

TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỎ - ĐỊA CHẤT

TUYỂN TẬP HỘI NGHỊ KHOA HỌC QUỐC GIA
CÔNG NGHỆ NĂNG LƯỢNG
VÀ ỨNG PHÓ BIẾN ĐỔI KHÍ HẬU (ENCCR - 2026)

TUYỂN TẬP HỘI NGHỊ KHOA HỌC QUỐC GIA
CÔNG NGHỆ NĂNG LƯỢNG
VÀ ỨNG PHÓ BIẾN ĐỔI KHÍ HẬU (ENCCR - 2026)

TUYỂN TẬP HỘI NGHỊ KHOA HỌC QUỐC GIA: CÔNG NGHỆ NĂNG LƯỢNG VÀ ỨNG PHÓ BIẾN ĐỔI KHÍ HẬU (ENCCR - 2026)

ISBN: 978-604-76-3382-1



SÁCH KHÔNG BÁN



NHÀ XUẤT BẢN GIAO THÔNG VẬN TẢI

Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong sàng lọc và lựa chọn phương pháp gia tăng thu hồi dầu, thử nghiệm tại mỏ Tê Giác Trắng

Đặng Duy¹, Nguyễn Tiến Hùng^{2,*}, Nguyễn Hải An³

¹ Viện Dầu Khí Việt Nam (VPI), Việt Nam

² Trường Đại học Mỏ - Địa chất (HUMG), Việt Nam

³ Tổng công ty Thăm dò Khai thác Dầu khí (PVEP), Việt Nam

TÓM TẮT

Bài báo trình bày một phương pháp tích hợp trí tuệ nhân tạo và ra quyết định đa tiêu chí nhằm giải quyết bài toán sàng lọc và lựa chọn phương pháp nâng cao hệ số thu hồi dầu (EOR). Nghiên cứu đề xuất một mô hình sàng lọc kết hợp bốn phương pháp: Analytic Hierarchy Process (AHP) xác định trọng số tiêu chí từ tri thức chuyên gia; VIKOR xếp hạng phương án theo nguyên lý giải pháp thỏa hiệp; thuật toán Monte-Carlo tối ưu hóa đồng thời bộ trọng số và tham số VIKOR trên dữ liệu lịch sử; mô hình Ensemble kết hợp điểm số từ AHP và VIKOR đã tối ưu để đưa ra kết quả sàng lọc chính xác. Dữ liệu được tổng hợp từ khoảng 700 dự án EOR thành công trên toàn thế giới. Mô hình được kiểm thử thông qua trường hợp mỏ Tê Giác Trắng, cho thấy phương pháp bơm ép CO₂ trộn lẫn (CO₂ miscible) là lựa chọn tối ưu trong điều kiện nhiệt độ và áp suất cao. Kết quả chứng minh rằng việc tích hợp tri thức chuyên ngành với các phương pháp ra quyết định đa tiêu chí giúp cải thiện đáng kể độ tin cậy và khả năng giải thích của kết quả sàng lọc.

Từ khóa: EOR; MCDM; AHP; VIKOR; Monte-Carlo.

1. Đặt vấn đề

Trong bối cảnh nhu cầu năng lượng toàn cầu vẫn tiếp tục gia tăng, việc tối ưu hóa khai thác các mỏ dầu hiện hữu đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo an ninh năng lượng. Tuy nhiên, sau các giai đoạn khai thác sơ cấp và thứ cấp, một lượng lớn dầu vẫn còn tồn tại trong vỉa, thường chiếm từ 50-70% trữ lượng ban đầu (Al Adasani và Bai, 2011). Do đó, các phương pháp thu hồi dầu tăng cường (EOR) đã và đang trở thành giải pháp thiết yếu nhằm nâng cao hệ số thu hồi dầu.

Mặc dù các giải pháp công nghệ EOR hiện nay rất đa dạng, từ các phương pháp nhiệt, hóa học, đến bơm ép khí, việc lựa chọn phương pháp phù hợp cho một mỏ cụ thể vẫn là một thách thức lớn. Nguyên nhân là do quá trình này phụ thuộc vào nhiều yếu tố phức tạp như đặc tính địa chất vỉa, tính chất chất lưu, điều kiện vận hành và các ràng buộc kinh tế. Các phương pháp lựa chọn truyền thống chủ yếu dựa trên kinh nghiệm, biểu đồ sàng lọc hoặc mô phỏng số, vốn tồn tại nhiều hạn chế như tốn thời gian, chi phí cao và độ chính xác phụ thuộc mạnh vào chất lượng dữ liệu đầu vào (Alagoz, 2023).

Trong bối cảnh đó, sự phát triển của trí tuệ nhân tạo (AI) và các phương pháp ra quyết định đa tiêu chí Multi Criteria Decision Making (MCDM) mở ra hướng tiếp cận mới. Đặc biệt, Decision Intelligence cho phép tối ưu hóa toàn bộ quy trình ra quyết định, trong khi Knowledge-Guided AI giúp tích hợp tri thức chuyên ngành vào mô hình. Nghiên cứu này nhằm xây dựng một hệ thống sàng lọc EOR có khả năng đánh giá định lượng, giải thích rõ ràng và phù hợp với thực tiễn khai thác.

2. Cơ sở lý thuyết và phương pháp nghiên cứu

2.1. Trí tuệ ra quyết định (Decision Intelligence) và trí tuệ nhân tạo có hướng dẫn bởi tri thức (Knowledge-Guided AI)

2.1.1. Trí tuệ ra quyết định

Decision Intelligence (DI) là một lĩnh vực liên ngành kết hợp giữa khoa học dữ liệu, lý thuyết quyết định và trí tuệ nhân tạo, nhằm hỗ trợ đưa ra quyết định tốt hơn trong môi trường phức tạp và không chắc chắn. Thuật ngữ này được Gartner đưa vào danh sách các xu hướng công nghệ chiến lược từ năm 2022 (Gartner, 2022). Khác với các hệ thống AI truyền thống chủ yếu tập trung vào dự đoán kết quả, DI hướng đến tối ưu

* Tác giả liên hệ

Email: nguyentienhung.dk@humg.edu.vn

hóa toàn bộ quy trình ra quyết định - từ xác định vấn đề, đánh giá đa tiêu chí, định lượng độ không chắc chắn, đến đưa ra khuyến nghị có thể giải thích được.

Sàng lọc và lựa chọn phương pháp nâng cao hệ số thu hồi dầu là một ứng dụng điển hình của DI, bởi quyết định này phụ thuộc vào sự đan xen phức tạp giữa nhiều thông số vỉa chứa như áp suất, nhiệt độ, độ thấm, độ rỗng, cùng với các nguồn không chắc chắn do dữ liệu bị hạn chế. Do đó, một hệ thống Decision Intelligence cho sàng lọc EOR cần có khả năng tích hợp tất cả các yếu tố này, đánh giá định lượng mức độ phù hợp của từng phương pháp, và đưa ra khuyến nghị có cơ sở khoa học rõ ràng để hỗ trợ người ra quyết định.

2.1.2. Trí tuệ nhân tạo có hướng dẫn bởi tri thức

Knowledge-Guided AI (KGA) hay còn gọi là Trí tuệ nhân tạo có hướng dẫn bởi tri thức là một cách tiếp cận lai (hybrid approach) trong trí tuệ nhân tạo, kết hợp khả năng học từ dữ liệu của các thuật toán học máy với tri thức chuyên môn từ lĩnh vực ứng dụng. Thay vì chỉ dựa vào dữ liệu để học, KGA tích hợp thêm các quy luật vật lý, kinh nghiệm chuyên gia và các nguyên lý đã được kiểm chứng vào trong quá trình xây dựng mô hình (Von Rueden và nnk., 2023) (Bảng 1).

