان کمترین مربعات | محاسبه‌ی ماتریسی[1] |
| اولادیپو و همکاران (۲۰۱۷) | [۲۰] | پیش‌بینی وقوع تولید ماسه در چاه‌ها | منطقه‌ی دلتای نیجر | الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی، روش هسته‌ی RBF برای تنظیم وزن پارامترها | اعتبارسنجی کراس به روش یک‌به‌یک[2] |
| نواشی و همکاران (۲۰۲۱) | [۲۱] | پیش‌بینی تولید ماسه در مخازن ماسه‌سنگی | چهار چاه در مخازن منطقه دلتای نیجر | ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌ی عصبی مصنوعی دو لایه | Confusion Matrix, Precision, Recall, F1–Score |
| سونگ و همکاران (۲۰۲۲) | [۲۲] | توسعه‌ی یک مدل پیش‌بینی تولید ماسه | مخازن حاوی هیدرات‌های گاز طبیعی | نزدیک‌ترین همسایه، رگرسیون بردار پشتیبان، درخت تقویتی و پرسپترون چند لایه | میانگین مربعات خطا[3] و $R^2$ |
| جینگ و همکاران (۲۰۲۳) | [۲۳] | پیش‌بینی تولید ماسه | داده‌های نگاره و فرمول‌های تجربی | شبکه عصبی پیش‌خور | تطابق با نتایج فرمول‌های تجربی |
| آبوه و همکاران (۲۰۲۳) | [۲۴] | پیش‌بینی تولید ماسه | ۴۵۷ مجموعه داده‌ی حاصل از ۴۳ چاه در نیجر | الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی | میانگین مربعات خطا و $R^2$ |
| عبدالقانی و همکاران (۲۰۲۳) | [۲۵] | پیش‌بینی تولید ماسه و ارزیابی پارامترهای ژئومکانیکی | دو چاه نفتی میدان هلال | شبکه عصبی مصنوعی | تطابق با داده‌های واقعی تولیدی |
| انجوچیندو و ژوزف (۲۰۲۴) | [۲۶] | بهینه‌سازی پیش‌بینی تولید ماسه در چاه‌های نفت | ۶۳ چاه نفت | ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی، شبکه‌ی عصبی مصنوعی و نزدیک‌ترین همسایگی | دقت، حساسیت، ضریب همبستگی متیو و ... |
| شابدیروا و همکاران (۲۰۲۴) | [۲۷] | ایجاد یک مدل پیش‌بینی مقدار تولید ماسه در میدان کارازان‌باس | ۴۳ چاه واقع در میدان گاز کارازان-باس | جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و نزدیک‌ترین همسایگی | میانگین مربعات خطا و $R^2$ |
| اسفحا و همکاران (۲۰۲۴) | [۲۷] | مکانیزم‌های تولید ماسه در چاه‌های نفت و گاز و روش‌های پیش‌بینی تولید ماسه | داده‌های تاریخی چاه منتخب | انواع روش‌های یادگیری نظارت‌شده، روش‌های یادگیری غیرنظارتی و یادگیری عمیق | تطابق با نتایج حاصل از ارزیابی چاه |
| کولا و همکاران (۲۰۲۰) | [۲۹] | پیش‌بینی نرخ ماسه آستانه | ۱۴۰ مورد از مطالعه‌های پیشین | جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و الاستیک خالص | تطابق خوب با داده‌های آزمایشی |
| ویرا و همکاران (۲۰۲۱) | [۳۰] | تعیین نرخ آستانه‌ی ماسه در شرایط عملیاتی مختلف | حدود ۲۵۰ مورد از مطالعات قبلی | شبکه الاستیک، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان | تطابق با مدل مکانیکی چاه |
| شابدیروا و همکاران (۲۰۲۳) | [۳۱] | پیش‌بینی حجم تولید ماسه در مخازن ماسه‌سنگی ضعیف قزاقستان | مخازن ماسه‌سنگی قزاقستان | رگرسیون خطی، مدل خطی تعمیم یافته، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری، رگرسیون کارتزین و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی | تطابق با تاریخچه‌ی تولید ماسه‌ی میدان |
| چیکوی و همکاران (۲۰۲۳) | [۳۲] | پیش‌بینی نرخ تولید ماسه | چاه‌های نفت منطقه-ی دلتای نیجر | منحنی سطح پاسخ[4] | تحلیل خطا[5] و کراس پلات‌ها[6] |
| خامه‌چی و همکاران (۲۰۱۴) | [۳۳] | پیش‌بینی تولید ماسه و افت فشار بحرانی کل | ۳۱ چاه گازی در دریای آدریاتیک | رگرسیون خطی ساده، رگسیون خطی بهبود یافته با الگوریتم ژنتیک و دو شبکه عصبی مصنوعی متفاوت | APE, AAPE, MSE, MINAPE, MAXAPE, $R^2$ |
| الاکبری و همکاران (۲۰۲۳) | [۳۴] | پیش‌بینی افت فشار بحرانی کل و پیش‌بینی تولید ماسه | ۲۳ مجموعه داده از چاه‌ها | روش سطح پاسخ و ماشین بردار پشتیبان | آزمون F، آزمون آنالیز واریانس و نمودارهای تشخیصی |

