

# Dầu Khí



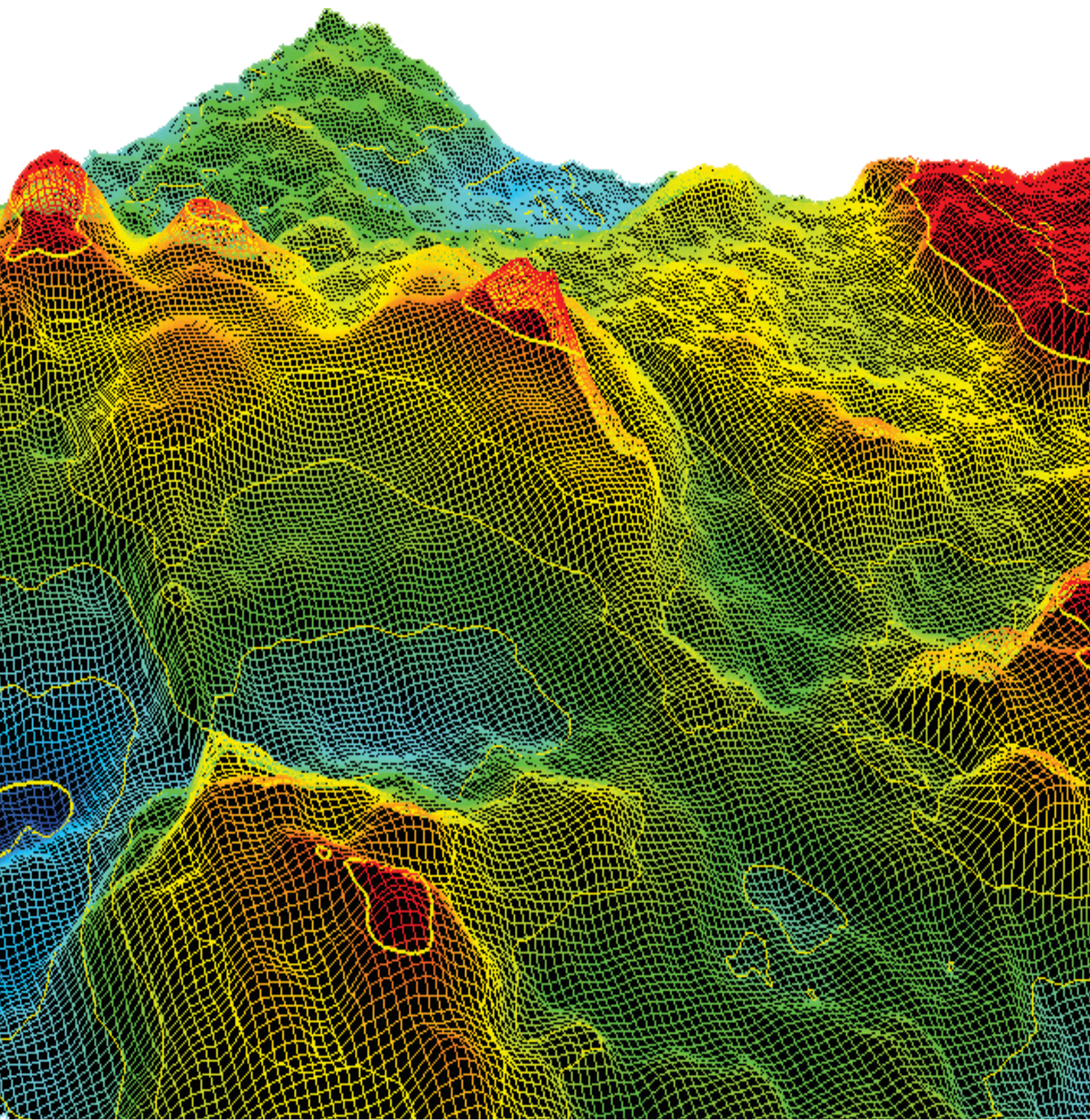
KHOA HỌC, CÔNG NGHỆ VÀ ĐỔI MỚI SÁNG TẠO PETROVIETNAM

ĐẶC SAN CỦA TẬP ĐOÀN DẦU KHÍ VIỆT NAM

■ SỐ 1/2024

ISSN 3030-4075

PETROVIETNAM Số 1 - 2024





**TRƯỞNG BAN BIÊN TẬP**

TS. Lê Xuân Huyền

**PHÓ TRƯỞNG BAN BIÊN TẬP**

TS. Lê Mạnh Hùng

ThS. Lê Ngọc Sơn

**BAN BIÊN TẬP**

TS. Trịnh Xuân Cường

TS. Nguyễn Anh Đức

ThS. Vũ Đào Minh

ThS. Trần Thái Ninh

ThS. Dương Mạnh Sơn

PGS.TS. Lê Văn Sỹ

KS. Lê Hồng Thái

ThS. Bùi Minh Tiến

ThS. Nguyễn Văn Tuấn

**BAN TRỊ SỰ**

ThS. Lê Văn Khoa

ThS. Nguyễn Thị Việt Hà

ThS. Nguyễn Trung Đạt

**TỔ CHỨC THỰC HIỆN**

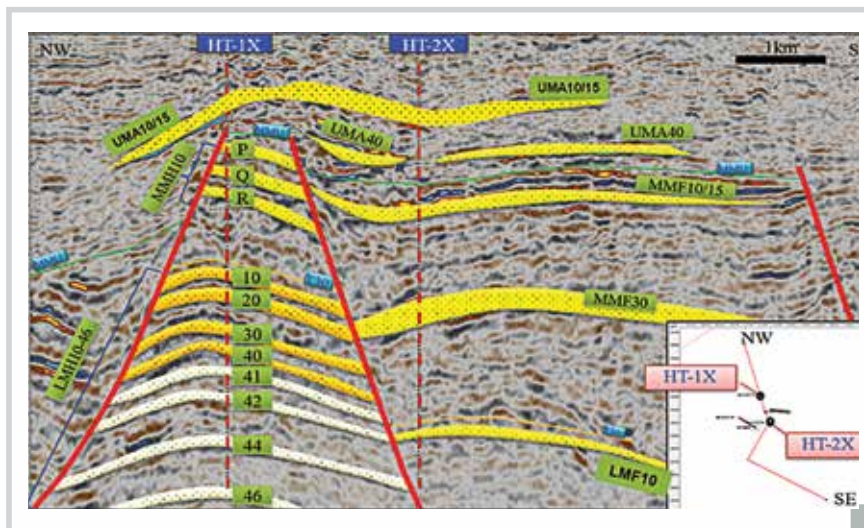
Viện Dầu khí Việt Nam

**BAN TRỊ SỰ**

Tầng 16, Tòa nhà Viện Dầu khí Việt Nam - 167 Trung Kính, Yên Hòa, Cầu Giấy, Hà Nội

Tel: 024-37727108 | 0982288671 \* Fax: 024-37844156 \* Email: tcdk@pvn.vn

Ảnh bìa: Mô hình vỉa UMA20 mỏ Mộc Tinh, Lô 05-3, bể Nam Côn Sơn.



4



**4.** Tổng kết 10 năm khai thác cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh, các giải pháp duy trì và gia tăng sản lượng khai thác trong giai đoạn tiếp theo

**12.** Phân tích xác suất thành công, xếp hạng và đề xuất kế hoạch tiếp theo cho các cấu tạo triển vọng thăm dò còn lại tại khu vực nghiên cứu, bể Nam Côn Sơn

**23.** Ứng dụng quy trình làm tăng độ tin cậy, chính xác trong minh giải tài liệu địa chấn 3 chiều để lập bản đồ cấu trúc và dự đoán phân bố thạch học cho tập vỉa turbidite Miocene trên, mỏ Mộc Tinh, Lô 05-3, bể Nam Côn Sơn

**34.** Ảnh hưởng của áp suất cao nhiệt độ cao đến thời gian quánch của vữa xi măng trong quá trình bơm trám giếng khoan tại bể Nam Côn Sơn



**40.** Nghiên cứu xây dựng công cụ bảng điều khiển hỗ trợ quản lý khai thác thông minh theo thời gian thực tại cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh

**51.** Ứng dụng học máy vào phân tích đường cong suy giảm cho các giếng khai thác khí - condensate có lịch sử phức tạp do ảnh hưởng của bán vỉa bổ sung

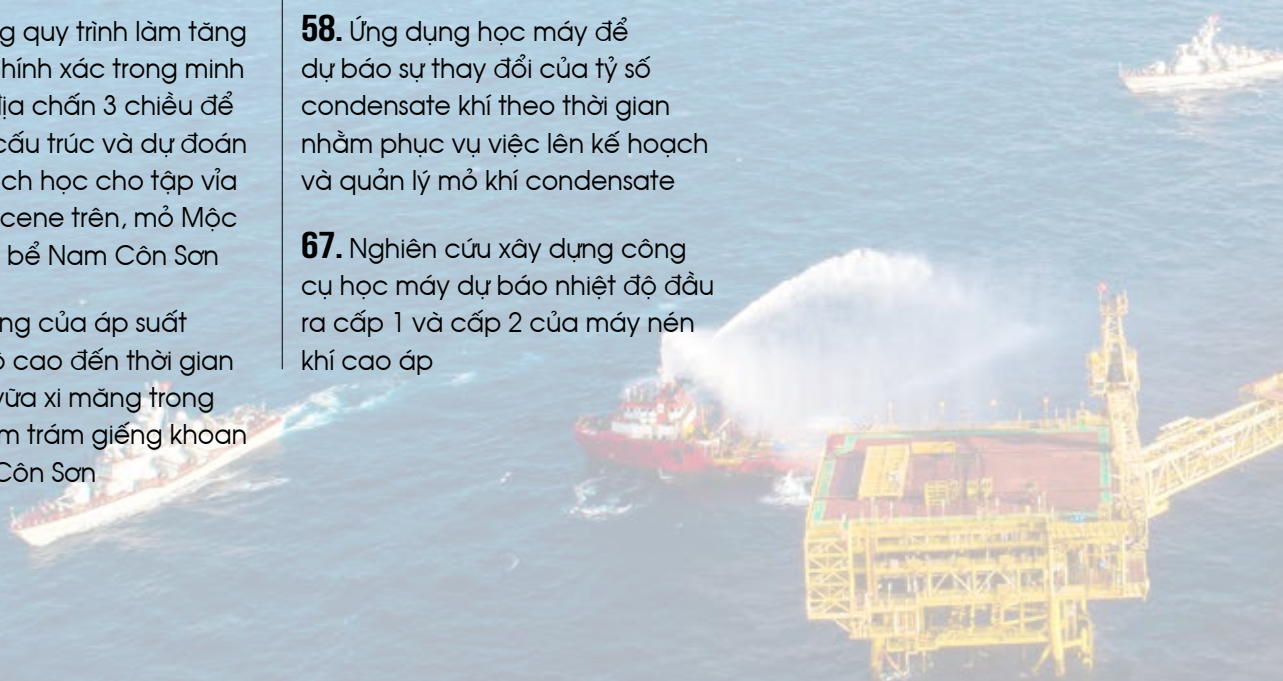
**58.** Ứng dụng học máy để dự báo sự thay đổi của tỷ số condensate khí theo thời gian nhằm phục vụ việc lên kế hoạch và quản lý mỏ khí condensate

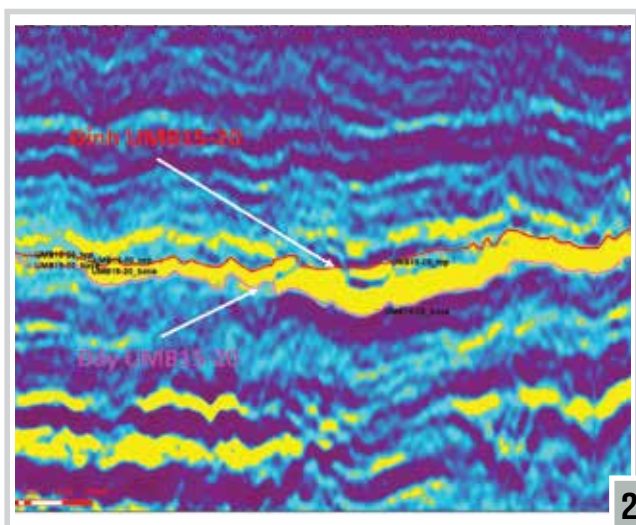
**67.** Nghiên cứu xây dựng công cụ học máy dự báo nhiệt độ đầu ra cấp 1 và cấp 2 của máy nén khí cao áp



**78.** Đánh giá tình trạng và dự báo tuổi thọ hữu ích còn lại của bộ trao đổi nhiệt dạng tấm thông qua dự báo ngắn hạn giá trị chênh áp dòng nước biển

**88.** Nghiên cứu xây dựng thuật toán lập kế hoạch cho công tác bảo trì, bảo dưỡng





- Hai Thach - Moc Tinh, high pressure/high temperature fields in the first ten years of production Hai Thach - Moc Tinh: Ten years of production, and solutions to maintain and increase its output in the coming period .....4
- Analyzing the probability of success, ranking the potential of the remaining exploration prospects in study area, Nam Con Son basin, and proposing further plans ..... 12
- Application of process increasing the reliability, accuracy in 3D seismic interpretation to make structural maps and predict the sand distribution for the upper Miocene turbidite in Moc Tinh field, Block 05-3, Nam Con Son basin .....23
- Effects of high pressure and high temperature on thickening time of cement slurry in the cementing process at Nam Con Son basin .....34
- Real-time production management system: A case study in Hai Thach - Moc Tinh fields .....40
- Application of machine learning to decline curve analysis (DCA) for gas-condensate production wells with complex production history due to add-on perforation of new reservoirs .....51
- Application of machine learning to predict the time evolution of condensate to gas ratio for planning and management of gas - condensate fields .....58
- Developing a machine learning tool to predict discharge temperatures of gas compressor .....67
- Prediction of the remaining useful life for plate heat exchanger at Hai Thach - Moc Tinh fields .....78
- Developing a time scheduling algorithm for maintenance tasks: A case study at Hai Thach - Moc Tinh fields .....88

## LỜI GIỚI THIỆU

Sau 10 năm đưa vào khai thác cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh, Tập đoàn Dầu khí Việt Nam (Petrovietnam) đã đạt được kết quả quan trọng trong việc phát triển và khai thác cụm mỏ này mặc dù phải đối diện với các thách thức: điều kiện địa chất phức tạp, áp suất cao và nhiệt độ cao, khu vực nước sâu xa bờ, khí hậu - hải dương khắc nghiệt...

Cụ thể, Chi nhánh Tập đoàn Dầu khí Việt Nam - Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông đã: (i) xây dựng và triển khai mô hình mô phỏng để tối ưu hóa quá trình vận hành khai thác; (ii) áp dụng các kỹ thuật hoàn thiện giếng tiên tiến, phù hợp với điều kiện áp suất cao và nhiệt độ cao (iii) giảm thiểu ảnh hưởng của hiện tượng chất lỏng ngưng tụ ở khu vực cận đáy giếng, hạn chế cát và nước xâm nhập, tăng công suất xử lý nước vỉa; (iv) nghiên cứu và đề xuất các vị trí khoan đan dày, áp dụng kỹ thuật khoan xiên và giếng đa thân để nâng cao hệ số thu hồi, làm cơ sở cho việc triển khai thăm dò mở rộng khu vực lân cận.

Hiện nay, cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh đang đối mặt với thách thức suy giảm về sản lượng và hệ số thu hồi, do vậy việc điều chỉnh kế hoạch phát triển mỏ và đẩy nhanh công tác thăm dò mở rộng là giải pháp cần thiết để duy trì và gia tăng sản lượng khai thác của dự án trong thời gian tới.

Trong số này, Đặc san Dầu khí - Khoa học, công nghệ và đổi mới sáng tạo giới thiệu các nghiên cứu nổi bật về phát triển và chuyển giao công nghệ trong lĩnh vực tìm kiếm, thăm dò, khai thác dầu khí. Trong đó, các nghiên cứu tập trung khắc phục suy giảm sản lượng khai thác và hệ số thu hồi của mỏ. Các giải pháp gia tăng sản lượng khai thác cho cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh trong giai đoạn tiếp theo bao gồm: (i) hoạch định chiến dịch khoan đan dày chi tiết và hiệu quả dựa trên việc ứng dụng công nghệ khoan hiện đại; (ii) ứng dụng công cụ hỗ trợ quản lý khai thác thông minh theo thời gian thực và (iii) thăm dò mở rộng, thăm định và phát triển các cấu tạo tiềm năng nhất khu vực Lô 05-2 và 05-3.

Ban Biên tập hy vọng với góc nhìn của các chuyên gia, nhà khoa học cùng các giải pháp về quản lý, quản trị, công nghệ sẽ góp phần nâng cao hiệu quả hoạt động trong lĩnh vực E&P, gia tăng trữ lượng và sản lượng khai thác dầu khí tại các khu vực tiềm năng, nước sâu, xa bờ gắn với nhiệm vụ bảo vệ chủ quyền quốc gia trên biển.

**TRƯỞNG BAN BIÊN TẬP**  
 Phó Tổng giám đốc  
 Tập đoàn Dầu khí Việt Nam

**TS. Lê Xuân Huyền**

# TỔNG KẾT 10 NĂM KHAI THÁC CỤM MỎ HẢI THẠCH - MỘC TINH, CÁC GIẢI PHÁP DUY TRÌ VÀ GIA TĂNG SẢN LƯỢNG KHAI THÁC TRONG GIAI ĐOẠN TIẾP THEO

Phạm Tiến Dũng, Hoàng Minh Hải, Trần Vũ Tùng, Hoàng Kỳ Sơn, Vũ Đình Thi, Nguyễn Quán Phòng

Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông

Email: thivd@biendongpoc.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2024.01-01>

## Tóm tắt

Trên cơ sở cập nhật các tài liệu kỹ thuật và công nghệ liên quan, bài báo trình bày tổng hợp các kết quả chính về đặc điểm địa chất, địa vật lý và quá trình phát triển, quản lý khai thác cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh. Sau 10 năm đưa vào khai thác cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh trong những điều kiện đặc biệt phức tạp, Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông (Bien Dong POC) đã đạt được những kết quả quan trọng, bao gồm: (i) xây dựng và triển khai mô hình mô phỏng để tối ưu hóa quá trình vận hành khai thác; (ii) áp dụng các kỹ thuật hoàn thiện giếng tiên tiến, phù hợp với điều kiện áp suất cao và nhiệt độ cao; cải tiến kỹ thuật trong suốt quá trình vận hành và bảo dưỡng; (iii) giảm thiểu ảnh hưởng của hiện tượng chất lỏng ngưng tụ ở khu vực cận đáy giếng, hạn chế cát và nước xâm nhập vào giếng và hệ thống khai thác, tăng công suất xử lý nước vỉa; (iv) nghiên cứu và đề xuất các vị trí khoan đơn dày, áp dụng kỹ thuật khoan xiên và giếng đa thân để nâng cao hệ số thu hồi và kéo dài đời mỏ đồng thời làm cơ sở để triển khai thăm dò mở rộng khu vực lân cận. Mặc dù đạt được thành công nhưng Bien Dong POC vẫn phải đối mặt với việc suy giảm về sản lượng và hệ số thu hồi của mỏ (đặc biệt do tích tụ chất lỏng ở cận đáy giếng, nước vỉa và cát xâm nhập), do vậy việc điều chỉnh kế hoạch phát triển mỏ và đẩy nhanh công tác thăm dò mở rộng là giải pháp duy trì và gia tăng sản lượng khai thác của dự án trong thời gian tới.