Bảng 1. Nguyên lý hoạt động của Knowledge-Guided AI.

Phương thức tích hợp	Mô tả	Ví dụ
Ràng buộc đầu ra	Đảm bảo kết quả tuân theo các quy luật đã biết	Không đề xuất Steam cho dầu nhẹ ($API > 35^\circ$).
Khởi tạo tham số	Sử dụng giá trị từ tài liệu để khởi tạo mô hình	Giá trị lý tưởng các tiêu chí từ SPE.
Hàm mục tiêu lai	Kết hợp loss từ dữ liệu và từ tri thức	Tối ưu độ chính xác và tuân thủ screening criteria.
Kiến trúc mô hình	Thiết kế mô hình phản ánh cấu trúc vấn đề	Phân nhóm EOR: Thermal; Gas; Chemical.

Cách tiếp cận này giúp khắc phục các hạn chế của AI thuần túy dựa trên dữ liệu, như yêu cầu lượng dữ liệu lớn, nguy cơ quá khớp (overfitting), khó giải thích kết quả và khả năng vi phạm các quy luật vật lý. Knowledge-Guided AI có thể được triển khai thông qua nhiều phương thức như áp đặt ràng buộc đầu ra, khởi tạo tham số dựa trên tri thức, xây dựng hàm mục tiêu lai hoặc thiết kế kiến trúc mô hình phản ánh bản chất của bài toán.

Nhờ tích hợp tri thức chuyên ngành, KGA không chỉ cải thiện độ chính xác mà còn nâng cao tính tin cậy và khả năng giải thích của mô hình, đặc biệt phù hợp với các lĩnh vực như dầu khí, nơi dữ liệu hạn chế nhưng yêu cầu tính chính xác và minh bạch cao.

2.2. Phương pháp ra quyết định đa tiêu chí MCDM trong EOR

Ra quyết định đa tiêu chí (Multi-Criteria Decision Making - MCDM) là một lĩnh vực quan trọng trong nghiên cứu vận hành, tập trung vào việc giải quyết các bài toán lựa chọn, sắp xếp hoặc đánh giá các phương án khi tồn tại đồng thời nhiều tiêu chí khác nhau. Đặc điểm nổi bật của các bài toán MCDM là các tiêu chí thường có xu hướng xung đột hoặc mâu thuẫn lẫn nhau, đòi hỏi phải có cách tiếp cận tổng hợp và cân bằng để đưa ra quyết định tối ưu (Saaty, 1980; Tzeng và Huang, 2011).

Được phát triển từ những năm 1960, MCDM đã không ngừng hoàn thiện và trở thành một công cụ phân tích hiệu quả, được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực như kinh tế, kỹ thuật và môi trường. Trong lĩnh vực dầu khí, đặc biệt là bài toán lựa chọn phương pháp nâng cao hệ số thu hồi dầu, MCDM đóng vai trò quan trọng trong việc tích hợp các thông số vỉa chứa, điều kiện khai thác và yếu tố kinh tế nhằm hỗ trợ quá trình ra quyết định một cách có hệ thống, định lượng và minh bạch.

Các phương pháp MCDM phổ biến, ưu, nhược điểm của chúng được nhóm tác giả liệt kê và trình bày trong Bảng 2 (Opricovic, 1998; Tzeng và Huang, 2011).

Bảng 2. Các phương pháp MCDM phổ biến.

Phương pháp	Năm	Tác giả	Nguyên lý	Ưu điểm	Nhược điểm
AHP	1980	Saaty	So sánh cặp	Xác định trọng số rõ ràng, kiểm tra tính nhất quán	Phụ thuộc đánh giá chủ quan
TOPSIS	1981	Hwang & Yoon	Khoảng cách đến ideal	Tính toán đơn giản, trực quan	Nhạy với chuẩn hóa
PROMETHEE	1986	Brans	Outranking	Linh hoạt với dữ liệu định tính	Khó xác định hàm ưu tiên
ELECTRE	1966	Roy	Outranking	Xử lý tốt dữ liệu không chắc chắn	Phức tạp, khó triển khai
VIKOR	1998	Opricovic	Compromise solution	Cân bằng lợi ích nhóm và cá nhân	Nhạy với tham số v

Phương pháp ra quyết định đa tiêu chí (MCDM) có thể được phân thành hai nhánh chính dựa trên bản chất của bài toán:

Nhánh thứ nhất là ra quyết định đa thuộc tính (Multiple Attribute Decision Making - MADM), áp dụng cho các bài toán lựa chọn hoặc xếp hạng một phương án tối ưu từ một tập hữu hạn các lựa chọn, dựa trên nhiều tiêu chí đánh giá. Các phương pháp tiêu biểu thuộc nhóm này bao gồm AHP, TOPSIS, VIKOR, PROMETHEE và ELECTRE. MADM đặc biệt phù hợp với các bài toán kỹ thuật thực tiễn, trong đó các phương án đã được xác định trước và cần được so sánh dựa trên nhiều thuộc tính khác nhau.

Nhánh thứ hai là ra quyết định đa mục tiêu (Multiple Objective Decision Making - MODM), được áp dụng cho các bài toán tối ưu hóa với không gian nghiệm liên tục. Trong trường hợp này, người ra quyết định cần tìm kiếm một nghiệm tối ưu đồng thời thỏa mãn nhiều mục tiêu, thường có tính xung đột. Các phương pháp điển hình của MODM bao gồm quy hoạch tuyến tính đa mục tiêu (Multi-objective Linear Programming) và quy hoạch mục tiêu (Goal Programming).

Trong bài toán sàng lọc các phương pháp nâng cao hệ số thu hồi dầu (EOR), phương pháp ra quyết định đa tiêu chí (MCDM) tỏ ra đặc biệt phù hợp do bản chất đa tiêu chí và phức tạp của vấn đề. Cụ thể, bài toán lựa chọn EOR thuộc nhóm ra quyết định đa thuộc tính (MADM), trong đó mục tiêu là xác định phương án tối ưu từ một tập hữu hạn các lựa chọn (thường bao gồm khoảng 10-12 phương pháp EOR), dựa trên nhiều tiêu chí đánh giá khác nhau.

Trong khuôn khổ phương pháp MADM, nghiên cứu này sử dụng kết hợp hai kỹ thuật phổ biến là Analytic Hierarchy Process (AHP) và VIKOR nhằm khai thác ưu điểm của từng phương pháp trong việc xử lý bài toán lựa chọn phương pháp EOR.

Phương pháp AHP được sử dụng để xác định trọng số của các tiêu chí đánh giá thông qua ma trận so sánh cặp. Cách tiếp cận này cho phép lượng hóa mức độ quan trọng tương đối giữa các tiêu chí dựa trên tri thức chuyên gia, đồng thời kiểm tra tính nhất quán trong quá trình đánh giá. Trong bài toán EOR, các tiêu chí như độ nhớt dầu, nhiệt độ, độ thấm, độ rỗng và áp suất vỉa được đưa vào cấu trúc phân cấp, từ đó xác định trọng số phản ánh mức độ ảnh hưởng của từng yếu tố đến hiệu quả lựa chọn phương pháp.

Tuy nhiên, AHP chủ yếu tập trung vào việc xác định trọng số và đánh giá mức độ phù hợp tổng thể, mà chưa phản ánh rõ sự khác biệt giữa các phương án trong các điều kiện cực trị. Do đó, nghiên cứu tiếp tục áp dụng phương pháp VIKOR nhằm thực hiện xếp hạng các phương án EOR dựa trên nguyên tắc thỏa hiệp đa tiêu chí. VIKOR đánh giá các phương án thông qua khoảng cách đến nghiệm lý tưởng và phản lý tưởng, đồng thời cân bằng giữa lợi ích tổng thể (group utility) và mức độ hối tiếc lớn nhất (individual regret).

