

TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỎ - ĐỊA CHẤT
BỘ MÔN THIẾT BỊ DẦU KHÍ VÀ CÔNG TRÌNH

BÁO CÁO HỌC THUẬT

Chuyên đề:

“Tìm hiểu tình hình nghiên cứu ứng dụng AI trong ngành công nghiệp dầu khí trên thế giới”

Thực hiện: Nguyễn Thanh Tuấn

Đơn vị công tác: Bộ môn Thiết bị Dầu khí và Công trình

Hà Nội, tháng 5 năm 2023

LỜI MỞ ĐẦU

Trí tuệ nhân tạo (AI), được xem là công nghệ đa năng quan trọng nhất hiện nay, đang được ứng dụng vào các ngành công nghiệp, mang đến tiềm năng đáng kể cho các công cuộc đổi mới và sự phát triển. Trong các lĩnh vực chăm sóc sức khỏe, giao thông, bán lẻ, truyền thông và tài chính, trí tuệ nhân tạo đã tạo ra những thay đổi đáng kể đồng thời cũng thay đổi các quy tắc cạnh tranh. Thay vì dựa vào các phương thức kinh doanh truyền thống lấy con người làm trung tâm, mà giá trị được tạo ra thông qua các giải pháp AI. Các thuật toán AI nâng cao được huấn luyện dựa trên các tập dữ liệu lớn, liên tục cập nhật do đó không ngừng thúc đẩy quá trình tạo giá trị. Đó là cách Gero.ai đương đầu với Covid-19, Amazon tạo ra siêu thị không người bán đầu tiên, Apple nâng cao khả năng bảo mật và Tesla chế tạo ô tô tự lái.

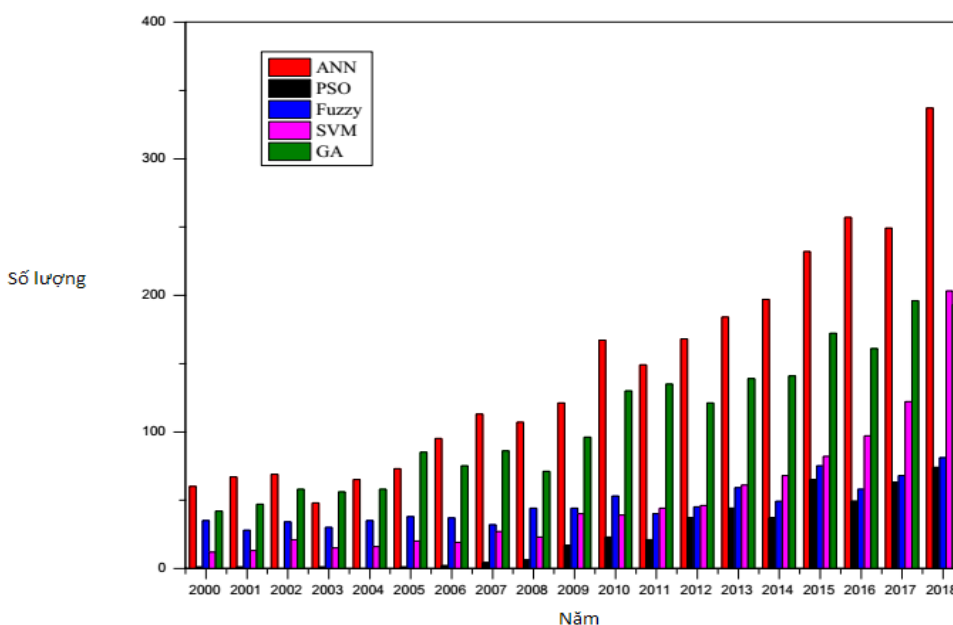
Tuy nhiên, không chỉ các công ty từ các ngành công nghiệp kỹ thuật số đang thu lợi từ AI. Các công ty dầu khí, khai thác mỏ và xây dựng là những công ty đi sau trong quá trình số hóa, nhưng họ cũng ngày càng phụ thuộc nhiều hơn vào các giải pháp AI. Mặc dù những ứng dụng đầu tiên của AI trong ngành dầu khí đã được xem xét vào những năm 1970 công nghiệp dầu khí đã bắt đầu chủ động hơn để tìm kiếm các cơ hội ứng dụng AI trong vài năm trở lại đây. Điều này một lần nữa khẳng định tiềm năng của AI và xu hướng dịch chuyển của ngành đối với khái niệm Dầu khí 4.0, với mục tiêu cốt lõi là đạt được giá trị cao hơn bằng cách sử dụng các công nghệ kỹ thuật số tiên tiến.

1. Lịch sử của AI trong ngành khai thác dầu khí

Theo Bravo, Saputelli và các cộng sự (2014) đã cho rằng việc nghiên cứu ứng dụng AI trong ngành tìm kiếm thăm dò và khai thác dầu khí (E&P) đã có từ những năm 70 của thế kỷ 20. Trong những giai đoạn đầu, kỹ thuật AI được sử dụng chủ yếu như là hệ tri thức chuyên gia - Expert systems, được ứng dụng chủ yếu trong công tác quản lý các hoạt động khoan và xử lý các sự cố khoan giếng. Tuy nhiên, có ý kiến khác lại cho rằng các kỹ thuật AI chỉ mới được sử dụng trong ngành công nghiệp dầu khí từ đầu những năm 1990 (Popa & Cassidy, 2012). Quan điểm này cũng tương đồng với một nghiên cứu khác cho rằng các kỹ thuật AI được áp dụng lần đầu tiên trong ngành E&P vào năm 1989 (Opeyemi Bello, Holzmann và nnk, 2015). Tuy nhiên, trong giai đoạn gần đây, đặc biệt là trước sự phát triển bùng nổ

của cuộc cách mạng công nghiệp 4.0 thì trí tuệ nhân tạo mới có đủ điều kiện chín muồi và thực sự được chú trọng phát triển cũng như ứng dụng trong công nghiệp dầu khí.

Năm 2009, SPE (Society of Petroleum Engineers – Hiệp hội kỹ sư dầu khí) thành lập bộ phận “trí tuệ nhân tạo trong phân tích dự đoán” để thúc đẩy ứng dụng công nghệ AI trong lĩnh vực dầu khí, nhằm tổ chức thường xuyên các cuộc hội thảo bàn bạc về AI. Dựa vào kết quả tìm kiếm từ nền tảng Onepetro (Onepetro.org), số lượng bài báo về AI đã tăng đáng kể từ năm 2000, với các thuật toán chính bao gồm mạng thần kinh nhân tạo (Artificial neural network-ANN), logic mờ, máy vector hỗ trợ (Support vector machine-SVM), hệ thống thông minh lai (Hybrid intelligent system-HIS), thuật toán di truyền (Genetic algorithm-GA), tối ưu hóa bầy hạt (Particle swarm optimization-PSO), v.v. Điều này cho thấy sự quan tâm ngày càng tăng của các nhà nghiên cứu đối với việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong ngành dầu khí và trong số tất cả các thuật toán, mạng thần kinh nhân tạo (ANN) là thuật toán được nghiên cứu nhiều.



Hình 1: Thống kê số lượng bài báo về các thuật toán AI

Hiện tại, việc ứng dụng AI trong ngành dầu khí đang phát triển nhanh chóng. Khái niệm AI dần thâm nhập vào các giai đoạn khác nhau của ngành như khoan thông minh, sản xuất thông minh, đường ống thông minh, nhà máy tái chế thông minh v.v. và nó sẽ trở thành hướng nghiên cứu trong tương lai. Với các thuật toán

trí tuệ nhân tạo, các nhà phát triển đã triển khai một loạt các công nghệ ứng dụng thực tế trong việc thăm dò và khai thác. Trong quá trình thăm dò, việc sử dụng phương pháp mạng thần kinh nhân tạo (ANN) đã đạt được kết quả tốt trong việc giảm rủi ro thăm dò và nâng cao tỷ lệ thành công của các giếng thăm dò. Trong lĩnh vực khoan, các thiết bị mới như máy khoan tự động và ống khoan thông minh đã cải thiện trình độ khoan và giảm chi phí đáng kể. Trong quá trình khai thác, tối ưu hóa kế hoạch phát triển dựa trên dữ liệu lịch sử là phương thức ứng dụng chính của công nghệ AI. Ngoài ra, AI đã cung cấp phương pháp chính xác hơn để thiết kế sơ đồ nứt gãy (fracturing scheme) và lựa chọn các chế độ khai thác giếng cũng như lựa chọn các tầng sản phẩm (target layers).

Mặc dù nhiều học giả đã chia sẻ thành tựu của họ, nhưng do có nhiều phương pháp và nội dung của AI, nên có rất ít bản tóm tắt và kết luận cụ thể về ứng dụng AI trong quá trình phát triển mỏ dầu. Dự đoán hiệu suất sản xuất, tối ưu hóa phát triển, xác định lượng dầu còn lại, tăng cường tận thu dầu (Enhanced Oil Recovery-EOR), xác định và dự đoán chính xác các vết nứt tạo thành trong các vỉa chứa đặc thù đặc biệt quan trọng và là những nhiệm vụ cốt lõi trong phát triển mỏ. Để áp dụng công nghệ AI vào các công trình này, điều quan trọng là phải phân tích và tóm tắt những thành tựu hiện có.

2. Thách thức trong ngành Dầu khí cần đến ứng dụng của AI

Theo một thống kê của Cơ quan Thông tin Năng lượng Hoa Kỳ (2013) trữ lượng dầu và khí được đánh giá là "khó tận thu" ("difficult-to-recover") chiếm tỉ trọng rất lớn và không ngừng phát triển trong mười năm qua, điều này khẳng định sự cần thiết của các phương pháp vận hành và mô hình kinh doanh mới trong việc thăm dò và sản xuất các sản phẩm dầu khí theo hướng tối ưu lợi nhuận của việc sản xuất. Trong các giai đoạn khai thác một mỏ dầu khí, khi năng lượng mỏ suy giảm dẫn đến sản lượng khai thác suy giảm và các hiện tượng nước hoặc cát xâm nhập bắt đầu xuất hiện với tần suất cao và chiếm tỉ trọng lớn, các mỏ dầu khí này thường được gọi chung là “Brownfields” ngược lại cụm từ “Greenfields” được sử dụng để ngầm mô tả các cấu tạo dầu khí mới được phát hiện với trữ lượng lớn, năng lượng mỏ còn cao. Mặc dù phần lớn các “Brownfields” tương đối lớn về kích thước hình học và

được đánh giá khá tốt về tính chất vận chuyển chất lưu nội mô có thể kể đến như độ xốp và tính thấm, nhưng lượng dầu và khí đốt có thể tận thu được với phương pháp bơm ngập nước giá rẻ hay còn có tên gọi khác là Bơm ép vỉa, hiểu đơn giản là sử dụng chính nước biển được xử lý hóa chất và tách khí ô-xy hoặc sử dụng chính nước khai thác là sản phẩm được tách ra từ chất lưu trong vỉa sau khi thu hồi dầu và khí, nén áp suất cao bơm ngược lại vào vỉa chứa từ một giếng bơm ép khác nhằm duy trì áp suất vỉa, nâng cao năng lượng vỉa và tăng hệ số thu hồi dầu khí trong giai đoạn tận thu. Tuy nhiên về mặt lý thuyết, nước chiếm tỉ trọng khá lớn trong dòng chất lưu thu được từ đa số các “Brownfields” do đó hệ số thu hồi dầu khí thấp. Để duy trì mức sản xuất, các công ty điều hành phải chi một số tiền đủ lớn cho các hoạt động nâng cao hệ số thu hồi dầu khí có thể kể đến như khoan bổ sung các giếng, xử lý giếng, xử lý vùng cận đáy giếng, hoặc thực hiện các quy trình tận thu dầu nâng cao trên quy mô toàn mỏ ví dụ: bơm ép hóa chất, khí... với mục đích giảm tỉ trọng, giảm sức căng bề mặt các giọt dầu, giảm độ nhớt... nhằm tăng sự vận động của các giọt dầu, tạo ra các dòng chảy qua các khe nứt đất đá đến các giếng thu hồi. Trong nhiều trường hợp, quyết định đầu tư vào các phương pháp tăng hệ số thu hồi dầu khí của các “Brownfields” kể cả các phương pháp hiện đại hay các phương pháp truyền thống dẫn đến thua lỗ, chi phí tận thu nhiều hơn giá trị dầu khí thu được, chính vì vậy việc hỗ trợ đưa ra quyết định dựa trên phân tích dữ liệu là một nhu cầu rất lớn và không ngừng tăng cao.

Ở một khía cạnh khác, theo thống kê của Cơ quan Thông tin Năng lượng Hoa Kỳ (2011) các cấu tạo dầu khí mới được phát hiện “Greenfields” cũng có những thách thức có thể kể đến như, thứ nhất, các cấu tạo nằm ở những nơi có điều kiện môi trường khắc nghiệt gây khó khăn cho việc phát triển các kế hoạch khai thác; thứ hai, các cấu tạo địa chất phức tạp có thể kể đến như các lớp đá bão hòa dầu mỏng và uốn lượn với nhiều vết nứt; thứ ba, dưới lớp nước biển và muối khoáng rất dày (ví dụ, ngoài khơi Brazil); hoặc thứ tư, các lớp đá chứa kém về tính thấm tức hydrocacbon gần như bất động trong đá chứa (reservoir rock). Việc phát triển các “Greenfields” đòi hỏi những công nghệ đắt tiền và việc tính toán, giữa đầu tư và lợi nhuận trở nên phức tạp và khó khăn hơn. Các công ty điều hành dầu khí phải đưa ra các quyết định đầu tư dài hạn và giá trị đầu tư lớn mà chỉ căn cứ theo cách thủ công

dựa trên kinh nghiệm, kiến thức chuyên môn và một phần rất nhỏ từ phân tích dữ liệu thực tế khổng lồ. Thông thường, có hai vấn đề được đặt ra trước khi quyết định đầu tư vào một cấu tạo dầu khí mới. Vấn đề thứ nhất, đó là liệu cấu tạo địa chất này có tiềm năng dầu khí hay không và liệu có nên đầu tư cho các nghiên cứu địa vật lý nhằm đánh giá tiềm năng dầu khí hay không. Vấn đề này thường được giải quyết bằng cách thực hiện từng bước các thăm dò địa vật lý phù hợp và đưa ra các quyết định dựa theo kết quả của khảo sát địa chất, quá trình này thường diễn ra lâu dài có thể vài tháng cũng có thể vài năm, tùy thuộc và độ phức tạp của cấu tạo địa chất và các yếu tố khách quan khác. Vấn đề thứ hai được đặt ra khi đã có kết quả khảo sát địa vật lý, liệu có nên tiếp tục đầu tư để khai thác các cấu tạo dầu khí đã được khảo hay không và lựa chọn phương pháp nào để vừa phù hợp với đặc thù địa chất mỏ vừa tối ưu hóa chi phí đầu tư mà vẫn mang lại hiệu quả cao, vấn đề này thường được trả lời thông qua kinh nghiệm chuyên gia cùng với sự hỗ trợ của các công cụ mô hình hóa vỉa chứa (conventional reservoir modeling). Chính vì vậy các quyết định theo cách truyền thống này có khả năng dẫn đến các quyết định không chính xác hoặc có nhiều khía cạnh đến từ quan điểm của mỗi chuyên gia, do đó tốn nhiều thời gian hơn để đưa ra quyết định.

Với cả hai vấn đề kể trên có thể được giải quyết cùng một lúc khi ứng dụng trí thông minh nhân tạo vào việc hỗ trợ đưa ra quyết định dựa trên những dữ liệu thực tế thu thập được trong các giai đoạn phát triển mỏ, đồng thời AI cũng có khả năng phân tích khổng lồ và đưa ra hàng loạt các mô phỏng cùng khả năng tính toán xác suất của mỗi mô hình, nhờ vậy việc quyết định sẽ trở nên dễ hơn, nhanh hơn khách quan hơn và thậm chí có thể sử dụng các kết quả của AI để đánh giá độc lập với chuyên gia nhằm củng cố các quyết định được đưa ra.