**Từ khóa:** Nhiệt độ cao, áp suất cao, chất lỏng ngưng tụ, cát xâm nhập, khoan đơn dày.

## 1. Giới thiệu

Các mỏ khí - condensate Hải Thạch (Lô 05-2) và Mộc Tinh (Lô 05-3) nằm trong bể Nam Côn Sơn, thềm lục địa Việt Nam. Hai mỏ này nằm cách nhau khoảng 20 km và cách Vũng Tàu khoảng 320 km về phía Đông Nam (Hình 1). Vị trí mỏ ở điều kiện nước sâu - cận sâu (118 - 145 m nước), xa bờ, và nằm trong khu vực có dị thường áp suất rất lớn, áp suất rất cao (890 atm), nhiệt độ cao (hơn 190°C) được đưa vào phát triển.

Mỏ Hải Thạch được phát hiện năm 1995 bằng giếng khoan 05-2-HT-1X, sau đó được thăm lượng bằng giếng 05-2-HT-2X năm 1996 và 05-2-HT-3X/3XZ năm 2002. Mỏ Mộc Tinh được phát hiện năm 1995 bằng giếng khoan 05-3-MT-1X và được thăm lượng bằng giếng khoan 05-3-MT-1RX năm 1996.

Dự án được phát triển từ năm 2009 và cho dòng khí thương mại đầu tiên vào ngày 6/9/2013. Dự án đã đạt sản lượng trung bình 2 tỷ m<sup>3</sup> khí và 0,48 triệu m<sup>3</sup> condensate/năm từ năm 2015 và bắt đầu suy giảm vào năm 2023 (Hình 2).

## 2. Đặc điểm địa chất và công nghệ mỏ

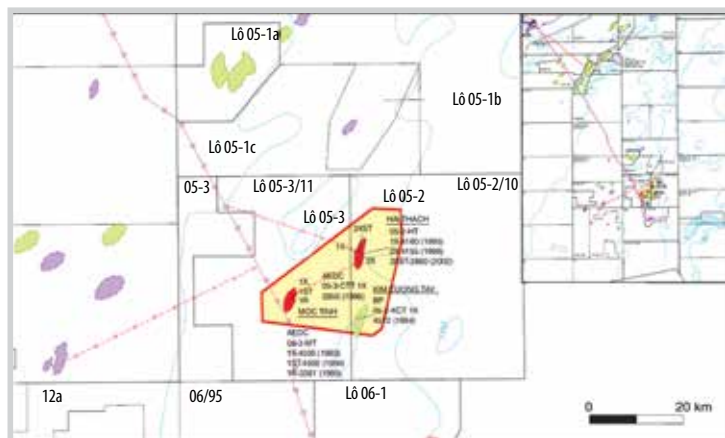
### 2.1. Hoạt động kiến tạo

Bể Nam Côn Sơn thuộc kiểu bể rìa lục địa, hình thành theo cơ chế tách giãn (rift) vào thời kỳ Oligocene, chịu tác động của quá trình tách giãn Biển Đông tạo nên các khối nâng, sụt theo hướng chủ đạo Bắc - Nam và Đông Bắc - Tây Nam. Dựa theo đặc điểm cấu trúc của móng trước Đệ Tam có thể phân chia các đơn vị cấu trúc của bể Nam Côn Sơn ra các đơn vị cấu trúc khác nhau, bao gồm đới phân dị phía Tây, đới phân dị chuyển tiếp và đới trũng phía Đông, trong đó Lô 05-2 và 05-3 nằm ở đới trũng phía Đông. Hoạt động đứt gãy xảy ra theo nhiều pha khác nhau, mạnh nhất là thời kỳ cuối Oligocene và cuối Miocene giữa. Hai

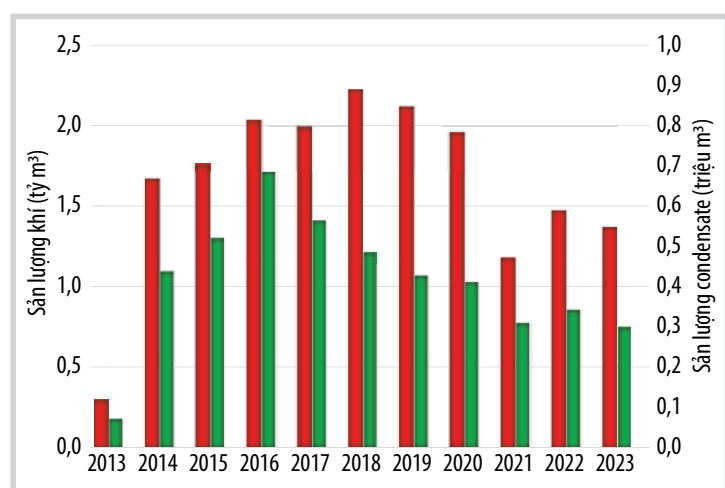


Ngày nhận bài: 23/1/2024. Ngày phản biện đánh giá và sửa chữa: 23/1 - 25/2/2024.

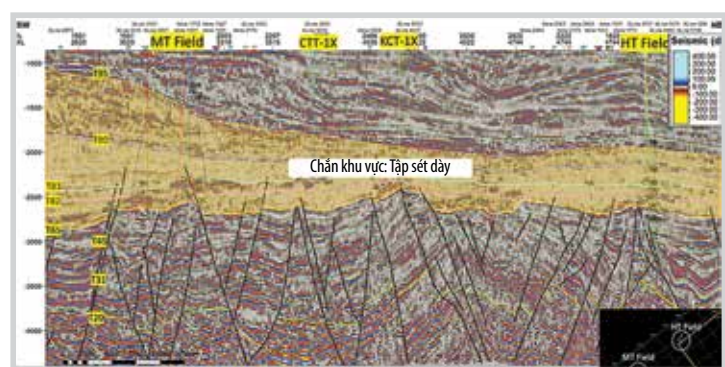
Ngày bài báo được duyệt đăng: 25/2/2024.



Hình 1. Vị trí mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh.



Hình 2. Sản lượng khai thác khí, condensate hàng năm của Dự án.



Hình 3. Tầng chắn khu vực bể Nam Côn Sơn.

hệ thống đứt gãy phương Đông Bắc - Tây Nam (phân bố chủ yếu ở phía Đông của bể) và hệ thống đứt gãy phương á kinh tuyến (phân bố chủ yếu ở phía Tây) là 2 hệ thống đứt gãy chính khống chế tiến trình hình thành và phát triển bể [1].

## 2.2. Đặc điểm hệ thống dầu khí

Hệ thống dầu khí bể Nam Côn Sơn nói chung và khu vực Lô 05-2 và 05-3 nói riêng được hình thành cùng với quá trình kiến tạo như sau:

- Đá mẹ sinh dầu gồm 2 loại: (1) trầm tích, sét, sét than,

sét bột tuổi Oligocene được thành tạo trong môi trường lục địa, có thành phần kerogen loại II/III với khả năng sinh dầu và khí, (2) trầm tích sét và sét bột tuổi Miocene sớm thành tạo ở môi trường cửa sông, tam giác châu, có thành phần kerogen loại III với khả năng sinh khí;

- Đá chứa bao gồm granite, granodiorite Mesozoic, cát kết tuổi Oligocene, Miocene và Pliocene sớm, carbonate tuổi Miocene giữa, muộn;

- Tầng chắn có 2 dạng: (1) chắn địa phương là các tập trầm tích hạt mịn nằm xen kẽ trong các phức hệ trầm tích có tuổi khác nhau, và (2) chắn khu vực là tập sét dày (80 - 120 m) trải rộng có tuổi Pliocene sớm phổ biến ở phần Đông của bể (Hình 3);

- Bẫy chứa rất đa dạng: (1) dạng bẫy cấu tạo gồm khối đứt gãy, vòm đứt gãy, nếp lồi, hình hoa, (2) dạng bẫy địa tầng gồm khối xây carbonate, thấu kính cát, turbidite và có thời gian thành tạo rất khác nhau;

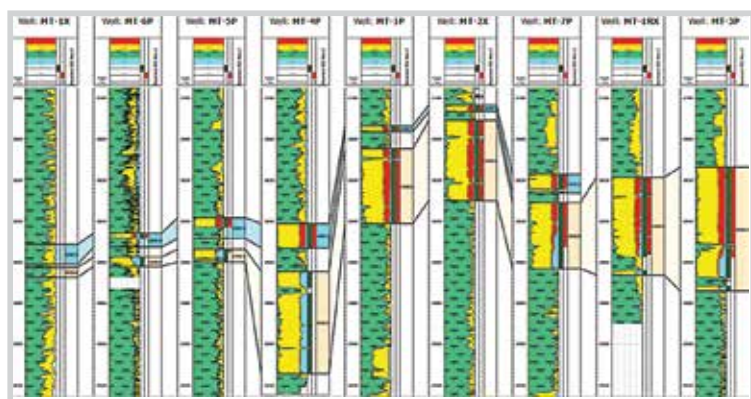
- Sự dịch chuyển dầu khí: Do hoạt động đứt gãy xảy ra ở nhiều pha khác nhau nên thời gian di cư nập bẫy dầu khí rất phức tạp, tùy thuộc từng cấu tạo cụ thể và đây là yếu tố có độ rủi ro cao trong thăm dò dầu khí bể Nam Côn Sơn.

## 2.3. Mô hình lắng đọng trầm tích và đặc tính vỉa chứa mỏ Hải Thạch và Mộc Tinh

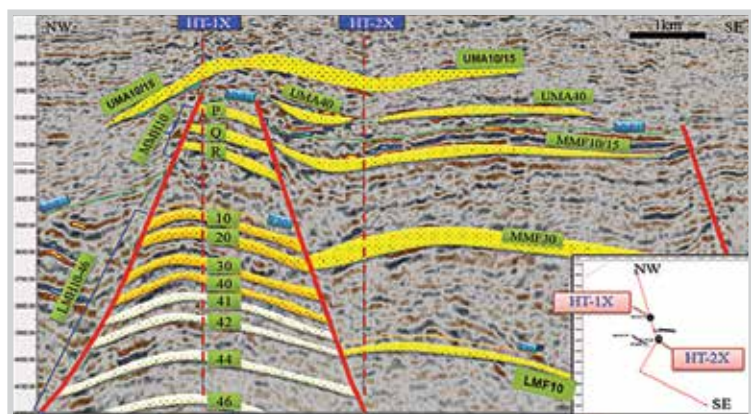
Khái niệm mô hình lắng đọng trầm tích mới đã được phát triển, kế thừa cho 14 vỉa chứa ở mỏ Hải Thạch và mỏ Mộc Tinh [4]. Cơ sở dữ liệu để xây dựng mô hình bao gồm số liệu địa chấn, địa vật lý giếng khoan (từ 23 giếng) và mẫu lõi (từ 5 giếng). Tài liệu minh giải địa chấn và dữ liệu giếng khoan được tích hợp với tài liệu phân tích mẫu lõi để xây dựng các mô hình trầm tích. Ngoài ra còn dựa trên các báo cáo về sinh địa tầng, phân tích hình ảnh địa vật lý giếng khoan và cả các nghiên cứu khác nhau trong khu vực bể.

Tất cả 4 tập vỉa chứa Miocene dưới (LMH10, LMH20, LMH30 và LMH40) đều được lắng đọng trong môi trường biển nông, có thể trong các phức hệ châu thổ tương đối hẹp, các vỉa cát kết LMH mỏng và gần như tất cả đều ở dưới độ phân giải địa chấn và bị phân cắt nhỏ bởi các đứt gãy phát triển lên tới Miocene trên.

Các vỉa chứa cát kết Miocene giữa, MMH10 và MMF10/15 cũng hình thành trong môi trường châu



**Hình 4.** Liên kết giếng khoan mỏ Mộc Tinh.



**Hình 5.** Mặt cắt qua các vỉa mỏ Hải Thạch.

thổ, khá mỏng (dưới độ phân giải địa chấn) và có quy mô tương tự như các vỉa chứa LMH và cũng bị chia cắt bởi các đứt gãy sau trầm tích tạo đới nâng trung tâm mỏ Hải Thạch.

Vỉa chứa MMF30 lắng đọng trong khu vực quạt đồng bằng trong bán địa hào, các vỉa cát kết MMF30 bị ảnh hưởng mạnh và bị chia cắt bởi các đứt gãy trước và sau trầm tích.

Cả 2 vỉa chứa Miocene trên mỏ Hải Thạch, UMA40 và UMA10/15 lắng đọng trong môi trường biển nông, tương đối mỏng (dưới độ phân giải địa chấn) nhưng phân bố rộng ở mỏ Hải Thạch và bị đứt gãy sau trầm tích tạo đới nâng chia cắt mạnh trong thời kỳ syn-rift muộn.

Ba vỉa chứa UMA tại mỏ Mộc Tinh (UMA40, UMA20 và UMA10) lắng đọng hoàn toàn khác so với các vỉa cùng tên ở mỏ Hải Thạch, mặc dù hệ thống trầm tích tương tự. Tại cấu trúc Mộc Tinh, thời kỳ hình thành tập UMA có địa hình cao, các vỉa chứa đã được lắng đọng trong phức hệ châu thổ và ven biển. Chúng bị chia cắt bởi các đứt gãy sau trầm tích.

Hai vỉa chứa UMB20 và UMB15 hình thành trong môi trường biển sâu trong giai đoạn sau tạo rift của bể. Cả 2 vỉa chứa hình thành trong quạt trầm tích ngầm turbidites phát triển từ phía Tây của Mộc Tinh mở rộng về phía Đông bao phủ toàn bộ khối nâng của mỏ Mộc Tinh, trong đó UMB15 chiếm ở vị trí xa hơn UMB20. Bản đồ địa chấn cho thấy rằng các vỉa chứa có thể xuyên cắt nhau nhưng khó kết

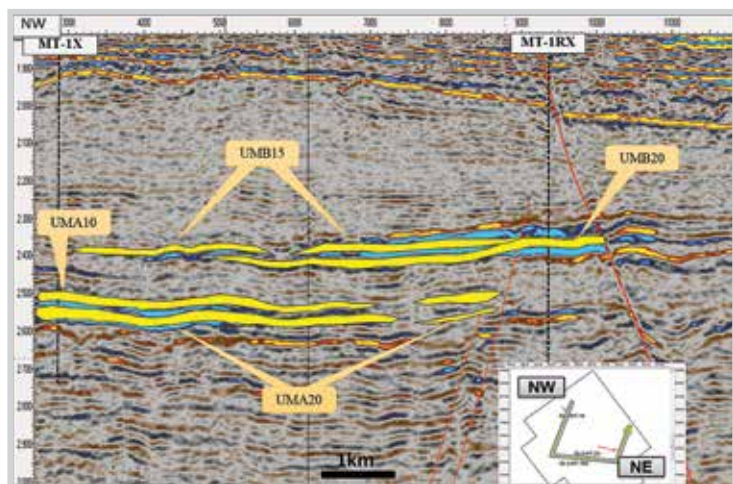
luyện được cùng một vỉa vì UMB15 mỏng và dưới độ phân giải địa chấn.

Bốn vỉa chứa Miocene dưới mỏ Hải Thạch (LMH10-40, Hình 5) được phát hiện ở 6/12 giếng khoan của mỏ, độ rỗng, thấm trung bình lần lượt là 16% và 52 mD. Các vỉa này đóng góp khoảng 35% dầu khí tại chỗ ban đầu (2P) của mỏ. Loại bẫy dạng cấu trúc, các tập vỉa mỏng dưới ngưỡng phân giải của địa chấn và rất khó để dự đoán chính xác phân bố của chúng.

Các tập vỉa Miocene giữa nằm trong các bẫy cấu trúc và bẫy địa tầng ở mỏ Hải Thạch gồm MMF10/15, MMH10 và MMF30 có độ rỗng, thấm trung bình lần lượt là 16% và 40 mD. Các vỉa này chiếm 46% lượng dầu khí tại chỗ (2P) ban đầu của mỏ. Trong đó, tập vỉa MMH10 phân bố ở khu vực đới nâng của mỏ Hải Thạch, gồm các tập cát mỏng xen kẽ, bề dày dưới 5 m mặc dù cả tập vỉa có thể đạt từ 30 - 93 m. Tập vỉa MMF10/15 tương tự như MMH10 bao gồm các tập cát mỏng xen kẽ và dưới ngưỡng phân giải của địa chấn. Tập vỉa MMF30 gồm các tập cát dày từ 27 - 47 m. Các tập vỉa MMF10/15 và MMF30 chỉ phân bố ở cánh phía Đông của mỏ Hải Thạch.

Các tập vỉa Miocene trên mỏ Hải Thạch bao gồm UMA40 được phát hiện từ 7/12 giếng, UMA10/15 bắt gặp ở cả 12/12 giếng. Độ rỗng, thấm trung bình của vỉa lần lượt là 20% và 180 mD, đóng góp khoảng 19% dầu khí ban đầu của mỏ. Ranh giới giữa tập Miocene giữa và Miocene trên là bất chỉnh hợp MMU các tập vỉa nằm trên là UMA40 bề dày từ 26 - 94 m và UMA10/15 bề dày từ 3 - 40 m. Do các hoạt động đứt gãy, tách giãn vẫn được tiếp tục ở Miocene muộn cho đến sau khi các tập vỉa này được hình thành nên các tập vỉa này khá mỏng và bị phân khối nên rất khó dự đoán kích thước và phân bố của chúng.

Các tập vỉa Miocene trên mỏ Mộc Tinh nằm trong bẫy dạng cấu trúc và địa tầng gồm UMB15-20, UMA10-20 (Hình 6) được khoan qua bởi 9 giếng khoan trong đó có 2 giếng thăm dò; độ rỗng, độ thấm trung bình lần lượt là 24% và 300 mD. Tập vỉa UMA10-20 đóng góp khoảng 34% dầu khí tại chỗ ban đầu của mỏ. Do các hoạt động đứt gãy sau trầm tích nên các tập



Hình 6. Một cắt qua các vỉa mỏ Mộc Tinh.

cát kết của 2 vỉa này bị chia cắt và phân khối nhiều. Tập vỉa chứa UMB15-20 có bề dày thay đổi từ 5 - 60 m tùy theo vị trí giếng khoan qua, đóng góp gần 66% dầu khí tại chỗ ban đầu của Mộc Tinh.

**2.4. Nhiệt độ và áp suất vỉa**

Nhiệt độ vỉa chứa tại mỏ Hải Thạch và Mộc Tinh thay đổi trong khoảng 135°C ở các vỉa chứa Miocene trên đến 200°C ở các vỉa chứa Miocene dưới với gradient địa nhiệt khoảng 4°C/100 m.