Việc kết hợp AHP và VIKOR cho phép tận dụng ưu điểm của cả hai phương pháp: AHP cung cấp hệ trọng số đáng tin cậy dựa trên tri thức chuyên gia, trong khi VIKOR đảm bảo quá trình xếp hạng có xét đến cả hiệu quả tổng thể và rủi ro kỹ thuật. Cách tiếp cận tích hợp này đặc biệt phù hợp với bài toán lựa chọn phương pháp EOR, nơi tồn tại nhiều tiêu chí phức tạp và có sự đánh đổi giữa yếu tố kỹ thuật và kinh tế.

2.3. Tối ưu hoá Monte-Carlo và mô hình Ensemble

Để nâng cao độ tin cậy của mô hình ra quyết định, nghiên cứu áp dụng thuật toán Monte-Carlo với 10.000 vòng lặp nhằm tối ưu hóa đồng thời bộ trọng số tiêu chí và tham số thỏa hiệp v của VIKOR. Trong mỗi vòng lặp, một bộ tham số được sinh ngẫu nhiên trong phạm vi thỏa mãn các ràng buộc chuyên ngành, sau đó mô hình VIKOR sử dụng bộ tham số này để dự đoán phương pháp EOR phù hợp nhất cho toàn bộ tập xác nhận (validation). Độ chính xác được tính bằng cách so sánh kết quả dự đoán với thực tế, và bộ tham số cho độ chính xác cao nhất được lựa chọn làm nghiệm tối ưu.

Điểm khác biệt là quá trình tối ưu hóa không diễn ra thuần túy theo nghĩa thống kê, mà được tích hợp có hệ thống tri thức chuyên ngành về EOR, bao gồm các cơ chế vật lý, hóa học và tương tác đặc trưng giữa các yếu tố vỉa chứa. Ví dụ, đối với nhóm phương pháp bơm ép khí, mô hình không chỉ xét các thông số đầu vào riêng lẻ mà còn đánh giá tổng hợp các cơ chế chi phối như trộn lẫn, trương nở dầu, giảm sức căng liên bề mặt và điều kiện trộn lẫn tối thiểu (MMP), từ đó xác định mức độ phù hợp tổng thể giữa điều kiện vỉa và từng phương pháp.

Bên cạnh đó, nghiên cứu đề xuất một mô hình Ensemble nhằm kết hợp kết quả từ AHP và VIKOR, với mục tiêu tận dụng ưu điểm của cả hai phương pháp. Cụ thể, điểm số tổng hợp của mỗi phương án EOR được xác định theo biểu thức:

$$Score_{Ensemble,m} = \alpha \cdot Score_{AHP,m} + (1 - \alpha) \cdot (1 - Q_m) \quad (1)$$

Trong đó: $Score_{AHP,m}$ là điểm AHP chuẩn hóa của phương pháp m ; Q_m là chỉ số VIKOR (giá trị càng nhỏ càng tốt); $\alpha \in [0,1]$ là hệ số cân bằng giữa mức độ phù hợp tổng thể và kiểm soát rủi ro kỹ thuật.

Mô hình Ensemble cho phép cân bằng giữa hai khía cạnh quan trọng trong lựa chọn EOR: hiệu quả tổng thể dựa trên các tiêu chí kỹ thuật; và mức độ rủi ro tiềm ẩn trong các điều kiện bất lợi. Nhờ đó, phương án được lựa chọn không chỉ đạt hiệu suất cao mà còn đảm bảo tính ổn định và khả năng áp dụng trong thực tế.

Việc kết hợp Monte-Carlo và mô hình Ensemble tạo thành một khung phân tích linh hoạt, có khả năng

xử lý tốt sự không chắc chắn của dữ liệu, đồng thời nâng cao tính khách quan và độ tin cậy của kết quả ra quyết định.

3. Xây dựng mô hình sàng lọc các phương pháp nâng cao thu hồi dầu

Trong các hệ thống hỗ trợ ra quyết định dựa trên trí tuệ nhân tạo và phương pháp ra quyết định đa tiêu chí (MCDM), chất lượng dữ liệu đầu vào đóng vai trò quyết định đến độ tin cậy và tính chính xác của kết quả. Dữ liệu không đầy đủ, không nhất quán hoặc không được xử lý phù hợp sẽ làm suy giảm hiệu quả của mô hình, ngay cả khi sử dụng các thuật toán tiên tiến.

Đối với bài toán sàng lọc phương pháp nâng cao hệ số thu hồi dầu (EOR), dữ liệu đầu vào mang tính chất dị thể và phức tạp, do được tổng hợp từ nhiều nguồn khác nhau với sự khác biệt về định dạng, đơn vị đo lường và mức độ chi tiết. Các thông số via chứa như độ thấm, độ rỗng, độ nhớt dầu, nhiệt độ và áp suất thường được xác định bằng các phương pháp đo khác nhau, dẫn đến sự sai khác nhất định về độ chính xác. Bên cạnh đó, tình trạng thiếu dữ liệu hoặc dữ liệu không đầy đủ cũng phổ biến, đòi hỏi áp dụng các kỹ thuật tiền xử lý như chuẩn hóa, nội suy và hiệu chỉnh dữ liệu.

Ngoài dữ liệu thực nghiệm từ các dự án EOR, nghiên cứu còn xây dựng bộ giá trị lý tưởng cho từng phương pháp EOR. Các giá trị này đại diện cho điều kiện via chứa tối ưu, được tổng hợp từ các tiêu chí sàng lọc trong tài liệu chuyên ngành và kinh nghiệm thực tế. Bộ giá trị lý tưởng đóng vai trò làm chuẩn tham chiếu trong quá trình đánh giá và xếp hạng các phương án EOR.

3.1. Nguồn dữ liệu

Dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu được tổng hợp từ nhiều nguồn tài liệu uy tín nhằm đảm bảo tính đầy đủ và độ tin cậy. Nguồn dữ liệu chính bao gồm các báo cáo khảo sát EOR toàn cầu được công bố định kỳ trên tạp chí Oil and Gas Journal trong giai đoạn 1996 - 2014 (Oil & Gas Journal, 2014), với các công trình tiêu biểu của Moritis (2000), Ettinmungan và Koottungal (2014). Các khảo sát này cung cấp thông tin chi tiết về các dự án EOR đã triển khai thành công trên thế giới, chủ yếu thuộc các nhóm phương pháp bơm ép khí: CO₂ trộn lẫn (CO₂ miscible), Hydrocarbon trộn lẫn (Hydrocarbon miscible), bơm ép Nitrogen và phương pháp nhiệt: Bơm ép hơi nước (Steam flooding), Đốt via tại chỗ (In-situ combustion).