Khảo sát địa chấn trong tìm kiếm thăm dò các cấu tạo dầu khí là quá trình thu thập các sóng địa chấn truyền qua các lớp đất đá, nước... được phát ra từ các nguồn có kiểm soát như nổ mìn, rung, đập, các nguồn phát chuyên dụng. do tính chất hấp thụ, phản xạ khác nhau của vật chất nên tốc độ truyền cũng khác nhau và các trường địa chấn đặc trưng cho cấu trúc địa chất, thành phần, tính chất, trạng thái đất đá mà sóng địa chấn truyền qua, phân tích các trường địa chấn thu được các chuyên gia có thể xây dựng mô hình địa chất cụ thể hóa về các lớp đất đá và tính chất của chúng.

Để khẳng định các mô hình địa chất này, đồng thời thu thập thêm các dữ liệu thực tế các giếng khoan thăm dò được thực hiện nhằm thu thập các mẫu lõi, mẫu chất lưu, phân tích các lớp đất đá từ mẫu lõi và các đặc tính lý hóa của các mẫu vật các chuyên gia địa vật lý có thể đánh giá trữ lượng và tiềm năng của các cấu tạo địa chất cũng như các vỉa dầu khí. Quá trình khoan thăm dò sẽ thu thập thêm các thông tin nhằm xây dựng mô hình phân bố thân dầu khí. Sau đó, các kỹ sư công nghệ mỏ và kỹ sư khai thác sẽ xây dựng kế hoạch phát triển mỏ dựa trên việc mô phỏng 3D thủy động lực học của mỏ. Trong quá trình khai thác, các số liệu thu thập trong giai đoạn này được sử dụng để cập nhật mô hình thủy động cũng như mô hình địa chất mỏ. Mô hình này sẽ dùng để dự báo sản lượng khai thác và cập nhật kế hoạch phát triển mỏ trong tương lai. Do đó, trong vòng đời của một mỏ dầu khí, số lượng dữ liệu được thu thập và khảo sát là rất lớn, hàng trăm Terabyte. Bộ dữ liệu này thường được chia làm 2 dạng: multi-structure data tức dữ liệu đa cấu trúc (như số liệu khai thác, đo đạc vật lý, thông số vận hành, v.v.) và dạng unstructured hay dữ liệu không cấu trúc (như mô tả ngữ nghĩa, hoạt động khảo sát, ý kiến chuyên gia, hình ảnh, v.v.).

Tuy nhiên, việc khai thác hiệu quả bộ dữ liệu lớn này phục vụ cho việc đánh giá phân tích, liên kết tài liệu địa chất, địa vật lý giếng khoan và số liệu khai thác để nâng cao hiệu quả quản lý, khai thác mỏ dầu khí còn gặp nhiều khó khăn do những hạn chế sau: thứ nhất, quá trình quản lý, khai thác các mỏ dầu khí cần một khối lượng lớn dữ liệu về địa tầng, thạch học, cấu trúc, kiến tạo..., cũng như các thiết bị máy móc khác nhau, chưa đồng nhất về hệ quản trị dữ liệu. Trong khi công nghệ xử lý dữ liệu vẫn chưa đáp ứng được yêu cầu cả về tốc độ và khả năng xử lý. Thứ hai, hệ thống hạ tầng công nghệ thông tin của ngành dầu khí đang đi chậm so với trình độ phát triển của công nghệ thông tin đặc biệt đối với ngành dầu khí Việt Nam, những thiết bị phục vụ tổng ngành đã được sử dụng từ những năm 80 của thế kỷ 20. Các hệ thống điều khiển trung tâm công nghệ vẫn còn sử dụng các hạ tầng có tốc độ truyền tải chậm như SCADA, HART, Fieldbus... chưa bắt kịp sự phát triển của các chuẩn truyền thông công nghiệp của thế kỷ 21. Ngoài ra các giàn khai thác dầu khí thường đặt ở ngoài khơi xa bờ, điều kiện địa lý khó khăn, việc kết nối dữ liệu thông qua cáp quang trực tiếp dưới biển cần có sự đầu tư lớn về vốn cũng như chi phí vận hành bảo dưỡng cao do đó giải pháp được lựa chọn đa số kết nối thông qua kênh thông tin vệ

tính địa tĩnh sử dụng sóng vi-ba với đặc điểm có băng thông hạn chế, phụ thuộc nhiều vào thời tiết ở các tầng khí quyển cao cũng như mức độ tin cậy cũng ở mức trung bình. Trong khi đó nhu cầu về dữ liệu thời gian thực gửi về các trung tâm điều hành trong bờ là rất cần thiết trong việc hoạch định sản xuất hoặc đưa ra các quyết định chính xác và kịp thời. Thứ ba, chất lượng dữ liệu thường không được chuẩn hóa, nhiều dữ liệu lỗi, trùng lặp trong quy trình truyền tải và thu thập; dữ liệu phân mảnh ở nhiều nơi để phục vụ cho các mục đích khác nhau. Các ứng dụng sử dụng dữ liệu lớn tập trung hoặc dữ liệu liên kết các ngành kỹ thuật dầu khí khác nhau (multi disciplinary) chưa được triển khai nhiều.

Theo Subramaniyan (2017) hoạt động của các giàn khai thác dầu khí sản sinh ra hàng Gigabytes dữ liệu mỗi ngày. Tuy nhiên, một phần rất nhỏ trong nguồn dữ liệu đó được chuẩn hóa, phân loại, dán nhãn hay xử lý để hỗ trợ quá trình quản lý vận hành khai thác mỏ. Trong khi, với tình hình giá dầu suy giảm, nhiệm vụ của các công ty dầu khí là cần phải tối ưu hóa chi phí thăm dò, khai thác, nâng cao hiệu quả và tính cạnh tranh trong việc tìm kiếm và cung cấp dầu khí cho thị trường trong nước và thế giới.

*Bảng 1: Lượng dữ liệu được sản sinh từ các hoạt động dầu khí
(Subramaniyan, 2017)*

| Bộ phận | Khối lượng dữ liệu |
|--------------------------------|---------------------------|
| Dữ liệu khoan | 0.3 GB/giếng/ngày |
| Dữ liệu giám sát bơm điện chìm | 0.4 GB/giếng/ngày |
| Dữ liệu đường dây điện | 5 GB/giếng/ngày |
| Dữ liệu đường cáp quang | 0.1 GB/giếng/ngày |
| Dữ liệu địa chấn | 100 GB/khảo sát |
| Dữ liệu quá trình | 4-6 GB/day |
| Dữ liệu đường ống | 1.5 TB/600 km |
| Dữ liệu khí quyển | 0.1 GB/day |
| Dữ liệu sản xuất | 8 GB/day |
| Dữ liệu rung động | 7.5 GB/năm/khách hàng |

Để giải quyết vấn đề này, chuyển đổi số (Digital Transformation) trong ngành dầu khí là một nhu cầu thực tế và thiết yếu trong quá trình phát triển, thăm dò, khai

thác các cấu tạo dầu khí. Việc sử dụng tập hợp dữ liệu lớn sẵn có làm cơ sở để đưa ra những quyết định đúng hướng, kịp thời là một hướng nghiên cứu đang được các doanh nghiệp, các nhà thầu trong nước và trên thế giới tập trung đầu tư nghiên cứu và phát triển, đặc biệt là công nghệ xử lý dữ liệu lớn (big data), tự động hóa (automation), bí quyết xử lý dữ liệu (know-how process) và trí tuệ nhân tạo. Trong đó, trí tuệ nhân tạo đang được coi là một công nghệ lõi vô cùng hữu ích được đầu tư nghiên cứu và phát triển mạnh cùng với các công nghệ hỗ trợ, phụ trợ khác.

Trong những năm gần đây, trí tuệ nhân tạo (AI) với rất nhiều các công cụ như mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), logic mờ (Fuzzy logic)... đã có những bước tiến vượt bậc, trở thành công cụ ngày càng thông minh hỗ trợ giải quyết rất nhiều các bài toán phức tạp đặt ra trong ngành kỹ thuật dầu khí. Chúng có thể được chia thành 4 nhóm sau: nhóm thứ nhất, bộ quản lý dữ liệu lớn; nhóm thứ hai, các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo (AI) ứng dụng trong hoạt động tìm kiếm thăm dò; nhóm thứ ba, các công cụ quản trị trí tuệ nhân tạo (AI) giúp quản lý khai thác dầu khí thông minh và nhóm thứ tư, nhóm công cụ tối ưu hóa hoạt động sản xuất khai thác dầu khí.

3. Tiềm năng áp dụng công nghệ 4.0 và AI trong cách lĩnh vực kỹ thuật Dầu khí

Dầu khí thượng nguồn đặc trưng bởi sự cạnh tranh mạnh mẽ về diện tích, vốn và thị trường. Dầu khí thượng nguồn đặc trưng bởi sự cạnh tranh mạnh mẽ về diện tích, vốn và thị trường. Vì vậy tất cả các nhà điều hành mỏ dầu khí phải tập trung vào nâng cao hiệu quả sản xuất, tối ưu hóa chi phí khai thác, nâng cao hiệu quả và tính cạnh tranh trong việc tìm kiếm và cung cấp dầu khí cho thị trường trong nước và thế giới. Giá dầu rất biến động và chi phí khai thác thường tăng trong các môi trường có nhiều thách thức hơn, chẳng hạn như vùng nước sâu và Bắc cực và các nguồn tài nguyên phi truyền thống (ví dụ, dầu và khí đá phiến). Để vừa có thể tuân thủ các chính sách an toàn và gia tăng lợi nhuận, ngành Dầu khí phải đối mặt với những thách thức về chiến lược như sau:

- Sự phức tạp của quá trình vận hành khai thác dầu khí trong điều kiện khai thác nhiều giếng đồng thời. Nhiều công việc có thể tiềm ẩn rủi ro như quá trình vận hành giếng, sự can thiệp giếng, hoàn thiện giếng, và đo đạc địa vật lý giếng khoan xảy ra hàng ngàn mét dưới mặt đất;

- Nhu cầu quản trị doanh nghiệp thông minh để giảm chi phí sản xuất, nhân công và các tác động đến Sức khỏe, An toàn và Môi trường (HSE). Hoạt động khai thác có nhiều yếu tố ảnh hưởng đến HSE như: vận hành trong điều kiện áp suất cao, nhiệt độ cao; máy móc phức tạp; tại vị trí xa bờ, nếu một sự kiện xảy ra sẽ gây tác động tiêu cực đến môi trường; vv.

- Giảm sự can thiệp của con người trong quá trình vận hành khai thác mỏ dầu khí;

- Chuyển đổi vận hành khai thác Dầu khí thành một nền công nghệ hiện đại. Hiện tại, quy trình vận hành dầu khí đang dần lỗi thời, các kỹ sư điều hành cần phải phản ứng nhanh hơn với các sự cố không mong muốn, với khả năng dự đoán sự cố tốt hơn thông qua các quy trình tự động dựa trên khoa học dữ liệu;

- Cải thiện sự giao tiếp và hợp tác giữa các bộ phận.

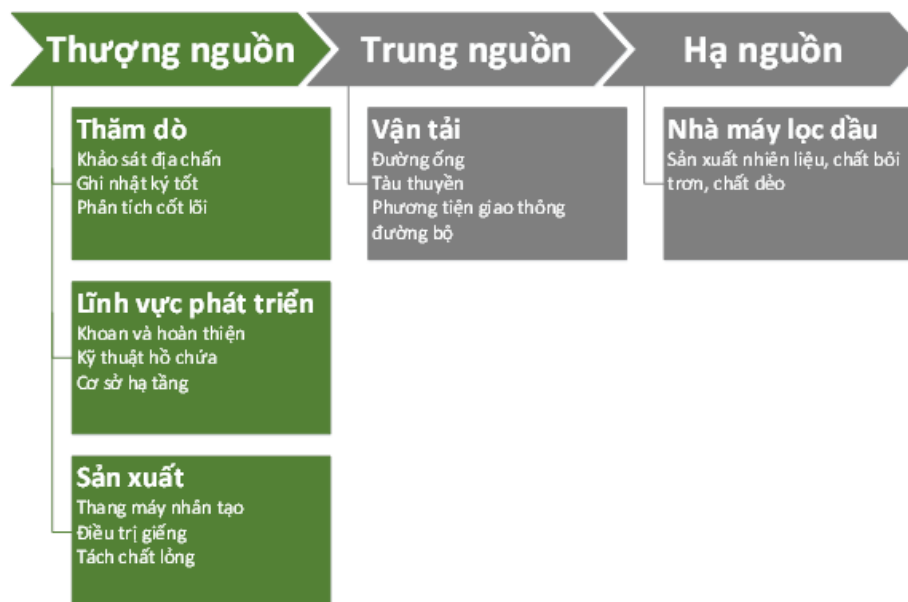
Tháng 12 năm 2013, Công ty dầu khí Total đã phát động một cuộc thi quốc tế có tên là “Total’s ARGOS challenge” đây là cuộc thi thiết kế robot thông minh phục vụ thăm dò khảo sát dầu khí ngoài khơi. Đối với mỗi nhóm trong số 5 đội, Total tài trợ tối đa 600.000 euro để hỗ trợ nghiên cứu và thiết kế, và treo giải thưởng 500.000 euro cho robot chiến thắng (Gates, 2018). Trong đó, trí tuệ nhân tạo (AI) là thành phần chính trong cách thức hoạt động của robot. Các đối thủ cạnh tranh đảm bảo rằng robot của họ có thể cung cấp các báo cáo bao gồm thu thập dữ liệu thời gian thực liên quan đến các điểm kiểm tra (địa điểm diễn ra thăm dò) và phân tích về hiệu quả của các địa điểm quan tâm. Các robot có khả năng thực hiện kiểm tra vào ban ngày hoặc ban đêm và phát hiện hoạt động của thiết bị bất thường để can thiệp trong trường hợp khẩn cấp (Ví dụ các trục trặc thiết bị đơn giản hoặc các tình huống rủi ro như rò rỉ gas...) (Gates, 2018).

Tháng 8 năm 2015, Công ty dầu khí Shell tuyên bố rằng, họ sẽ là công ty đầu tiên trong lĩnh vực dầu nhờn ra mắt trợ lý ảo ứng dụng AI cho khách hàng. Thông thường, khách hàng tìm kiếm chất bôi trơn và các sản phẩm liên quan thường bị nhiễu bởi các thông tin về sản phẩm. “Shell Virtual Assistant” là công cụ giúp đỡ và giảm thiểu tối đa thời gian tìm kiếm cho khách hàng, nó hoạt động thông qua một nền tảng trò chuyện trực tuyến thông qua trang web của công ty. Ví dụ về thông tin mà hệ thống có thể cung cấp bao gồm nơi có sẵn chất bôi trơn để mua, phạm vi kích

cỡ gói có sẵn và thông tin chung liên quan đến các đặc tính kỹ thuật của các sản phẩm cụ thể...

Tháng 6 năm 2017, Gazprom và Yandex (công ty internet hàng đầu của Nga) đã ký kết thỏa thuận hợp tác để thực hiện các dự án mới trong ngành dầu khí (Gates, 2018). Hai công ty có kế hoạch khai thác AI để đưa ra các sáng kiến trong tương lai. Cụ thể, sự hợp tác dự kiến sẽ tập trung vào khoan và hoàn thiện giếng; Mô hình hóa các quá trình lọc dầu; tối ưu hóa các quy trình công nghệ khác.