1. Evaluation of the quality of a classification model is to compute a confusion matrix of the actual class versus predicted class
2. Leave-one-out cross validation
3. MSE
4. Response Surface Method (RSM)
5. Error Analysis
6. Cross Plots

### ۲-۲. کنترل و مدیریت تولید ماسه در چاه‌ها

در سال ۲۰۱۸، کتملی و باندیوپاندیاه، به توسعه‌ی یک مدل ماشینی بر اساس الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدیریت تولید ماسه با داده‌های حاصل از نگاره عبور صوتی و چگالی حجمی و سایر نگاره‌ها پرداختند. در مطالعه‌ی آن‌ها برای یادگیری الگوهای پاسخ از سایر نگاره‌های مرتبط، مانند مقاومت الکتریکی، گامای شعاعی و تخلخل نوترونی، یک مدل ساخته شد. درنهایت مدل آموزش‌دیده بر روی داده‌های جدید نیز آزمایش شد و مشخص شد که قابلیت تعمیم‌پذیری دارد و عملکرد مدل توسط سایر روش‌های مصنوعی مانند معادله گاردنر، سنتز عمق، سنتز تخلخل و وارونگی لرزه‌ای ارزیابی شد. نتایج نشان داد که پیش‌بینی‌های این مدل‌های جدید با تولید واقعی ماسه همخوانی دارند و استفاده از این روش باعث کاهش هزینه‌ها و ریسک‌ها در زمینه‌ی مدیریت مخازن می‌شود [۳۵]. در سال ۲۰۲۲، لوافی و همکاران با استفاده از یک پایگاه داده‌ی کنترل تولید ماسه‌ی مربوط به بیش از ۱۹۰۰ چاه، به ایجاد یک مدل ماشینی برای بهینه‌سازی کنترل ماسه پرداختند. در مطالعه‌ی آن‌ها داده‌ها ابتدا پیش‌پردازش شدند و ویژگی‌های کلیدی برای ساخت یک مدل طبقه‌بندی شده‌ی کنترل تولید ماسه مشخص شدند. چهار الگوریتم، شامل: نزدیک‌ترین همسایگی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و جنگل تصادفی بر روی داده‌ها اعمال شدند. نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی، بهترین عملکرد را نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد و با دقت بالا می‌تواند به‌عنوان یک مدل تشخیصی برای ارزیابی و انتخاب روش‌های کنترل ماسه در مخازن مختلف به‌صورت مؤثر عمل کند[۳۶]. در سال ۲۰۲۳، عبدالحمید و همکاران با استفاده از پایگاه داده‌ی غیرساختاریافته‌ی مربوط به ۳۶۱ چاه، به توسعه‌ی یک مدل ماشینی بهینه‌سازی کنترل تولید ماسه پرداختند. در مطالعه‌ی آن‌ها از الگوریتم‌هایی مانند: شبکه مصنوعی عمیق، پردازش زبان طبیعی و تشخیص کاراکترهای نوری استفاده شد و اطلاعات جدولی تصاویر به‌صورت جدول طبقه‌بندی و پردازش شدند. آن‌ها برای تحلیل داده‌های بزرگ مقیاس، فرایندهایی طراحی کردند که جستجو و تحلیل داده‌ها را با دقت بالا انجام دهد. نتایج نشان داد که این تکنیک می‌تواند به بهبود کنترل تولید ماسه در میدان‌های نفتی نروژ کمک شایانی کند [۳۷]. در (جدول ۲) خلاصه‌ای از کارهای صورت گرفته در زمینه‌ی کاربرد یادگیری ماشین در کنترل تولید ماسه ذکر شده است:

**جدول۲: مطالعات پیشین در زمینه‌ی کاربرد یادگیری ماشین در کنترل و مدیریت تولید ماسه**

| نویسندگان مقاله (سال چاپ) | شماره منبع | هدف مطالعه | داده‌های ورودی | روش‌شناسی | اعتبارسنجی |
|---|---|---|---|---|---|
| کتملی و باندیوپاندیاه (۲۰۱۸) | [۳۵] | مدیریت تولید ماسه | نگار عبور صوتی و چگالی حجمی و سایر نگاره‌ها | اساس الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی | تطابق با تولید واقعی ماسه |
| (لوافی و همکاران (۲۰۲۲) | [۳۶] | بهینه‌سازی کنترل ماسه | داده‌ی کنترل تولید ماسه‌ی مربوط به بیش از ۱۹۰۰ چاه | نزدیک‌ترین همسایگی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و جنگل تصادفی | F1 score, Precision, Recall |
| عبدالحمید و همکاران (۲۰۲۳) | [۳۷] | بهینه‌سازی مدیریت و کنترل تولید ماسه در میدان‌های نفتی نروژ | داده‌های غیر ساختاریافته‌ی ۳۶۱ چاه | شبکه مصنوعی عمیق، پردازش زبان طبیعی و تشخیص کاراکترهای نوری | - |

### ۲-۳. توزیع اندازه‌ی دانه‌ها و تأثیر آن‌ها بر روی تولید ماسه

در سال ۲۰۲۴، لیو از داده‌های یک میدان نفتی در خلیج بیبو[1] در دریای جنوبی چین به‌منظور توسعه‌ی یک مدل ماشینی برای پیش‌بینی پروفایل اندازه دانه‌های متوسط[2] در مخازن ماسه‌ای غیرمستحکم و کنترل تولید ماسه پرداخت. در مطالعه‌ی وی دو مدل یادگیری ماشینی XG Boost و شبکه عصبی مصنوعی را به‌منظور افزایش دقت پیش‌بینی به‌صورت ترکیبی به‌کار گرفته شده‌اند. در این مدل با وزن‌دهی به مدل‌ها با روش معکوس خطا و مهندسی ویژگی‌ها، یک

1. Beibu Gulf
2. d50

مدل ترکیبی شامل اطلاعات چند بعدی ارائه شد. نتایج نشان داد که این مدل ترکیبی می‌تواند دقت پیش‌بینی پروفایل اندازه دانه‌های متوسط را تا ۱۶/۵ درصد نسبت به مدل‌های منفرد بهبود بخشد و کاربرد موفقی در طراحی لایه‌بندی ماسه برای کنترل تولید ماسه در چاه‌های مجاور داشته باشد [۳۸]. در سال ۲۰۲۴، حکیمی داوود و همکاران با استفاده از داده‌های یک مخزن در نواحی فراساحل[1] مالزی به توسعه‌ی مدل ماشینی برای پیش‌بینی و تخمین توزیع اندازه سازندهای تحت‌الارضی و تأثیر آن بر روی عوامل تولید ماسه پرداختند. در مطالعه‌ی آن‌ها برای تطبیق داده‌های مخزن با داده‌های NMR از تکنیک‌های آماری و الگوریتم‌هایی مانند شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. آن‌ها برای حذف اثرات هیدروکربن‌ها در مخزن یک فرایند جایگزینی سیال انجام دادند و داده‌های به‌دست آمده از چاه اول برای آموزشی مدل ماشینی به کار گرفته شد و مدل به‌دست آمده بر روی داده‌های چاه دوم آزمایش شد و مدل به‌دست آمده، برای تخمین توزیع اندازه دانه‌های ماسه در سایر چاه‌ها نیز به کار گرفته شد و توانست خواص ماسه‌ی تولیدی از جمله: ترکیب مواد تشکیل دهنده، اندازه متوسط دانه‌ها و سایر عوامل تأثیرگذار بر تولید ماسه را پیش‌بینی کند. نتایج نشان داد که انتخاب نرخ تولید بهینه و فشارهای ایمن برای جلوگیری از انباشت ماسه در چاه مذکور ضروری است و باید از سیستم‌های کنترل ماسه مانند گراول‌پک و نیز طراحی مناسب حفاری استفاده شود [۳۹]. در (جدول ۳) خلاصه‌ای از کارهای صورت گرفته در زمینه‌ی کاربرد یادگیری ماشین برای توزیع اندازه‌ی دانه‌ها و تأثیر آن‌ها بر روی تولید ماسه ذکر شده است:

**جدول۳: مطالعات پیشین در زمینه‌ی کاربرد یادگیری ماشین برای توزیع اندازه‌ی دانه‌ها و تأثیر آن‌ها بر روی تولید ماسه**

| نویسندگان مقاله (سال چاپ) | شماره منبع | هدف مطالعه | داده‌های ورودی | روش‌شناسی | اعتبارسنجی |
|---|---|---|---|---|---|
| لیو (۲۰۲۴) | [۳۸] | پیش‌بینی پروفایل اندازه دانه‌های متوسط در مخازن ماسه‌ای غیر مستحکم و کنترل تولید ماسه | یک میدان نفتی در خلیج بیبو | XG Boost و شبکه عصبی مصنوعی به‌صورت ترکیبی | تطبیق با داده‌های اندازه‌گیری شده |
| حکیمی داوود و همکاران (۲۰۲۴) | [۳۹] | پیش‌بینی و تخمین توزیع اندازه سازندهای تحت‌الارضی و تأثیر آن بر روی عوامل تولید ماسه | یک مخزن در نواحی فراساحل مالزی | شبکه عصبی مصنوعی | تطبیق با داده‌های مخزن |

به‌طور کلی در سال‌های اخیر به دلیل اهمیت روزافزون بهره‌گیری از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای حل مسائل مرتبط با چالش‌ها و معضلات ایجاد شده‌ی ناشی از تولید ماسه در چاه‌ها می‌باشد که نشانگر حرکت صنعت نفت و گاز، در سراسر جهان، در جهت استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در مواجه با چالش تولید ماسه می‌باشد.

## ۳. نتیجه‌گیری

در مطالعه‌ی حاضر، نحوه‌ی به‌کارگیری مدل‌های ماشینی و ارزیابی عملکرد آن‌ها برای مدیریت تولید ماسه در چاه‌های نفت و گاز، در مطالعات پیشین شرح داده شد؛ همچنین به‌منظور درک بهتر روش‌های استفاده از یادگیری ماشین در هریک از مطالعات، الگوریتم‌های به‌کار گرفته شده و روش انجام کار آن‌ها در دسته‌بندی‌های مرتبط ذکر شد. درنهایت، بررسی و تحلیل نتایج موفقیت‌آمیز مطالعات مذکور می‌تواند برای انجام مطالعات آینده راهگشا باشد.

بررسی مطالعات و نتایج حاصل از آن‌ها نشان داد:

۱. الگوریتم‌های یادگیری ماشین با توانایی تحلیل داده‌های پیچیده، در پیش‌بینی نتایج، عملکرد قابل توجهی ارائه کردند؛ به‌طوری‌که دقت مدل‌های توسعه‌یافته‌ی ماشینی نسبت به روش‌های سنتی تحلیل داده‌های ماسه، دارای دقت بالاتر و عملکرد بهتری می‌باشند. از این‌رو می‌توانند جایگزین مناسبی برای روش‌های سنتی محسوب شوند.

۲. با توجه به مطالعات ارائه شده و نتایج حاصل از (جداول ۱، ۲ و ۳)، می‌توان دریافت که ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌ی عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی پرتکرارترین الگوریتم‌های به‌کار گرفته شده در زمینه‌ی تولید ماسه می‌باشند که نشانگر توانایی این تکنیک‌ها در ایجاد مدل‌های دقیق برای تشخیص و پیش‌بینی تولید ماسه می‌باشد. در برخی از مطالعات نیز از ترکیب چند روش

1. Offshore

بـا یکدیگر بـرای ایجاد مـدل کارآمدتر اسـتفاده شـده اسـت و نتایج نشـان داد که در صورت ترکیب درسـت الگوریتم‌ها، می‌توان دقت مدل را افزایش داد.