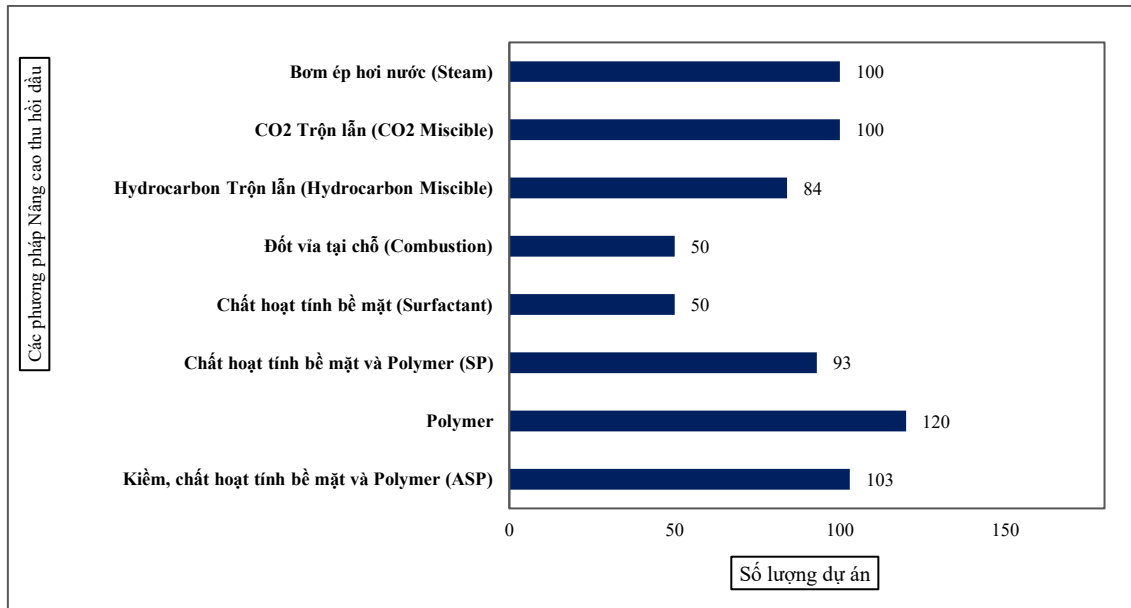
Tuy nhiên, dữ liệu từ các khảo sát này còn hạn chế đối với nhóm phương pháp EOR hóa học. Do đó, nghiên cứu đã bổ sung dữ liệu từ các nguồn chuyên khảo và nghiên cứu khoa học, bao gồm các công trình của Sheng (2013) về các nghiên cứu trường hợp EOR, nghiên cứu của Standnes và Skjevrak (2014) về Polymer flooding, cùng với các bài báo kỹ thuật của Hiệp hội Kỹ sư Dầu khí (SPE). Ngoài ra, dữ liệu cũng được thu thập từ các dự án thực tế tại các quốc gia như Trung Quốc, Hoa Kỳ và Ấn Độ cũng được tích hợp nhằm tăng tính đại diện và độ tin cậy của bộ dữ liệu.

Việc tổng hợp dữ liệu từ nhiều nguồn khác nhau giúp xây dựng một bộ dữ liệu đa dạng, bao quát đầy đủ các nhóm phương pháp EOR, đồng thời tạo nền tảng vững chắc cho quá trình huấn luyện và đánh giá mô hình trong nghiên cứu.

3.2. Đặc điểm bộ dữ liệu

Tập dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu bao gồm khoảng 700 mẫu (Hình 1) được thu thập từ các dự án EOR trên phạm vi toàn cầu. Các dữ liệu này đại diện cho nhiều loại đối tượng khai thác khác nhau, bao gồm cả các mỏ dầu khí truyền thống và các via chứa nứt nẻ phi truyền thống, qua đó đảm bảo tính đa dạng và khả năng khái quát của bộ dữ liệu (Hình 2).

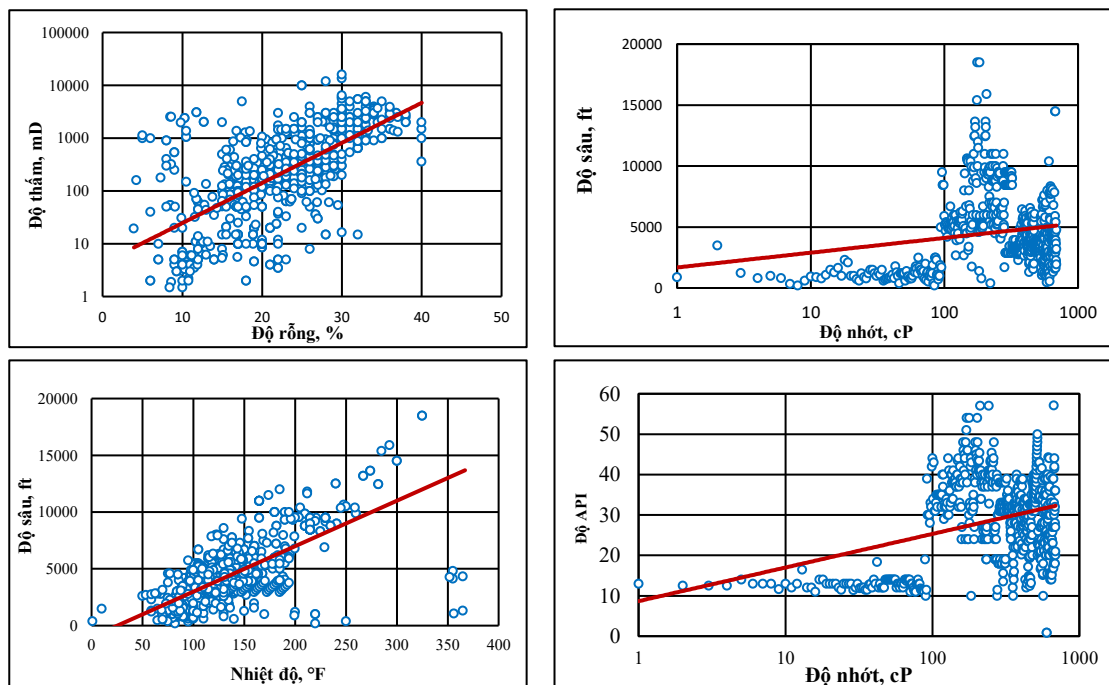
Các mẫu dữ liệu được phân loại theo tám phương pháp EOR tiêu biểu, thuộc ba nhóm chính: phương pháp nhiệt, phương pháp bơm ép khí và phương pháp hóa học (Hình 1). Việc phân nhóm này không chỉ phản ánh đặc trưng công nghệ của từng phương pháp mà còn tạo điều kiện thuận lợi cho quá trình phân tích, so sánh và xây dựng mô hình sàng lọc trong các bước tiếp theo.



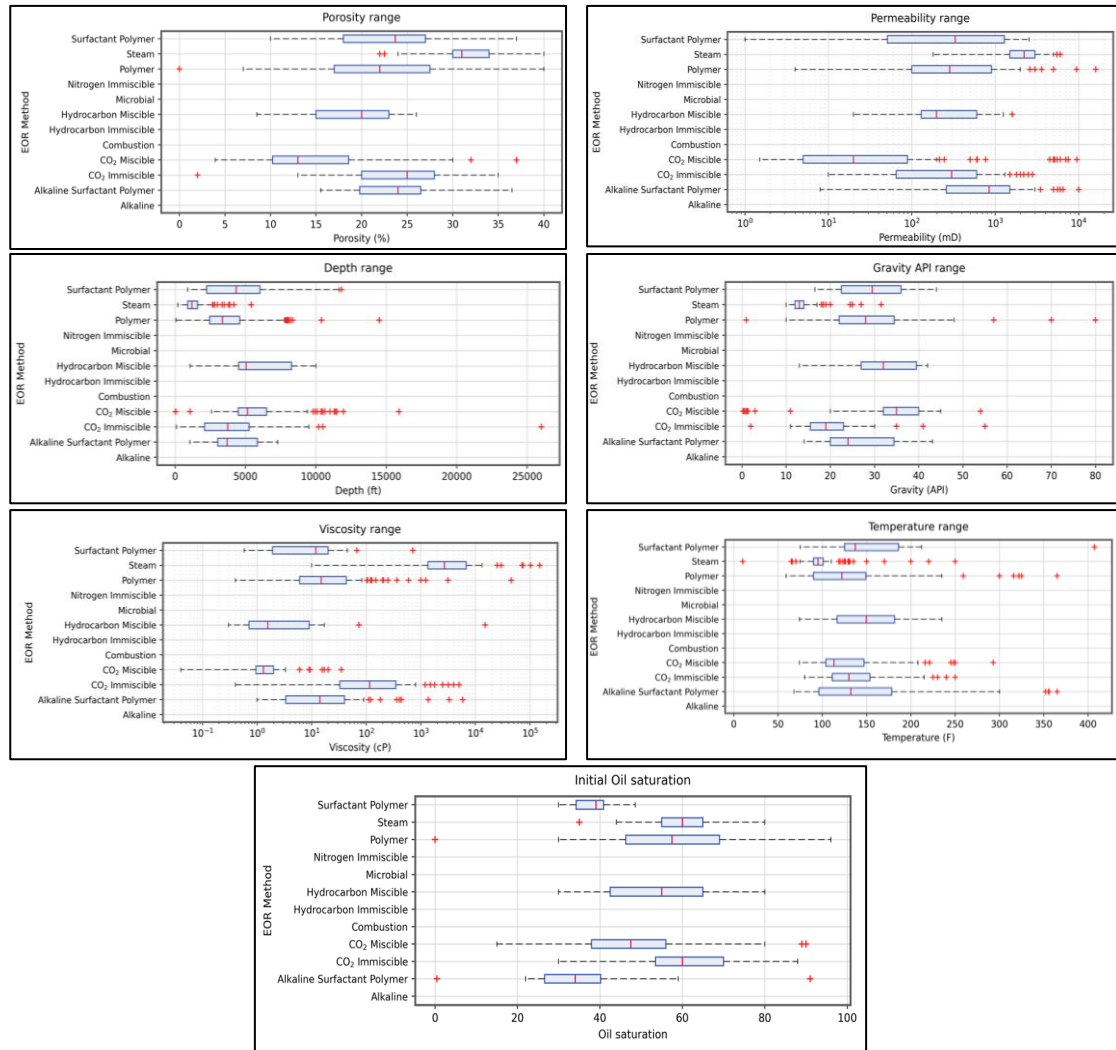
Hình 1. Số lượng dự án EOR sử dụng cho xây dựng hệ thống.