Ngành dầu khí là một ngành công nghiệp lâu đời và rất đa dạng về lĩnh vực kinh doanh và có thể nói rất rộng lớn, nhưng căn bản của chuỗi giá trị vẫn là từ khâu khai thác dầu thô và khí đốt hay nói cách khác là khái niệm “Dầu khí thượng nguồn”. Thượng nguồn bao gồm sản xuất dầu thô và khí đốt tự nhiên và được đặc trưng bởi sự cạnh tranh mạnh mẽ về diện tích, vốn và thị trường, bao gồm các công việc tìm kiếm các mỏ dầu thô và khí tự nhiên tiềm năng dưới lòng đất hoặc dưới nước, thực hiện thăm dò và đi đến khai thác thương phẩm nhằm tạo ra lợi nhuận đầu tiên của chuỗi giá trị (Hình 2).



Hình 2: Phân chia ngành dầu khí thành các bộ phận

Trong một bài viết trên tạp chí khoa học kỹ thuật trong ngành dầu khí “Journal of Petroleum Science and Engineering” xuất bản năm 2019, Mahmood Shafiee và các cộng sự đã có nhận định phần thượng nguồn của ngành dầu khí được quan tâm đặc biệt vì đây là phần tiêu tốn nhiều sự đầu tư cả về vốn và hàm lượng khoa học,

đồng thời cũng là phần quan trọng nhất trong ba phân khúc của ngành dầu khí. Các công ty trong lĩnh vực thượng nguồn dầu khí thường xuyên phải đối diện với những bất ổn to lớn được xử lý theo cách thủ công và dựa trên kiến thức chuyên môn chứ không phải dữ liệu thực tế. Câu nói "một tảng đá, hai nhà địa chất, ba ý kiến" ("one rock, two geologists, three opinions") nói lên rất nhiều điều về những rủi ro và bất ổn cao mà các công ty dầu khí phải đối mặt. Tuy nhiên, bất chấp sự phức tạp và không chắc chắn của việc đưa ra các quyết định, các phương pháp tiếp cận truyền thống đã thống trị việc ra quyết định trong lịch sử ngành dầu khí, các quyết định được đưa ra dựa trên tính toán dữ liệu thực địa bỏ qua những biến số không tính toán được và bù đắp những biến số không tính toán được với kinh nghiệm và nhận thức chủ quan của con người, chính vì vậy việc ứng dụng trí thông minh nhân tạo và máy học trong phần thượng nguồn dầu khí là xu thế tất yếu và ngày càng phổ biến.

Dmitry Koroteev và Zeljko Tekic trong một bài viết về “Trí tuệ nhân tạo trong ngành dầu khí” tên tạp chí “Energy and AI” đã thống kê các thông tin từ hàng chục dự án AI được thực hiện trong ba năm qua áp dụng cho các công ty trong lĩnh vực thượng nguồn dầu khí trên toàn thế giới. Các dự án bao gồm các giải pháp AI cho toàn bộ phổ của các hoạt động thượng nguồn có thể kể đến như đánh giá địa chất của các vỉa chứa, tối ưu hóa khoan, nghiên cứu đặc tính kỹ thuật vỉa chứa (reservoir engineering), phát triển mỏ (field development) và tối ưu hóa sản xuất. Thông tin chi tiết có trong Bảng 2.

Bảng 2: Bảng tóm tắt về các dự án AI công khai đã được thực hiện

| Hoạt động thượng nguồn | Công cụ phát triển | Hướng tiếp cận AI | Hiệu ứng chính | |
|------------------------|--|---|---|--|
| | | | Tăng tốc | Giảm thiểu rủi ro |
| Đánh giá địa chất | Công cụ để lập bản đồ tự động về đặc tính đá vỉa | Không có tối ưu hóa gradient + kỹ thuật nội suy | Tăng tốc quy trình lập bản đồ thủ công từ vài tuần lên vài giây | Loại bỏ lỗi do con người gây ra ánh xạ sai = đưa ra định nghĩa |

| | | | | |
|-------------------|---|---------------------------------------|--|---|
| | trên một vùng dầu | | | chính xác hơn về các mục tiêu hydrocacbon đúng |
| | Công cụ trích xuất thông tin địa chất từ nhật ký giếng | Tăng tốc gradient | Tăng tốc hơn 100 lần | |
| | Công cụ phân loại đá dựa trên hình ảnh các mẫu đá khai thác từ giếng | Mạng thần kinh sâu (DNN) | Tăng tốc hơn 1.000.000 lần | |
| Khoan | Công cụ phát hiện loại đá đã khoan và khả năng hỏng hóc bằng cách sử dụng đo thời gian thực từ xa khi khoan | Sự kết hợp của các thuật toán học máy | Tiết kiệm thời gian lên đến 20% và tiết kiệm tiền lên đến 15% khi thi công giếng | Tối đa hóa sự tiếp xúc giữa giếng khoan và khu vực thanh toán |
| Kỹ thuật vỉa chứa | Công cụ để tăng tốc các mô phỏng vỉa chứa thông thường | Mạng thần kinh sâu (DNN) | Tăng tốc theo hệ số 200 đến 2000 | Giúp bạn có thể sàng lọc qua nhiều kịch bản phát triển lĩnh vực hơn nữa để chọn ra kịch |

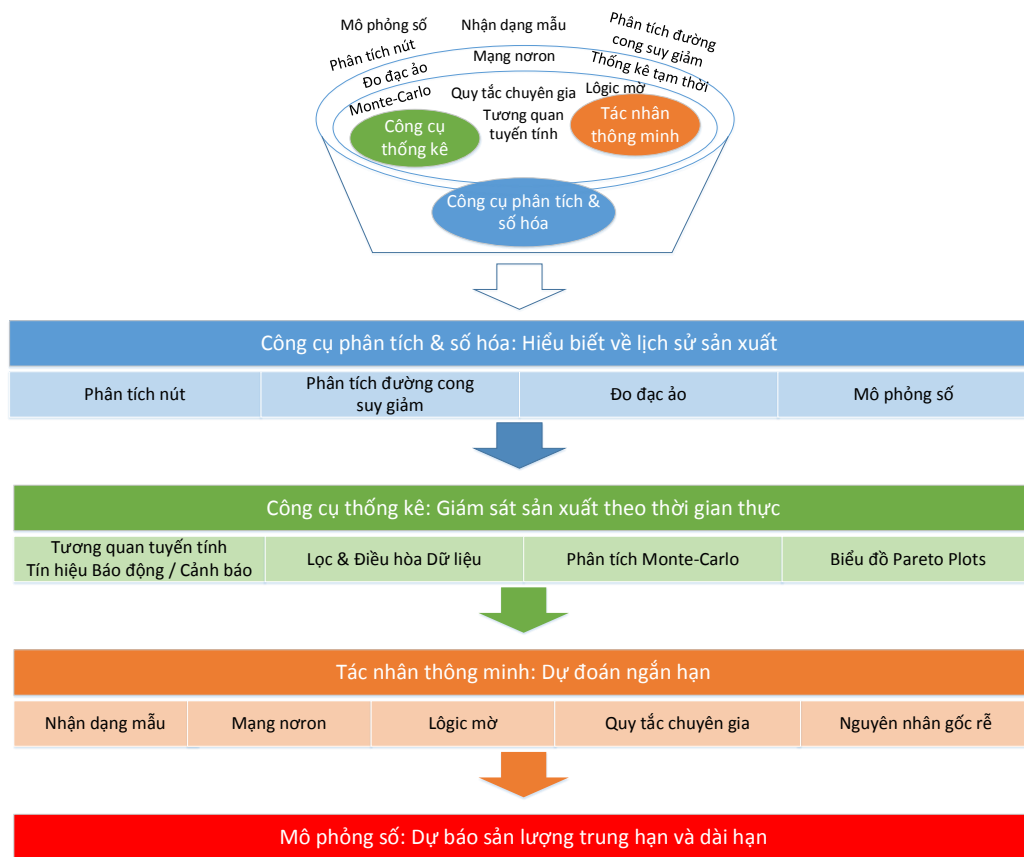
| | | | | |
|---------------------|--|--|--|--|
| | | | | bản tối ưu nhất |
| Tối ưu hóa sản xuất | Công cụ dựa trên dữ liệu để dự báo khách quan về hiệu quả của các chiến dịch xử lý tốt | Tăng tốc gradient + lựa chọn tính năng dựa trên chuyên gia | Ước tính nhanh hơn 100 lần về hiệu quả xử lý giếng | Tăng trưởng tới 20% biên lợi nhuận của các khoản đầu tư cho các chiến dịch |

Việc chuyển đổi quản trị các mỏ dầu khí dựa trên kỹ thuật số và logic đơn thuần (Digital Oil Field) sang quản trị dựa trên khoa học dữ liệu và ứng dụng trí thông minh nhân tạo (AI Oil Field) là xu hướng tất yếu của sự phát triển. Ngành dầu khí là một ngành công nghiệp dựa trên khoa học trái đất, do đó nó yêu cầu hàm lượng khoa học kỹ thuật cao trong thăm dò và khai thác, lịch sử phát triển ngành đã minh chứng rằng cuộc cách mạng công nghệ thông và internet đã mang đến diện mạo mới cho ngành dầu khí, đó là sự thay đổi trong cơ giới hóa và tự động hóa dựa trên logic đơn thuần, các quy luật điều khiển, giám sát được xây dựng dựa trên logic “Nếu – Thì” và quan hệ nguyên nhân kết quả. Mỏ dầu được quản trị dựa trên kỹ thuật số và logic đơn thuần là tổng thể tiên tiến được hỗ trợ bởi công nghệ thông tin, đi cùng quá trình phát triển của mỏ dầu khí từ thăm dò đến khai thác. Việc quản lý này có thể thu thập dữ liệu kịp thời, chia sẻ hoàn toàn và đạt được hiệu quả quản lý tinh tế thông qua phân tích tối ưu hóa sản xuất. Do đó, các doanh nghiệp dầu mỏ được quản lý bằng kỹ thuật số ngày càng khoa học, sáng tạo và cạnh tranh hơn. Một bước ngoặt tiếp theo trong thế kỷ 21, đó là sự bùng nổ của khoa học dữ liệu và trí tuệ nhân tạo hay còn được nhắc đến với cụm từ “Cách mạng 4.0”, mỏ dầu khí vận hành dựa trên thành tựu của “Cách mạng 4.0” đó là một phiên bản tiên tiến hơn, dựa trên chính nền tảng công nghệ số hiện tại được quy hoạch tập trung, đồng bộ, khả năng truy xuất và tính tương thích cao làm nguồn nguyên liệu cho khoa học dữ liệu, khai thác các khía cạnh của dữ liệu và tạo ra các giá trị mới. Hệ thống xử lý có thể đạt được sự phát triển bền vững và khoa học hơn của mỏ dầu bằng cách nhận thức toàn diện

về sự thay đổi động lực của mỏ dầu, thao tác tự động, dự đoán và tối ưu hóa mỏ dầu. Mỏ dầu được quản lý bằng AI đóng vai trò dẫn dắt và hướng dẫn trong việc thông tin hóa các mỏ dầu ở mọi cấp độ và là xu hướng trong tương lai của các doanh nghiệp dầu mỏ. Nó có thể giảm đáng kể chi phí sản xuất dầu, cải thiện khả năng thu hồi lượng dầu trung bình, nâng cao năng lực quản lý của doanh nghiệp, đồng thời gián tiếp thúc đẩy sự phát triển kinh tế, xã hội. Xu hướng trưởng thành, phát triển chính trong tương lai của hệ thống mỏ dầu được quản lý bằng kỹ thuật số là:

- Đào sâu dữ liệu mỏ dầu và tích hợp nền tảng kỹ thuật số dựa trên nền tảng hiện có;
- Thiết lập mỏ dầu được quản lý bằng AI với khả năng dự đoán, cảnh báo, phân tích khoa học và tối ưu hóa với sự trợ giúp của các công nghệ mới, chẳng hạn như công nghệ internet vạn vật (IoT), công nghệ điện toán đám mây và công nghệ dữ liệu lớn, v.v.,
- Tích hợp sâu rộng việc thông tin hóa và công nghiệp hóa cũng là một nhu cầu cần thiết để giảm chi phí và nâng cao chất lượng và hiệu quả.

Một công ty khai thác dầu khí thực sự cạnh tranh trên thị trường phải là một công ty có thể nhận thức đầy đủ, tự động kiểm soát, dự đoán xu hướng và tối ưu hóa các quyết định. Nhiều công ty dầu khí đã triển khai các dự án mỏ dầu thông minh để cải thiện chất lượng của việc ra quyết định và quản lý. Phần mềm thăm dò và phát triển dựa trên nền tảng môi trường đa chiều do Schlumberger đưa ra có thể hiện thực hóa việc thiết kế khoan tự động sử dụng Công nghệ Internet vạn vật (IoT) và các công nghệ khác. Mỏ dầu được quản lý bằng kỹ thuật số của tập đoàn xăng dầu quốc gia Kuwait (KwIDF) đã được nâng cấp thành tiến trình thông minh tiên tiến được tích hợp trên mặt đất và hệ thống ngầm. Ngoài ra, các trợ lý quản lý thông minh dựa trên AI, chẳng hạn như robot mỏ dầu, trợ lý mỏ dầu ảo và ứng dụng mỏ dầu thông minh, không chỉ có thể thay thế con người để giải quyết các công việc rủi ro cao mà còn giảm thiểu nhiều công việc lặp đi lặp lại (Hình 3).



Hình 3: Kiến trúc công cụ quy trình làm việc KwIDF (Mở đầu kỹ thuật số thông minh Kuwait - Kuwait Intelligent Digital Oil-Field)

3.1. Tiềm năng công nghệ 4.0 trong thăm dò địa chất

Trong thăm dò Dầu khí, thăm dò địa chấn là phương sử dụng sóng địa chấn được kích thích nhân tạo nhằm phân tích các quy luật lan truyền của sóng địa chấn trong lòng đất, từ đó xác định vị trí các nguồn dầu khí dưới lòng đất. Thăm dò địa chấn đòi hỏi phải thu thập dữ liệu địa chấn, xử lý dữ liệu và minh giải dữ liệu để cuối cùng có được thông tin địa chất chính xác. Vì thăm dò địa chấn bao gồm các loại dữ liệu khác nhau, chẳng hạn như dữ liệu dạng sóng địa chấn và dữ liệu địa hình, và mỗi loại dữ liệu có thể được chia nhỏ hơn nữa, với dữ liệu cấu trúc, bán cấu trúc và phi cấu trúc, thăm dò địa chấn có các đặc điểm dữ liệu lớn rõ ràng. Ngoài ra, có mối tương quan chặt chẽ giữa dữ liệu thăm dò địa chấn ở các khu vực tương tự và giá trị của dữ liệu đơn lẻ là thấp. Do đó, công nghệ dữ liệu lớn có triển vọng ứng dụng lớn trong việc bảo mật dữ liệu đầy đủ, thường xuyên và chuyên sâu.

Ngoài ra, trong quá trình thu thập dữ liệu thăm dò địa chấn, để giảm thiểu nguy cơ mất an toàn và nhiễu, kiểm soát chất lượng dữ liệu địa chấn cũng là một

hướng phát triển quan trọng hiện tại và trong tương lai. Về vấn đề này, một số nghiên cứu sử dụng công nghệ không dây để thay thế Phương pháp dùng cáp vì các cảm biến không dây nhẹ hơn và dễ vận chuyển và lắp đặt hơn các cảm biến có dây. Savazzi và Spagnolini đề xuất rằng một mạng geophone không dây thích ứng hơn với các hệ thống thu thập dữ liệu mật độ cao. Savazzi và cộng sự đề xuất rằng công nghệ Ultra Wideband - UWB đặc biệt thích hợp để thăm dò địa chấn các vỉa chứa dầu và khí vì nó có thể đảm bảo tốc độ dữ liệu cao và khả năng tự định vị chính xác cao với các liên kết khoảng cách ngắn. Ngoài ra, Jamali-Rad et al. đã phân tích tính khả thi của công nghệ không dây dựa trên IoT, cho thấy công nghệ này có ưu điểm là tiêu thụ năng lượng thấp thông qua các thí nghiệm tại thực địa. Trong khi đó, Sinopec đã phát triển một nền tảng gọi là p-Frame, đây là nền tảng phần mềm thăm dò địa chấn quy mô lớn đầu tiên dựa trên hệ thống công nghệ dữ liệu lớn Hadoop trong ngành Dầu khí quốc tế và địa vật lý. Nó có thể quản lý một lượng lớn dữ liệu lớn hơn 400 PB và có thể thực hiện nhiều tính toán lớn song song. Hơn nữa, nền tảng đã được thử nghiệm để có hiệu suất tải dữ liệu địa chấn lớn hơn 200 GB mỗi phút.