Các giếng khoan ở mỏ Hải Thạch đều có áp suất rất cao, có giếng cao hơn 890 atm và dị thường áp suất thay đổi theo cả chiều sâu và diện. Trong hệ tầng Miocene giữa, áp suất ở đới nâng trung tâm của mỏ Hải Thạch cao hơn áp suất ở vùng cánh. Đối với hệ tầng Miocene trên, áp suất vỉa vùng vòm nâng cũng cao hơn phần rìa. Nguyên nhân của sự thay đổi áp suất này là do sự phân khối, mức độ di chuyển chất lưu và nén ép tập trung vào phần nâng so với phần cánh. Áp suất thấp hơn ở các vỉa vùng cánh như vỉa chứa MMF30 có thể liên quan đến hệ thống đứt gãy hoặc tầng chứa này bị cắt bởi các thân cát phần trên.

Các giếng khoan phát triển ở mỏ Mộc Tinh tập trung vào bốn tập vỉa Miocene trên do đó áp suất thấp hơn so với các vỉa chứa Miocene giữa và Miocene dưới ở mỏ Hải Thạch. Áp suất trong các vỉa chứa Miocene trên ở mỏ Mộc Tinh dao động trong khoảng 490 - 545 atm.

**2.5. Đặc tính chất lưu**

Condensate ở mỏ Hải Thạch và Mộc Tinh có hàm lượng paraffin tương đối cao, chiếm khoảng 25% khối lượng. Tỷ trọng condensate của mỏ Hải Thạch khoảng 36,3°API và của mỏ Mộc Tinh khoảng 37,3°API. Độ nhớt thay đổi trong khoảng 1 - 4 cP.

Hệ số condensate - khí (CGR) của mỏ Hải Thạch – Mộc Tinh có sự thay đổi lớn tùy theo từng vỉa. Đối với các vỉa thuộc Miocene trên mỏ Mộc Tinh, hệ số CGR xấp xỉ 30 thùng/triệu ft<sup>3</sup>. Đối với các vỉa chứa thuộc mỏ Hải Thạch, hệ số CGR thay đổi trong khoảng từ

110 thùng/triệu ft<sup>3</sup> đối với tập vỉa thuộc Miocene trên, lên tới 170 thùng/triệu ft<sup>3</sup> đối với các tập vỉa thuộc Miocene giữa và Miocene dưới.

Hàm lượng CO<sub>2</sub> quan sát được từ phần lớn các giếng khai thác dưới 6%. Hàm lượng nickel dưới 1 ppm và hàm lượng nitrogen nhỏ hơn 1%. Hàm lượng H<sub>2</sub>S trong tất cả các mẫu thu thập được từ các giếng khoan mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh nhỏ hơn 20 ppm [3].

**2.6. Tài nguyên mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh**

Mỏ Mộc Tinh được phát hiện bởi giếng khoan thăm dò 05-3-MT-1X với các vỉa chứa (UMA10, UMA20) trong Miocene trên và được xác nhận bởi giếng thăm lường 05-3-MT-1RX với việc phát hiện thêm vỉa cát kết chứa khí UMB20.

Dựa trên kết quả nghiên cứu từ 2 giếng khoan thăm dò này và tài liệu địa chấn 3D thu nổ năm 1994, báo cáo đánh giá tiềm năng và trữ lượng dầu khí mỏ Mộc Tinh đã được xây dựng năm 2000. Theo đó, các vỉa cát kết chứa khí đã xác minh (gồm UMA10, UMA20, và UMB20), vỉa UMB15 minh giải trên tài liệu địa chấn tuy có thấy có dị thường biên độ nhưng còn nhiều rủi ro do chưa có giếng khoan thăm dò nào cắt qua. Năm 2001, nhà thầu tiến hành thu nổ địa chấn 3D mật độ cao bao phủ Lô 05-2 và 05-3, các phân tích và minh giải trên tài liệu này đã khẳng định sự phân bố của các vỉa chứa, dựa vào các kết quả mới này thì tài nguyên tại chỗ của mỏ Mộc Tinh được tính đến hết năm 2023 là 27,1 tỷ m<sup>3</sup> [5]. Mỏ Hải Thạch nằm ở Lô 05-2, các vỉa chứa sản phẩm nằm trong 3 thành hệ Miocene trên, Miocene giữa và Miocene dưới ở khối nâng chính; và các vỉa cát kết thuộc Miocene giữa ở phần cánh của mỏ. Mỏ Hải Thạch rất phức tạp, bao gồm 18 vỉa chứa và bị phân chia thành các khối lớn nhỏ khác nhau. Sau khi khoan 2 giếng tìm kiếm thăm dò 05-2-HT-1X, 05-2-HT-2X và giếng khoan thăm lường 05-2-HT-3X, kết hợp địa chấn 3D mật độ cao, tài nguyên tại chỗ của mỏ đã được đánh giá khoảng 37,7 tỷ m<sup>3</sup> [6] năm 2023.

**3. Phát triển và quản lý mỏ**

**3.1. Công tác phát triển mỏ**

Phương án phát triển sử dụng giàn xử lý trung tâm PQP-HT, tàu chứa nổi condensate FSO và 2 giàn đầu giếng (WHP-HT1 và WHP-MT1) là



phương án được lựa chọn và được coi là tối ưu cho đến nay. Việc lựa chọn giàn khoan nửa chìm nửa nổi Semi-TAD 15K (PVD-V) để khoan từ các cụm giàn đầu giếng cố định WHP cũng được xem là lựa chọn then chốt để đưa dự án đến thành công, tiết kiệm chi phí, rút ngắn tiến độ và công tác vận hành khai thác cũng đơn giản và thuận lợi hơn. Trong tương lai, có thể dễ dàng mở rộng các hạng mục khí tăng sản lượng khai thác từ các mỏ lân cận [1].

Các hạng mục chính của dự án Biển Đông 1 bao gồm (Hình 7):

- Hai giàn đầu giếng, một ở mỏ Mộc Tinh, một ở mỏ Hải Thạch và một giàn xử lý trung tâm đặt tại mỏ Hải Thạch (nơi có trữ lượng condensate nhiều hơn);
- Tàu chứa condensate (dung tích 350 nghìn thùng) neo đậu tại khu vực mỏ Hải Thạch để tiếp nhận condensate từ giàn xử lý trung tâm;
- 44,5 km đường ống 20 inches xuất khí từ giàn đầu giếng Hải Thạch đến đường ống Nam Côn Sơn hiện hữu (NCSP);
- 20 km đường ống 2 pha 12 inches dẫn khí và condensate nội mỏ từ giàn đầu giếng Mộc Tinh đến giàn đầu giếng Hải Thạch;
- Giàn khoan Semi Tender Assisted Drilling (Semi-TAD) để khoan 16 giếng khai thác, 3 giếng dự phòng (6 giếng khai thác và 1 giếng dự phòng tại mỏ Mộc Tinh; 10 giếng khai thác và 2 giếng dự phòng tại mỏ Hải Thạch).

Công suất thiết kế: 7,6 triệu m<sup>3</sup> khí/ngày (tối đa có thể đạt 10 triệu m<sup>3</sup> khí/ngày) và công suất xử lý 25 nghìn thùng condensate/ngày. Tính đến thời điểm hiện tại, hiệu số sử dụng giàn khai thác trung bình đạt hơn 99%.

Các mốc quan trọng của dự án như sau:

- Năm 2011: Hoàn thành lắp đặt giàn đầu giếng tại mỏ Mộc Tinh (WHP-MT1); hoàn thành xây dựng và đưa giàn khoan PVD-V về vị trí mô chuẩn bị cho chiến dịch khoan;

- Năm 2012: Hoàn thành lắp đặt giàn đầu giếng tại mỏ Hải Thạch (WHP-HT1); hoàn thành lắp đặt đường ống xuất khí 20 inches kết nối với đường ống Nam Côn Sơn 1 (NCSP); hoàn thành lắp đặt giàn xử lý trung tâm tại mỏ Hải Thạch (PQP-HT);

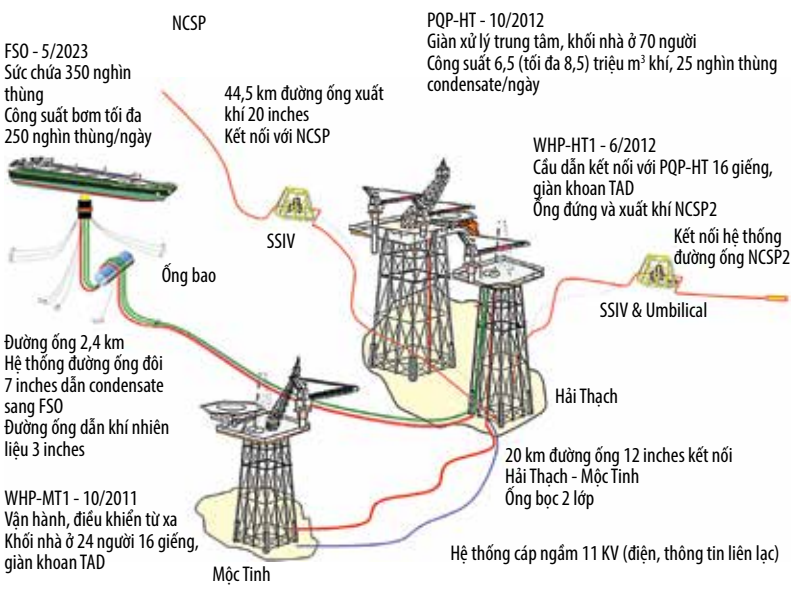
- Năm 2013: Hoàn thành đóng, lắp đặt tàu chứa condensate tại mỏ Hải Thạch (FSO); hoàn thành lắp đặt đường ống 3 pha 12 inches kết nối từ mỏ Mộc Tinh về mỏ Hải Thạch; đón dòng condensate đầu tiên tới FSO; đón dòng khí thương mại đầu tiên;

- Năm 2016: Hoàn thành thi công khoan 16 giếng khai thác áp suất cao nhiệt độ cao (HPHT) tuyệt đối an toàn, nhanh hơn so với kế hoạch. Tổng cộng 23 giếng khoan bao gồm cả thăm dò, thăm lượng, và khai thác đã khoan ở các Lô 05-2 và 05-3. Mạng lưới tuyến địa chấn 2D và 3D tương đối chi tiết đã được thu nổ, xử lý và nghiên cứu với nhiều phương pháp khác nhau cũng như phân tích thuộc tính đặc biệt rất chi tiết.

**3.2. Quản lý khai thác mỏ**

*Tối ưu vận hành khai thác mỏ*

Việc điều hành, quản lý và khai thác 2 mỏ khí condensate Hải Thạch và Mộc Tinh có đặc thù và rất khác biệt. Mỏ Hải Thạch đặc trưng bởi các vỉa, có phân bố và chất lượng đá chứa phức tạp, độ thấm từ thấp tới trung bình, tỷ số condensate khí cao, áp suất điểm sương cao, và giếng khai thác đồng thời nhiều tập vỉa, dẫn đến mức chênh áp lớn làm gia tăng condensate ngưng tụ cận đáy giếng. Trong khi đó, các vỉa chứa mỏ Mộc Tinh có độ thấm vỉa tốt, tỷ số condensate khí thấp hơn, hầu hết các giếng chỉ khai thác từ 1 vỉa chứa, nhưng giếng khai thác lại bị nước xâm nhập rất mạnh dẫn đến sớm dừng và đóng giếng, làm giảm đáng kể hệ số thu hồi. Vì vậy, để quản lý khai thác hiệu quả cần phải xây dựng phương án chi tiết nhằm chính xác hóa cũng như tăng mức độ tin cậy của mô hình thủy động [7, 8]. Ngoài ra, để đánh giá và quản lý mỏ tốt hơn cần tăng cường giám sát khai thác, bổ sung thu thập số liệu đo đạc, số liệu mẫu chất lưu, tăng khảo sát PLT, khảo sát bão hòa khí [9, 10].



**Hình 7.** Cơ sở hạ tầng khai thác mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh.

### *Hạn chế ngưng tụ condensate cận đáy giếng*

Với vỉa khí condensate, khi áp suất vỉa xuống dưới áp suất điểm sương, condensate sẽ bắt đầu ngưng tụ. Theo quá trình khai thác, áp suất khu vực cận đáy giếng dần xuống rất thấp làm cho condensate tích tụ ở khu vực cận đáy giếng ngày càng tăng, ngăn cản dòng chảy của khí - condensate vào giếng và làm giảm hiệu suất khai thác của giếng. Các vỉa chứa thuộc mỏ Hải Thạch đều là những vỉa khí - condensate có áp suất lớn với hàm lượng CGR trung bình cao, do các vỉa mỏ Hải Thạch có mức độ sụt giảm áp khá lớn dẫn tới việc ngưng tụ condensate xuất hiện khá sớm. Bien Dong POC đã triển khai nghiên cứu các phương pháp xử lý condensate ngưng tụ và đề xuất quy trình thực hiện hợp lý cho từng phương pháp cụ thể.

Phương pháp giảm chênh áp theo nguyên tắc tăng tiết diện tiếp xúc giữa giếng khai thác với vỉa, mà không cần phải giảm áp suất đáy giếng nhiều nhưng vẫn đạt được sản lượng mong muốn là phương pháp chính có thể thực hiện bằng việc khoan giếng khai thác với góc xiên lớn nhất.

Phương pháp xử lý condensate ngưng tụ cận đáy giếng bằng bơm hóa chất là phương pháp dễ áp dụng nhưng hiệu quả rất thấp. Thiết kế bơm ép methanol và thử nghiệm ở giếng 05-2-HT-3P đã được đánh giá chi tiết để đảm bảo quá trình vận hành khai thác được an toàn, không gây hại cho vỉa sản phẩm, hệ thống khai thác cũng như môi trường. Cho đến nay, mặc dù kết quả chưa được như kỳ vọng, nhưng Bien Dong POC đang tiếp tục nghiên cứu, và triển khai các thí nghiệm trên mẫu lõi tại điều kiện áp suất và nhiệt độ vỉa để quyết định đưa vào thử nghiệm thực tế nếu kết quả khả quan [11, 12].

### *Hạn chế nước xâm nhập vào giếng khai thác*

Các vỉa chứa khí - condensate ở mỏ Mộc Tinh chủ yếu đều chịu ảnh hưởng rất lớn của tầng nước đáy và nước rìa, giếng khai thác có nguy cơ bị nước xâm nhập rất cao làm giảm khả năng khai thác, giảm hệ số thu hồi, dẫn tới phải dừng đóng giếng.

Để có được sản lượng khai thác tối ưu, hạn chế lượng nước vỉa xâm nhập, duy trì tuổi thọ của giếng khai thác và đạt hệ số thu hồi tối đa, việc sử dụng mô hình mô phỏng khai thác vỉa khí condensate có tầng nước đáy là rất cần thiết và quan trọng khi xác định sự ảnh hưởng của nước đáy đối với giếng khai thác, từ đó xây dựng kế hoạch khai thác, phương án tối ưu để hạn chế cũng như ngăn chặn nước xâm nhập vào giếng khai thác, nâng cao hệ số thu hồi. Ngoài sử dụng mô hình mô phỏng, Bien Dong POC cũng có kế hoạch thực hiện đo độ bão hòa định kỳ [10]

nhằm theo dõi sự dịch chuyển của ranh giới khí nước theo thời gian để tăng tính khả thi của phương án ngăn chặn nước xâm nhập, từ đó đưa ra những quyết định và phương án phù hợp cho các giếng đang hoặc có nguy cơ bị nước xâm nhập [13, 14] phục vụ quản lý mỏ hiệu quả hơn.

### *Hạn chế cát xâm nhập vào giếng khai thác*

Hiện tượng cát xâm nhập vào các giếng khai thác, đặc biệt là giếng khai thác khí có tầng nước đáy hoạt động mạnh sẽ gây ảnh hưởng nghiêm trọng đến khả năng vận chuyển của khoáng hoàn thiện, làm suy giảm hệ số thu hồi khí - condensate cũng như gây xâm thực, bào mòn rất nhanh các thiết bị khai thác từ lòng giếng dưới sâu lên bề mặt và hơn thế nữa có thể gây hư hại nghiêm trọng các van an toàn, dẫn đến mất an toàn hệ thống và đối với giếng áp suất cao thì đặc biệt nghiêm trọng. Bien Dong POC đã xây dựng được một quy trình hoàn chỉnh cho việc nghiên cứu, quản lý và hạn chế tối đa cát xâm nhập vào giếng khai thác, bao gồm: (i) Tiến hành các thí nghiệm địa cơ học trên mẫu lõi của vỉa khai thác; (ii) xây dựng mô hình phân tích ngưỡng sinh cát; (iii) lắp đặt thiết bị theo dõi tại đầu giếng khai thác; (iv) xây dựng bộ công cụ theo dõi giếng theo thời gian thực; (v) xây dựng phương thức quản lý và hạn chế cát xâm nhập trong quá trình vận hành khai thác thực tế. Thông qua quy trình trên, Bien Dong POC đã hạn chế tối đa và quản lý được hiện tượng cát xâm nhập cũng như tối ưu lưu lượng giếng khai thác [15, 16].

## **4. Giai đoạn phát triển tiếp theo**

Dựa trên dữ liệu thu thập trong chiến dịch khoan 16 giếng phát triển, dữ liệu khai thác từ dòng khí đầu tiên đến cuối tháng 6/2023 tại mỏ Hải Thạch và Mộc Tinh, cũng như các công việc và nghiên cứu toàn diện được thực hiện kể từ khi FDP-2010 được phê duyệt (5/2010), bao gồm cả RAR-2023, báo cáo tổng kết dự án Biển Đông 1 [17] và dự án xây dựng mô hình địa chất và mô hình thủy động mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh [4], cho thấy lượng khí và condensate tại chỗ ban đầu tại 2 mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh tăng đáng kể so với phê duyệt năm 2006. Tuy nhiên, trữ lượng khai thác hiện tại được dự báo là thấp hơn so với trữ lượng phê duyệt năm 2010. Do đó, cần thực hiện việc khoan đan dày càng sớm càng tốt để duy trì sản lượng, tăng hệ số thu hồi, cũng như nâng cao hiệu quả kinh tế của dự án như sau:

- Kế hoạch phát triển mỏ điều chỉnh (giai đoạn 1) được đề xuất bao gồm khoan đan dày 5 giếng ở mỏ Hải Thạch và một giếng ở mỏ Mộc Tinh từ các giàn WHP hiện có. Các giếng khoan đan dày của mỏ Hải Thạch và Mộc Tinh sẽ tiếp tục được khai thác dựa trên phương pháp suy giảm áp suất tự nhiên. Chiến lược quản lý rủi ro tương

tự như các giếng khai thác ở mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh sẽ được áp dụng cho các giếng đơn dầy. Kế hoạch khoan giếng đơn dầy sẽ gia tăng đáng kể lợi ích kinh tế cho dự án và kéo dài đời mỏ đến năm 2038 hoặc xa hơn;

- Song song với kế hoạch khoan đơn dầy, các lô 05-2 và 05-3 (trong diện tích phát triển chung của dự án) có tỷ lệ khoan thành công rất lớn (tỷ lệ khoan thăm dò/ thăm lượng thành công là 7/8, đạt xấp xỉ 86%), được đánh giá là vùng có tiềm năng dầu khí thuộc loại tốt nhất của bể Nam Côn Sơn. Vì vậy, trong những năm qua, Bien Dong POC đã tích cực tiến hành phân tích, tổng hợp các số liệu thực tế và làm sáng tỏ hơn đặc trưng cấu trúc địa chất, hệ thống dầu khí cũng như các điều kiện về sinh, dịch chuyển và hình thành các tích tụ dầu khí. Ngoài 2 mỏ Hải Thạch và Mộc Tinh đang được khai thác, còn phát hiện dầu khí tại cấu tạo Kim Cương Tây và 11 cấu tạo có triển vọng cao khác như Mộc Tinh Tây, Mộc Tinh Đông, Kim Cương Bắc, Hải Thạch Đông... Với điều kiện thương mại, cơ sở hạ tầng và công nghệ mà Bien Dong POC có được, những cấu tạo tiềm năng này là mục tiêu cho chiến dịch khoan thăm dò mở rộng trong thời gian tới. Nếu khoan thăm dò thành công, khu vực này có thể được phát triển, kết nối với hệ thống hiện có và đưa vào khai thác ngay.