۳. در مطالعـات پیشـین، هـر یـک از محققـان بـا توجـه بـه ویژگی‌هـا و ماهیـت پایـگاه داده‌ی مـورد مطالعـه، شـامل شـرایط عملیاتی چـاه و خصوصیات مخـزن، از الگوریتم‌هـای مشـخصی جهـت بهینه‌سـازی مدل‌هـا اسـتفاده کرده‌اند کـه بیشـترین همخوانـی احتمالی با پایگاه داده را داشته باشد.

۴. در برخـی از مطالعـات، به‌کارگیـری تعـداد محـدودی از الگویتم‌هـا، می‌توانـد در دسـتیابی بـه بهترین مدل، محدودیـت ایجـاد کنـد؛ بنابرایـن می‌تـوان از سـایر الگوریتم‌هـای مرتبـط نیز جهت بهبود دقـت و عملکرد مدل، در این مطالعات استفاده کرد.

## فهرست علائم اختصاری

| | |
|---|---|
| AI | هوش مصنوعی (Artificial Intelligence) |
| ANN | شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) |
| SVM | ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) |
| RF | جنگل تصادفی (Random Forest) |
| KNN | نزدیک‌ترین همسایگی (K-Nearest Neighbors) |
| DT | درخت تصمیم‌گیری (Decision Tree) |
| XGBoost | گرادیان تقویتی شدید (Extreme Gradient Boosting) |
| MLP | پرسپترون چندلایه (Multi-Layer Perceptron) |
| RSM | روش سطح پاسخ (Response Surface Methodology) |
| LSTM | حافظه بلندمدت-کوتاه‌مدت (Long Short-Term Memory) |
| PSO | بهینه‌سازی ازدحام ذرات (Particle Swarm Optimization) |
| RBF | تابع پایه شعاعی (Radial Basis Function) |
| DBSCAN | خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی با نویز (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) |
| PCA | تحلیل مؤلفه‌های اصلی (Principal Component Analysis) |
| NMR | رزونانس مغناطیسی هسته‌ای (Nuclear Magnetic Resonance) |
| $R^2$ | ضریب تعیین (Coefficient of Determination) |
| MSE | میانگین مربعات خطا (Mean Squared Error) |
| APE | خطای درصد مطلق (Absolute Percentage Error) |
| AAPE | میانگین خطای درصد مطلق (Average Absolute Percentage Error) |
| MINAPE | حداقل خطای درصد مطلق (Minimum Absolute Percentage Error) |
| MAXAPE | حداکثر خطای درصد مطلق (Maximum Absolute Percentage Error) |
| F1-Score | معیار اف۱ (F1 Score) |
| IoT | اینترنت اشیاء (Internet of Things) |

**مراجع:**


[1]. Cui, L., et al., A survey on application of machine learning for Internet of Things. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2018. 9: p. 1399-1417.

[2]. Zhu, M., et al., A review of the application of machine learning in water quality evaluation. Eco-Environment & Health, 2022. 1(2): p. 107-116.

[3]. Pandey, R.K., A.K. Dahiya, and A. Mandal, Identifying applications of machine learning and data analytics based approaches for optimization of upstream petroleum operations. Energy Technology, 2021. 9(1): p. 2000749.

[4]. Otchere, D.A., et al., Application of supervised machine learning paradigms in the prediction of petroleum reservoir properties: Comparative analysis of ANN and SVM models. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2021. 200: p. 108182.

[5]. Anifowose, F.A., J. Labadin, and A. Abdulraheem, Ensemble machine learning: An untapped modeling paradigm for petroleum reservoir characterization. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2017. 151: p. 480-487.

[6]. Salem, A.M., M.S. Yakoot, and O. Mahmoud, Addressing diverse petroleum industry problems using machine learning techniques: literary methodology—spotlight on predicting well integrity failures. ACS omega, 2022. 7(3): p. 2504-2519.

[7]. Anifowose, F., A. Abdulraheem, and A. Al-Shuhail, A parametric study of machine learning techniques in petroleum reservoir permeability prediction by integrating seismic attributes and wireline data. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019. 176: p. 762-774.

[8]. Zhang, G., et al., Pattern visualization and understanding of machine learning models for permeability prediction in tight sandstone reservoirs. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2021. 200: p. 108142.

[9]. Laalam, A., et al. Application of Machine Learning for Mineralogy Prediction from Well Logs in the Bakken Petroleum System. in SPE Annual Technical Conference and Exhibition? 2022. SPE.