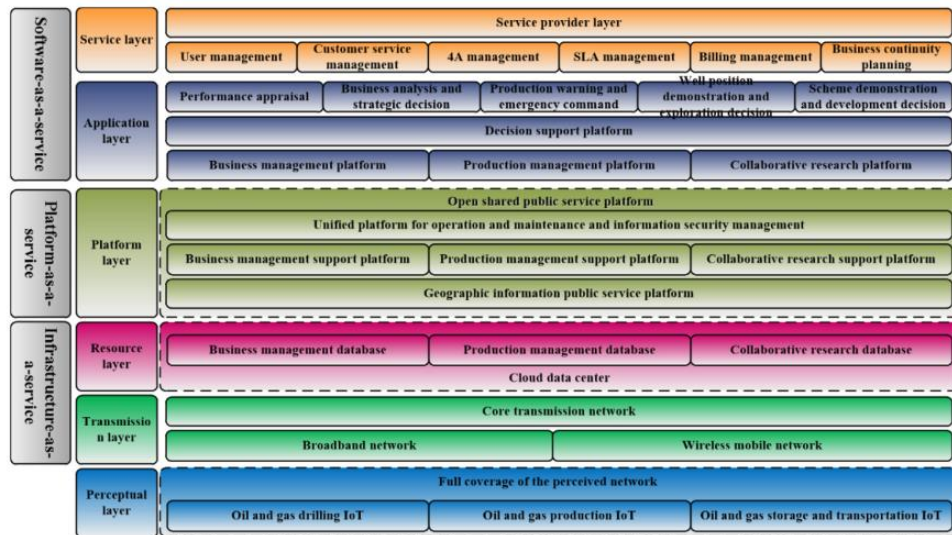
Trong một công trình nghiên cứu khác, các tác giả đã sử dụng Logic mờ để đánh giá khả năng khai thác của hệ tầng Brushy Canyon, bể Delaware, New Mexico. Nhóm tác giả đã sử dụng trí tuệ nhân tạo và Logic mờ để xử lý các số liệu như trọng lực, từ trường, cấu trúc, chiều dày hệ tầng và tài liệu khai thác của tầng Brushy Canyon, bể Delaware, New Mexico. Bằng việc sử dụng Logic mờ, nhóm tác giả đã xếp hạng khả năng dự báo tiềm năng khai thác của các loại tài liệu khác nhau, từ đó đề xuất được vị trí giếng khoan tối ưu cũng như dự báo được trữ lượng dầu khí tại hệ tầng Brushy Canyon, bể Delaware, New Mexico. Một công trình sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo để tối ưu hóa tốc độ khai thác mỏ dầu Prudhoe bay, Alaska. Dữ liệu thực địa từ mỏ dầu Prudhoe Bay đã được sử dụng để huấn luyện mô hình mạng nơ-ron nhân tạo từ đó đề xuất mạng lưới đường ống vận chuyển khí xuyên quốc gia giữa các cơ sở sản xuất tách biệt và nhà máy nén khí ở trung tâm. Mô hình được huấn luyện đã được kiểm tra bằng cách sử dụng 30% dữ liệu không được đưa vào quá trình huấn luyện. Kết quả cho thấy độ chính xác tốt trong việc dự báo tốc độ khai thác và áp suất thực tế tại các cơ sở phân tách và tại nhà máy nén khí. Hệ số

tương quan cho tốc độ khai thác và áp suất lần lượt là 0,997 và 0,998. Trong một nghiên cứu khác, Singh và các cộng sự sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo để dự báo thạch học và đặc tính tầng chứa bể Cambay, Ấn Độ. Nhóm tác giả đã sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo để xây dựng được mô hình và dự báo giá trị độ rỗng tầng chứa từ tài liệu địa vật lý giếng khoan, địa chấn khu vực.

3.2. Tiềm năng công nghệ 4.0 với khái niệm Mở dầu khí thông minh

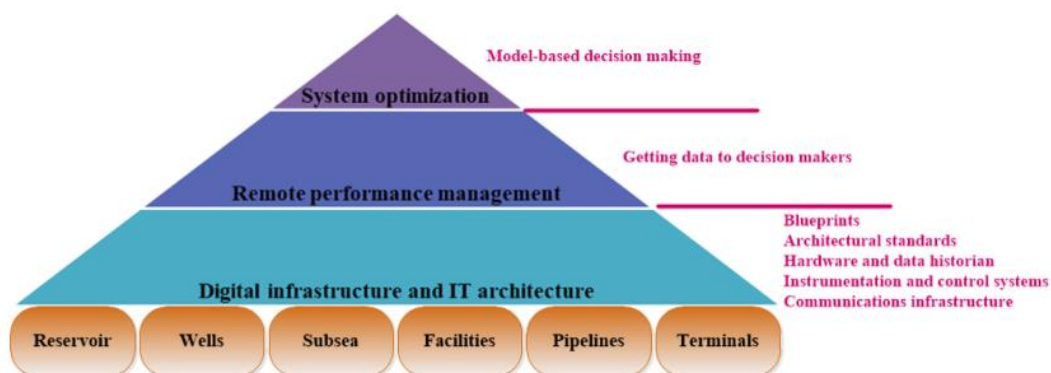
Mở dầu khí thông minh 4.0 là một khái niệm về sự tối ưu hóa liên tục tài sản hoặc nhóm các tài sản thông qua việc tích hợp các công cụ tiêu chuẩn, ý kiến chuyên gia trong nhiều lĩnh vực kỹ thuật dầu khí, các quy trình và cơ sở hạ tầng tiên tiến. Các giải pháp dầu khí thông minh 4.0 bao gồm việc tích hợp các giải pháp, con người và quy trình dựa trên nền tảng công nghệ số nhằm tối ưu hóa sản xuất thời gian thực, giảm thiểu rủi ro tài sản và kéo dài giá trị vòng đời của tài sản.

Theo tác giả Korovin và Tkachenko, các chương trình mở dầu khí thông minh 4.0, tập trung vào khả năng tích hợp hoạt động khai thác, vận hành sản xuất, ra quyết định và việc áp dụng công nghệ thông tin hiện đại. Đứng trên góc độ ứng dụng, mở dầu khí thông minh không chỉ thay thế công việc lặp đi lặp lại của con người mà còn thay thế công việc phân tích của con người, tức là đây là một quá trình tạo ra tri thức. Quá trình này là: Nhận thức → Phân tích và cảnh báo → Quyết định → Thực hiện → Tối ưu hóa). Vào năm 2019, dựa trên cốt lõi là nền tảng quản trị và điều hành mở dầu khí và công nghệ thông tin là công cụ, Lu, Guo và cộng sự đã đưa ra bản thiết kế khung tổng thể của mở dầu thông minh, như thể hiện trong Hình 4. Có thể thấy rằng việc triển khai Mở dầu khí thông minh 4.0 đòi hỏi sự cộng tác và phối hợp giữa các thành phần của lớp dịch vụ, ứng dụng, nền tảng, tài nguyên, truyền tải và lớp tri giác.



Hình 3: Cấu trúc tổng thể của mỏ dầu thông minh 4.0 [13]

Trong những năm gần đây, các mỏ dầu thông minh đã phát triển nhanh chóng và nhiều công ty lớn đang nghiên cứu về chúng. Ví dụ: “Mỏ dầu khí tương lai - Field of the Future” của BP sử dụng các cảm biến và tự động hóa để truyền dữ liệu thời gian thực từ mỏ đến một trung tâm từ xa để phân tích, giúp đưa ra quyết định nhanh chóng dựa trên phân tích. Chương trình này bắt đầu vào năm 2003 và BP đã triển khai công nghệ này tại 80 giếng trên khắp thế giới vào năm 2012. Họ cũng đã thành lập “Trung tâm hợp tác nâng cao - Advanced Collaboration Center” trên toàn thế giới, cho phép hợp tác từ xa trong nhiều lĩnh vực kỹ thuật dầu khí và trao đổi chuyên môn giữa các địa điểm với nhau. Khi bắt đầu thực hiện dự án, một cấu trúc chương trình đã được đề xuất, bao gồm ba lớp: cơ sở hạ tầng kỹ thuật số và cấu trúc công nghệ thông tin, quản lý hiệu suất từ xa và tối ưu hóa hệ thống, như trong Hình 6. Cấu trúc này đã được kiểm chứng giá trị và tính bền vững cho đến ngày nay.



Hình 4 Cấu trúc chương trình Mỏ dầu khí tương lai của BP

Trong chương trình “Mỏ thông minh” của Shell, các cảm biến và các van điều khiển trong môi trường vỉa chứa phức tạp được kết nối nhằm nâng cao hiệu quả khai thác thông qua việc giám sát thời gian thực. Theo ước tính của các công ty lớn, mỏ dầu thông minh có thể tăng sản lượng lên 2% –7% và giảm chi phí vận hành 5% – 20%. Ngoài ra, theo thực tiễn của các dự án mỏ dầu thông minh, các mỏ dầu thông minh cần có các chức năng sau: (1) truy cập dữ liệu và chia sẻ theo thời gian thực; (2) khả năng phân tích hiện trạng, đưa ra các xu hướng dự báo và đưa ra các quyết định tối ưu hóa; (3) khả năng đạt được sự tích hợp hoạt động; (4) khả năng điều khiển tự động.

3.3. Tiềm năng công nghệ 4.0 - Đường ống thông minh

Đường ống dẫn dầu là rất quan trọng trong việc vận chuyển dầu và khí đốt, hiện nay có hơn hai triệu dặm đường ống dẫn trên toàn thế giới và mỗi năm lại tăng thêm 3% -4% tổng số chiều dài mỗi năm. Do quãng đường dài và đi qua nhiều đoạn phức tạp nên công tác quản lý an toàn và đánh giá rủi ro gặp nhiều thách thức lớn. Nếu xảy ra sự cố cho đường ống vận chuyển dầu khí, rất khó để nhanh chóng xác định vị trí và sửa chữa. Hiện nay, cùng với sự phát triển vượt bậc của công nghệ thông tin, đường ống dẫn Dầu khí đã chuyển mình sang giai đoạn đường ống kỹ thuật số. Đường ống kỹ thuật số chú ý đến công nghệ truyền thông và viễn thám, và hiện nay đường ống kỹ thuật số đang phát triển theo hướng đường ống thông minh. Hệ thống đường ống thông minh tích hợp các công nghệ như IoT, điện toán đám mây, phân tích dữ liệu lớn, tự động hóa và điều khiển thông minh với đường ống

dựa trên dữ liệu vòng đời của đường ống và môi trường xung quanh, nó có thể quan sát, kiểm soát và thích ứng được.

Theo thống kê, 87% công ty Dầu khí tin rằng phân tích dữ liệu lớn là công nghệ quan trọng nhất vì ước tính cứ 8000 km đường ống sẽ tích lũy được khoảng 27 Megabyte thông tin về tình trạng tài sản và hoạt động cứ sau 10 năm. Theo Farris, các công ty dầu khí có thể sử dụng loại thông tin này để bảo trì vòng đời của đường ống (Life cycle maintenance of the pipeline). Vào năm 2014, GE và Accenture đã cùng nhau tung ra “Giải pháp đường ống thông minh” đầu tiên trên thế giới, như thể hiện trong Hình 6, nền tảng có thể giải quyết những thách thức của việc triển khai đường ống thông minh: tổng hợp dữ liệu, trực quan hóa dữ liệu và thay đổi quy trình kinh doanh, để thực hiện quản lý rủi ro theo thời gian thực, thời tiết và phân tích các yếu tố bên ngoài.



Hình 5 Giải pháp đường ống thông minh

Vào tháng 1 năm 2016, Columbia Pipeline Group đã trở thành công ty đầu tiên tiến hành “Giải pháp đường ống thông minh”. Hiện nay, Columbia Pipeline có thể theo dõi thời gian thực hơn 15.000 dặm đường ống dẫn giữa các tiểu bang. Nó tích hợp nhiều dữ liệu, bao gồm hệ thống thông tin địa lý, hệ thống quản lý công việc, hệ thống onecall và thậm chí dữ liệu từ các tổ chức như Cục Khảo sát Địa chất Hoa Kỳ (United States Geological Survey), cho phép giám sát môi đe dọa đường ống, quản lý rủi ro và nhận thức tình hình bối cảnh.

3.4. Tiềm năng công nghệ 4.0 với các Hệ thống bảo trì bảo dưỡng thiết bị thông minh

Do đặc thù của việc khai thác dầu khí trên biển là các công trình nằm xa bờ, yêu cầu an toàn nghiêm ngặt và hoạt động sản xuất liên tục. Các thiết bị thường rất

tồn kém lại được liên kết với nhau trong một chuỗi xử lý công nghệ. Chỉ cần một thiết bị gặp vấn đề là kéo theo rất nhiều các chi phí xử lý phát sinh do hỏng hóc hoặc dừng sản xuất. Vì vậy công tác bảo trì bảo dưỡng thiết bị trên các giàn khai thác là rất quan trọng.

Với sự xuất hiện của Công nghệ 4.0, công cụ Quản lý hiệu suất tài sản (Asset Performance Management APM) đã được phát triển và áp dụng rộng rãi do khả năng phân tích dữ liệu, khả năng tích hợp thiết bị và dữ liệu từ nhiều nhà sản xuất hay nhà máy khác nhau. Về cơ bản, công cụ quản lý tài sản giúp giám sát khả năng hoạt động của thiết bị, lập kế hoạch bảo trì và hạch toán việc bổ sung phụ tùng thay thế và dụng cụ bảo trì. Công cụ APM thu thập, hợp nhất, trực quan hóa và sau đó phân tích dữ liệu thu thập từ tất cả các thiết bị giúp dự báo, theo dõi tình trạng và bảo trì độ tin cậy của thiết bị một cách có hệ thống và dễ dàng. Đây là ứng dụng tiên phong trong việc áp dụng thành tựu cách mạng Công nghiệp 4.0 dựa trên khoa học dữ liệu.

Máy bơm và máy nén khí là những thiết bị quan trọng và đắt tiền nhất trong vận chuyển cung cấp năng lượng Dầu khí khoảng cách dài. Theo Bộ Năng lượng Hoa Kỳ, các hệ thống máy bơm sử dụng gần 20% năng lượng tiêu thụ cho động cơ trên toàn thế giới. Do đó, nhiều công ty vận hành Dầu khí xem xét sử dụng công nghệ bản sao số để chẩn đoán lỗi và nhận dạng mẫu lỗi (Failure Pattern Recognition). Bằng cách sử dụng phương pháp này, các công ty có thể phát hiện trước các dấu hiệu hư hỏng của thiết bị. Và qua đó thực hiện các biện pháp bảo trì trước thời hạn, giúp tiết kiệm nhiều chi phí hơn vì sửa chữa sau khi hỏng hóc luôn đắt hơn việc bảo trì trước đó. Tương tự, bản sao số cũng có thể được sử dụng trong các cơ sở sản xuất khác, chẳng hạn như FPSO (một cơ sở lưu trữ và chế biến Dầu khí ngoài khơi). Vào năm 2018, Shell và Akselos đã ký một chương trình bản sao số kéo dài hai năm dành riêng cho việc thúc đẩy quản lý tính toàn vẹn tài sản trong lĩnh vực năng lượng ngoài khơi, với mô hình mô phỏng tình trạng thiết bị dưới dạng kỹ thuật số để phân tích tính toàn vẹn của tài sản. Ngoài ra, mô hình được kết hợp với các dữ liệu từ cảm biến thông minh cho phép theo dõi tình trạng tài sản theo thời gian thực. Là công ty đi đầu trong mô phỏng và phân tích phần tử hữu hạn, ANSYS's ThingWorx cũng tập trung nghiên cứu rất nhiều vào công nghệ mô phỏng nhằm tạo ra các bản sao số của thiết bị. Nền tảng PTC ThingWorx tạo ra một hệ sinh thái kết nối các thiết bị và

cảm biến để tạo thành các ứng dụng IoT cấp doanh nghiệp. Nhóm ANSYS đã sử dụng phần mềm Simplorer để xây dựng mô hình giảm bậc (Reduced-order) của hệ thống máy bơm. Mô hình này kết nối dữ liệu cảm biến thông qua nền tảng PTC ThingWorx và mô phỏng hoạt động của hệ thống.