**5. Kết luận**

- Cụm mỏ Hải Thạch và Mộc Tinh với phương án ban đầu gồm 16 giếng khai thác, đã đóng góp đáng kể vào nguồn cung khí cho khu vực Đông Nam Bộ. Sản lượng khai thác cộng dồn tính đến hết 2023 đạt được xấp xỉ 18,2 tỷ m<sup>3</sup> khí và 28,8 triệu thùng condensate, đem lại doanh thu và đóng góp lớn cho ngân sách Nhà nước;

- Công tác tối ưu vận hành khai thác mỏ đã được chú trọng nhằm hạn chế hiện tượng tích tụ chất lỏng khu vực cận đáy giếng, làm chậm quá trình ngập nước và giảm lượng cát xâm nhập vào giếng khai thác để gia tăng hệ số thu hồi;

- Phương án khoan đơn dầy tại mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh từ các giàn đầu giếng hiện có được xây dựng dựa trên toàn bộ tài liệu giếng khoan được thu thập, tài liệu khai thác trong suốt 10 năm qua, cũng như toàn bộ các nghiên cứu đã thực hiện. Phương án khoan đơn dầy sẽ làm gia tăng đáng kể lợi ích kinh tế của Dự án.

- Mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh nằm ở vùng nước sâu xa bờ, với điều kiện đặc biệt phức tạp, việc phát triển thành công và khai thác hiệu quả 2 mỏ này là tiền đề để thăm dò mở rộng các cấu tạo triển vọng trong khu vực lân cận với chi phí thấp nhất;

- Cụm công trình dầu khí được xây lắp ở vùng thềm lục địa ở Lô 05-2 và 05-3 thuộc vùng đặc quyền kinh tế của Việt Nam có vai trò quan trọng trong bảo vệ vững chắc chủ quyền biển, đảo của Tổ quốc.

**Tài liệu tham khảo**

[1] Bien Dong POC, "Hai Thach - Moc Tinh field development plan", 2010.

[2] Tập đoàn Dầu khí Việt Nam, *Địa chất và tài nguyên dầu khí Việt Nam*. Nhà xuất bản Khoa học Kỹ thuật Hà Nội, 2019.

[3] Core Laboratories (U.K.) Limited, Advanced Technology Centre, "Reservoir fluid study for BP Exploration Operating Company Limited, 05-2-HT2X DST#2, RFLA 960278", 1997.

[4] East Sea Star - ESS, GPEPI, PVN and Bien Dong POC, "Hai Thach - Moc Tinh geological and dynamic models", 2020.

[5] Bien Dong POC, "Block 05-3, Nam Con Son basin, Moc Tinh field, resources and reserves assessment report", 2023.

[6] Bien Dong POC, "Block 05-2, Nam Con Son basin, Hai Thach field, resources and reserves assessment report", 2023.

[7] C.H. Whitson and nnk, "Moc Tinh and Hai Thach gas-condensate fields EOS model development, well test CGR, and fluid initialization", Whitson A.S., Trondheim, 2019.

[8] Hoang Ky Son, Tran Vu Tung, Nguyen Ngoc Tan, Truong Anh Tu, Pham Hoang Duy, Tran Ngoc Trung, Trinh Xuan Vinh, and Ngo Tuan Anh, "Successful case study of machine learning application to streamline and improve history matching process for complex gas-condensate reservoirs in Hai Thach field, offshore Vietnam", *SPE Middle East Oil & Gas Show and Conference*, 2021. DOI: 10.2118/204835-MS.

[9] Nguyen Ngoc Tan, Tran Ngoc The Hung, Hoang Ky Son, and Tran Vu Tung, "Supervised machine learning application of lithofacies classification for a hydrodynamically complex gas-condensate reservoir in Nam Con Son basin", *Petrovietnam Journal*, Volume 6, pp. 27 - 35, 2022.

[10] Nguyen Pham Thien Kim, Hoang Ky Son, Doan Thi My Dung, Tran Ngoc The Hung, and Pascal Millot, "Behind casing gas saturation determination with pulsed neutron logging in gas-filled boreholes and high temperature formations - first application in offshore Vietnam", *International Conference on Integrated Petroleum Engineering (IPE3), Vietnam, 6 October 2022*.

[11] Hoang Minh Hai, Tran Hong Nam, and Nguyen Quynh Lam, "Investigation of condensate banking in the Hai Thach gas condensate reservoirs, Block 05-2, offshore Vietnam", *Petrovietnam 35 Years Anniversary International Conference, Vietnam, 9 - 10 September 2010*.

[12] Tran Vu Tung, Ngo Tuan Anh, Hoang Minh Hai, and Tran Hong Nam, "Production performance of gas condensate reservoirs: Compositional numerical model – A case study of Hai Thach - Moc Tinh fields", *SPE/ADIPEC International Petroleum Exhibition and Conference, Abu Dhabi, 1 - 12 November 2015*.

[13] Tran Vu Tung, Truong Anh Tu, Ngo Tuan Anh, Hoang Ky Son, and Trinh Xuan Vinh, "A case study of gas-condensate reservoir performance under bottom water drive mechanism", *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, Volume 9, Issue 1, pp. 525 - 541, 2018.

[14] Tran Vu Tung, Truong Anh Tu, Ngo Tuan Anh, Hoang Ky Son, Trinh Xuan Vinh, Dang Anh Tuan, and Ngo Huu Hai, "A comprehensive study on ultimate recovery and optimum production strategy for gas-condensate

reservoirs under aquifer support in Nam Con Son basin, offshore Vietnam", *SPE Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition, Brisbane, Australia, 23 - 25 October 2018*. DOI: 10.2118/191952-MS.

[15] Hoàng Thanh Tùng, Nguyễn Xuân Cường, Đỗ Văn Khánh, Trương Hoài Nam, Phạm Tâm, Nguyễn Trọng Tài và Nguyễn Khánh Trung, "Ứng dụng mô hình địa cơ học để phân tích sự ổn định của thành giếng khoan, lựa chọn tỷ trọng dung dịch khoan tối ưu trong thiết kế thi công các giếng khoan dầu khí", *Tạp chí Dầu khí*, Số 1, trang 18 - 26, 2018.

[16] Hoang Ky Son, Trinh Xuan Vinh, Tran Vu Tung, and Dang Anh Tuan, "Comprehensive sanding study from laboratory experiments, modeling, field implementation, to real-time monitoring, a case study for Hai Thach and Moc Tinh fields, offshore Vietnam", *SPE/IATMI Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition, Jakarta, Indonesia, 17 - 19 October 2017*. DOI: 10.2118/186387-MS.

[17] Bien Dong POC, "Báo cáo hoàn thiện Dự án Biển Đông 1" (*Bien Dong 1 project close-out report*), 2016.

## HAI THACH - MOC TINH, HIGH PRESSURE/HIGH TEMPERATURE FIELDS IN THE FIRST TEN YEARS OF PRODUCTION HAI THACH - MOC TINH: TEN YEARS OF PRODUCTION, AND SOLUTIONS TO MAINTAIN AND INCREASE ITS OUTPUT IN THE COMING PERIOD

**Pham Tien Dung, Hoang Minh Hai, Tran Vu Tung, Hoang Ky Son, Vu Dinh Thi, Nguyen Quan Phong**

Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC)

Email: thivd@biendongpoc.vn

### Summary

Based on the relevant technical and engineering data, the article presents the main geological and geophysical characteristics of the field cluster of Hai Thach - Moc Tinh, and summarizes its development and production management to date. After 10 years putting the Hai Thach - Moc Tinh cluster into operation under particularly complex conditions, Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC) has achieved important results, including: (i) Building and developing a simulation model to optimize production operations; (ii) Applying advanced well completion techniques suitable for high pressure and high temperature conditions; regularly conducting technical improvements throughout the operation and maintenance process; (iii) Minimizing the impact of liquid banking near the well bottom, limiting sand production and water encroachment in the wells and exploitation system, increasing reservoir water treatment capacity; (iv) Studying to propose potential locations for infill, sidetrack and multi-lateral wells for improving recovery rate, extending the field lifetime while also serving as a basis to expand the exploration in the area. Despite these achievements, Bien Dong POC is facing the decline of the field's output and recovery rate due to fluid banking near the well bottom, water encroachment and sand production. Therefore, adjusting the field development plan and accelerating expanded exploration are the solutions to maintain and increase the field's output in the coming time.

**Key words:** High pressure, high temperature, liquid banking, sand production, infill drilling.

# PHÂN TÍCH XÁC SUẤT THÀNH CÔNG, XẾP HẠNG VÀ ĐỀ XUẤT KẾ HOẠCH TIẾP THEO CHO CÁC CẤU TẠO TRIỂN VỌNG THĂM DÒ CÒN LẠI TẠI KHU VỰC NGHIÊN CỨU, BỂ NAM CÔN SƠN

**Hoàng Minh Hải<sup>1</sup>, Ngô Anh Quân<sup>1</sup>, Vũ Đình Thi<sup>1</sup>, Nguyễn Quán Phòng<sup>1</sup>, Lương Sỹ Hải<sup>1</sup>, Trần Ngọc Thế Hùng<sup>1</sup>, Vũ Đức Hòa<sup>1</sup>, Tolstikin Pavel<sup>2</sup>, Koltsov Sergey<sup>2</sup>, Kurianova Mariia<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông

<sup>2</sup>Gazprom

Email: thivd@biendongpoc.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2024.01-02>

## Tóm tắt

Đánh giá rủi ro hay phân tích xác suất thành công (probability of success, POS) rất quan trọng trong quá trình đánh giá cấu tạo triển vọng dầu khí, đặc biệt là đối với những cấu tạo triển vọng trong các khu vực có đặc điểm địa chất phức tạp và chi phí giếng khoan cao. Bài báo phân tích xác suất thành công về mặt địa chất của các cấu tạo thông qua kết quả minh giải địa chấn, tài liệu giếng khoan, các thông số địa chất quan trọng,... kết hợp với giá trị dầu khí tại chỗ ban đầu (HIIP) để xếp hạng tiềm năng từ cao xuống thấp cho các cấu tạo triển vọng còn lại tại khu vực nghiên cứu, bể Nam Côn Sơn.

Kết quả đánh giá kinh tế cho thấy có 3 cấu tạo triển vọng tiềm năng nhất có hiệu quả dương (với đánh giá hiện tại), đang được cân nhắc là đối tượng cho chiến lược khoan thăm dò mở rộng tiếp theo trong khu vực nghiên cứu. Trong điều kiện các cấu tạo nằm trong khu vực có đặc điểm địa chất phức tạp, chi phí giếng khoan cao, các rủi ro do tài liệu địa chấn 3D hiện có được thu nhỏ và xử lý từ lâu..., nhóm tác giả đã đề xuất kế hoạch tiếp theo đối với các cấu tạo triển vọng trên.

**Từ khóa:** Cấu tạo triển vọng, xác suất thành công, bể Nam Côn Sơn.

## 1. Giới thiệu

Khu vực nghiên cứu thuộc bể Nam Côn Sơn, ngoài khơi Việt Nam có đặc điểm địa chất phức tạp, tài liệu địa chấn hiện có gây nhiều khó khăn trong minh giải cấu trúc địa chất, đặc điểm địa tầng, tương thạch học và môi trường trầm tích và quan trọng hơn là dự báo phân bố vỉa chứa hoặc vỉa chứa dầu khí... dẫn đến nhiều sai số trong kết quả đánh giá hoặc dự báo trữ lượng dầu khí tại chỗ, trữ lượng dầu khí thu hồi... tại các mỏ đang khai thác và các cấu tạo triển vọng trong khu vực nghiên cứu.

Sau hơn 10 năm khai thác, sản lượng hàng năm của mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh đang trong giai đoạn sụt giảm. Ở thời điểm hiện tại, việc tìm kiếm các cấu tạo triển vọng mới cũng như tiến hành khoan các khu vực tiềm năng/cấu tạo triển vọng là cần thiết để bù đắp cho sản lượng đang suy giảm. Tuy nhiên, do đặc điểm địa chất phức tạp và các chi phí giếng khoan cao, việc tìm kiếm và đánh giá

các cấu tạo triển vọng còn lại ở khu vực nghiên cứu cần được nghiên cứu cẩn thận và có hệ thống hơn.

Nghiên cứu xếp hạng các triển vọng thăm dò còn lại đã được thực hiện năm 2021 [1] và rất nhiều cấu tạo triển vọng còn lại đã được tìm thấy trong khu vực phát triển chung (JDA). Nội dung nghiên cứu gồm phân tích xác suất thành công (POS), đánh giá kinh tế và xếp hạng các cấu tạo triển vọng đã được xác định để lựa chọn các khu vực tiềm năng nhất. Các khu vực này sẽ là mục tiêu cho các chiến dịch khoan thăm dò tiếp theo.

## 2. Phương pháp nghiên cứu và quy trình thực hiện

### 2.1. Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp nghiên cứu sử dụng cho xếp hạng các cấu tạo triển vọng thăm dò còn lại tại khu vực nghiên cứu bể Nam Côn Sơn là sự kết hợp việc đánh giá rủi ro hay phân tích POS của các thông số địa chất (vỉa chứa hiệu dụng, bão hiệu dụng, nạp dầu khí hiệu dụng, bảo tồn bão sau tích tụ) và giá trị dầu khí tại chỗ ban đầu HIIP dự tính cho các cấu tạo triển vọng.



Ngày nhận bài: 14/8/2023. Ngày phân biên đánh giá và sửa chữa: 4 - 19/1/2024.

Ngày bài báo được duyệt đăng: 19/1/2024.

## 2.2. Quy trình thực hiện

Công tác xác định cấu tạo triển vọng, đánh giá khả năng thành công, xếp hạng cấu tạo, đánh giá kinh tế cho từng cấu tạo triển vọng được thực hiện theo các bước sau:

- Xác định các cấu tạo triển vọng còn lại: Các cấu tạo triển vọng còn lại được xác định dựa trên việc minh giải địa chấn 3 chiều (3D) và xây dựng các bản đồ cấu trúc và đẳng dày theo từng tầng. Minh giải địa chấn cấu trúc được thực hiện trên khối số liệu cộng toàn phần (full stack) miền thời gian của bộ số liệu địa chấn 3D được thu nổ năm 2001 và tái xử lý dịch chuyển độ sâu trước cộng bất đẳng hướng (anisotropy pre-stack depth migration, APSDM) lần gần nhất vào năm 2014 (tài liệu APSDM 2014). Kết quả trên miền thời gian được chuyển đổi sang miền độ sâu bằng cách sử dụng mô hình vận tốc được xây dựng dựa trên khối số liệu vận tốc địa chấn (APSDM 2014) kết hợp với dữ liệu giếng khoan (địa chấn giếng khoan/VSP/checkshot, ranh giới địa tầng xác định tại giếng khoan/well markers) và các ranh giới địa tầng được minh giải từ địa chấn miền thời gian (horizons/surfaces);

- Đánh giá rủi ro hay phân tích POS: Phân tích POS theo các hướng dẫn CCOP được đánh giá là có nhiều ưu điểm hơn so với trước đây khi áp dụng cho từng thân cát riêng lẻ (vía chứa được nhắm tới) tương ứng với các vỉa chứa đã gặp tại các giếng khoan trong khu vực nghiên cứu bể Nam Côn Sơn;

- Xếp hạng các cấu tạo triển vọng còn lại: Các cấu tạo triển vọng còn lại đã được xác định sẽ được xếp hạng dựa trên sự kết hợp giữa giá trị HIIP (dầu khí tại chỗ ban đầu) và POS, các giá trị này được tính toán và phân tích từ các bước trước đó. Những cấu tạo triển vọng có tiềm năng nhất (POS cao và/hoặc HIIP lớn) sẽ được chọn cho bước tiếp theo là đánh giá kinh tế;

- Đánh giá kinh tế: Được thực hiện cho những cấu tạo triển vọng tiềm năng nhất mà có giá trị "risky HIIP" cao nhất ("risky HIIP" là dầu khí tại chỗ ban đầu đã tính đến rủi ro/ xác suất thành công POS; để giảm thiểu rủi ro thì dầu khí tại chỗ ban đầu HIIP (hay còn gọi là "unrisky HIIP") được nhân với POS), theo thứ tự từ các cấu tạo triển vọng có POS cao hơn và/hoặc HIIP lớn hơn đến các cấu tạo triển vọng có POS thấp hơn và/hoặc HIIP nhỏ hơn. POS, HIIP được phân tích/tính toán từ các bước trước đó, giá khí/condensate/dầu (được định chuẩn tại một thời điểm cụ thể), số lượng giếng sẽ được khoan trong mỗi cấu tạo triển vọng/cụm cấu tạo triển vọng (các cấu tạo triển vọng gần nhau), chiến lược phát triển (phát triển cấu tạo triển vọng đơn lẻ/phát triển chung cho cụm cấu tạo

triển vọng có cấu trúc tương đồng) và chi phí giếng khoan (được định chuẩn tại một thời điểm cụ thể) sẽ là đầu vào cho đánh giá kinh tế. Các cấu tạo triển vọng/cụm cấu tạo triển vọng có giá trị kỳ vọng (EMV) dương sẽ là mục tiêu ưu tiên hàng đầu cho chiến dịch thăm dò tiếp theo;

- Đề xuất phương án tiếp theo cho các cấu tạo triển vọng còn lại: Do đặc điểm địa chất tại khu vực nghiên cứu rất phức tạp, chi phí giếng khoan cao hơn nhiều so với các khu vực khác, dữ liệu địa chấn 3D tại các lô này thu nổ đã lâu (năm 2001), để có được POS tin cậy hơn đồng thời giảm thiểu rủi ro cho các cấu tạo triển vọng còn lại đã được xác định thì việc thu nổ địa chấn 3D mới với kỹ thuật băng thông rộng đang được lên phương án để tiến hành cho toàn bộ khu vực phát triển chung (JDA).