[10]. Xie, C., et al., Intelligent modeling with physics-informed machine learning for petroleum engineering problems. Advances in Geo-Energy Research, 2023. 8(2).

[11]. Mai-Cao, L. and H. Truong-Khac, A comparative study on different machine learning algorithms for petroleum production forecasting. Improved Oil and Gas Recovery, 2022. 6.

[12]. Ojedapo, B., S.S. Ikiensikimama, and V.U. Wachikwu-Elechi. Petroleum Production Forecasting Using Machine Learning Algorithms. in SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition. 2022. SPE.

[13]. Sabah, M., et al., A machine learning approach to predict drilling rate using petrophysical and mud logging data. Earth Science Informatics, 2019. 12: p. 319-339.

[14]. Hopgood, A.A., The state of artificial intelligence. Advances in computers, 2005. 65: p. 1-75.

[15]. Krithiga, G., V. Mohan, and S. Senthilkumar, A BRIEF REVIEW OF THE

DEVELOPMENT PATH OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND ITS SUBFIELDS. 2023.

[16]. Chaudhary, S., et al., A brief review of machine learning and its applications. SAMRIDDHI: A Journal of Physical Sciences, Engineering and Technology, 2020. 12(SUP 1): p. 218-223.

[17]. Liu, W., W.D. Liu, and J. Gu. Petroleum production forecasting based on machine learning. in Proceedings of the 2019 3rd International Conference on Advances in Image Processing. 2019.

[18]. Azad, M., et al., A new approach to sand production onset prediction using artificial neural networks. Petroleum science and technology, 2011. 29(19): p. 1975-1983.

[19]. Gharagheizi, F., et al., Prediction of sand production onset in petroleum reservoirs using a reliable classification approach. Petroleum, 2017. 3(2): p. 280-285.

[20]. Olatunji, O.O. and O. Micheal. Prediction of sand production from oil and gas reservoirs in the Niger Delta using support vector machines SVMs: A binary classification approach. in SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition. 2017. SPE.

[21]. Ngwashi, A.R., D.O. Ogbe, and D.O. Udebhulu. Evaluation of machine-learning tools for predicting sand production. in SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition. 2021. SPE.

[22]. Song, J., et al., Comparison of Machine Learning Algorithms for Sand Production Prediction: An Example for a Gas-Hydrate-Bearing Sand Case. Energies, 2022. 15(18): p. 6509.

[23]. Jing, H., et al. Sand Production Prediction Based on Deep Learning and BP Neural Network. in ARMA US Rock Mechanics/ Geomechanics Symposium. 2023. ARMA.

[24]. Abuh, F.A., J.U. Akpabio, and A.N. Okon, Machine Learning-Based Models for Basic Sediment & Water and Sand-Cut Prediction in Matured Niger Delta Fields. Journal of Energy Research and Reviews, 2023. 15(2): p. 70-93.

[25]. Abdelghany, W.K., M. Hammed, and A.E. Radwan, Implications of machine learning on geomechanical characterization and sand management: a case study from Hilal field, Gulf of Suez, Egypt. Journal of Petroleum Exploration and Production Technology, 2023. 13(1): p. 297-312.

[26]. Ngochindo, G.N. and A. Joseph, Predicting Onset of Sand Production in Oil Wells using Machine Learning. Journal of Engineering Research and Reports, 2024. 26(4): p. 165-176.

[27]. Shabdirova, A., et al., Sand Production Prediction with Machine Learning using Input Variables from Geological and Operational Conditions in the Karazhanbas Oilfield, Kazakhstan. Natural Resources Research, 2024: p. 1-17.

[28]. Asfha, D.T., et al., Mechanisms of sand production, prediction–a review and the potential for fiber optic technology and machine learning in monitoring. Journal of Petroleum Exploration and Production Technology, 2024: p. 1-40.

[29]. Kolla, S.S., et al. Utilizing artificial intelligence for determining threshold sand rates from acoustic monitors. in SPE Annual Technical Conference and Exhibition? 2020. SPE.

[30]. Vieira, R.E., B. Xu, and S.A. Shirazi.

Prediction of Sand Transport in Horizontal and Inclined Flow Based on Machine Learning Algorithms. in PSIG Annual Meeting. 2021. PSIG.

[31]. Shabdirova, A., et al. A Novel Approach to Sand Volume Prediction Using Machine Learning Algorithms. in International Petroleum Technology Conference. 2023. IPTC.