Trung tâm Giám sát & Dự báo từ xa của Petronas (Petronas Remote Monitoring & Predictive Diagnostics Centre - PRMPDC) là một nền tảng có thể theo dõi, thực hiện các phân tích nâng cao và cung cấp các giải pháp tối ưu cho các tài sản quan trọng của nhà máy bằng cách tận dụng công nghệ kỹ thuật số và kinh nghiệm của các chuyên gia (Subject Matter Experts - SME) tại Petronas.

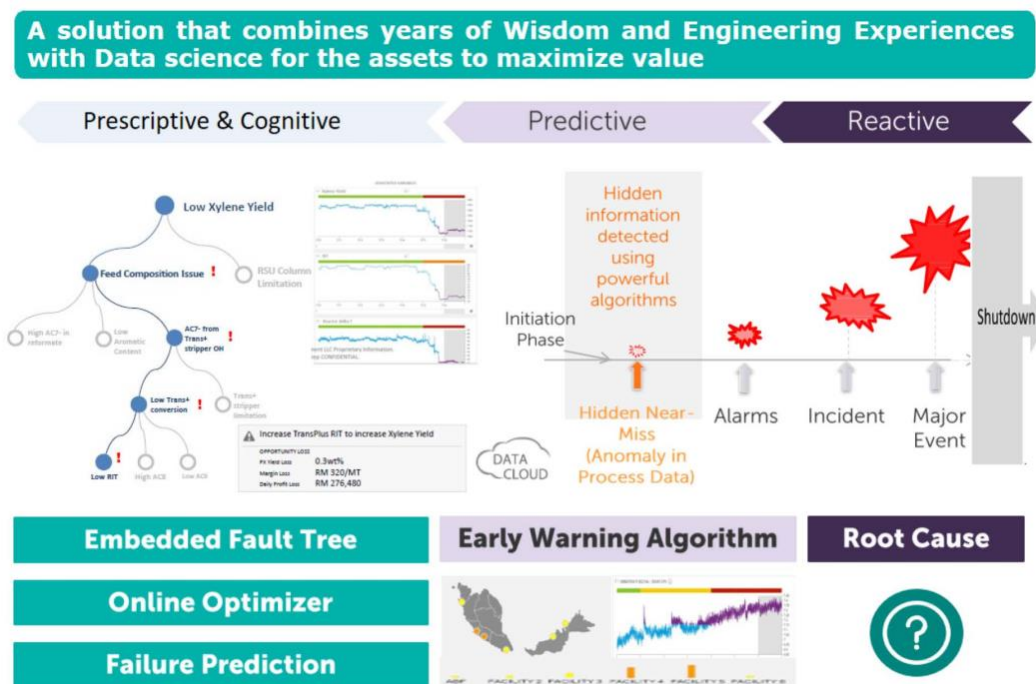


Figure 7—PRMPDC Ideation

Hình 6: Trung tâm Giám sát & Dự báo từ xa của Petronas (Petronas Remote Monitoring & Predictive Diagnostics Centre – PRMPDC)

Các công cụ phân tích và bảng điều khiển dựa trên trình duyệt có thể được truy cập từ các thiết bị di động khác nhau. PRMPDC tập trung vào ba yếu tố chính là con người, quy trình và công nghệ để mang lại giá trị cho các tài sản thông qua hỗ trợ tư vấn, dự đoán và cảnh báo sớm với cây lỗi (Fault Tree Analysis). Đây là sự thay đổi từ nhận thức muộn (khi đã xảy ra) sang sự nhìn xa thấy trước, cung cấp các cảnh báo sớm để tăng độ tin cậy của nhà máy và tránh thiệt hại do thiết bị hỏng hóc, tích hợp dữ liệu tài sản và phát triển hợp tác với các đối tác bên ngoài.

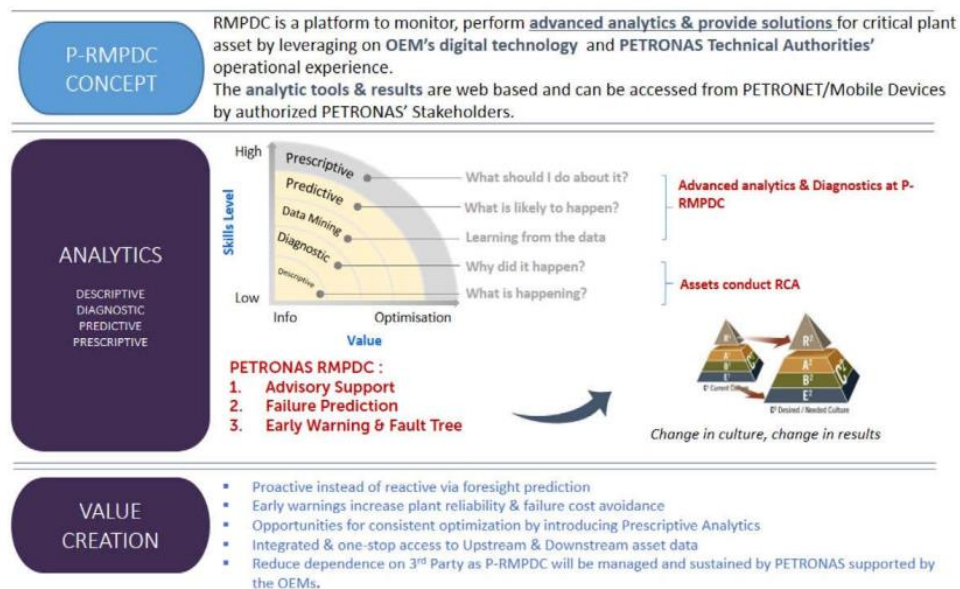
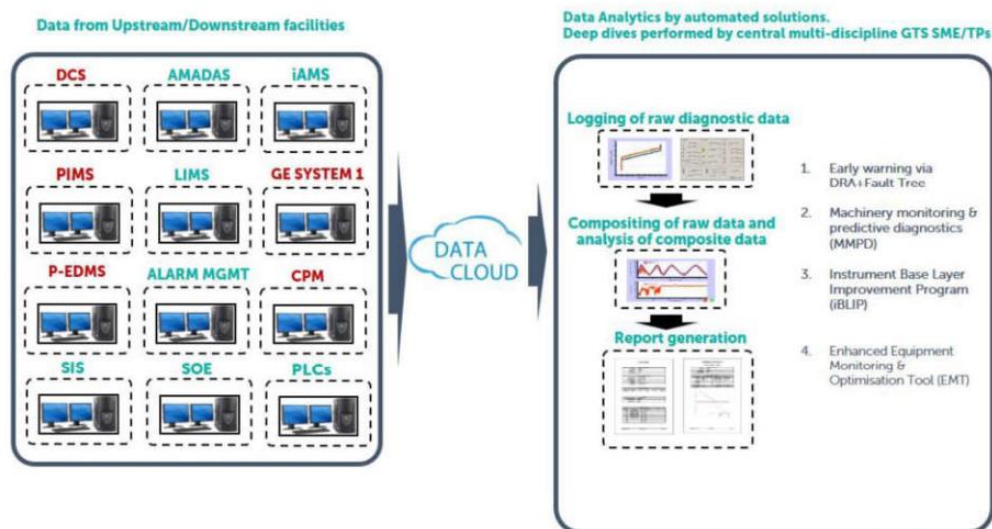


Figure 8—PRMPDC Concept

Hình 7: Lên ý tưởng chương trình Giám sát & Dự báo từ xa của Petrona

Chương trình PRMPDC xác định rõ bốn mô-đun để bắt đầu như sau: (1) Giám sát Máy móc & Chẩn đoán Dự đoán (Machinery Monitoring & Predictive Diagnostics - MMPD); (2) Công cụ Giám sát & Tối ưu hóa Thiết bị Nâng cao (Enhanced Equipment Monitoring & Optimisation Tool - EMT); (3) Chương trình cải tiến lớp cơ sở của thiết bị đo lường (Instrument Base Layer Improvement Program - iBLIP); (4) Cây cảnh báo sớm & nguyên nhân lỗi (Fault Tree). Bốn đơn vị của Petronas đã được chọn cho chương trình thử nghiệm này là: (1) Công ty Khí tự nhiên hóa lỏng Malaysia (MLNG); (2) Mỏ dầu SK - Bokor, Baram và Baronia; (3) Công ty Hóa chất Petronas Metanol Labuan (PCML); (4) Công ty lọc dầu Malaysia (MRC).

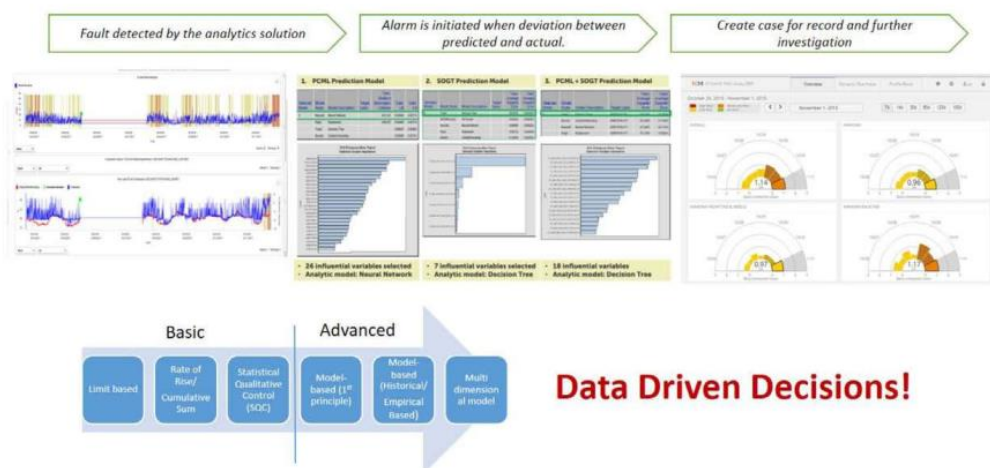
Có rất nhiều hệ thống và cơ sở dữ liệu trong nhà máy của Petronas. Để đáp ứng mục đích của các mô-đun PRMPDC, dữ liệu được thu thập từ DCS, Hệ thống Quản lý Thông tin Nhà máy (Plant Information Management System - PIMS), Hệ thống Giám sát Tình trạng Máy móc (Machine Condition Based Monitoring System - CBM) và Hệ thống Quản lý Tài liệu Kỹ thuật Petronas (Petronas Engineering Document Management System P-EDMS). Các dữ liệu có cấu trúc và phi cấu trúc này được thu thập và xử lý tại một máy chủ PIMS VM trung tâm. Máy chủ VM cũng được xây dựng cho các ứng dụng phân tích và bảng điều khiển hỗ trợ công tác điều hành và quản trị mỏ Dầu khí.



Hình 8: Các nguồn dữ liệu của Chương trình PRMPDC

Các mô hình được xây dựng dựa trên việc kết hợp các định luật vật lý cơ bản và khoa học dữ liệu. Các mô hình sau đó được đào tạo bằng cách xác định thời gian shutdown, các lỗi cảm biến và các lỗi đã biết khác. Sau đó, hệ thống được cung cấp dữ liệu trực tiếp so với đường cơ sở từ mô hình. Mọi bất thường sau đó sẽ được phát hiện và gửi thông báo cho các kỹ sư. Tính năng Dự đoán sự cố hỏng hóc được phát triển dựa trên Phương pháp lọc Kalman và mạng nơron thần kinh. Ngoài ra hệ thống thông minh này còn được nâng cao bằng cách sử dụng phương pháp phân tích nhận thức (Cognitive Analytics).

Thử nghiệm ban đầu cho thấy mô-đun dự đoán sự cố hỏng hóc có thể dự đoán khả năng xảy ra lỗi trước 5 ngày. Hệ tri thức chuyên gia cũng được áp dụng vào hệ thống nhằm cung cấp các phân tích theo quy tắc cây nguyên nhân lỗi (Fault Tree Analysis). Dựa trên kinh nghiệm chuyên gia, cơ sở dữ liệu về nguyên nhân có thể xảy ra, giải pháp và các bước sẽ được thực hiện đối với các lỗi bất thường được xây dựng cho từng thiết bị và hệ thống riêng biệt. Dự đoán lỗi cũng sẽ liên kết với hệ thống kho bãi, chuỗi cung ứng, thông tin lưu chuyển vật tư để kích hoạt việc mua hàng đúng lúc, đúng số lượng và giảm lượng hàng tồn kho trong thời gian dài. Trong vòng bốn tháng hoạt động, chương trình PRMPDC đã làm lợi cho Petronas 91 triệu ringgit gần 499 tỷ VNĐ so với khoản đầu tư ban đầu là 3 triệu ringgit khoảng hơn 16 tỷ VNĐ



Hình 9: Mô hình phân tích dữ liệu của Chương trình PRMPDC

Trong một nghiên cứu khác, Herve, Haddad và cộng sự phát triển mô hình bảo trì tiên đoán – Predictive Maintenance (gọi là Automated model building - AMB) cho việc bảo trì và bảo dưỡng thiết bị trên giàn khoan dựa trên AI ML và dữ liệu lớn về vận hành sản xuất. Mô hình đã được thử nghiệm với 2 bộ cơ sở dữ liệu, với kết quả chính xác lần lượt là 65% và 100% cho các phát hiện bất thường (failure prediction). Bangert áp dụng phương pháp AI ML và dữ liệu lớn cho rất nhiều các thiết bị điển hình trên giàn khai thác như bơm, máy nén, bộ trao đổi nhiệt, vv. Mô hình xác định hiện trạng làm việc (Condition Base Monitoring) và dựa trên các thông số làm việc của thiết bị để đưa ra các cảnh báo về trạng thái bất thường của thiết bị (dựa trên phân bố sai số giữa mô hình và thực tế). Theo báo cáo của Bangert, nghiên cứu này đã giúp giảm 60% nhân sự trong việc bảo trì bảo dưỡng thiết bị và tăng hiệu suất làm việc liên tục của giàn lên thêm 10%.