## 3. Phân tích xác suất thành công

### 3.1. Phân tích POS địa chất áp dụng trước kia cho việc đánh giá các cấu tạo triển vọng dầu khí

Phân tích POS/hay cơ hội thành công (chance of success - COS) đối với việc đánh giá các cấu tạo triển vọng/tiềm năng dầu khí có thể được áp dụng khác nhau. Tuy nhiên, 5 yếu tố/thông số trong hệ thống dầu khí có ảnh hưởng nhất tới tiềm năng của các vỉa chứa thường được đánh giá, bao gồm:

- Cơ chế bẫy (bẫy): Các vỉa chứa tồn tại ở dạng bẫy cấu trúc khép kín hoặc bẫy địa tầng;

- Các đặc tính vỉa (vía chứa): Về thạch học, tương quan độ sâu và chất lượng vỉa chứa;

- Khả năng chắn (chắn): Liệu dầu khí có thể di chuyển xuyên qua lớp đất đá đè phủ bên trên (tập sét, carbonate...) hay di chuyển dọc theo các bề mặt đứt gãy;

- Đá sinh (sinh): Xác suất đá sinh khu vực nghiên cứu;

- Sự di chuyển (di chuyển): Khả năng di chuyển của dầu khí từ đá sinh đến các cấu tạo triển vọng (bẫy). POS là tích số của các thông số rủi ro, được tính toán bằng phương trình (1):

$$POS = \text{Bẫy} \times \text{vía chứa} \times \text{chắn} \times \text{sinh} \times \text{di chuyển}$$

### 3.2. Phân tích POS địa chất hiện nay được áp dụng cho các cấu tạo triển vọng dựa trên hướng dẫn của CCOP

Các cấu tạo triển vọng dầu khí trong khu vực nghiên cứu đều có rủi ro riêng dựa trên POS được ước tính cho từng vỉa chứa trong các cấu tạo triển vọng. Để đảm bảo quá trình đánh giá có hệ thống, các thông số cho từng vỉa chứa được đánh giá dựa trên tiêu chuẩn hướng dẫn của

*Bảng 1. Bảng mô tả các thông số địa chất liên quan đến phân tích POS*

<b>Xác suất đá chứa hiệu dụng (P1)</b>	<b>Xác suất bẫy hiệu dụng (P2)</b>	<b>Xác suất nạp dầu khí hiệu dụng (P3)</b>	<b>Xác suất bảo tồn sau khi tích tụ (P4)</b>
<b>P1 = P1a × P1b</b>	<b>P2 = P2a × P2b</b>	<b>P3 = P3a × P3b</b>	<b>P4</b>
<b>P1a:</b> Xác suất hiện diện tương đá chứa với chiều dày thực và tỷ lệ chiều dày thực/chiều dày tổng tối thiểu được áp dụng trong đánh giá tài nguyên.	<b>P2a:</b> Xác suất hiện diện cấu tạo được xác định với thể tích đá tối thiểu như đã được dự báo trong tính toán thể tích.	<b>P3a:</b> Xác suất đá sinh hiệu dụng xét về mặt tồn tại đủ khối lượng đá chứa sinh trưởng thành có chất lượng phù hợp nằm trong khu vực lưu dẫn của cấu tạo được xác định.	<b>P4:</b> Xác suất bảo tồn sau khi tích tụ.
<b>P1b:</b> Xác suất hiệu dụng đá chứa liên quan đến độ rỗng, độ thấm và độ bão hòa dầu khí tối thiểu.	<b>P2b:</b> Xác suất cơ chế chắn hiệu dụng cho cấu tạo được xác định.	<b>P3b:</b> Xác suất di chuyển hiệu dụng của dầu khí từ đá sinh đến cấu tạo đã xác định.	

CCOP (Coordinating Committee for Coastal and Offshore Geoscience Programmes in East and Southeast Asia) [2]. Hướng dẫn của CCOP thường được sử dụng để đánh giá và xếp hạng các cấu tạo triển vọng dầu khí trong giai đoạn thăm dò. Các yếu tố/thông số địa chất liên quan đến phân tích POS gồm:

- Xác suất (probability) vỉa chứa hiệu dụng (P1): P1 là tích của 2 thông số thành phần P1a và P1b;
- Xác suất bẫy hiệu dụng (P2): P2 là tích của 2 thông số thành phần P2a và P2b;
- Xác suất nạp dầu khí hiệu dụng (P3): P3 là tích của 2 thông số thành phần P3a và P3b;
- Xác suất bảo tồn sau tích tụ (P4).

Các thông số được mô tả trong Bảng 1.

Phương trình (2) được sử dụng để tính toán POS của các cấu tạo triển vọng dầu khí (các thân cát) bằng cách nhân các thông số rủi ro (cũng chính là các thông số xác suất - probability factors) địa chất riêng lẻ của từng thân cát:

$$POS = (P1a \times P1b) \times (P2a \times P2b) \times (P3a \times P3b) \times P4 \quad (2)$$

Các thông số ở phương trình (2) được phân tích/giải thích như dưới đây.

**3.2.1. Phân tích thông số P1 (xác suất vỉa chứa hiệu dụng/probability of effective reservoir)**

P1 gồm 2 thông số thành phần P1a và P1b, và P1 là tích của 2 thông số này.

- Thông số P1a (xác suất hiện diện vỉa chứa/reservoir presence)

Xác suất tồn tại tương vỉa chứa với tỷ số "chiều dày thực"/"chiều dày tổng" tối thiểu được áp dụng trong tính toán tài nguyên. Các yếu tố quan trọng để xem xét sự hiện diện vỉa chứa là mô hình môi trường trầm tích tại vị trí cấu tạo triển vọng và độ tin cậy của tài liệu. Các trầm

tích gần hoặc xa hơn được tính là khoảng cách từ cấu tạo triển vọng đến nguồn lắng đọng trầm tích (không phải từ cấu tạo triển vọng đến giếng đã được khoan, nơi bắt gặp vỉa chứa tương ứng được dự báo tại khu vực cấu tạo triển vọng). Dữ liệu trực tiếp có nghĩa là các mô hình địa chất được hỗ trợ bởi dữ liệu từ các giếng đã khoan gần đó hoặc các điểm dữ liệu liên quan khác. Dữ liệu gián tiếp thường là các mô hình lý thuyết hoặc mô hình tương tự được lấy từ các khu vực khác. Nhìn chung biển nông, dạng phổ biến/"blanket" và dữ liệu trực tiếp, các trầm tích gần nguồn sẽ có cơ hội tìm thấy các khoảng vỉa chứa tiềm năng cao hơn so với môi trường lục địa.

- Thông số P1b (xác suất chất lượng vỉa chứa/reservoir quality)

Xác suất hiệu dụng của vỉa chứa (chất lượng vỉa chứa), liên quan đến độ rỗng, độ thấm và độ bão hòa dầu khí tối thiểu. Xác suất chất lượng vỉa phụ thuộc vào độ sâu chôn vùi và sự liên kết giữa các thân cát tương tự nhau đã gặp tại các giếng đã khoan lân cận. Các thông số khu vực khác, chẳng hạn như tương vỉa chứa và quá trình thành tạo đá, được xem xét cho từng thân cát vì chúng ảnh hưởng đến các giá trị độ rỗng.

CCOP đưa ra các hướng dẫn liên quan đến khoảng giá trị của các thông số P1a và P1b, các thông số này phụ thuộc vào môi trường trầm tích, độ sâu vỉa dự báo tại cấu tạo triển vọng, độ tin cậy của dữ liệu, như trong Bảng 2 (P1a - Bảng 2a; P1b - Bảng 2b).

Phân tích P1a và P1b trong khu vực nghiên cứu

- Thông số P1a

Mặc dù mô hình trầm tích chung trong Miocene giữa là biển nông, và turbidite biển sâu trong Miocene trên cho một phần khu vực [3], môi trường trầm tích trong khu vực nghiên cứu được cho là thành tạo trong điều kiện biển nông, hoặc ven biển, châu thổ, thủy triều, hoặc quạt biển sâu dựa trên việc liên hệ, đối sánh với tài liệu ở các giếng xung quanh trong khu vực nghiên cứu/hoặc khu vực gần

**Bảng 2a.** Độ tin cậy của môi trường trầm tích

Độ tin cậy dữ liệu		Dữ liệu trực tiếp, lắng đọng gần nguồn	Dữ liệu trực tiếp, lắng đọng xa nguồn hơn	Dữ liệu bị giới hạn, lắng đọng gián đoạn	Dữ liệu gián tiếp, phân tích phân tập địa chấn
<b>Môi trường biển</b>	Biển nông, “blanket”	0,9 - 1,0	0,7 - 0,8	0,6 - 0,7	0,4 - 0,6
	Ven biển, đồng bằng, thủy triều	0,8 - 1,0	0,7 - 0,8	0,6 - 0,7	0,4 - 0,6
	Quạt biển sâu	0,7 - 0,8	0,5 - 0,6	0,3 - 0,5	0,1 - 0,3
	Đá vôi	0,8 - 1,0	0,6 - 0,8	0,5 - 0,7	0,3 - 0,5
<b>Lục địa</b>	Đồng bằng sông hồ	0,7 - 0,9	0,5 - 0,7	0,4 - 0,6	0,3 - 0,5
	Quạt bồi tích, dòng chảy rối, uốn khúc	0,7 - 0,9	0,5 - 0,7	0,4 - 0,6	0,3 - 0,5
	Trầm tích gió	0,8 - 1,0	0,6 - 0,8	0,4 - 0,6	0,4 - 0,6
<b>Khác</b>	Đá móng nứt nẻ	0,4 - 0,6	0,3 - 0,5	0,2 - 0,4	0,1 - 0,3
	Dung nham nứt nẻ, có độ rỗng	0,4 - 0,6	0,3 - 0,5	0,2 - 0,4	0,1 - 0,3

**Bảng 2b.** Độ tin cậy của chất lượng vỉa chứa tương ứng với độ sâu

Độ tin cậy dữ liệu		Dữ liệu trực tiếp, lắng đọng gần nguồn	Dữ liệu trực tiếp nhưng ít dữ liệu, lắng đọng xa nguồn hơn	Dữ liệu bị giới hạn, liên kết rủi ro	Dữ liệu gián tiếp
<b>1 - 3 km</b>	Vỉa đồng nhất, sạch	0,9 - 1,0	0,8 - 0,9	0,7 - 0,8	0,6 - 0,7
	Vỉa hỗn hợp, không sạch	0,8 - 1,0	0,7 - 0,8	0,6 - 0,7	0,4 - 0,6
<b>3 - 4 km</b>	Vỉa đồng nhất, sạch	0,8 - 0,9	0,7 - 0,8	0,5 - 0,7	0,4 - 0,5
	Vỉa hỗn hợp, không sạch	0,7 - 0,9	0,6 - 0,7	0,5 - 0,6	0,3 - 0,5
<b>&gt; 4 km</b>	Vỉa đồng nhất, sạch	0,7 - 0,9	0,5 - 0,7	0,4 - 0,6	0,3 - 0,5
	Vỉa hỗn hợp, không sạch	0,6 - 0,9	0,3 - 0,5	0,2 - 0,4	0,1 - 0,3

đó. Cơ hội tìm thấy tướng vỉa chứa khá cao, do đó độ tin cậy của dữ liệu được đề xuất là “dữ liệu trực tiếp, lắng đọng gần nguồn”. Dựa trên hướng dẫn CCOP (Bảng 2a), P1a được đánh giá trong khoảng giá trị 0,8 - 1 (tùy thuộc vào từng thân cát).

- Thông số P1b

Độ sâu của các thân cát tại các cấu tạo triển vọng đã xác định trong phạm vi khu vực nghiên cứu có độ sâu chôn vùi từ < 3 km đến > 4 km (tùy thuộc từng thân cát); dựa trên các điểm dữ liệu ở khu vực xung quanh, các thân cát có thể là vỉa chứa sạch đồng nhất hoặc vỉa chứa hỗn hợp, không sạch. Độ tin cậy của dữ liệu đối với các cấu tạo triển vọng tiềm năng được đề xuất chủ yếu là “dữ liệu trực tiếp, trầm tích gần nguồn”. P1b được đánh giá trong khoảng giá trị 0,5 - 0,1 (tùy thuộc vào từng thân cát).

**3.2.2. Phân tích thông số P2 (xác suất bẫy hiệu dụng - probability of effective trap)**

P2 gồm 2 thông số thành phần P2a và P2b, và P2 là tích của 2 thông số này.

- Thông số P2a (xác suất hiện diện bẫy, probability of trap presence)

Xác suất hiện diện bẫy được phân tích bằng cách đánh giá mật độ minh giải địa chấn, việc thiết lập bản đồ

nóc - đáy vỉa chứa và việc chuyển đổi độ sâu, cùng với việc xác định chính xác vị trí bẫy.

- Thông số P2b (xác suất chắn hiệu dụng, probability of effective seal - top seal & fault seal)

Xác suất của cơ chế chắn hiệu dụng cho cấu tạo tiềm năng đã vẽ được. Yếu tố rủi ro này phụ thuộc vào xác suất của chắn nóc và chắn đứt gãy hiệu dụng. Xét về khả năng chắn nóc, mức độ chắc chắn của chắn phụ thuộc vào thạch học dọc theo các bề mặt bao quanh vỉa chứa. Yếu tố này được đánh giá bằng chất lượng tập sét tương tự từ các giếng gần đó.

CCOP đưa ra các hướng dẫn liên quan đến khoảng giá trị của các thông số P2a và P2b, các thông số này phụ thuộc vào liên kết địa chấn, vẽ bản đồ; độ tin cậy dữ liệu; cơ chế chắn; chất lượng chắn đối với cấu tạo triển vọng như trong Bảng 3 (P2a - Bảng 3a; P2b - Bảng 3b).

Phân tích P2a và P2b trong khu vực nghiên cứu

- Thông số P2a

Khu vực nghiên cứu được phủ bởi tài liệu địa chấn 3D với minh giải địa chấn chi tiết và dày đặc cho từng vỉa chứa. Liên kết địa chấn phụ thuộc vào mức độ phức tạp của cấu trúc từ các giếng đã khoan đến vị trí cấu tạo triển vọng. Được cho là liên kết tốt khi minh giải qua khu vực



**Bảng 3a.** Bảng hướng dẫn tính xác suất hiện diện của bẫy

Liên kết địa chấn, vẽ bản đồ		Độ tin cậy dữ liệu	Địa chấn 3D	Địa chấn 2D		
				Kích thước mạng lưới dày	Kích thước mạng lưới thưa	Kích thước mạng lưới rất thưa
<b>Liên kết tốt, gần giếng</b>	Độ phức tạp cấu trúc thấp		0,9 - 1,0	0,9 - 1,0	0,8 - 1,0	0,7 - 0,9
	Độ phức tạp cấu trúc cao		0,7 - 1,0	0,6 - 0,9	0,5 - 0,8	0,4 - 0,7
	Cấu trúc thoải, rủi ro chuyển đổi độ sâu		0,6 - 0,9	0,5 - 0,8	0,4 - 0,7	0,3 - 0,6
<b>Liên kết có sai số, xa giếng</b>	Độ phức tạp cấu trúc thấp		0,9 - 1,0	0,8 - 1,0	0,7 - 0,9	0,5 - 0,8
	Độ phức tạp cấu trúc cao		0,7 - 0,9	0,6 - 0,9	0,4 - 0,8	0,3 - 0,7
	Cấu trúc thoải, rủi ro chuyển đổi độ sâu		0,5 - 0,8	0,4 - 0,7	0,3 - 0,6	0,2 - 0,5
<b>Liên kết sai số, mô hình lân cận</b>	Độ phức tạp cấu trúc thấp		0,9 - 1,0	0,7 - 1,0	0,6 - 0,8	0,4 - 0,7
	Độ phức tạp cấu trúc cao		0,4 - 0,7	0,3 - 0,6	0,2 - 0,5	0,1 - 0,4
	Cấu trúc thoải, rủi ro chuyển đổi độ sâu		0,3 - 0,7	0,2 - 0,6	0,1 - 0,5	0,1 - 0,4

**Bảng 3b.** Chất lượng vỉa chứa tương ứng với độ sâu

Cơ chế chắn	Chất lượng chắn			Rất tốt	Tốt	Chấp nhận được	Kém
	Mặt trên	Đáy, biên	Kiểu cấu trúc				
<b>Kiểu chắn đơn giản</b>	Chỉnh hợp	N/A	Nếp lồi, đới nâng bị chôn vùi...	0,9 - 1,0	0,8 - 1,0	0,6 - 0,8	0,4 - 0,6
	Bất chỉnh hợp	N/A	Cấu tạo do đứt gãy	0,8 - 0,9	0,7 - 0,8	0,5 - 0,7	0,3 - 0,5
<b>Kiểu chắn kết hợp</b>	Chỉnh hợp	Bất chỉnh hợp	Kế áp, nằm lẫn	0,5 - 0,7	0,4 - 0,5	0,3 - 0,4	0,1 - 0,3
	Chỉnh hợp	Đứt gãy	Cấu tạo đứt gãy lún chìm	0,6 - 0,8	0,5 - 0,6	0,3 - 0,5	0,1 - 0,3
	Chỉnh hợp	Dịch chuyển tương	Chuyển sang sét nén	0,6 - 0,8	0,5 - 0,7	0,4 - 0,6	0,1 - 0,3
	Bất chỉnh hợp	Chỉnh hợp	Cấu trúc điểm lộ chôn vùi	0,4 - 0,5	0,3 - 0,5	0,2 - 0,4	0,1 - 0,3

không có nhiều đứt gãy và ngược lại là liên kết không tốt khi minh giải qua khu vực nhiều đứt gãy và cấu trúc có mức độ phức tạp cao, do đó P2a được đề xuất chủ yếu trong khoảng 0,7 - 1 (tùy thuộc độ phức tạp về cấu trúc của từng vỉa chứa).

- Thông số P2b

Với xác suất của cơ chế chắn hiệu dụng; để thấy rõ hơn ảnh hưởng của các nóc (đá chắn) và các đứt gãy vào cơ chế chắn, nghiên cứu xếp hạng lại triển vọng thăm dò dầu khí còn lại đã chia P2b thành 2 thành tố là chắn nóc (top seal) và chắn đứt gãy (fault seal), và P2b là tích số của hai thành tố này (P2b = Chắn nóc × chắn đứt gãy). Mô hình trầm tích của Miocene giữa, Miocene trên và kết quả khoan cho thấy tập sét biển (tầng chắn nóc) với chất lượng tốt phủ rộng rãi khu vực nghiên cứu trong suốt thời gian hình thành, có nghĩa là không có rủi ro về chắn nóc, do đó xác suất = 1. Khả năng chắn của các đứt gãy bao các khối/màng cấu trúc địa chất nội lò (đứt gãy phân chia địa hình lò X và Y thành các khối/màng địa chất nhỏ hơn) được đánh giá bằng cách tham khảo kết quả nghiên cứu chắn đứt gãy định lượng của Badley Geoscience Limited cho khu vực nghiên cứu [4], các đứt gãy chưa có trong nghiên cứu chắn đứt gãy thì được gán thông số rủi ro là 0,5 (xác suất = 0,5). Tức P2b được đề xuất trong khoảng giá trị 0,5 - 1.

3.2.3. Phân tích thông số P3 (xác suất nạp dầu khí hiệu dụng - probability of effective petroleum charge)

P3 gồm 2 thông số thành phần P3a và P3b, và P3 là tích của 2 thông số này.