Dữ liệu thu thập từ các dự án EOR cần được tiền xử lý nhằm đảm bảo tính đầy đủ, nhất quán và phù hợp cho quá trình phân tích. Trong thực tế, một số thông số được báo cáo dưới dạng khoảng giá trị (ví dụ: độ rỗng 10-29%) thay vì giá trị đơn lẻ. Đối với các trường hợp này, giá trị đại diện được xác định bằng cách tính trung bình của khoảng và sử dụng trong các bước xử lý tiếp theo.

Đối với dữ liệu bị thiếu, phương pháp nội suy được áp dụng dựa trên mối tương quan tuyến tính giữa các cặp thông số có quan hệ vật lý, bao gồm: độ rỗng - độ thấm, độ nhớt - tỷ trọng API, nhiệt độ - độ sâu, và độ sâu - độ nhớt (Hình 2). Các quan hệ này được sử dụng để ước lượng và bổ sung dữ liệu một cách hợp lý. Đồng thời, một số điểm nằm ngoài phạm vi giá trị vật lý hoặc không phù hợp với xu hướng tuyến tính cũng được kiểm tra và hiệu chỉnh nhằm bảo đảm tính nhất quán và độ tin cậy của bộ dữ liệu.



Hình 2. Mối tương quan giữa các thông số đầu vào.



Hình 3. Phân tích biểu đồ đặc tính via chứa và chất lưu của các dự án EOR: Porosity - Độ rỗng, % ; Permeability - Độ thấm, mD ; Depth - Độ sâu, ft; Gravity API - Tỷ trọng API; Viscosity - Độ nhớt, cP; Temperature - Nhiệt độ, °C; Initial Oil Saturation - Độ bão hòa dầu ban đầu, %.

Từ bộ dữ liệu thu thập được, nghiên cứu đã lựa chọn 8 thông số đặc trưng quan trọng nhất làm đầu vào cho hệ thống sàng lọc (Bảng 3).

Bảng 3. Thông số đặc trưng cho hệ thống sàng lọc EOR.

STT	Thông số	Ký hiệu	Đơn vị	Ý nghĩa
1	Độ thấm	k	mD	Khả năng cho phép chất lưu chảy qua đá chứa
2	Độ rỗng	Φ	%	Tỷ lệ thể tích rỗng trong đá so với tổng thể tích
3	Áp suất via	P	Psi	Áp suất hiện tại của via chứa
4	Độ sâu via	D	ft & m	Khoảng cách từ bề mặt đến via chứa
5	Nhiệt độ via	T	°F & °C	Nhiệt độ của via chứa
6	Độ bão hòa nước	S_w	%	Tỷ lệ thể tích nước trong lỗ rỗng
7	Tỷ trọng API	API	°API	Thước đo mật độ dầu so với nước
8	Độ nhớt của dầu	μ	cP	Phân loại loại dầu, ảnh hưởng mobility ratio

Tám tiêu chí kỹ thuật cốt lõi được lựa chọn làm đầu vào cho hệ thống sàng lọc, bao gồm: độ nhớt dầu (μ_o), áp suất via (P_r), nhiệt độ via (T), độ bão hòa dầu ban đầu (S_{oi}), độ rỗng (ϕ), độ thấm (k), độ sâu via (D) và tỷ trọng API (γ_{API}). Các tiêu chí này phản ánh toàn diện đặc trưng của chất lưu, đá chứa và điều kiện via, đồng thời có ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu quả áp dụng của các phương pháp EOR.

Cụ thể, các thông số μ_o , P_r và T đóng vai trò chỉ phối cơ chế dịch chuyển và hiệu quả thu hồi dầu, đặc

MỤC LỤC

1. COP26 và tác động đến ngành dầu khí biển Việt Nam: thực trạng và định hướng “Dầu khí xanh”	1
<i>Trương Hoài Nam, Mai Văn Cảnh, Đồng Thị Minh Hà</i>	
2. Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong sàng lọc và lựa chọn phương pháp gia tăng thu hồi dầu, thử nghiệm tại mỏ Tê Giác Trắng	13
<i>Đặng Duy, Nguyễn Tiến Hùng, Nguyễn Hải An</i>	
3. Ảnh hưởng của hóa lỏng đất đến bể chứa xăng dầu và biện pháp phòng ngừa	23
<i>Đặng Quang Huy, Phạm Văn Hùng, Vũ Minh Ngạn</i>	
4. Đánh giá cấu trúc bộ chuyển đổi DC/AC một pha điện mặt trời đến việc lựa chọn thông số bộ lọc sóng hài đảm bảo tiêu chuẩn kết nối	31
<i>Đỗ Đức Thành, Ngô Thanh Tuấn</i>	
5. Cơ sở kỹ thuật - kinh tế của mô hình cụm CCUS tập trung và định hướng cho Việt Nam	39
<i>Doãn Thị Trâm, Lê Quang Duyệt, Nguyễn Khắc Long, Nguyễn Văn Thành, Trần Văn Quảng</i>	
6. Investigation of seasonal correlation between land surface temperature and spectral indices: A case study in Gia Lai province	51
<i>Eaint Chit Phone, Le Mai Son, Nguyen Manh Hung</i>	
7. Assessing the influence of surface characteristics on evapotranspiration in evergreen forest ecosystems	57
<i>Le Mai Son, Nguyen Thu Ha</i>	
8. Ứng dụng mặt phản xạ mô phỏng đáy biển phục vụ dự báo địa nhiệt cho khu vực Đông Bắc bể trầm tích Nam Côn Sơn	64
<i>Lê Ngọc Ánh, Nguyễn Hải Bình, Bùi Thái Sơn, Hà Văn Thành, Vương Gia Bảo</i>	
9. Quản lý rủi ro sinh cát trong phát triển mỏ tầng Mioxen giữa, bể Cửu Long dưới góc nhìn tích hợp yếu tố địa kỹ thuật và kinh tế	71
<i>Lê Vũ Quân, Nguyễn Văn Thịnh</i>	
10. Tích hợp thuộc tính địa chấn và phân tách phổ nghiên cứu dự báo vỉa chứa địa tầng Oligocen muộn khu vực lô X bể Cửu Long	80
<i>Nguyễn Duy Mười, Lê Ngọc Ánh, Nguyễn Thị Minh Hồng, Bùi Thị Ngân, Nguyễn Thị Thu Hằng</i>	
11. Ảnh hưởng các yếu tố tới sự phát triển chiều cao khe nứt đối với giếng X tầng Oligocene trong quá trình nứt vỉa thủy lực	87
<i>Nguyễn Hữu Trường</i>	
12. Thực trạng và thách thức khi triển khai lưu giữ CO₂ trong thành hệ địa chất tại Việt Nam	97
<i>Nguyễn Khắc Long, Trương Văn Từ, Nguyễn Văn Thành, Doãn Thị Trâm, Phạm Hồng Sơn, Đỗ Minh Cường</i>	
13. Hydrogen trắng (hydrogen tự nhiên): Cơ chế hình thành, tiềm năng và định hướng nghiên cứu cho Việt Nam	108
<i>Nguyễn Thế Vinh, Lê Quang Duyệt, Nguyễn Hải An</i>	