Trong khi đó, nghiên cứu của Kandziora đã áp dụng AI vào việc dự đoán hỏng hóc cho máy bơm điện chìm (Electrical Submersible Pump - ESP). Các ESP sử dụng vào mục đích bơm ép vỉa duy trì sản lượng khai thác. Các bơm này có điều kiện hoạt động khắc nghiệt (áp suất cao, nhiệt độ cao, tiếp xúc hóa chất) lại nằm sâu trong lòng giếng, khó can thiệp. Thuật toán AI ML được sử dụng cho 30 ESPs có công suất làm việc khác nhau, cho các giếng khác nhau. Các thông số như tốc độ bơm, dòng điện, áp suất bề mặt, lưu lượng dầu trong lịch sử đã được huấn luyện cho mô hình. Kết quả là thuật toán đã có thể dự đoán hỏng hóc của bơm ESP trước 12 ngày so với thực tế. Nghiên cứu của Almadhoun và Alashqar đã xây dựng một mô hình

dự đoán lại HIS cho máy nén khí để giải quyết các thách thức về công tác vận hành, tối ưu hóa nhu cầu bảo trì và giảm thiểu rủi ro. Trên các giàn công nghệ dầu khí, máy nén là trái tim của hệ thống công nghệ. Tuy nhiên khi máy nén bị hỏng, nó sẽ khiến hoạt động sản xuất bị ngưng trệ hoặc giảm tải. Vì vậy, mỗi máy cần có sự giám sát hoạt động thường xuyên nhằm xây dựng nên bộ dữ liệu cần thiết về tình trạng và trạng thái của thiết bị. Tuy nhiên, việc giám sát tình trạng máy nén thường đòi hỏi nhiều phép đo riêng biệt. Vì vậy, nhu cầu về các hệ thống thông minh sử dụng AI trong việc dự đoán sớm các lỗi sẽ phát sinh, trở lên rất cần thiết và cấp bách. Các tác giả đã kết hợp một kỹ thuật thông minh nhân tạo lai HIS sử dụng máy véc tơ hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM) và mạng nơ-ron hồi quy (Recurrent Neural Network - RNN) nhằm nắm bắt và xử lý các dữ kiện lịch sử. Các phép phân tích thống kê theo chuỗi thời gian đã được sử dụng để dự đoán sớm các lỗi máy có thể xảy ra hoặc sự giảm hiệu suất thông qua xu hướng tín hiệu theo thời gian. Kết quả của mô hình cho thấy độ chính xác khác nhau thay đổi từ 70% đến 96% tùy theo thiết bị áp dụng. AI lai HIS đưa đến sự hiểu biết tốt hơn cho từng loại dự báo sự kiện và đã giảm thiểu số lượng báo động sai.

3.5. Tiềm năng công nghệ 4.0 trong lĩnh vực Tối ưu hoá hệ thống công nghệ

Để có thể tối ưu hoá hệ thống công nghệ thì việc đầu tiên là phải xây dựng nền tảng kỹ thuật số toàn diện cho doanh nghiệp và giai đoạn thứ hai tập trung vào nghiên cứu và áp dụng các phương pháp tối ưu hóa thông minh. Với trường hợp tại Công ty Sinopec Jiujiang, họ đã hình thành một nền tảng kỹ thuật số và thông minh với ba lớp là: (1) Quản lý, điều hành và giám sát chất lượng; (2) Hệ thống công nghệ xử lý dựa trên các mô hình mô phỏng và (3) Lớp thông tin liên quan đến vận hành, bảo dưỡng hệ thống. Các tác giả đã báo cáo kết quả so với năm 2010, giải pháp tối ưu hoá được áp dụng tại nhà máy Sinopec đã giúp giảm 12% tổng số lao động, giảm 13% tổng số đội nhóm và giảm 35% nhân sự thuê bên ngoài. Thế hệ thứ hai của hệ thống công nghệ thông minh (Intelligent Process 2.0) vẫn đang trong giai đoạn nghiên cứu, thử nghiệm và phát triển bởi BP, ExxonMobil và một số các công ty khác. Các ứng dụng này có thể được chia thành bốn nhóm: tối ưu hóa sản xuất, vận hành thông minh, quản lý chất lượng và kiểm soát năng lượng. Về mặt tối ưu hóa

sản xuất, nhà máy lọc dầu Mrtinez của Shell đã thực hiện tối ưu hóa thời gian thực cho một số nhà máy lớn, giúp tiết kiệm khoảng 10 xu mỗi thùng được xử lý trong những năm 1990. Công ty hóa dầu Sinopec Yanshan đã thực hiện tối ưu hóa thời gian thực cho phân xưởng ethylene của nhà máy lọc dầu, làm lợi hàng năm khoảng 30–60 triệu nhân dân tệ.

Về vận hành thông minh, Shell đã tích hợp và chuẩn hoá các hoạt động cung cấp dầu khí, bán hàng, vận chuyển và lọc hoá dầu cho 17 nhà máy lọc dầu trên khắp thế giới, nhằm thực hiện chiến lược tối ưu hóa ở cấp độ toàn cầu. Về mặt quản lý và kiểm soát năng lượng, Valero đã thiết lập một hệ thống tối ưu hóa thời gian thực cho các phân đoạn phụ trợ tại nhà máy lọc dầu ở Houston, giúp tăng hiệu suất nhiệt lò hơi lên 0,6% và giảm 1% chi phí khí đốt. Dựa trên kinh nghiệm thực tế của các nhà máy lọc dầu thông minh toàn cầu, Gong và cộng sự của Viện Quy hoạch và Kỹ thuật Dầu khí Trung Quốc đã đề xuất cấu trúc của nhà máy lọc dầu thông minh phù hợp cho 5–10 năm tới, dựa trên các lớp như điều khiển, giám sát tự động, hệ thống công nghệ xử lý dựa trên các mô hình mô phỏng và quản lý, điều hành và giám sát chất lượng. Việc phát triển mô hình nhà máy lọc dầu thông minh đã đạt được những kết quả ban đầu. Người ta ước tính rằng tỷ lệ sử dụng điều khiển tự động nâng cao (advanced process control) đã tăng 10% lên hơn 90%; tỷ lệ thu thập dữ liệu sản xuất tự động tăng 10% lên hơn 95%; năng suất lao động tăng hơn 10%; và 100% có thể phân tích và cảnh báo sớm các yếu tố ảnh hưởng đến khí thải ra môi trường.

Ở một khía cạnh khác, phân tích dữ liệu là một lĩnh vực mới nổi bao gồm việc sử dụng các thuật toán thống kê và học máy tiên tiến để khám phá thông tin & mối quan hệ hiện diện trong các loại dữ liệu khác nhau. Nghiên cứu được mô tả trong báo cáo của Patel và Patwardhan minh họa việc áp dụng các kỹ thuật học máy (ML) vào triển khai thuật toán điều khiển tiên tiến (Advanced Process Control - APC). Việc triển khai APC tại một mỏ dầu cỡ lớn trên bờ của Saudi Aramco cho phép kiểm soát và tối ưu hóa hoạt động khai thác của hàng trăm giếng dầu (300+) trong mỏ này cùng lúc. Các tác giả đã sử dụng các kỹ thuật phân tích dữ liệu không giám sát (unsupervised clustering algorithm) để điều khiển quá trình bơm ép vỉa sử dụng ESP với hiệu quả khai thác là cao nhất dựa trên thực nghiệm của vài giếng điển hình. Các ứng dụng APC này học quá trình điều khiển bơm ép một giếng dầu điển hình với

các thông số như tỷ lệ mở của van côn, lưu lượng, áp suất, nhiệt độ, điều khiển tốc độ và tỷ lệ điện áp-tốc độ bơm ép vỉa ESP để đạt được mục tiêu sản xuất trong khi ESP vẫn vận hành hiệu quả trong phạm vi hoạt động của nó. Các giếng khác sẽ được phân nhóm hành vi theo thuật toán phân tích dữ liệu không giám sát (Unsupervised Clustering Algorithm). Sau đó ứng dụng APC học máy này tiến hành áp dụng tối ưu hóa hoạt động cho hàng loạt các bơm ép ESP trong cụm mỏ. Tối ưu hóa sản xuất trong dầu khí thượng nguồn bao gồm rất nhiều các hoạt động như giám sát các vỉa chứa và giếng trong thời gian thực, điều khiển độc lập các giếng trong mạng lưới, điều chỉnh bộ điều khiển, tối ưu hóa chế độ vận hành thiết bị dựa trên việc mô phỏng vỉa chứa.

4. Các nghiên cứu về AI trong thượng nguồn (Upstream) ngành dầu khí trên thế giới

4.1. Các nghiên cứu ứng dụng AI trong hoạt động tìm kiếm thăm dò và khai thác dầu khí

Trong thời gian gần đây, các công ty E&P đang tích cực nghiên cứu tích hợp các kỹ thuật AI khác nhau để xây dựng các hệ thống thông minh lai (HIS) có khả năng xử lý hiện tượng phức tạp. Trong đó, các kỹ thuật AI như mạng nơ-ron nhân tạo, logic mờ, thuật toán tiến hóa... là những kỹ thuật AI được sử dụng phổ biến nhất hiện nay trong nhiều ứng dụng kỹ thuật dầu khí khác nhau như: mô phỏng vỉa chứa (reservoir simulation), tối ưu hóa sản xuất, khoan và hoàn thiện giếng, tự động hóa khoan và kiểm soát & tối ưu công nghệ (Braswell, 2013). Ví dụ, sử dụng kết hợp các expert systems, logic mờ và các dịch vụ web (được gọi là SmartDrill) trong việc giải quyết vấn đề mất dung dịch tuần hoàn khoan (Sheremetov, Batyrshin và nnk, 2008); áp dụng các kỹ thuật AI khác nhau như mạng nơ-ron nhân tạo (ANNs), logic mờ (FL), máy vector hỗ trợ (support vector machines, SVM), hệ trí tuệ nhân tạo lai (hybrid intelligent systems, HIS), giải thuật di truyền (Genetic algorithm, GA), lập luận theo tình huống (case based reasoning, CBR) và phương pháp tối ưu bầy đàn (particle swarm algorithm, PSA) trong việc tối ưu hóa dung dịch khoan, thủy lực khoan và ổn định thành hệ (Agwu, Akpabio và nnk, 2018)...

Thăm dò trữ lượng dầu thô và khí đốt là một tập hợp các hoạt động nhằm tạo ra mô hình địa chất 3D của mỏ hoặc vỉa chứa dầu/ khí. Các hoạt động bao gồm các nghiên cứu địa vật lý, vật lý dầu khí (petrophysical) và xử lý dữ liệu thu được trong quá trình nghiên cứu. Các nghiên cứu địa vật lý và dầu khí vật lý thường bao gồm khảo sát địa chấn quy mô vỉa chứa; đo đặc giếng; phân tích lõi (core analysis) trong phòng thí nghiệm và (trong một số trường hợp rất cụ thể) phân tích lõi (core analysis) kỹ thuật số.

Khảo sát địa chấn tạo ra một tập hợp các bản ghi cảm biến được gọi là dấu vết địa chấn (seismic traces). Dấu vết (trace) này là chuỗi thời gian đại diện cho cường độ của sóng đàn hồi được khởi tạo từ một bộ rung ở bề mặt và phản xạ từ các ranh giới phân chia các lớp hình thành dưới bề mặt khác nhau. Các chuỗi thời gian được ghi lại này cùng với tọa độ không gian của các cảm biến và bộ rung tương ứng, thông tin được đưa vào một thuật toán tái tạo đặc biệt tạo ra hình ảnh 3D có nhiễu (noisy 3D image) để minh họa một số ranh giới phản xạ. Quá trình xây dựng lại diễn ra hoàn toàn ngoại tuyến do các yêu cầu rất quan trọng đối với máy tính hiệu suất cao. Các nghiên cứu tập trung vào AI đang nhằm tăng tốc giai đoạn này

Hình ảnh 3D được gọi là hình khối địa chấn. Các thông dịch viên địa chấn (seismic interpreters) đã tham gia vào việc thiết lập các thông số của giai đoạn tái tạo trước đó sẽ tiếp tục tiến hành nghiên cứu các hình khối địa chấn. Các nhà thông dịch phân đoạn hình ảnh 3D bằng cách chọn các điểm, đường thẳng và bề mặt "chắc chắn" có liên quan đến ranh giới giữa các lớp khác nhau trong sự hình thành bề mặt. Chúng tôi trích dẫn "chắc chắn" vì không có tiêu chí khách quan để xác định các điểm, đường và bề mặt này. Toàn bộ quá trình, bắt đầu từ việc tái tạo lại phân đoạn khối lập phương 3D, rất tốn thời gian và phụ thuộc vào chuyên gia. Do các nhà địa chất đưa ra các quyết định dựa trên các hình khối 3D được phân đoạn của nơi khoan cụm giếng thăm dò đầu tiên để tinh chỉnh hiểu biết về các chi tiết cụ thể của bề mặt, toàn bộ quá trình xử lý dữ liệu khảo sát có thể mất hơn một năm cho một nghiên cứu địa chấn chính xác.

Các kỹ thuật nhận dạng mẫu hiện đại dựa trên học sâu (deep learning) đã bắt đầu đi sâu vào hoạt động liên quan đến địa chấn này, đẩy nhanh việc giải thích từ 10–1000 lần. Khả năng thấp là các kỹ thuật AI sẽ tối ưu hóa phân vật lý (tức là số

lượng, chi phí và vị trí bố trí của các cảm biến) của cuộc khảo sát địa chấn đầu tiên tại một tài sản (asset). Tuy nhiên, chúng tăng thêm giá trị trong việc tối ưu hóa các cuộc khảo sát phụ trên cùng một tài sản (asset). Khả năng tính toán của các hệ thống khuyến nghị và khả năng nội suy của các thuật toán học máy sẽ đưa ra các đề xuất phù hợp về việc làm cho các cuộc khảo sát thứ cấp rẻ hơn với một tổn thất nhỏ về giá trị của thông tin thu được.

Trong khi các hình ảnh địa chấn cung cấp thông tin ở quy mô lớn (bao phủ hàng chục km) với độ phân giải thấp (xuống hàng chục mét) về cấu trúc liên kết của vỉa chứa và các đặc tính đàn hồi của nó, thì việc khai thác giếng được sử dụng để có được thông tin chính xác hơn về các đặc tính vật lý khác nhau của bề mặt giếng khoan. Độ phân giải của việc khai thác giếng giảm xuống còn hàng cm. Các cảm biến khai thác giếng có thể đo điện trở suất, cường độ tia gamma tự nhiên, phản ứng với kích thích từ (nghiên cứu cộng hưởng từ hạt nhân), mật độ nơ-tron và một số loại khác. Kết quả của việc khai thác giếng là các vectơ thuộc tính dọc theo lòng giếng. Các nhà vật lý dầu khí (Petrophysicists) sử dụng dữ liệu ghi nhật ký giếng cho quy trình diễn giải của họ, bao gồm tiếng gõ đá (rock typing) dọc theo lòng giếng, ước tính độ xốp và độ thấm dọc theo lòng giếng và ước tính độ bão hòa chất lỏng tương đối (lượng dầu so với lượng khí và lượng nước) dọc theo lòng giếng.

Việc minh giải địa chất dầu khí là một quá trình khá tốn thời gian và kết quả của việc minh giải phụ thuộc rất nhiều vào các chuyên gia dựa trên kinh nghiệm và mang tính cá nhân cao do đó tạo ra khó khăn lớn nhất khi phát triển một thuật toán minh giải tự động dựa trên máy học cho các công ty dầu khí. Thuật toán được huấn luyện dựa trên dữ liệu lịch sử, đã được áp dụng cho những dữ liệu từ các giếng mới cho kết quả độ chính xác của thuật toán minh giải địa chất dựa trên máy học so với thông dịch thủ công là 92% và cho tốc độ minh giải nhanh hơn khoảng 1000 lần so với cách thủ công. ở một thử nghiệm khác các tác giả đã thực hiện minh giải địa chất bởi các chuyên gia trên cùng một dữ liệu, cách minh giải thủ công thứ hai so với cách thủ công đầu tiên cho thấy độ chính xác là 91%. Dựa trên các kết quả nghiên cứu này, các công nghệ được hỗ trợ bởi AI có ưu điểm về tốc độ và sự chính xác thậm chí có khả năng loại bỏ phần chủ quan của con người trong quá trình minh giải địa chất. Nhóm tác giả cũng đã thử nghiệm trên thực tế cho các đối tác công

nghiệp, kết quả của các thử nghiệm chứng minh khả năng ứng dụng các mô hình ML. Kết quả nghiên cứu của tác giả đã mở ra khả năng ứng dụng của ML trong việc xây dựng hệ thống hỗ trợ phân tích dữ liệu địa chất trong công tác do đặc giếng. Công nghệ này cũng có thể áp dụng tương tự với phân tích lõi.