- Thông số P3a (xác suất đá sinh hiệu dụng - probability of effective source rock)

Xác suất đá sinh trưởng thành có chất lượng yêu cầu hiện diện trong khu vực nạp của cấu trúc xác định. Vỉa chứa có nhiều khả năng được nạp khi nằm trực tiếp trên đá sinh trưởng thành đến quá trưởng thành.

- Thông số P3b (xác suất di chuyển hiệu dụng và thời gian tạo bẫy - probability of effective migration and timing)

Xác suất di chuyển hiệu dụng của dầu khí từ đá sinh đến cấu tạo triển vọng xác định.

CCOP đưa ra các hướng dẫn để cập đến khoảng giá trị của các thông số P3a và P3b được thể hiện trong Bảng 4 (P3a - Bảng 4a; P3b - Bảng 4b).

Phân tích P3a và P3b trong khu vực nghiên cứu

- Thông số P3a

Được đánh giá dựa trên báo cáo nghiên cứu mô hình bể do Schlumberger thực hiện [5] đã chứng minh là đá sinh có tuổi Oligocene và Miocene dưới (than paralic trong tầng T20 và T30 với TOC 22 - 54%, các đá sinh khác

**Bảng 4a.** Bảng hướng dẫn tính xác suất đá sinh hiệu dụng

Độ tin cậy tài liệu		Môi trường lắng đọng	Môi trường biển giới hạn hoặc đầm hồ với vật chất hữu cơ phù hợp	Môi trường biển hỗn hợp hoặc đầm hồ với vật chất hữu cơ phân tán	Môi trường đồng bằng với vật chất hữu cơ mùn (trên cạn, khí chủ yếu)
Đá sinh đã được xác minh	Khối lượng đủ		0,9 - 1,0	0,8 - 1,0	0,8 - 1,0
	Khối lượng cận biên		0,5 - 0,8	0,4 - 0,7	0,4 - 0,7
	Độ trưởng thành		0,3 - 0,6	0,2 - 0,5	0,2 - 0,5
Đá sinh bị giảm chất lượng	Khối lượng đủ		0,7 - 0,9	0,6 - 0,8	0,6 - 0,8
	Khối lượng cận biên		0,4 - 0,6	0,3 - 0,6	0,3 - 0,6
	Độ trưởng thành		0,2 - 0,5	0,1 - 0,4	0,1 - 0,4
Đá sinh theo giả thiết	Khối lượng đủ		0,5 - 0,8	0,4 - 0,7	0,4 - 0,7
	Khối lượng cận biên		0,3 - 0,7	0,3 - 0,6	0,3 - 0,6
	Độ trưởng thành		0,1 - 0,4	0,1 - 0,4	0,1 - 0,4
Đá sinh suy đoán	Khối lượng đủ		0,4 - 0,7	0,3 - 0,7	0,3 - 0,7
	Khối lượng cận biên		0,2 - 0,6	0,2 - 0,5	0,2 - 0,5
	Độ trưởng thành		0,1 - 0,4	0,1 - 0,3	0,1 - 0,3

**Bảng 4b.** Xác suất di chuyển hiệu dụng và thời gian thành tạo bẫy

Thời gian	Bẫy hình thành trước khi hydrocarbon nạp vào	Thời gian hình thành bẫy và di chuyển là cùng nhau	Bẫy được hình thành khi đá sinh được cho là quá trưởng thành
<b>Di chuyển</b>			
Di chuyển cục bộ	0,9 - 1,0	0,4 - 0,8	0,1 - 0,4
Di chuyển ngang không bị chặn	0,8 - 0,9	0,4 - 0,7	0,1 - 0,3
Di chuyển ngang bị chặn	0,5 - 0,8	0,2 - 0,5	0,1 - 0,3
Di chuyển thẳng đứng không chặn	0,7 - 0,9	0,3 - 0,6	0,1 - 0,3
Di chuyển thẳng đứng chặn	0,4 - 0,6	0,2 - 0,4	0,1 - 0,2
Di chuyển tràn khoảng cách xa	0,4 - 0,6	0,2 - 0,4	0,1 - 0,2
Bẫy không xác định kiểu di chuyển	0,2 - 0,4	0,1 - 0,3	0,1

**Bảng 5.** Bảng hướng dẫn tính các xác suất bảo tồn bẫy hiệu dụng

Các quá trình địa chất sau khi tích tụ		Kiểm soát dữ liệu	Dữ liệu rõ ràng tin cậy (địa chấn, giếng khoan...)	Kiểm soát dữ liệu và minh giải kém đến khá	Dữ liệu kém tin cậy (địa chấn, giếng khoan...)
Không có hoạt động muộn	Không có hoạt động kiến tạo sau tích tụ		0,9 - 1,0	0,8 - 1,0	0,7 - 1,0
	Các bẫy nông, có thể phá hủy sinh học		0,8 - 0,9	0,4 - 0,7	0,1 - 0,3
Bào mòn	Bẫy kết nối với đá sinh		0,7 - 0,9	0,3 - 0,6	0,1 - 0,3
	Bẫy không kết nối với đá sinh		0,5 - 0,8	0,2 - 0,5	0,1 - 0,2
Nâng lên và đổ nghiêng	Hình dạng, thể tích, đỉnh không bị thay đổi		0,7 - 0,9	0,4 - 0,7	0,2 - 0,4
	Hình dạng, thể tích, đỉnh bị thay đổi		0,5 - 0,6	0,3 - 0,4	0,1 - 0,2
Các đứt gãy tái hoạt động	Nén ép và/hoặc chuyển tiếp		0,5 - 0,7	0,4 - 0,5	0,3 - 0,4
	Tách giãn		0,4 - 0,6	0,3 - 0,4	0,1 - 0,3

với TOC 0,4 - 2,7% loại II), khối lượng đủ, môi trường biển giới hạn và đầm hồ; P3a được ước định chủ yếu là 1 cho toàn bộ khu vực.

- Thông số P3b

Các tích tụ dầu khí đã được tìm thấy hoặc đang khai thác trong khu vực nghiên cứu/hoặc khu vực lân cận từ các tầng Miocene trên xuống đến Miocene dưới. Do đó, di chuyển hiệu dụng và thời gian tạo bẫy được đánh giá cao; các vỉa chứa tầng Miocene dưới lắng đọng ngay trên nóc của tầng đá sinh sẽ có P3b = 0,9; trong khi các vỉa Miocene trên và Miocene giữa cần khoảng cách di chuyển dầu khí

xa hơn, và thời gian tạo bẫy muộn hơn một chút, thì có giá trị P3b = 0,8.

3.2.4. Phân tích thông số P4 (xác suất bảo tồn sau tích tụ - probability of retention after accumulation)

P4 là xác suất bảo tồn hiệu dụng của dầu khí trong cấu tạo triển vọng sau khi tích tụ (đến ngày nay).

Các hướng dẫn liên quan đến khoảng giá trị của thông số P4 được thể hiện trong Bảng 5.

- Phân tích P4 trong khu vực nghiên cứu

Trong khu vực nghiên cứu, các đứt gãy đóng vai trò như là các ranh giới hình thành và giới hạn (bao) các cấu tạo triển vọng còn lại đối với các cấu tạo xung quanh. Xác suất bảo tồn sau khi tích tụ được đánh giá bằng cách phân tích sự tái hoạt động đứt gãy tiềm ẩn trong Miocene trên, sự nâng lên khu vực, và sự bào mòn bề mặt MMU (bất chỉnh hợp Miocene giữa) bên trong cấu tạo triển vọng cụ thể. Trong khu vực nghiên cứu, quan sát thấy nhiều đứt gãy bao các khối cấu trúc nội lô có dấu hiệu tái hoạt động (yếu) trong tầng Miocene trên. Tuy nhiên, trong khu vực nghiên cứu/hoặc khu vực lân cận, các tích tụ dầu khí đã

được tìm thấy/hoặc đang khai thác trong các bể tương tự như các cấu tạo triển vọng còn lại trong khu vực nghiên cứu (về loại bể và tuổi tạo bể). Do đó, trong các cấu tạo triển vọng đã xác định, tuy có sự tái hoạt động yếu ở Miocene trên, nhưng P4 được đề xuất có giá trị là 0,9; trong khi các cấu tạo triển vọng không có sự tái hoạt động đứt gãy thì P4 được đề xuất có giá trị là 1.

Dựa vào các tiêu chí trên cho từng thông số, đối với thân cát riêng lẻ, giá trị POS (đơn vị %) được tính bằng cách áp dụng phương trình (2). Giá trị POS sẽ được sử

**Bảng 6.** Các thông số rủi ro địa chất, HIMP và POS của các cấu tạo triển vọng còn lại

Cấu tạo triển vọng	Vía chứa	Vía chứa hiệu dụng		Bẫy hiệu dụng			Nạp dầu khí hiệu dụng		Bảo tồn sau khi tích tụ	POS trung bình	Dầu khí tại chỗ ban đầu đã tính rủi ro (P50)	Dầu khí tại chỗ ban đầu chưa tính rủi ro (P50)
		Sự hiện diện via chứa	Chất lượng via chứa	Sự hiện diện bẫy	Chắn nóc	Chắn đứt gãy	Đá sinh hiệu dụng	Thời gian và di chuyển hiệu dụng			MMBOE	MMBOE
M1-1	Thân cát 1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
	Thân cát 2	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
	Thân cát 3	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
	Thân cát 4	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
	Thân cát 5	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
	Thân cát 6	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
M1-1	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
M1-2	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
M1-3	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
M2	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
M3	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
M2_1	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
M2_2	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
M2_3	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
H1_1	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
H1_2	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
H1_3	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
H1_4	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
H2_1	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
H2_2	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
A	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
B	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
C	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
D	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
E	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
N	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
K1_1	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
K1_2	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
K1_3	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
K1_4	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
K2	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
K3	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
B1	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
B2	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính
B3	Các thân cát	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	0<giá trị≤1	Đã được tính	Đã được tính

dụng cho tính toán dầu khí tại chỗ ban đầu đã tính rủi ro (“risked HIIP”) theo phương trình (3) như sau:

$$Risked\ HIIP = Unrisked\ HIIP(P_{mean}) \times POS \quad (3)$$

Trong đó: Risked HIIP là dầu khí tại chỗ ban đầu đã tính rủi ro, Unrisked HIIP(P<sub>mean</sub>) là dầu khí tại chỗ ban đầu (cũng là HIIP) cho trường hợp trung bình (P50) chưa tính rủi ro.

Bảng 6 mô phỏng kết quả phân tích, tính toán của từng vỉa chứa trong cấu tạo triển vọng nghiên cứu. Các hàng màu trắng mô phỏng giá trị tính được cho từng thân cát riêng lẻ trong một cấu tạo triển vọng (ví dụ ở đây là M1-1). Mỗi thân cát trong từng cấu tạo triển vọng sẽ được tính tương tự như các thân cát trong M1-1. Các hàng màu xanh mô phỏng giá trị chung (giá trị đại diện cho tất cả các thân cát) tính được cho từng cấu tạo triển vọng còn lại được xác định trong khu vực nghiên cứu.

- Các ưu điểm của phân tích CCOP POS so với việc áp dụng trước đây

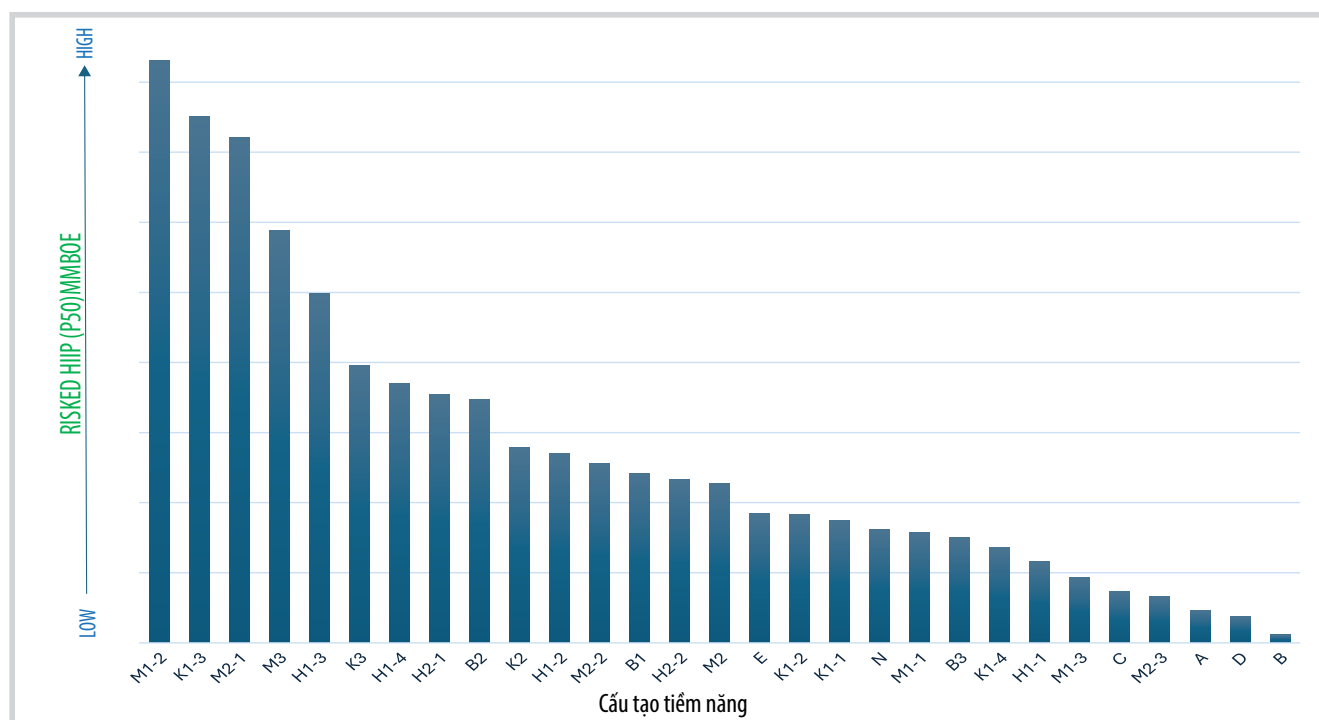
Trên thực tế, bản chất của các thông số chính (bẫy/P2a, vỉa chứa/P1, chắn/P2b, sinh/P3a, di chuyển/P3b) liên quan đến phân tích POS giữa hướng dẫn CCOP (phương trình (2)) và một số áp dụng trước đây (phương trình (1)) nhìn tổng thể là tương tự nhau. Tuy nhiên, khác biệt giữa các phân tích POS cho thấy những ưu điểm sau của phân tích POS theo hướng dẫn của CCOP (CCOP POS) so với trước đây:

+ Hướng dẫn CCOP đã tách thông số vỉa (P1) thành 2 thông số phụ P1a và P1b ( $P1 = P1a \times P1b$ ), và một thông số nữa là P4 cũng được đưa vào phân tích POS. Việc phân tách và đưa thêm vào dẫn tới việc phân tích POS sẽ chi tiết và thận trọng hơn, hạn chế bớt sai số trong việc đánh giá các cấu tạo triển vọng dầu khí hiện tại;

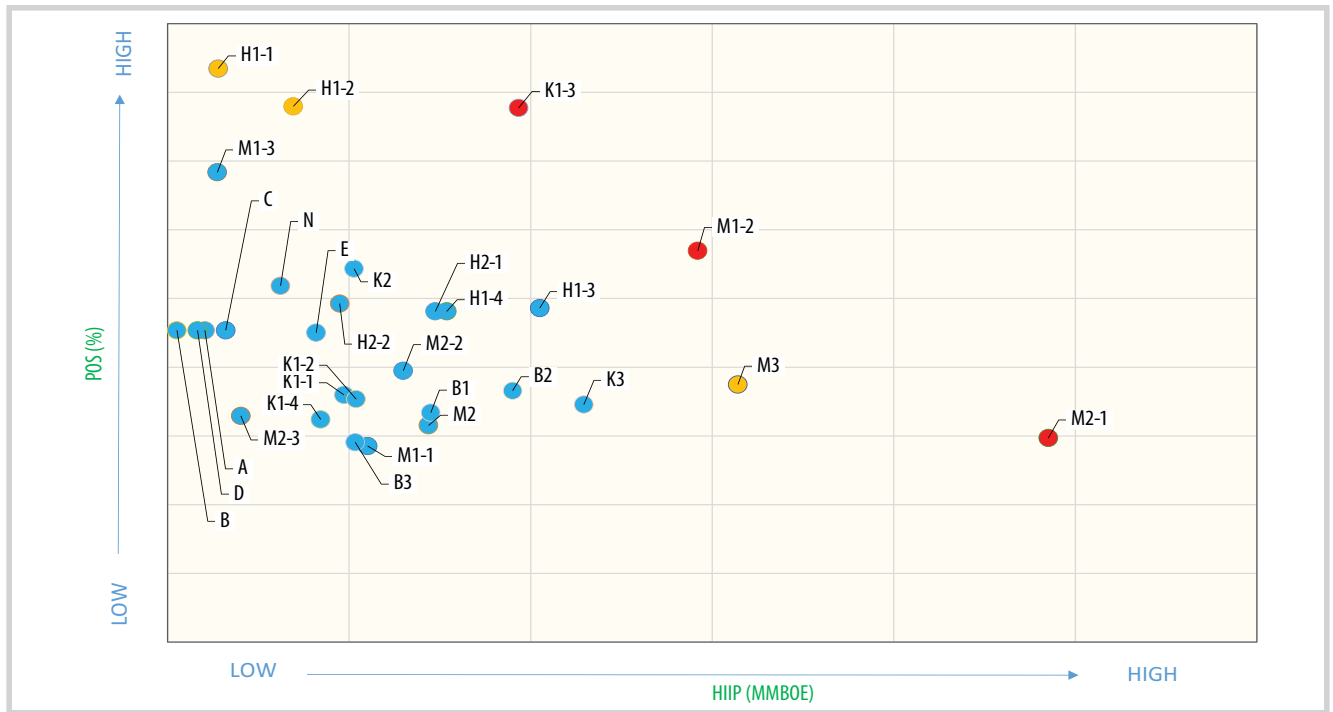
+ Hướng dẫn CCOP đã đưa ra các bảng hướng dẫn chi tiết (Bảng 2 - 5) được sử dụng để xác định khoảng giá trị cho từng thông số. Mỗi khoảng được xác định bởi sự kết hợp (sự giao nhau) của 2 thông số, một thông số chiếu theo cột và thông số còn lại chiếu theo hàng (Bảng 2 - 5). Dựa theo các bảng hướng dẫn, các thông số POS được xác định dễ dàng hơn nhưng lại thận trọng và hợp lý hơn, giúp cho việc phân tích POS cho các cấu tạo triển vọng dầu khí cũng như các thân cát/vỉa chứa tiềm năng thuyết phục hơn.