biệt quan trọng đối với các phương pháp nhiệt và bơm ép khí. Trong khi đó, các tham số S_{oi} , ϕ và k phản ánh tiềm năng khai thác và khả năng dòng chảy trong môi trường vỉa. Các tiêu chí như độ sâu vỉa (D) và tỷ trọng API (γ_{API}) thường đóng vai trò như các điều kiện ngưỡng, được sử dụng để loại trừ hoặc giới hạn phạm vi áp dụng của một số phương pháp EOR trong các điều kiện cụ thể.

Việc lựa chọn và chuẩn hóa các tiêu chí này là cơ sở quan trọng để xây dựng các bước đánh giá định lượng tiếp theo, bao gồm xác định trọng số bằng AHP và xếp hạng phương án bằng VIKOR.

3.3. Xây dựng sơ đồ mô hình sàng lọc EOR

Sau khi xác định được tám tiêu chí đánh giá cùng hệ thống trọng số thông qua phương pháp AHP, đồng thời xây dựng bộ giá trị lý tưởng tích hợp cho từng phương pháp EOR, bước tiếp theo của nghiên cứu là phát triển mô hình sàng lọc có khả năng đánh giá định lượng mức độ phù hợp giữa điều kiện vỉa chứa và các phương pháp nâng cao hệ số thu hồi dầu.

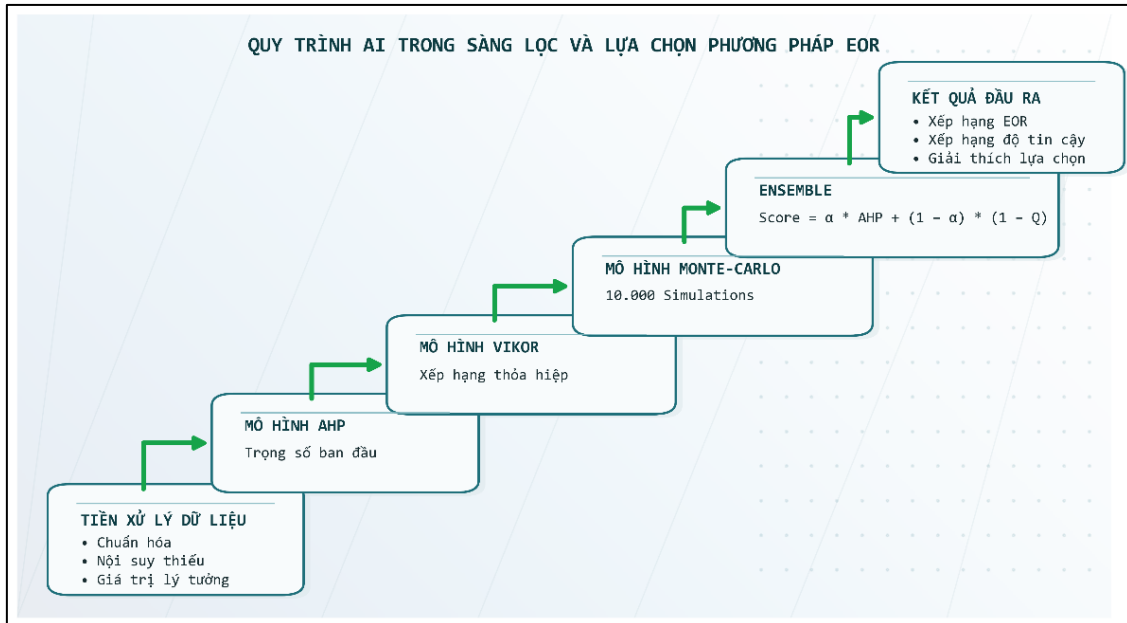
Nghiên cứu tiếp cận bài toán này bằng cách xây dựng và kết hợp bốn mô hình khác nhau, theo hướng tăng dần về mức độ phức tạp, nhằm xác định phương pháp tối ưu vừa đảm bảo độ chính xác cao vừa có khả năng ứng dụng thực tiễn.

Mô hình thứ nhất là Analytic Hierarchy Process (AHP), được sử dụng để đánh giá mức độ phù hợp của các phương pháp EOR dựa trên hệ trọng số tiêu chí đã xác định. Mô hình thứ hai là VIKOR (VIseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje), cho phép xếp hạng các phương án dựa trên nguyên lý giải pháp thỏa hiệp, cân bằng giữa lợi ích tổng thể và mức độ rủi ro cực đại.

Tuy nhiên, cả AHP và VIKOR đều phụ thuộc đáng kể vào việc lựa chọn trọng số tiêu chí. Các trọng số ban đầu thu được từ ma trận so sánh cặp trong AHP có thể chưa phản ánh tối ưu đặc điểm của tập dữ liệu cụ thể. Do đó, mô hình thứ ba được đề xuất là tối ưu hóa Monte-Carlo, nhằm tìm kiếm trong không gian tham số rộng các bộ trọng số tối ưu w^* và tham số VIKOR tối ưu v^* , với mục tiêu cực đại hóa độ chính xác trên tập dữ liệu xác nhận (validation).

Trên cơ sở đó, mô hình thứ tư là mô hình hợp nhất Ensemble được xây dựng, kết hợp kết quả từ AHP và VIKOR đã được tối ưu hóa. Mô hình này cho phép khai thác đồng thời ưu điểm của hai phương pháp: tính trực quan và khả năng giải thích của AHP, cùng với năng lực xử lý đa tiêu chí phức tạp và cơ chế thỏa hiệp của VIKOR.

Nhóm tác giả đề xuất một mô hình sàng lọc và lựa chọn phương pháp EOR dựa trên cách tiếp cận tích hợp giữa các phương pháp ra quyết định đa tiêu chí và tối ưu hóa. Quy trình thực hiện của mô hình được xây dựng một cách hệ thống và được minh họa chi tiết trong Hình 4, thể hiện các bước chính từ thu thập và tiền xử lý dữ liệu, xác định trọng số tiêu chí, đến đánh giá và xếp hạng các phương pháp EOR.



Hình 4. Sơ đồ tổng thể mô hình sàng lọc EOR.