Sau đó, các kết quả phân tích mẫu lõi được sử dụng để tinh chỉnh kết quả minh giải địa chấn. Các nhà địa vật lý dầu khí sẽ sử dụng phương pháp nội suy từ các dữ liệu đặc tính thu được vùng lân cận giếng vào khối địa chấn, điều chỉnh khối địa chất 3D bằng độ xấp, bổ sung sự phân bố tính thấm và các giá trị của độ bão hòa chất lỏng. Quá trình xây dựng khối địa chất 3D này công đoạn mất nhiều thời gian nhất, có thể mất từ vài tháng đến vài năm và mang tính chủ quan của người thực hiện cao trong toàn bộ quá trình xây dựng mô hình địa chất. Khối lượng công việc này được kỳ vọng sẽ được đẩy nhanh lên đến hơn 1000 lần bằng cách ứng dụng mạng thần kinh sâu, được huấn luyện kỹ lưỡng kết hợp với các phép ngoại suy được thực hiện bởi con người. Trong tương lai gần, việc ứng dụng trí thông minh nhân tạo trong việc xây dựng mô hình địa chất khối 3D là hướng đi tất yếu và được chấp thuận bởi các nhà khoa học địa chất, các mô hình địa chất khối 3D được tạo tự động thông qua xử lý dữ liệu sẽ rút ngắn thời gian, đồng thời đưa ra nhiều kết quả khác nhau cùng độ tin cậy dựa trên các thuật toán dữ liệu, điều này sẽ giúp ích rất nhiều trong việc rút ngắn thời gian ra quyết định của con người, trong tương lai xa hơn nữa, thậm chí AI có thể thay thế con người trong việc ra quyết định nhanh chính xác và đem lại hiệu quả cao nhất.

Khi mô hình địa chất ban đầu được xây dựng xong, nó sẽ được chuyển cho các kỹ sư vỉa chứa để xây dựng mô hình vỉa chứa từ mô hình địa chất. Thông thường, các kỹ sư sử dụng phương pháp “Upscaling”, mà có thể hiểu đơn thuần là việc nâng cao kích thước và chất lượng của mô hình tức là làm giảm số lượng khối (cell) dạng 3D mô tả các đặc tính của vỉa chứa bằng cách tăng kích thước của các khối từ mô hình địa chất. Sau khi “Upscaling”, các kỹ sư vỉa chứa sử dụng phần mềm mô hình vỉa chứa để lập mô hình các dòng chảy của vỉa chứa tại các phương án phát triển mỏ khác nhau (kế hoạch khoan giếng và vận hành giếng). Kết quả của mỗi lần chạy mô hình vỉa chứa là dự báo về sản lượng dầu/ khí trong những năm tới, thường là 10 đến 25 năm, cho một kế hoạch phát triển mỏ cụ thể. Sau khi thực hiện nhiều lần vận

hành, các kỹ sư vỉa chứa sẽ chọn phương án và kế hoạch phát triển mỏ tối ưu nhất. Từ tối ưu có nghĩa khác nhau đối với các công ty khác nhau. Một nhóm các công ty (thường là các công ty có quy mô từ trung bình đến lớn) tìm cách duy trì hoạt động sản xuất lâu dài ở một mức độ thích hợp vừa đủ với mức đầu tư cố định cho phát triển mỏ và hoạt động sản xuất. Nhóm thứ hai (thường là các công ty quy mô vừa và nhỏ) tìm kiếm một kết quả tối đa trong việc sản xuất dầu/ khí với chi phí khoan tối thiểu trong một vài năm. Nhóm thứ ba có thể muốn đảm bảo rằng tài sản hoặc mỏ có thể được bán với giá hợp lý sau một thời gian hoạt động tại hiện trường. Nói cách khác, các công ty khác nhau có các mục tiêu khác nhau để tối ưu hóa. Các điều chỉnh về kỹ thuật vỉa chứa không chỉ được thực hiện cho các “Greenfield” mà còn cho các “Brownfield”. Các “Brownfield” có lịch sử sản xuất cũng có nghĩa là chúng có khá nhiều dữ liệu để xây dựng các mô hình và hiệu chỉnh các mô hình ban đầu thông qua đối chiếu so sánh dữ liệu lịch sử và tăng tính chính xác trong dự báo sản xuất. Về mặt lý thuyết, khớp đúng lịch sử (history matching) là một khó khăn nghịch đảo (inverse problem) không có giải pháp duy nhất, nhưng có những phương pháp thực tế để xử lý khó khăn này trong ứng dụng vào kỹ thuật vỉa chứa.

Trong một bài viết của mình trên tạp chí Energy and AI vào năm 2021 D. Koroteev và Z. Tekic đã nhận thấy ba cơ hội chính để áp dụng AI trong kỹ thuật vỉa chứa. Cơ hội thứ nhất là liên quan đến các tính toán được thực hiện bằng các công cụ mô hình vỉa chứa thông thường, tìm nghiệm các phương trình vi phân riêng mô tả tính chất vật lý của dòng chảy trong vỉa chứa. Thông thường, các phép tính được thực hiện trên lưới 3D có chứa từ 1 triệu đến vài tỷ khối. Các tính toán khá dài cũng khiến các máy trạm hiện đại và máy chủ tính toán hiệu suất cao (HPC) giới hạn số lần chạy được. Điều này là hạn chế khả năng tối ưu hóa cho việc lập kế hoạch phát triển mỏ thích hợp. Từ đó, việc tăng tốc mô hình vỉa chứa là một trong những hướng đi rõ ràng cho các công nghệ AI. Các mô hình vỉa chứa thay thế hiện đại với công cụ tính toán mới dựa trên mạng thần kinh sâu nén các chiều và tính gần đúng các đạo hàm thời gian hứa hẹn tăng tốc 100–1000 lần so với các mô hình thông thường trong khi vẫn giữ chức năng tương tự [99, 100]. Cơ hội thứ hai là “Upscaling” có thể kể đến như tổng hợp thông tin thu được từ các nghiên cứu địa vật lý với các quy mô khác nhau thành một mô hình địa chất duy nhất và các mô hình hồ chứa thủy

động lực học. Quá trình “Upscaling” mang tính cá nhân cao, trừu tượng, phụ thuộc vào kinh nghiệm và ảnh hưởng lớn bởi yếu tố con người. Do không có một cơ sở phù hợp về mặt khoa học nào cho việc này. Chính vì lý do đó AI có cơ hội để ứng dụng và tạo ra hàng loạt các kết quả khác nhau, mô phỏng, thử nghiệm và so sánh với các kết quả được thực hiện bởi con người nhằm tăng tính khách quan, tăng độ chính xác và đặc biệt tăng tốc độ của quá trình. Việc Ứng dụng AI vào lĩnh vực này là hoàn toàn khả thi, thông qua xây dựng thuật toán học sâu được huấn luyện dựa trên kết quả thực hiện quá trình của con người. Cơ hội thứ ba, tương tự như “Upscaling” nhưng liên quan đến đối chiếu so sánh lịch sử. Quy trình ở đây có thể giống nhau: cố gắng liên quan đến học máy hoặc học sâu để làm cho việc khớp đúng lịch sử nhanh hơn và ít sai lệch hơn.

4.2. Các nghiên cứu ứng dụng AI giúp quản lý khai thác dầu khí thông minh

Một xu thế công nghệ mới tận dụng sức mạnh của công nghệ 4.0 trong kỹ thuật mô phỏng vỉa chứa (reservoir simulation) đang dần trở nên phổ biến hơn. Xu thế công nghệ mới này kết hợp các công nghệ khai thác dữ liệu (data mining) và trí tuệ nhân tạo trong việc Quản lý mỏ theo chu trình khép kín (Closed-Loop Reservoir Management - CLRM) và Mô hình quản lý tài sản tích hợp (Integrated Asset Modeling - IAM). Trên thực tế, các phương pháp dựa trên việc phân tích hiệu suất vỉa chứa (reservoir performance), hành vi vỉa chứa (reservoir behavior) và tính chất vỉa chứa (reservoir characteristic) mà các phương pháp truyền thống không thể xử lý được. Các dữ liệu về lịch sử khai thác được sử dụng để huấn luyện mô hình sau đó lại giúp hiệu chỉnh lại các mô hình vỉa chứa (dynamic and static models). Trong một nghiên cứu khác, nhóm nghiên cứu của Oladele Bello, Yang và nnk đã phát triển một ứng dụng tương tự quản lý reservoir dựa trên việc dùng các phép phân tích Bộ dữ liệu lớn (từ dữ liệu thời gian thực của các sensor trong lòng giếng) kết hợp với công cụ học máy Apache (MLib).

Trong khi đó, có rất nhiều các nghiên cứu sử dụng kỹ thuật AI nhằm dự đoán sản lượng sản phẩm, tỉ lệ sản phẩm (CGR hay GOR) trong giai đoạn phát triển hoặc điều hành mỏ dầu khí. Nhóm nghiên cứu của Ockree, Brown và cộng sự đã sử dụng bộ dữ liệu lớn và AI để phân tích và dự báo các đường cong sản lượng khai thác kết

hợp với những phân tích kinh tế để tiến hành phát triển mỏ. Tác giả đã tìm ra phương án phát triển mỏ dựa trên đầu ra của mô hình có hiệu suất khai thác cao nhất thông qua việc huấn luyện mô hình gồm tổ hợp rất nhiều các giá trị như tài liệu địa chất, thông số đặc tính vỉa chứa, đặc tính chất lưu, nhịp độ khai thác, v.v.

Trong khi đó, Seemann và nnk từ Saudi Aramco đã phát triển một phương pháp dự báo lưu lượng sản phẩm thông minh để tiến hành phân tích đường cong suy giảm áp suất của giếng (Decline Curve Analysis). Mục tiêu của họ là để dự báo và hoạch định kế hoạch sản xuất một cách hiệu quả; giám sát hiệu quả khai thác từng giếng. Trong một nghiên cứu khác, Giuliani, Cadei và nnk đã nghiên cứu xây dựng công cụ AI HIS kết hợp với dữ liệu lớn trong việc tối ưu hóa điều hành sản xuất tại mỏ có nhiều giếng. Hệ trí tuệ nhân tạo lai (HIS) này kết hợp giữa việc học sâu, giải thuật di truyền GA, phần mềm mô phỏng vỉa chứa (reservoir simulation) và dữ liệu khai thác thực tế. Một trong những khó khăn của mỏ này theo nhóm tác giả báo cáo là việc xác định chính xác sản lượng (dầu, khí và nước) của từng giếng, phân bổ tỉ lệ gas-lift khớp lịch sử (history matching) với kế hoạch khai thác (back allocation) toàn mỏ. Công cụ này đã tính toán độ mở từng giếng và điều tiết lưu lượng vào đường ống dẫn chung và phân bổ lượng gas-lift từng giếng, giúp tránh tình trạng nghẽn cổ chai và tối ưu sản lượng toàn mỏ.

Nghiên cứu của Romero, Silva và nnk sử dụng phần mềm thương mại AI ML (có tên gọi là Prophet) nhằm phân loại và dán nhãn các chế độ lưu lượng dòng chảy cũng như biểu hiện từng giếng trong cụm mỏ. Các tác giả báo cáo lưu lượng dòng chảy cũng như biểu hiện làm việc từng giếng phụ thuộc vào các thông số như kích thước đường ống, van côn, áp suất đầu vào công nghệ, v.v. Bằng các phân tích dữ kiện lịch sử đường suy giảm áp suất (Pressure Decline Curve Analysis) của 130 giếng tải mỏ Loma Campana Argentina, các tác giả đã có thể phân loại và dán nhãn dựa trên thuật toán AI ML những biểu hiện bình thường và bất thường (do ăn mòn van côn, xâm nhập cát hay nghẽn do hình thành paraffin tại van côn). Kết quả của nghiên cứu đã cho phép có thể giám sát chế độ khai thác toàn mỏ theo thời gian thực, ngăn ngừa mất mát sản lượng do các biểu hiện nêu trên gây ra.

Trong một xu hướng nghiên cứu khác, việc phân tích đường cong suy giảm áp suất (decline curve analysis - DCA) là vô cùng cần thiết trong việc đánh giá khả

năng hoạt động của giếng, dự đoán và hoạch định khai thác dầu khí trong tương lai, rà soát trữ lượng còn lại của mỏ. Theo nghiên cứu của Kianinejad, Kansao và nnk, nhóm tác giả đã đưa ra phương án dự đoán DCA dựa trên phương pháp học sâu (DL) không giám sát để tìm ra các nhóm thông số tương đương. Dữ liệu lớn của 2000 giếng và gần 70 năm khai thác tại Trung Đông đã được xử lý và đưa vào mô hình học sâu. Các dữ liệu tới từ nhiều lĩnh vực kỹ thuật dầu khí khác nhau như: khoan khai thác, địa vật lý giếng khoan, hoàn thiện giếng hay các kỹ thuật nâng nhân tạo (artificial lifting techniques), vv. Mô hình đã chỉ ra được các nhóm giếng có hoạt động tương đồng, có trữ lượng và nhịp độ khai thác tương đồng. Ngoài ra thì đối với từng giếng, các nhãn tương ứng với hoạt động khai thác bình thường hay bất bình thường (do sự cố đã hoặc chưa được phát hiện) được gán. Trong khi đó, Masini, Goswami và nnk cũng nghiên cứu phân tích DCA dựa trên kỹ thuật AI. Nhóm tác giả đã đưa ra phương pháp sử dụng mạng nơ-ron hồi quy (Recurrent Neural Networks). Mạng neural này sử dụng dữ liệu lịch sử về sản lượng khai thác, áp suất đáy giếng và bề mặt của 5 giếng khai thác và 2 giếng bơm ép nước tại mỏ Volve, Na Uy để huấn luyện mô hình. Kết quả dự đoán của mô hình và thực tế có sai số bình phương trung bình gốc (Root Mean Square Error) là nhỏ hơn 5%.

Trong một nghiên cứu khác, nhóm nghiên cứu của Chen, Yang và cộng sự đã sử dụng AI với thuật toán tối ưu bầy đàn (particle swarm optimization algorithm) để xem xét hiện tượng xâm nhập nước trong giếng khai thác gồm nhiều lớp vỉa (multilayer reservoir). Mô hình sử dụng lịch sử dữ liệu khai thác, dữ liệu đo địa vật lý giếng khoan (logging tools), chế độ bơm ép của các giếng trong từng lớp vỉa. Kết quả mô hình đã dự đoán được hiện tượng xâm nhập nước với sai số trung bình là 4.59%.

Nhóm nghiên cứu của Al-Dogail, Baarimah và cộng sự đã phân tích chỉ số mối quan giữa hệ dòng chảy và hiệu suất (Inflow Performance Relationship) đại diện cho hiệu quả dòng chảy (flowing) của giếng sử dụng mạng neural nhân tạo lan truyền ngược (ANN back propagation) kết hợp lý thuyết mờ FL. Mô hình sử dụng dữ liệu lớn từ các nghiên cứu trên thế giới, PVT report về đặc tính chất lưu, lưu lượng, áp suất và nhiệt độ dòng khí trên bề mặt, độ dày vỉa, độ thấm, độ rỗng, áp suất vỉa, vv.

Kết quả chỉ số Inflow Performance Relationship đã được dự đoán với độ lệch chuẩn là 18.89%, sai số tuyệt đối trung bình là 4.3%.

Khai thác mỏ dầu khí có thể nói là mảnh đất màu mỡ đối với việc áp dụng các công cụ hỗ trợ bằng AI. Hiện tại đã có các ứng dụng máy học để thực hiện bảo trì dự đoán cho các máy bơm khác nhau và chọn chế độ vận hành tối ưu liên quan đến chi phí vận hành so với chi phí sản xuất. Nhiều máy bơm, bao gồm máy bơm chìm điện, máy bơm giếng phun, máy bơm thủy lực và các máy bơm xử lý giếng khác, được trang bị một số lượng lớn các cảm biến đo áp suất, nhiệt độ, rung động, tốc độ dòng chảy, v.v. Có nhiều ví dụ về mô hình hoàn toàn theo hướng dữ liệu hoặc mô hình lai giữa hướng vật lý và hướng dữ liệu giúp tối ưu hóa các chế độ, ngăn ngừa các lỗi không mong muốn và tiết kiệm khi bảo trì theo đúng lịch.