#### 4. Xếp hạng các cấu tạo triển vọng còn lại

Kết quả minh giải cấu trúc địa chất đã xác định được các cấu tạo triển vọng có thể có tại khu vực nghiên cứu, bể Nam Côn Sơn (Hình 1). Việc xếp hạng được thực hiện dựa trên các kết quả tính toán xác suất thành công POS và dầu khí tại chỗ ban đầu trung bình P(50)/hay P<sub>mean</sub> (Unrisked HIIP (P50)): dầu khí tại chỗ ban đầu trung bình chưa đánh giá rủi ro và Risked HIIP (P<sub>mean</sub>): dầu khí tại chỗ ban đầu trung bình đã đánh giá rủi ro từ các bước trước đó cho từng cấu tạo triển vọng. Giá trị POS và HIIP (Unrisked HIIP (P50)) của tất cả các triển vọng được biểu diễn trên biểu đồ “HIIP versus POS” (Hình 2).



Hình 1. Biểu đồ xếp hạng các cấu tạo triển vọng theo Risked HIIP (P<sub>mean</sub>).



**Hình 2.** Biểu đồ HIIP so với POS cho xếp hạng các cấu tạo triển vọng dầu khí còn lại [1].

Hình 1 và 2 thể hiện sự xếp hạng các cấu tạo triển vọng dựa trên giá trị Risked HIIP (Pmean) của các cấu tạo triển vọng đã được đánh giá rủi ro. Dựa trên phương pháp xếp hạng này, các cấu tạo triển vọng còn lại tiềm năng nhất đã được xác định theo thứ tự là: M1\_2, M2\_1 và K1\_3. Sau đó, những cấu tạo triển vọng này được chọn để tính toán giá trị kinh tế (EMV) và sản lượng khai thác trong các phần tiếp theo.

- Cấu tạo triển vọng M1\_2 có giá trị kinh tế tốt nhất với dầu khí tại chỗ ban đầu (HIIP) được xác định (đã tính được) và khả năng thành công cao (POS xấp xỉ 28%). Do đó, cấu tạo triển vọng này được đánh giá là ứng cử viên số một trong chiến dịch thăm dò mở rộng;
- Cấu tạo triển vọng tiếp theo là M2\_1, cũng tương tự như cấu tạo triển vọng M1\_2, M2\_1 có giá trị Risked HIIP (50) rất cao, tuy nhiên khả năng thành công ở mức thấp (POS xấp xỉ 15%). Giá trị kinh tế đối với cấu tạo triển vọng này vẫn cho giá trị dương. Do đó, cấu tạo triển vọng này được đánh giá là ứng cử viên số hai trong chiến dịch thăm dò mở rộng;
- Sau đó là cấu tạo triển vọng K1\_3, là một trong những cấu tạo triển vọng có POS (xấp xỉ 39%) cao nhất trong các cấu tạo triển vọng lô X và Y, đây là một cấu tạo triển vọng thăm dò độc lập với tiềm năng tài nguyên cao (đã tính được). Nghiên cứu gần đây nhất xác nhận dầu trong cấu tạo K1 (cấu tạo triển vọng K1\_3 thì ngay cạnh K1 và cách giếng đã phát hiện dầu K1-1X khoảng 4,5 km). Giá

trị kinh tế được tính cho cấu tạo triển vọng này vẫn cho giá trị dương trong một vài kịch bản. Do đó, K1\_3 được đánh giá là đối tượng thăm dò thứ 3 trong chiến dịch thăm dò mở rộng.

**5. Đánh giá kinh tế**

Đối với mục đích đánh giá kinh tế, 3 cấu tạo triển vọng tiềm năng nhất (M1\_2, M2\_1 và K1\_3) được xác định từ bước xếp hạng trước đó sẽ được xem xét để đưa ra quyết định cuối cùng cho hoạt động thăm dò tiếp theo.

Sử dụng mô hình bảng tính được phát triển dựa trên cơ chế đầu tư và thu hồi chi phí, mô hình kinh tế sẽ xác định giá trị hiện tại thuần (NPV) và giá trị kỳ vọng (EMV). Phân tích kinh tế đã được sử dụng để đánh giá các trường hợp khác nhau (về giá dầu khí, số lượng giếng khoan trong một cấu tạo triển vọng/cụm cấu tạo triển vọng, kịch bản phát triển cấu tạo triển vọng đơn lẻ/hay cụm cấu tạo triển vọng...) và đưa ra đánh giá về tính khả thi của dự án. Việc đánh giá kinh tế được thực hiện với 3 cấu tạo triển vọng tiềm năng nhất trong một số trường hợp điển hình như sau:

**Cấu tạo triển vọng M1**

Trường hợp phát triển đơn lẻ tốt nhất là cấu tạo triển vọng M1\_2.

Phân tích kết quả kinh tế cho thấy với kịch bản trữ lượng được đưa vào tính toán, việc phát triển cấu tạo triển

vọng M1\_2 mang lại hiệu quả kinh tế cao, NPV với chiết khấu 12,5% là dương với mọi kịch bản giá dầu đưa vào tính toán.

Trong đó, phương án khoan 6 giếng trong cấu tạo triển vọng này (1 giếng thăm dò sau đó chuyển thành giếng khai thác, 5 giếng khai thác bổ sung) là phương án phát triển đơn lẻ mang lại hiệu quả kinh tế cao nhất, với NPV chiết khấu 12,5%.

- 1 giếng thăm dò/thẩm lượng (khoan bằng giàn nửa nổi nửa chìm (semi-sub rig), kết nối và chuyển đổi thành giếng khai thác);

- 5 giếng khai thác bổ sung (khoan bằng giàn TAD khoan từ WHP).

### **Cấu tạo triển vọng M2**

Tương tự như cấu tạo triển vọng M1, cho trường hợp phát triển đơn lẻ tốt nhất (với số giếng được khoan trong cấu tạo triển vọng này là 6).

### **Cấu tạo triển vọng K1**

Khái niệm phát triển của cấu tạo triển vọng K1\_3 là thiên về mỏ dầu khác với các cấu tạo triển vọng M1\_2 và M2\_1 là mỏ khí.

Kế hoạch phát triển mỏ bằng việc xây dựng 1 giàn đầu giếng tại khu vực K1 và vận chuyển toàn bộ khí/condensate (thông qua đường ống ngầm dài hơn 10 km) đến giàn xử lý trung tâm (PQP) để xử lý. Kế hoạch phát triển đơn lẻ cho cấu tạo triển vọng K1\_3 bao gồm 4 giếng:

- 1 giếng thăm dò/thẩm lượng (khoan bằng giàn nửa nổi nửa chìm (semi-sub rig), kết nối và chuyển đổi thành giếng khai thác);

- 2 giếng khai thác bổ sung (khoan bằng giàn TAD từ WHP);

- 1 giếng bơm ép bổ sung (khoan bằng giàn TAD từ WHP).

Hiệu quả kinh tế của cấu tạo triển vọng K1\_3 (phương án khoan 4 giếng, trong đó 3 giếng khoan khai thác và 1 giếng bơm ép) với NPV chiết khấu 12,5% là dương với mọi kịch bản giá dầu đưa vào tính toán.

## **6. Đề xuất kế hoạch tiếp theo**

Các cấu tạo triển vọng còn lại đã được xác định trong khu vực nghiên cứu với khả năng thành công của những cấu tạo triển vọng này đã được tính toán chi tiết. Những cấu tạo triển vọng tiềm năng nhất với giá trị tiền tệ kỳ

vọng (EMV) dương sẽ được chọn làm đối tượng khoan trong chiến dịch thăm dò và phát triển tiếp theo để bù đắp sản lượng đang suy giảm của các mỏ đang khai thác. Tuy nhiên, do đặc điểm địa chất phức tạp và chi phí giếng khoan cao, tài liệu khảo sát địa chấn 3D được thu nổ đã lâu (năm 2001) với công nghệ thu nổ truyền thống cùng với cấu hình và thông số thu nổ chưa phải tối ưu, công nghệ vào thời xử lý tài liệu chưa có những thuật toán tiên tiến đủ mạnh để giải quyết bài toán đặc thù ở khu vực mỏ A và B như: địa chất phức tạp, vỉa chứa mỏng, điều kiện áp suất cao, nhiệt độ cao... Việc sử dụng tài liệu này làm thông số đầu vào cho các nghiên cứu địa chất, địa vật lý cũng gặp phải những rủi ro đáng kể trong việc đánh giá POS cũng như đánh giá kinh tế, đặc biệt với các khoảng địa chất nằm sâu/cấu trúc phức tạp, những vỉa chứa mỏng.

Tài liệu địa chấn 3 chiều băng thông rộng (3D broadband seismic) đã được thu nổ cho các lô lân cận, cho thấy có sự cải thiện đáng kể về chất lượng tài liệu cũng như phân giải địa chấn. Với tài liệu mới địa chấn 3D băng thông rộng (nếu được thực hiện cho các lô trong khu vực nghiên cứu), thì độ tin cậy của kết quả minh giải cấu trúc, đứt gãy, dự báo sự phân bố vỉa chứa, phân tích/đánh giá POS... cho các đối tượng thăm dò hứa hẹn sẽ được tăng lên đáng kể. Không những vậy, khảo sát địa chấn 3D băng thông rộng mới còn hứa hẹn giảm thiểu một số rủi ro cho quá trình phát triển các mỏ trong khu vực nghiên cứu, bao gồm làm rõ cấu trúc địa chất của các đối tượng phát triển, khoanh vùng trữ lượng còn lại, tối ưu hóa giếng khoan đơn dày...

Kế hoạch cụ thể như sau:

- Tiến hành thu nổ và xử lý tài liệu địa chấn băng thông rộng mới bao phủ toàn bộ khu vực phát triển (JDA) trong khu vực nghiên cứu;

- Tiến hành minh giải lại cấu trúc và thực hiện các nghiên cứu địa chấn đặc biệt dựa trên tài liệu địa chấn mới.

Khu vực tìm kiếm thăm dò:

- Xem xét và đánh giá lại (bao gồm áp dụng Hướng dẫn CCOP để phân tích POS) các cấu tạo triển vọng còn lại dựa trên tài liệu khảo sát địa chấn 3D băng thông rộng mới;

- Khoan các giếng thăm dò ở những cấu tạo triển vọng tiềm năng nhất với kết quả EMV dương (đánh giá dựa trên tài liệu khảo sát địa chấn 3D băng thông rộng mới);

- Khoan các giếng phát triển tại các phát hiện mới nhằm bù đắp sản lượng khai thác đang suy giảm. Khu vực mở trong khu vực nghiên cứu đang khai thác:
- Tối ưu hóa vị trí, quỹ đạo giếng khoan đơn dầy đã được đề cập trong Kế hoạch phát triển mỏ (RFDP);
- Thực hiện các nghiên cứu về phân bố trữ lượng còn lại của các đối tượng phát triển.

**Tài liệu tham khảo**

[1] Vietnam Oil and Gas Group, Vietnam Petroleum Institute, “Remaining exploration potential re-ranking study, Blocks 05-2 & 05-3”, 2022.

[2] Coordinating Committee for Coastal and Offshore Geoscience Programmes in East and Southeast Asia CCOP, “The CCOP guideline for risk assessment of petroleum prospect”, 7/2020. [Online]. Available: [http://www.ccop.or.th/assets/publication\\_digital/2912004\\_4\\_pdf.pdf](http://www.ccop.or.th/assets/publication_digital/2912004_4_pdf.pdf).

[3] Eastsea Star, “Phase 3B, seismic data re-interpretation, Hai Thach and Moc Tinh fields”, 2020.

[4] Badley Geoscience Limited, “The quantitative fault seal study for Blocks 05-2 & 05-3”, 2020.

[5] Schlumberger, “Basin modeling study for Blocks 05-2 & 05-3”, 2020.

## ANALYZING THE PROBABILITY OF SUCCESS, RANKING THE POTENTIAL OF THE REMAINING EXPLORATION PROSPECTS IN STUDY AREA, NAM CON SON BASIN, AND PROPOSING FURTHER PLANS

**Hoang Minh Hai<sup>1</sup>, Ngo Anh Quan<sup>1</sup>, Vu Dinh Thi<sup>1</sup>, Nguyen Quan Phong<sup>1</sup>, Luong Sy Hai<sup>1</sup>, Tran Ngoc The Hung<sup>1</sup>, Vu Duc Hoa<sup>1</sup> Tolstikin Pavel<sup>2</sup>, Koltsov Sergey<sup>2</sup>, Kurianova Mariia<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC)

<sup>2</sup>Gazprom International Limited

Email: thivd@biendongpoc.vn

**Summary**

Risk assessment or analysis of probability of success (POS) is very important in evaluating a petroleum prospect, especially for those in areas with unique characteristics, complex geology, and high drilling cost. In the article, the probabilities of geological success of the structures are analyzed based on the results of seismic interpretation, well logs, important geological parameters, etc., then combined with the hydrocarbon initial in place (HIIP) to rank, from high to low potential, the remaining prospects of the study area in the Nam Con Son basin.

The economic assessment shows that there are 3 most potential prospects with positive EMV, which are being considered targets for the next expanded exploration campaign in the study area. Given that they are located in the area with complex geological characteristics, high drilling costs, and unforeseen risks since the existing 3D seismic data were acquired and processed many years ago, etc., the authors have proposed some further exploration steps for the selected prospects.

**Key words:** Prospect, probability of success, Nam Con Son basin.

# ỨNG DỤNG QUY TRÌNH LÀM TĂNG ĐỘ TIN CẬY, CHÍNH XÁC TRONG MINH GIẢI TÀI LIỆU ĐỊA CHẤN 3 CHIỀU ĐỂ LẬP BẢN ĐỒ CẤU TRÚC VÀ DỰ ĐOÁN PHÂN BỐ THẠCH HỌC CHO TẬP VĨA TURBIDITE MIOCENE TRÊN, MỎ MỘC TINH, LÔ 05-3, BỂ NAM CÔN SƠN

**Hoàng Minh Hải, Lương Sỹ Hải, Ngô Anh Quân, Nguyễn Quán Phòng, Trần Ngọc Thế Hùng**

Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông

Email: haihm@biendongpoc.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2024.01-03>

## Tóm tắt

Vĩa turbidite Miocene trên, UMB15-20, là vĩa chứa khí - condensate chính, có đặc tính rỗng - thấm rất tốt ở mỏ Mộc Tinh. Tài liệu địa chấn phản xạ và kết quả tính toán mô hình vật lý cho thấy đỉnh và đáy tập vĩa cát này đã phản xạ sóng địa chấn mang thuộc tính AVO loại III hoặc IIp không thống nhất ở tất cả 8 giếng khoan. Thuộc tính đó đã gây ra một số khó khăn trong quá trình xác định các phản xạ địa chấn tương ứng để lập bản đồ cấu trúc địa chất đỉnh/đáy của tập vĩa và dự đoán phân bố thạch học bằng các phương pháp minh giải địa chấn thông thường. Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông đã áp dụng quy trình minh giải - phân tích bằng việc tích hợp đặc tính cơ lý đất đá (petrophysics), mô hình AVO, nghịch đảo địa chấn trước cộng và thẩm định lại với kết quả nghiên cứu địa vật lý giếng khoan - địa chấn để đánh giá độ chính xác, tin cậy của các khối thuộc tính địa chấn, các giá trị ngưỡng tương ứng với loại vĩa chứa/không phải vĩa chứa, từ đó lập bản đồ và dự đoán phân bố tập vĩa cát chứa trên mỏ. Kết quả của ứng dụng trên đã thành lập được bộ sản phẩm gồm các bản đồ đỉnh/đáy tập vĩa và ranh giới phân bố tập vĩa UMB15-20 đạt độ tin cậy cao nhất. Bộ bản đồ này đã được sử dụng cho công tác tính toán tài nguyên dầu khí tại chỗ, lập mô hình tĩnh/động để hỗ trợ công tác vận hành và quản lý khai thác mỏ. Ngoài ra, các tài liệu này còn được sử dụng phục vụ cho công tác tối ưu hóa vị trí giếng khoan đan dày và khoan thăm dò sắp tới của Bien Dong POC.

**Từ khóa:** Phản xạ AVO, tập vĩa UMB15-20, turbidite, minh giải địa chấn 3 chiều, mỏ Mộc Tinh.

## 1. Giới thiệu

Mỏ khí - condensate Mộc Tinh thuộc Lô 05-3 (diện tích 60 km<sup>2</sup>), nằm ở trung tâm bể Nam Côn Sơn, ngoài khơi Việt Nam, cách Thành phố Vũng Tàu 323 km (Hình 1). Khu vực mỏ nằm cách đường ống Nam Côn Sơn khoảng 43 km về phía Đông Bắc, ở độ sâu đáy biển từ 110 - 145 m. Mỏ đang được phát triển để khai thác khí - condensate.

Nghiên cứu địa chất cho thấy vĩa UMB15-20 là một phần của hệ thống quạt cát turbidite phân bố rộng, bao trùm toàn bộ phần nâng khu vực Mộc Tinh, có dị thường biên độ "bright spot" nằm trong cấu tạo khép kín 3 chiều - kể các đứt gãy hướng Bắc - Nam. Vĩa UMB15-20 là cát kết turbidite thuộc tầng Miocene trên và là vĩa chứa chính ở mỏ Mộc Tinh. Lượng khí - condensate tại chỗ của vĩa này ước tính lần lượt hơn 17 tỷ m<sup>3</sup> khí và 3,5 triệu m<sup>3</sup>

condensate. Vĩa UMB15-20 có độ dày tương đối cao, đồng nhất, độ rỗng và độ thấm rất tốt.

Đánh giá tài nguyên dầu khí tại chỗ là công việc khó khăn và nhiều rủi ro. Một trong những rủi ro lớn là độ tin cậy của các tài liệu đầu vào như đặc tính vĩa chứa, độ bão hòa, bản đồ cấu trúc, phân bố thạch học... Trong đó, độ chính xác và độ tin cậy của bộ tài liệu bản đồ cấu trúc và bản đồ dự đoán phân bố thạch học của vĩa chứa đóng vai trò rất quan trọng và ảnh hưởng lớn đến kết quả tính toán trữ lượng dầu - khí tại chỗ. Ngoài ra, các bản đồ này còn ảnh hưởng đến việc xác định vị trí giếng khoan đan dày, khoan thăm dò mở rộng nhằm duy trì sản lượng khai thác và hiệu quả kinh tế của mỏ.

Mục tiêu của nghiên cứu này là phân tích các thuộc tính địa chấn đặc biệt để tìm ra dị thường liên quan đến các vĩa cát kết chứa khí và qua đó xác định phân bố của vĩa UMB15-20 so với các khu vực xung quanh. Ngoài ra, tài liệu giếng khoan được kết hợp cùng với tài liệu địa chấn



Ngày nhận bài: 14/8/2023. Ngày phân biên đánh giá và sửa chữa: 18/8 - 21/9/2023.

Ngày bài báo được duyệt đăng: 27/12/2023.



để giúp xác định sự phân bố của vỉa chứa tốt nhất khi chất lưu và thạch học thay đổi.