[32]. Chikwe, A.O., et al., A Response Surface Model for Predicting Sand Production Rate for Oil Wells in the Niger Delta. Petroleum & Coal, 2024. 66(1).

[33]. Khamehchi, E., I.R. Kivi, and M. Akbari, A novel approach to sand production prediction using artificial intelligence. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2014. 123: p. 147-154.

[34]. Alakbari, F.S., et al., Prediction of critical total drawdown in sand production from gas wells: Machine learning approach. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2023. 101(5): p. 2493-2509.

[35]. Ketmalee, T. and P. Bandyopadhyay. Application of neural network in formation failure model to predict sand production. in Offshore Technology Conference Asia. 2018. OTC.

[36]. Laoufi, H., et al. Selection of sand control completion techniques using machine learning. in ARMA/DGS/SEG International Geomechanics Symposium. 2022. ARMA.

[37]. Abdul Hamid, Z.H., et al. A Use Case of Production and Sand Control Benchmarking Through Unstructured Data and Machine Learning Analysis. in SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference and Exhibition. 2023. SPE.

[38]. Liu, S., A Grain Size Profile Prediction Method Based on Combined Model of Extreme Gradient Boosting and Artificial Neural Network and Its Application in Sand Control Design. SPE Journal, 2024: p. 1-15.

[39]. Daud, M.S.H., S.M. Tabatabai, and F.K. Wong. Cascaded Machine Learning in NMR: Unveiling a Continuous Grain Size Distribution Approach for Tackling Sand Production Challenges. in SPWLA Annual Logging Symposium. 2024. SPWLA.

IRANIAN JOURNAL OF GAS ENGINEERING

Volume 12 / Issue 1 / NO. 21 / Summer 2025 / Pages 54-69

Journal Homepage: www.ijge.irangi.org

# Machine Learning Applications in the Prediction and Management of Sand Production in Oil and Gas Wells-a Review Study

**Mohammad Elyas Khodashenas[1], Meysam Mohammadzadeh Shirazi[2], Behnam Shahsavani[2*]**

1. M.Sc. student, Department of Petroleum Engineering, School of Chemical Engineering, Oil and Gas, Shiraz University, Shiraz, Iran
2. Assistant Professor, Department of Petroleum Engineering, School of Chemical Engineering, Oil and Gas, Shiraz University, Shiraz, Iran

## ARTICLE INFO

REVIEW ARTICLE

**Article History:**
Received: 18 February 2025
Revised: 20 May 2025
Accepted: 07 Jun 2025

**Keywords:**
Sand Production Prediction
Production and Productivity
Oil Production
Artificial Intelligence
Machine Learning

## ABSTRACT

Sand production in oil and gas wells leads to numerous issues, including reduced well productivity and equipment damage. To mitigate the challenges and consequences of sand production, implementing sand prediction and control processes in wells is recommended. These processes involve evaluating multiple factors, such as well depth, formation failure gradient, and other geological parameters. Due to the vast volume of data and the complexity of analysis, conventional traditional methods are time-consuming and prone to significant uncertainties and errors. Consequently, the adoption of more efficient methods has gained considerable importance. In recent years, the application of machine learning techniques for analyzing large and complex datasets has emerged as an effective and accurate approach to improving prediction accuracy. As a result, production engineers have utilized machine learning algorithms to analyze data related to sand production. This study provides a review of previous research on the application of machine learning in managing sand production. To facilitate better understanding, the referenced studies have been categorized and organized based on their focus. Furthermore, the algorithms and validation methods used in each study are specified to serve as a guide. Therefore, this study can serve as a reference for future research in this field.

DOR: 20.1001.1.25011083.1404.02.30

**How to cite this article**

M.E. Khodashenas, M. Mohammadzadeh Shirazi, B. Shahsavani, Machine Learning Applications in the Prediction and Management of Sand Production in Oil and Gas Wells-a Review Study. *Iranian Journal of Gas Engineering*. 2025 12(1): 54-69. ( https://www.ijge.irangi.org/article_725750.html )

* Corresponding Author.
E-mail address: b.shahsavani@shirazu.ac.ir, (B. Shahsavani).

Available online 22 Jun 2025

25885-5251/© 2014 The Authors. Published by Iranian Gas Institute.
This is an open access article under the CC BY license. ( https://creativecommons.org/licenses/by/4.0 )