4.3. Các nghiên cứu về AI nhằm quản lý Hiệu Suất, Tối Ưu Hóa Hoạt Động của Tài Sản (Assets Performance Management and Process Optimization) và Bảo Trì Dự Đoán (Predictive Maintenance)

Do đặc thù của việc khai thác dầu khí trên biển như ở Việt Nam là các công trình nằm xa bờ, yêu cầu an toàn nghiêm ngặt và hoạt động sản xuất liên tục. Các thiết bị thường rất tốn kém lại được liên kết với nhau theo một chuỗi xử lý công nghệ. Chỉ cần một thiết bị gặp vấn đề là kéo theo rất nhiều các chi phí xử lý phát sinh do hỏng hóc hoặc dừng sản xuất. Vì vậy công tác bảo trì bảo dưỡng thiết bị trên các giàn khai thác là rất quan trọng. Theo báo cáo của Herve, Haddad và cộng sự, chi phí Bảo trì định kỳ (Scheduled maintenance) hàng năm tiêu tốn trung bình 24 USD cho một sức ngựa; chi phí bảo trì bị động (Reactive maintenance – sửa chữa khi hỏng) hàng năm tiêu tốn trung bình 17 USD cho một sức ngựa, chưa tính thiệt hại về dừng sản xuất, thiệt hại môi trường và an toàn cũng như chi phí sửa chữa hỏng hóc. Trong khi đó, với Bảo trì tiên đoán (predictive maintenance - PdM), chi phí này chỉ là 9 USD một năm. Do đó mà PdM đã trở thành xu thế hàng đầu trong hoạt động bảo trì bảo dưỡng thiết bị dầu khí nhờ khả năng giảm thiểu chi phí sản xuất cũng như tăng độ tin cậy thiết bị. Herve, Haddad và nnk phát triển mô hình AMB (Automated model building) phục vụ công tác bảo trì tiên đoán (bảo trì và bảo dưỡng thiết bị) trên giàn khoan dựa trên AI ML và dữ liệu lớn về vận hành sản xuất. Mô

hình đã được thử nghiệm với 2 dataset, với kết quả chính xác lần lượt là 65% và 100% cho các phát hiện bất thường (failure prediction).

Bangert áp dụng phương pháp AI ML và dữ liệu lớn cho rất nhiều các thiết bị điển hình trên giàn khai thác như bơm, máy nén, bộ trao đổi nhiệt, vv. Mô hình xác định hiện trạng làm việc (Condition Base Monitoring) và dựa trên các thông số làm việc của thiết bị để đưa ra các cảnh báo về trạng thái bất thường của thiết bị (dựa trên phân bố sai số giữa mô hình và thực tế). Theo báo cáo của Bangert, nghiên cứu này đã giúp giảm 60% nhân sự trong việc bảo trì bảo dưỡng thiết bị và tăng hiệu suất làm việc liên tục của giàn lên thêm 10%.

Trong khi đó, nghiên cứu của Kandziora đã áp dụng AI vào việc dự đoán hỏng hóc cho máy bơm điện chìm (Electrical Submersible Pump, ESP) sử dụng vào mục đích bơm ép vỉa, duy trì sản lượng khai thác. Các máy bơm này có điều kiện hoạt động khắc nghiệt (áp suất cao, nhiệt độ cao, tiếp xúc với hóa chất) lại nằm sâu trong lòng giếng, khó can thiệp; do vậy việc dự báo được các hỏng hóc có ý nghĩa cực kỳ quan trọng và tiết kiệm được cho phí vận hành rất lớn, làm tăng hiệu quả khai thác. Thuật toán AI ML được sử dụng cho 30 ESPs có công suất làm việc khác nhau, cho các giếng khác nhau. Các thông số như tốc độ bơm, dòng điện, áp suất bề mặt, lưu lượng dầu trong lịch sử đã được huấn luyện cho mô hình. Kết quả là thuật toán đã có thể dự đoán hỏng hóc của bơm ESP trước 12 ngày so với thực tế.

Nghiên cứu của Almadhoun và Alashqar đã xây dựng một mô hình dự đoán lại HIS cho máy nén khí để giải quyết các thách thức về công tác vận hành, tối ưu hóa nhu cầu bảo trì và giảm thiểu rủi ro. Trên các giàn công nghệ dầu khí, máy nén là trái tim của hệ thống công nghệ. Do vậy, khi máy nén bị hỏng, nó sẽ khiến hoạt động sản xuất bị ngưng trệ hoặc suy giảm. Vì vậy, mỗi máy cần có sự giám sát hoạt động thường xuyên nhằm xây dựng nên bộ dữ liệu cần thiết về tình trạng và trạng thái của thiết bị. Tuy nhiên, việc giám sát tình trạng máy nén thường đòi hỏi nhiều phép đo riêng biệt nên nhu cầu về các hệ thống thông minh sử dụng AI trong việc dự đoán sớm các lỗi sẽ phát sinh trở lên rất cần thiết và cấp bách. Các tác giả đã kết hợp một kỹ thuật thông minh nhân tạo lai HIS sử dụng máy véc tơ hỗ trợ (Support vector machine, SVM) và mạng nơ-ron hồi quy (Recurrent neural network, RNN) nhằm nắm bắt và xử lý các dữ kiện lịch sử. Các phép phân tích thống kê theo chuỗi

thời gian đã được sử dụng để dự đoán sớm các lỗi máy có thể xảy ra hoặc sự giảm hiệu suất thông qua xu hướng tín hiệu theo thời gian. Kết quả của mô hình cho thấy độ chính xác khác nhau thay đổi từ 70% đến 96% tùy theo thiết bị áp dụng. AI lai HIS đưa đến sự hiểu biết tốt hơn cho từng loại dự báo sự kiện và đã giảm thiểu số lượng báo động sai.

4.4. Các nghiên cứu về AI trong lĩnh vực tối ưu hóa hệ thống công nghệ khai thác dầu khí

Các nghiên cứu AI trong lĩnh vực tối ưu hóa hệ thống khai thác dầu khí đều dựa trên phương pháp học máy. Dữ liệu khai thác trong lịch sử được sử dụng để huấn luyện mô hình và từ đó có thể đưa ra các quyết định vận hành và quản lý mỏ. Theo nghiên cứu của Akanji và Ofi, một công cụ AI về công tác giám sát và can thiệp vận hành mỏ dầu đã được phát triển. Dữ liệu thời gian thực từ hoạt động khai thác dầu khí được sử dụng để giải mã hiệu suất của các hệ thống công nghệ. Các tác giả đã sử dụng lý thuyết mờ FL dựa trên mức độ của các thành viên thay vì các điều kiện chỉ mang tính đúng và sai, và khả năng học tập của các mạng lưới thần kinh, để có được trí thông minh lai HIS như yêu cầu. Các tác giả đã áp dụng nhiều kỹ thuật của trí tuệ nhân tạo như thuật toán nâng cao (Enhance Algorithm), mạng thần kinh (NN) và hệ thống mờ (FS) nhằm tạo ra một mô hình tích hợp được gọi là hệ thần kinh mờ nâng cao (Enhanced Neuro-Fuzzy System, ENFS). Kết quả từ nghiên cứu đã cho phép phân tích các hoạt động vận hành và quản lý mỏ dầu dựa trên các KPI như sản lượng khai thác, tỷ lệ nước, áp suất đáy giếng hay giá trị vận hành của thiết bị. Công cụ AI này hỗ trợ việc ra quyết định nhanh hơn; tối ưu hóa hiệu suất thiết bị theo thời gian thực; giám sát tình trạng sức khỏe thiết bị từ xa; dự đoán lỗi thiết bị tiềm năng; dự đoán thời gian hỏng hóc và báo cáo đồ thị hiệu suất sản xuất ngay lập tức và theo thời gian thực. Ngoài ra, công cụ còn hỗ trợ việc phân tích và phân loại các biểu hiện bất thường như: biến động sản lượng khai thác; hành vi dị thường về nhiệt độ và áp suất thiết bị; chênh lệch áp suất vỉa; dị thường dao động dòng và công suất điện; dị thường tốc độ rung động thiết bị; chênh lệch tốc độ dòng chảy giếng; vv. Các thiết bị, cụm thiết bị được lập KPI để giám sát gồm có turbine, bơm, valves, bộ trao đổi nhiệt, etc.

Trong một nghiên cứu khác, Lu, Guo và nnk đã báo cáo về công cụ tối ưu hóa hệ thống công nghệ sử dụng bộ dữ liệu lớn về thông số vận hành, phương pháp học máy và các phần mềm mô phỏng hoạt động công nghệ tại nhà máy lọc hóa dầu của Sinopec Jiujiang Company. Hệ thống này được các tác giả gọi là “digital and intelligent framework”. So sánh với năm 2010, công cụ đã giúp giảm 12% tổng số nhân viên, giảm 13% số nhóm và giảm 35% số lượng hợp đồng nhân sự bên ngoài. Tương tự, công ty hóa dầu Sinopec Yanshan đã thực hiện tối ưu hóa theo thời gian thực cho nhà máy ethylene của nhà máy lọc dầu, với hiệu suất tăng hàng năm tương ứng ở mức là 30-60 triệu CNY.

Ở một khía cạnh khác, phân tích dữ liệu là một lĩnh vực mới nổi bao gồm việc sử dụng các thuật toán thống kê và học máy tiên tiến để khám phá thông tin & mối quan hệ hiện diện trong các loại dữ liệu khác nhau. Nghiên cứu được mô tả trong báo cáo của Patel và Patwardhan minh họa việc áp dụng các kỹ thuật học máy (ML) vào triển khai thuật toán điều khiển tiên tiến (Advanced Process Control - APC). Việc triển khai APC tại một mỏ dầu cỡ lớn trên bờ của Saudi Aramco cho phép kiểm soát và tối ưu hóa hoạt động khai thác của hàng trăm giếng dầu (300+) trong mỏ này cùng lúc. Các tác giả đã sử dụng các kỹ thuật phân tích dữ liệu không giám sát (unsupervised clustering algorithm) để điều khiển quá trình bơm ép vỉa sử dụng ESP với hiệu quả khai thác là cao nhất dựa trên thực nghiệm của vài giếng điển hình. Các ứng dụng APC này học quá trình điều khiển bơm ép một giếng dầu điển hình với các thông số như tỷ lệ mở của van côn, lưu lượng, áp suất, nhiệt độ, điều khiển tốc độ và tỷ lệ điện áp-tốc độ bơm ép vỉa ESP để đạt được mục tiêu sản xuất trong khi ESP vẫn vận hành hiệu quả trong phạm vi hoạt động của nó. Các giếng khác sẽ được phân nhóm hành vi theo thuật toán phân tích dữ liệu không giám sát (unsupervised clustering algorithm). Sau đó ứng dụng APC học máy này tiến hành áp dụng tối ưu hóa hoạt động cho hàng loạt các bơm ép ESP trong cụm mỏ.

Các công trình nghiên cứu nêu trên đã tạo nên một bước phát triển mới trong việc ứng dụng AI trong ngành công nghiệp dầu khí trên thế giới, giúp nâng cao hiệu quả quản lý, khai thác các mỏ dầu khí. Nhìn chung các nghiên cứu đều tập trung vào quá trình chuẩn hóa, phân loại và xử lý dữ liệu phục vụ cho các kỹ thuật AI nhằm mục đích số hóa và chuẩn hóa dữ liệu theo thực thời gian và bổ sung các dữ liệu còn

thiếu, loại bỏ các dữ liệu dư thừa nhằm giảm thời gian xử lý. Các nghiên cứu cũng chỉ ra rằng, trong kỹ thuật mạng nơ-ron nhân tạo ANN, học máy (Machine Learning) hay học sâu (Deep Learning) phải dùng một phần dữ liệu lịch sử trong quá trình huấn luyện cho mô hình. Do đó, các dữ liệu sau khi được chuẩn hóa sẽ được chia ra làm các nhóm dữ liệu để tránh hiện tượng quá khớp (overfitting). Overfitting là hiện tượng mô hình quá khớp với dữ liệu huấn luyện, trong đó có cả dữ liệu nhiễu hoặc bất thường, dẫn đến có độ chính xác không cao trên dữ liệu kiểm tra. Có thể giải thích ở một cách khác, Overfitting là hiện tượng cả dữ liệu nhiễu, hoặc dữ liệu bất thường trong tập huấn luyện đều được chọn và học để đưa ra quy luật mô hình. Những quy luật này sẽ không có ý nghĩa nhiều khi áp dụng với bộ dữ liệu mới có thể có dạng dữ liệu nhiễu khác. Khi đó, nó ảnh hưởng tiêu cực tới độ chính xác của mô hình nói chung.

Kể từ những năm 1950, tăng cường tận thu dầu (EOR) bắt đầu đóng vai trò quan trọng trong việc phát triển mỏ dầu. Cho đến giai đoạn hiện tại, các công nghệ EOR chính được áp dụng trong lĩnh vực này bao gồm bơm ngập chất hóa học, thu hồi nhiệt, bơm ngập chất khí, v.v. Khám phá ứng dụng của AI trong EOR có thể mang lại cho chúng ta những ý tưởng mới và đột phá công nghệ.

Ứng dụng của AI trong EOR chủ yếu là dự đoán mô phỏng, có thể cải thiện đáng kể tính hiệu quả và độ chính xác. Nhưng nó yêu cầu dữ liệu thử nghiệm để xác minh. Ngoài ra, mối quan hệ giữa các thông số đầu vào và đầu ra cần được nghiên cứu thêm. Mặc dù các thuật toán AI trong nghiên cứu EOR vẫn đang trong quá trình hoàn thiện nhưng tiềm năng ứng dụng của nó là rất lớn, do đó đây là một định hướng đáng để các nhà nghiên cứu chú ý.

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Trí tuệ nhân tạo (AI), được xem là công nghệ đa năng quan trọng nhất hiện nay, đang được ứng dụng vào các ngành công nghiệp, mang đến tiềm năng đáng kể cho các công cuộc đổi mới và sự phát triển. Trong các lĩnh vực chăm sóc sức khỏe, giao thông, bán lẻ, truyền thông và tài chính, trí tuệ nhân tạo đã tạo ra những thay đổi đáng kể đồng thời cũng thay đổi các quy tắc cạnh tranh. Thay vì dựa vào các phương thức kinh doanh truyền thống lấy con người làm trung tâm, mà giá trị được tạo ra thông qua các giải pháp AI. Các thuật toán AI nâng cao được huấn luyện dựa trên các tập dữ liệu lớn, liên tục cập nhật do đó không ngừng thúc đẩy quá trình tạo giá trị. Đó là cách Gero.ai đương đầu với Covid-19, Amazon tạo ra siêu thị không người bán đầu tiên, Apple nâng cao khả năng bảo mật và Tesla chế tạo ô tô tự lái.

Tuy nhiên, không chỉ các công ty từ các ngành công nghiệp kỹ thuật số đang thu lợi từ AI. Các công ty dầu khí, khai thác mỏ và xây dựng là những công ty đi sau trong quá trình số hóa, nhưng họ cũng ngày càng phụ thuộc nhiều hơn vào các giải pháp AI. Mặc dù những ứng dụng đầu tiên của AI trong ngành dầu khí đã được xem xét vào những năm 1970, công nghiệp dầu khí đã bắt đầu chủ động hơn để tìm kiếm các cơ hội ứng dụng AI trong vài năm trở lại đây. Điều này một lần nữa khẳng định tiềm năng của AI và xu hướng dịch chuyển của ngành đối với khái niệm Dầu khí 4.0, với mục tiêu cốt lõi là đạt được giá trị cao hơn bằng cách sử dụng các công nghệ kỹ thuật số.