Quá trình phát triển mô hình tuân theo một quy trình khoa học chặt chẽ, bao gồm việc phân chia dữ liệu thành tập huấn luyện 80% và tập xác nhận 20%, thực hiện tối ưu hóa tham số trên tập xác nhận, và đánh giá hiệu năng cuối cùng trên toàn bộ tập dữ liệu thông qua các chỉ số độ chính xác. Đồng thời, các ràng

buộc tri thức chuyên ngành (domain knowledge) được tích hợp vào quá trình tối ưu, bao gồm: mối quan hệ giữa độ rỗng và độ thấm theo phương trình Kozeny-Carman, giới hạn hợp lý của trọng số tiêu chí dựa trên tài liệu chuyên ngành, cũng như các hệ số điều chỉnh liên quan đến áp suất hòa tan tối thiểu (MMP) trong phương pháp bơm ép khí và đặc tính dầu phù hợp đối với các phương pháp nhiệt và hóa học.

3.4. Ứng dụng mô hình sàng lọc cho mỏ Tê Giác Trắng

Việc áp dụng mô hình sàng lọc và tối ưu hóa tại mỏ Tê Giác Trắng cho thấy hiệu quả rõ rệt trong việc đánh giá và lựa chọn phương pháp EOR phù hợp. Vía chứa tại khu vực này đặc trưng bởi nhiệt độ cao, khoảng 239°F, và áp suất vỉa lớn, xấp xỉ 3.200 psi, tạo nên một môi trường vừa thuận lợi, vừa đặt ra nhiều thách thức đối với các cơ chế nâng cao thu hồi dầu.

Kết quả sàng lọc các phương pháp EOR được thể hiện tại Bảng 4. Bộ điểm số cuối cùng trong bảng được sử dụng như một chỉ số tổng hợp phản ánh khoảng cách của từng phương án so với nghiệm lý tưởng. Thang điểm dao động từ 0 đến 1, với giá trị càng nhỏ cho thấy phương án càng tiệm cận nghiệm tối ưu, phù hợp hơn với điều kiện vỉa và do đó được xếp hạng cao hơn. Cụ thể, nhóm điểm dưới 0,25 phản ánh các phương pháp đáp ứng tốt hầu hết các tiêu chí sàng lọc và có tính khả thi cao; nhóm điểm từ 0,25 đến 0,5 thể hiện mức phù hợp trung bình, nghĩa là phương pháp vẫn có thể áp dụng nhưng đi kèm các ràng buộc đáng kể; trong khi nhóm trên 0,5 cho thấy sự thiếu hụt lớn trên nhiều tiêu chí, hàm ý mức độ tương thích thấp hoặc rủi ro cao khi triển khai trong điều kiện vỉa đang xét.

Bảng 4. Xếp hạng EOR cho vỉa Tê Giác Trắng sau khi sàng lọc.

Xếp hạng	Phương pháp	Điểm VIKOR gốc	Multiplier nhiệt độ	Điểm cuối cùng	Đánh giá
1	CO ₂ trộn lẫn	0,213	× 1,15	0,185	Tốt nhất, duy trì trạng thái trộn lẫn tốt ở điều kiện nhiệt độ và áp suất cao.
2	HC trộn lẫn	0,198	× 0,85	0,233	Nhạy cảm ở các điều kiện thay đổi nhiệt độ và áp suất, dễ gây mất trạng thái trộn lẫn
3	Đốt vỉa tại chỗ	0,385	× 1,0	0,385	Trung bình, Chỉ phù hợp một phần do nhiệt độ cao, nhưng bị hạn chế nghiêm trọng bởi độ bão hòa dầu thấp và dầu nhẹ, không thể duy trì front cháy ổn định.
4	SP	0,547	× 1,0	0,547	Hiệu quả trung bình.
5	ASP	0,618	× 1,0	0,618	Trung bình.
6	Chất hoạt tính bề mặt	0,682	× 1,0	0,682	Hiệu quả thấp.
7	Polymer	0,875	× 1,0	0,875	Hiệu quả thấp do So thấp; không phù hợp với cơ chế chính nâng cao thu hồi dầu của vỉa.
8	Bơm ép hơi nước	1,000	× 1,0	1,000	Không phù hợp.

Trên cơ sở đó, kết quả sàng lọc cho thấy phương pháp bơm ép CO₂ ở trạng thái trộn lẫn (CO₂ miscible) là phương án phù hợp nhất cho mỏ Tê Giác Trắng, với điểm cuối cùng thấp nhất trong Bảng 4. Đồng thời, HC miscible cũng nằm trong nhóm có mức độ phù hợp cao, nhưng vẫn xếp sau CO₂ miscible. Điều này cho thấy trong nhóm các phương pháp có khả năng đạt trạng thái trộn lẫn, CO₂ miscible tiệm cận nghiệm tối ưu hơn và có mức tương thích cao hơn với điều kiện cụ thể của vỉa. Ngược lại, các phương pháp có điểm số cao hơn cho thấy mức độ phù hợp thấp hơn do chịu ảnh hưởng bất lợi lớn hơn từ các ràng buộc về nhiệt độ, áp suất và đặc tính lưu thể - địa chất của vỉa.

Xét về cơ chế ưu thế của CO₂ miscible được thể hiện khá rõ khi so sánh với các nhóm phương pháp EOR còn lại. So với phương pháp bơm ép hơi nước (Steam injection), phương pháp CO₂ trộn lẫn có ưu thế trong vỉa sâu vì cơ chế thu hồi chủ yếu dựa trên hòa tan CO₂ vào dầu, làm dầu trương nở, giảm độ nhớt và giảm sức căng bề mặt, thay vì phụ thuộc vào quá trình truyền nhiệt liên tục vốn dễ bị suy giảm bởi tổn thất nhiệt dọc thân giếng (Wang và nnk., 2010; Wan, 2022). So với các phương pháp hóa học như SP, ASP, và Polymer, phương pháp CO₂ trộn lẫn cũng có lợi thế hơn trong môi trường nhiệt độ cao, nơi hiệu quả của hệ hóa học thường bị chi phối mạnh bởi độ bền nhiệt, độ mặn nước vỉa, độ hấp phụ lên đá chứa và tính tương thích hóa học (Massarweh và Abushaikha, 2020).

Đối với phương pháp đốt vỉa tại chỗ (In-situ Combustion) dù có tiềm năng, nhưng phương pháp này

nhìn chung được áp dụng nhiều hơn cho dầu nặng và bitumen hoặc các hệ có thể duy trì đối chảy ổn định. Vì vậy, với đối tượng dầu nhẹ đến trung bình ở điều kiện nhiệt độ và áp suất cao, CO₂ trộn lẫn có cơ chế dịch chuyển phù hợp hơn (Antolinez và nnk., 2023). Trong nhóm bơm ép khí, CO₂ trộn lẫn cũng ổn định hơn HC ở trạng thái trộn lẫn. Cơ chế trộn lẫn của Hydrocarbon phụ thuộc nhiều vào quá trình ngưng tụ và bay hơi của các cấu tử trung gian, nên thường nhạy cảm với nhiệt độ, khi nhiệt độ tăng, MMP của hệ khí - dầu cũng tăng, làm giảm khả năng duy trì trạng thái trộn lẫn. Ngược lại, CO₂ trộn lẫn chủ yếu dựa trên quá trình hòa tan CO₂ vào dầu, gây trương nở pha dầu, chiết tách cấu tử nhẹ và làm giảm sức căng bề mặt; nhờ đó, quá trình trộn lẫn được duy trì ổn định hơn trong điều kiện vỉa nhiệt độ cao (Bou-Mikael và Palmer, 1989; Stalkup, 1983).

Quá trình tối ưu hóa bằng thuật toán Monte Carlo, kết hợp với tri thức chuyên gia thông qua việc bổ sung các hệ số hiệu chỉnh theo nhiệt độ và áp suất, đã giúp mô hình phản ánh sát hơn đặc trưng vật lý của vỉa chứa. Kết quả cho thấy nhiệt độ vỉa trở thành tiêu chí có trọng số cao nhất, trong khi trọng số của áp suất vỉa cũng tăng đáng kể. Xu hướng này phù hợp với cơ sở lý thuyết chung, theo đó nhiệt độ và áp suất là hai thông số chi phối mạnh mẽ hành vi pha, áp suất trộn lẫn tối thiểu MMP và hiệu quả của các cơ chế EOR.

Sau khi tích hợp đầy đủ các ràng buộc vật lý, nhiệt động và sự tương tác giữa các tiêu chí, CO₂ trộn lẫn được xếp hạng là phương pháp tối ưu cho vỉa Tê Giác Trắng. Kết quả này cho thấy, dưới điều kiện đặc thù của mỏ, CO₂ miscible là phương pháp có khả năng duy trì cơ chế thu hồi dầu ổn định và hiệu quả nhất, đồng thời thể hiện mức độ phù hợp cao hơn so với các nhóm phương pháp EOR còn lại.

4. Kết luận

Nghiên cứu đã đề xuất một khung phương pháp tích hợp giữa trí tuệ nhân tạo và các kỹ thuật ra quyết định đa tiêu chí (MCDM) nhằm giải quyết bài toán sàng lọc và lựa chọn phương pháp nâng cao hệ số thu hồi dầu (EOR). Cách tiếp cận này kết hợp AHP để xác định trọng số tiêu chí, VIKOR để xếp hạng phương án, cùng với thuật toán Monte-Carlo nhằm tối ưu hóa tham số và mô hình Ensemble để nâng cao độ tin cậy của kết quả.

Kết quả áp dụng cho mỏ Tê Giác Trắng cho thấy, mô hình có khả năng phản ánh chính xác bản chất vật lý và nhiệt động của các cơ chế EOR. Trong điều kiện vỉa có nhiệt độ và áp suất cao, phương pháp CO₂ miscible được xác định là lựa chọn tối ưu nhờ khả năng duy trì trạng thái trộn lẫn ổn định, độ bền nhiệt cao và mức độ tương thích tốt. Đồng thời, kết quả tối ưu hóa cũng chỉ ra vai trò chi phối của nhiệt độ và áp suất vỉa trong việc quyết định hiệu quả của các phương pháp bơm ép khí.

Việc tích hợp tri thức chuyên ngành vào quá trình tối ưu hóa giúp cải thiện đáng kể độ chính xác so với các mô hình thuần dữ liệu, đồng thời đảm bảo tính nhất quán với các nguyên lý vật lý. Mô hình đề xuất không chỉ cung cấp kết quả xếp hạng định lượng mà còn có khả năng giải thích, qua đó hỗ trợ hiệu quả cho quá trình ra quyết định trong thực tiễn.

Trong tương lai, nghiên cứu có thể được mở rộng bằng cách tích hợp thêm dữ liệu thực địa mới, áp dụng các kỹ thuật học máy nâng cao và phát triển hệ thống hỗ trợ ra quyết định theo thời gian thực, nhằm nâng cao hơn nữa hiệu quả và khả năng ứng dụng của mô hình trong ngành công nghiệp dầu khí.

Tài liệu tham khảo

- Al Adasani, A., & Bai, B. (2011). Analysis of EOR projects and updated screening criteria. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 79(1-2), 10–24. doi:10.1016/j.petrol.2011.07.005
- Alagoz, E. (2023). Enhanced Oil Recovery (EOR) Screening Criteria: At a Glance. *International Journal of Earth Sciences Knowledge and Applications*, 5(3), 405-411.
- Antolinez, J. D., Miri, R., & Nouri, A. (2023). In Situ Combustion: A Comprehensive Review of the Current State of Knowledge. *Energies*, 16(17), 6306.
- Bou-Mikael, S. P., & Palmer, F. S. (1989). Mechanisms of Miscibility Development in Hydrocarbon Floods. *SPE Reservoir Engineering*, 4(3), 341-347. doi:https://doi.org/10.2118/16717-PA
- Ettinmungon, N., & Koottungal, L. (2014). *Worldwide EOR Survey series*. Tulsa, OK: Oil & Gas Journal.
- Gartner. (2022). *Top Strategic Technology Trends for 2022*. Stamford, CT: Gartner.
- Massarweh, O., & Abushaikh, A. S. (2020). The use of surfactants in enhanced oil recovery: A review of recent advances. *Energy Reports*, 6, 3150-3178. doi:https://doi.org/10.1016/j.egy.2020.11.009
- Moritis, G. (2000). *Worldwide EOR Survey series*. Tulsa, OK: Oil & Gas Journal.
- Oil & Gas Journal. (2014). *Worldwide EOR Survey series (1996–2014)*. Tulsa, OK: Oil & Gas Journal.
- Opricovic, S. (1998). *Multicriteria optimization of civil engineering systems*. Belgrade: Faculty of Civil Engineering.
- Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation*. New York: McGraw-Hill International Book Co.
- Sheng, J. J. (2013). *Enhanced Oil Recovery Field Case Studies*. Boston, MA, USA: Gulf Professional

- Publishing.
- Stalkup Jr., F. I. (1983). Status of Miscible Displacement. *Journal of Petroleum Technology*, 35(4), 815-826. doi:10.2118/9992-PA
- Standnes, D. C., & Skjevrak, I. (2014). Literature review of implemented polymer field projects. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 122, 761-775. doi:10.1016/j.petrol.2014.08.024
- Tzeng, G.-H., & Huang, J.-J. (2011). *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. Boca Raton, FL, USA: CRC Press.
- Von Rueden, L., Mayer, S., Beckh, K., Georgiev, B., Giesselbach, S., Heese, R., . . . Garcke, J. (2023). Informed Machine Learning – A Taxonomy and Survey of Integrating Prior Knowledge into Learning Systems. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 35(1), 614-633. doi:10.1109/TKDE.2021.3079836
- Wan, T. (2022). Study of hybrid thermal recovery process and geomechanics on heavy oil production performance. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 218, 111007. doi:10.1016/j.petrol.2022.111007
- Wang, J., Macfadyen, R., & Zhang, E. (2010). Well Bore Heat Loss—Options & Challenges for Steam Injector of Thermal EOR Project in Oman. (pp. SPE-129224-MS). Muscat: Society of Petroleum Engineers. doi:https://doi.org/10.2118/129224-MS

ABSTRACT

Application of artificial intelligence in screening and selecting enhanced oil recovery methods: a case study of the Te Giac Trang field

Dang Duy¹, Nguyen Tien Hung², Nguyen Hai An³

¹ Hanoi Vietnam Petroleum Institute, Hanoi, Vietnam

² Hanoi University of Mining and Geology, Hanoi, Vietnam

³ PetroVietnam Exploration Production Corporation, Vietnam

This paper presents an integrated framework combining artificial intelligence with multi-criteria decision-making (MCDM) to address the screening and selection of enhanced oil recovery (EOR) methods. The proposed model incorporates four complementary approaches: the Analytic Hierarchy Process (AHP) for deriving criterion weights from domain expertise, VIKOR for ranking alternatives based on the compromise solution principle, a Monte Carlo optimization algorithm for simultaneously calibrating the weight set and VIKOR parameters against historical field data, and an ensemble model that synthesizes scores from both AHP and the optimized VIKOR to produce robust screening outcomes. The model was developed and validated using a dataset compiled from approximately 700 successful EOR projects worldwide. A field case study at the Te Giac Trang reservoir demonstrated the practical applicability of the framework, identifying CO₂ miscible flooding as the optimal EOR strategy under high-temperature, high-pressure reservoir conditions. The results indicate that integrating domain knowledge with MCDM methods substantially improves both the reliability and interpretability of EOR screening outcomes.

Keywords: EOR; MCDM; AHP; VIKOR; Monte-Carlo.