Kết quả phân tích sơ bộ trên tài liệu địa vật lý giếng khoan, xây dựng mô hình mạch địa chấn tổng hợp tại các giếng 05-3-MT-2X, 1P, 4P... đã cho thấy có những biểu hiện của dị thường biên độ địa chấn. Vỉa chứa UMB15-20 có đỉnh và đáy là phản xạ AVO loại III hoặc IIp không nhất quán ở tất cả 8 giếng khoan [1, 2]. Điều này gây ra một số rủi ro trong quá trình xác định các phản xạ địa chấn tương ứng để lập bản đồ cấu trúc và dự đoán phân bố thạch học bằng các phương pháp minh

giải địa chấn thông thường. Do đó, Bien Dong POC đã thực hiện áp dụng quy trình minh giải - phân tích bằng việc tích hợp đặc tính cơ lý đất đá, mô hình AVO, nghịch đảo địa chấn trước cộng và xác thực với kết quả địa vật lý giếng khoan - địa chấn để đánh giá độ chính xác, tin cậy của các khối thuộc tính địa chấn, các giá trị ngưỡng tương ứng phục vụ cho việc lập bản đồ và dự đoán phân bố thạch học cho vỉa sản phẩm này.

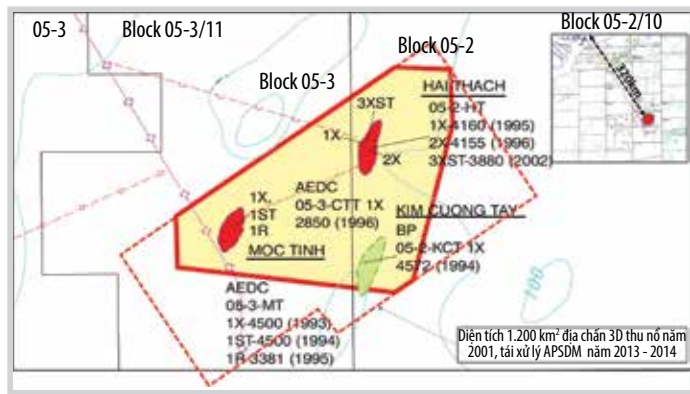
Hiện tại, quy trình phân tích này đang được áp dụng thành công tại mỏ Mộc Tinh, đặc biệt với các vỉa cát turbidite thuộc tầng Miocene trên, cho công tác đánh giá tài nguyên tại chỗ và tối ưu hóa vị trí giếng khoan khai thác.

**2. Quy trình minh giải**

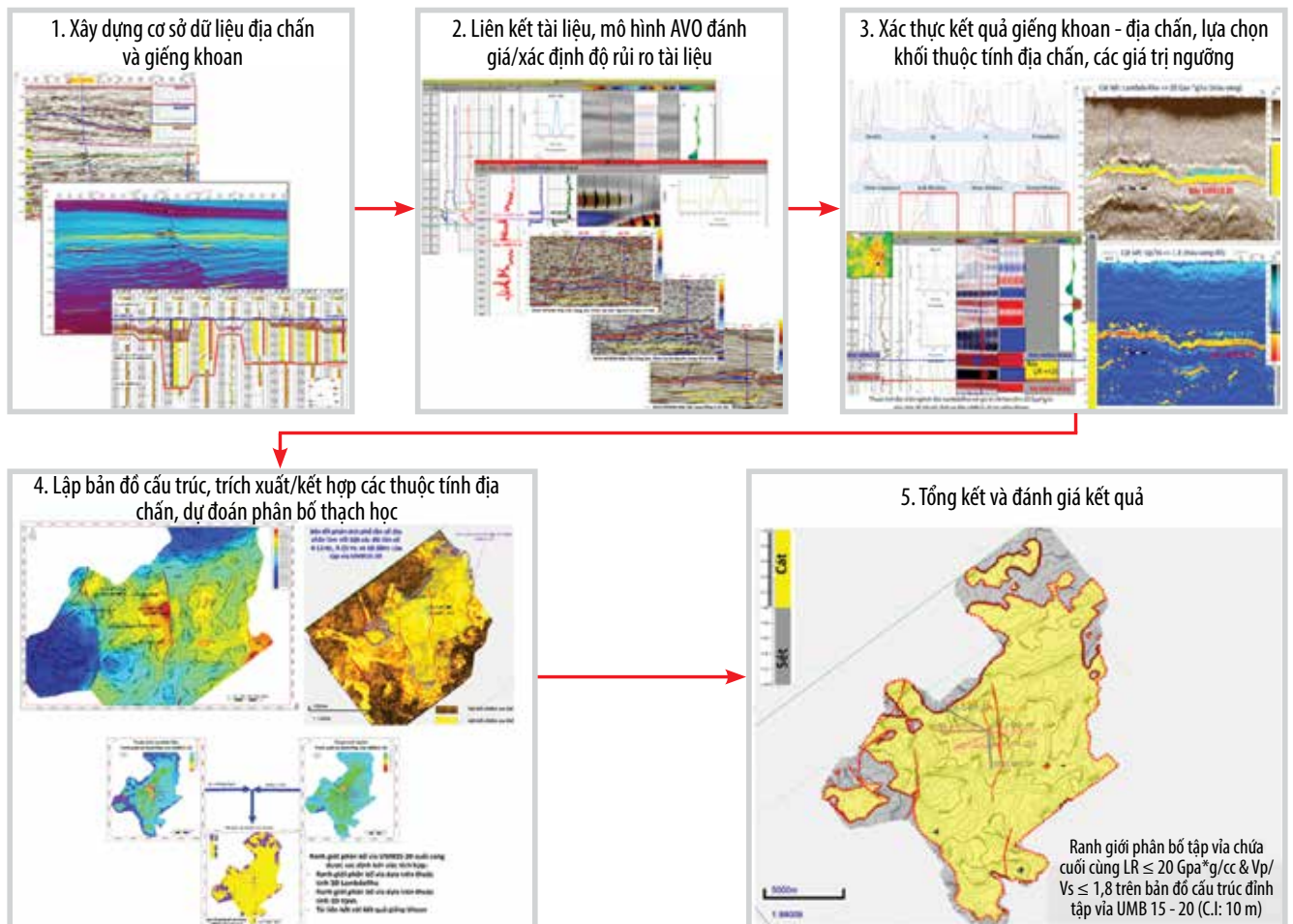
**2.1. Mô tả quy trình**

Quy trình bao gồm 5 bước được minh họa trong Hình 2:

- Bước 1: Xây dựng cơ sở dữ liệu địa chấn và giếng khoan;



Hình 1. Vị trí mỏ Mộc Tinh và diện tích tài liệu khối địa chấn 3D.



Hình 2. Minh họa quy trình minh giải.

- Bước 2: Liên kết tài liệu giếng khoan - địa chấn (seismic well tie) và mô hình AVO đánh giá/xác định độ rủi ro tài liệu địa chấn sử dụng cho việc lập bản đồ;

- Bước 3: Xác thực kết quả địa vật lý giếng khoan - địa chấn để đánh giá độ tin cậy của các khối thuộc tính địa chấn, các giá trị ngưỡng tương ứng phục vụ cho việc lập bản đồ và dự đoán phân bố thạch học cho vỉa;

- Bước 4: Thực hiện quy trình lập bản đồ cho đỉnh/đáy vỉa từ các thuộc tính địa chấn được lựa chọn, trích xuất/kết hợp các thuộc tính địa chấn trong cửa sổ của vỉa, dự đoán phân bố thạch học và kiểm tra chéo với kết quả giếng khoan và sự phù hợp địa chất khu vực;

- Bước 5: Tổng kết và đánh giá kết quả, các hạn chế.

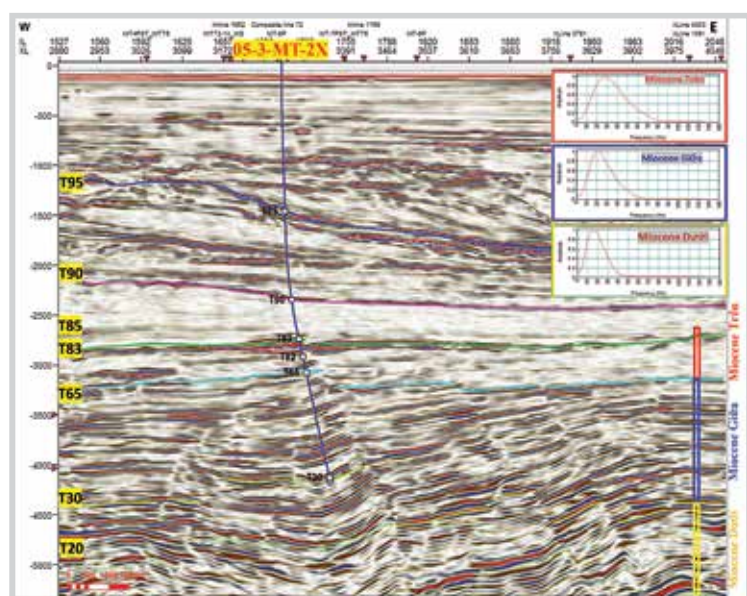
Áp dụng quy trình minh giải, phân tích kết hợp này sẽ cho kết quả lập các bản đồ cấu trúc đỉnh, đáy vỉa và phân bố thạch học có độ tin cậy cao, chính xác. Những tài liệu này sau đó sẽ được sử dụng

cho việc tính toán tài nguyên tại chỗ, xây dựng mô hình tĩnh/động và xác định các khu vực tiềm năng còn lại để khoan đan dày và khoan thăm dò mở rộng tại mỏ Mộc Tinh.

**2.2. Cơ sở tài liệu địa chấn và giếng khoan**

Nghiên cứu này sử dụng tài liệu địa chấn 3D được thu nổ năm 2001. Tài liệu được xử lý lại gần nhất năm 2013 - 2014, áp dụng các công nghệ xử lý tiên tiến tại thời điểm đó. Ở tầng Miocene trên, tài liệu địa chấn có chất lượng tốt, vận tốc trung bình là 2.670 m/s; tần số trung bình chiếm ưu thế là 35 Hz; độ phân giải dọc là 19 m và độ dày vỉa có thể phát hiện là 9,5 m (Hình 3). Tầng Miocene trên được xác định giữa các tầng T85 và T65; tầng Miocene giữa được xác định giữa các tầng T65 và T30; tầng Miocene dưới nằm giữa các tầng T30 và T20. Ngoài ra, còn có tài liệu địa chấn nghịch đảo được thực hiện lại năm 2019 - 2020, gồm khối vận tốc sóng dọc (Vp), vận tốc sóng ngang (Vs), trở kháng âm học (AI, SI), tỷ số Vp/Vs, Mu-Rho (MR), Lambda-Rho (LR), hệ số poisson (PR), module khối (bulk modulus - BM), module đàn hồi (Young's modulus - YM) [3]. Tất cả các khối địa chấn này được lựa chọn để vào cơ sở dữ liệu địa chấn.

Tài liệu giếng khoan bao gồm tài liệu đường cong địa vật lý của 9 giếng khoan, tài liệu địa chấn dọc giếng khoan (VSP), tài liệu đo quan hệ giữa thời gian truyền sóng với độ sâu (check-shot), mẫu lõi... Tóm tắt các loại tài liệu chính sử dụng cho nghiên cứu này được thể hiện trong Bảng 1.



Hình 3. Minh họa chất lượng tài liệu địa chấn tái xử lý APSDM năm 2013 - 2014.

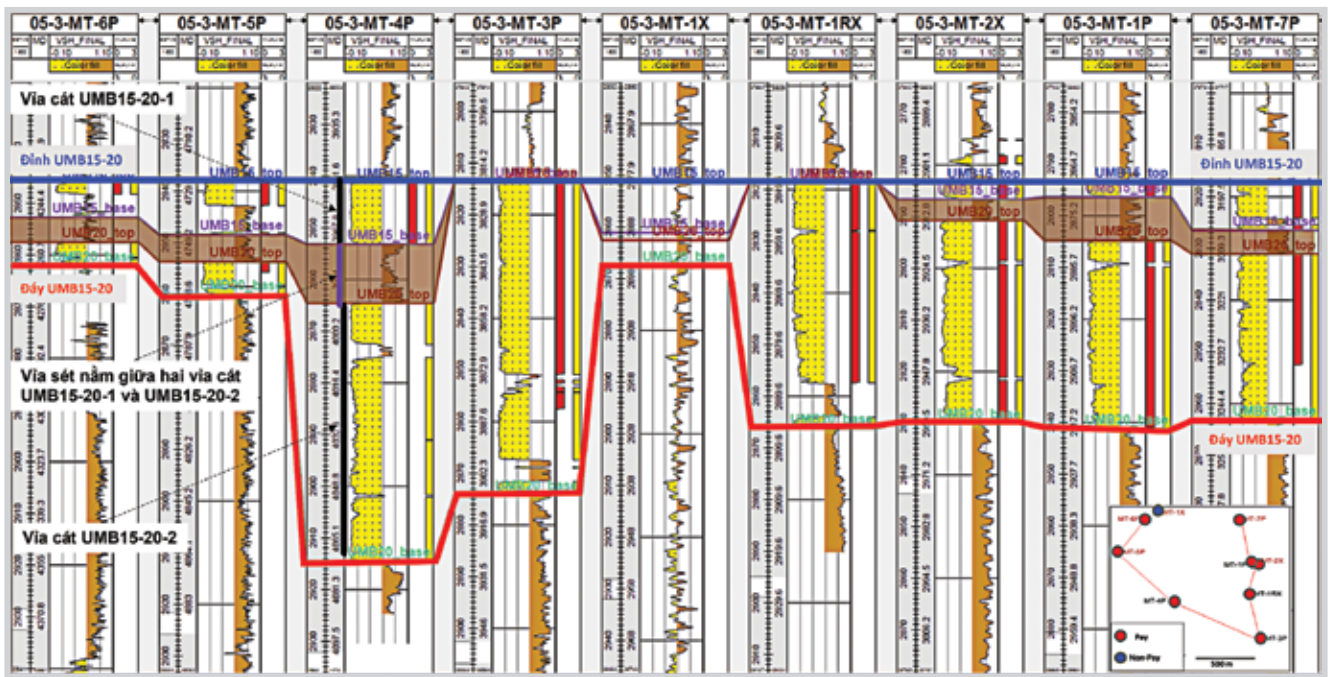
Bảng 1. Tóm tắt tài liệu giếng khoan khả dụng ở mỏ Mộc Tinh

TT	Giếng	Đường cong địa vật lý và tài liệu minh giải tại giếng khoan							
		GR	DTC	DTS	RHOB	Sw	PHIE	Vsh	Check-shot
1	MT -1X	x	x	-	x	x	x	x	x
2	MT -1RX	x	x	-	x	x	x	x	x
3	MT -2X	x	x	x	x	x	x	x	-
4	MT -1P	x	x	-	x	x	x	x	-
5	MT -3P	x	-	-	x	x	x	x	-
6	MT -4P	x	-	-	x	x	x	x	-
7	MT -5P	x	x	-	x	x	x	x	-
8	MT -6P	x	x	x	x	x	x	x	-
9	MT -7P	x	x	x	x	x	x	x	-

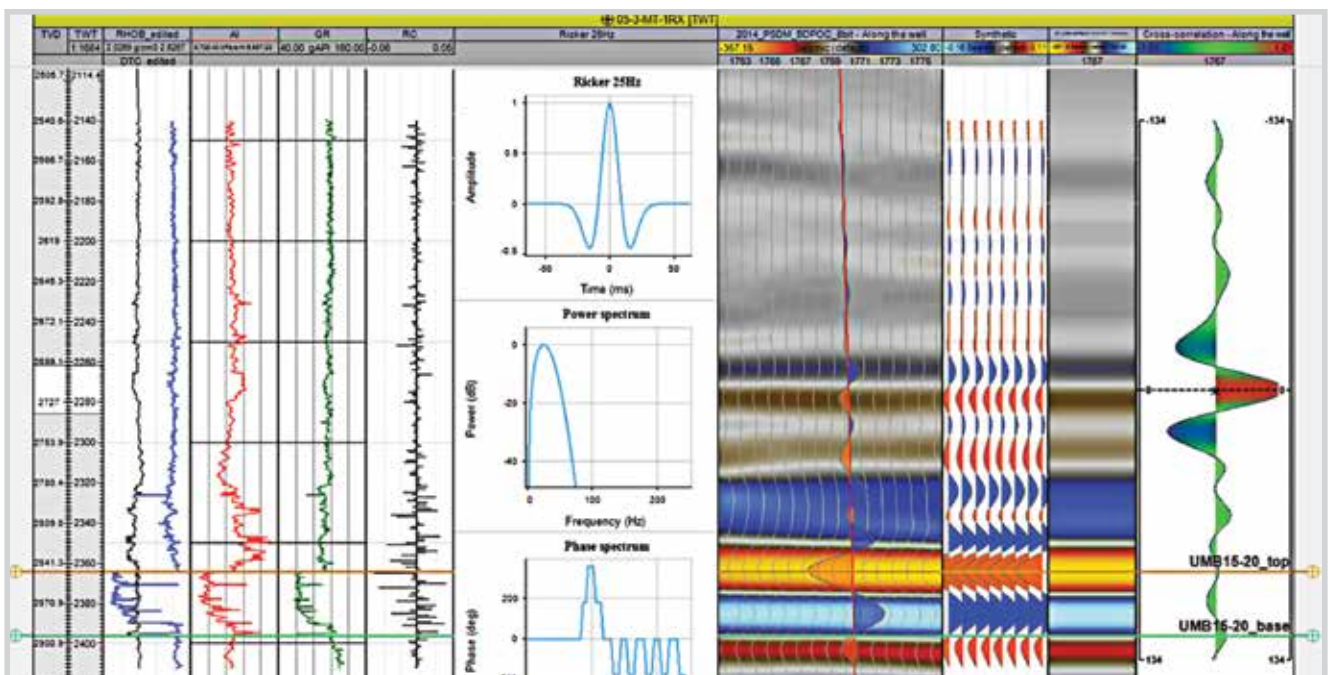
**2.3. Liên kết tài liệu giếng khoan - địa chấn (seismic well tie) và mô hình AVO**

Được thấy trong 8 giếng ở mỏ Mộc Tinh, vỉa UMB15-20 tầng Miocene trên bao gồm 2 tập cát kết UMB15-20-1 và UMB15-20-2 (Hình 4). UMB15-20-1 có độ dày trung bình 9 mTVD, ở độ sâu trung bình 2.831 mTVDss, dưới độ phân giải địa chấn. UMB15-20-2 có độ dày trung bình 37 mTVD, ở độ sâu trung bình 2.841 mTVDss, trên độ phân giải địa chấn. Giữa 2 tập cát kết là lớp phiến sét mỏng,

dày trung bình 10 mTVD. Vỉa cát UMB15-20-2 chứa khí và condensate, trên tài liệu địa chấn thực quan sát thấy có sự suy giảm tần số xuống khoảng 25-30 Hz, khi sóng địa chấn phản xạ tại đỉnh vỉa cát này. Vỉa sét nằm giữa UMB15-20-1 và UMB15-20-2 là lớp đá phiến sét bị vát mỏng ở một số vị trí giếng và biến mất ở giếng MT-3P. Do đó, việc lập bản đồ cấu trúc đỉnh/đáy riêng biệt cho các vỉa cát UMB15-20-1, UMB15-20-2 và lớp đá phiến sét mỏng này rất khó khăn/bất khả thi ở nhiều khu vực, với độ rủi ro cao. Để giải quyết vấn đề này, với độ phân giải tài



Hình 4. Liên kết giếng khoan tập vỉa UMB15-20, mỏ Mộc Tinh.



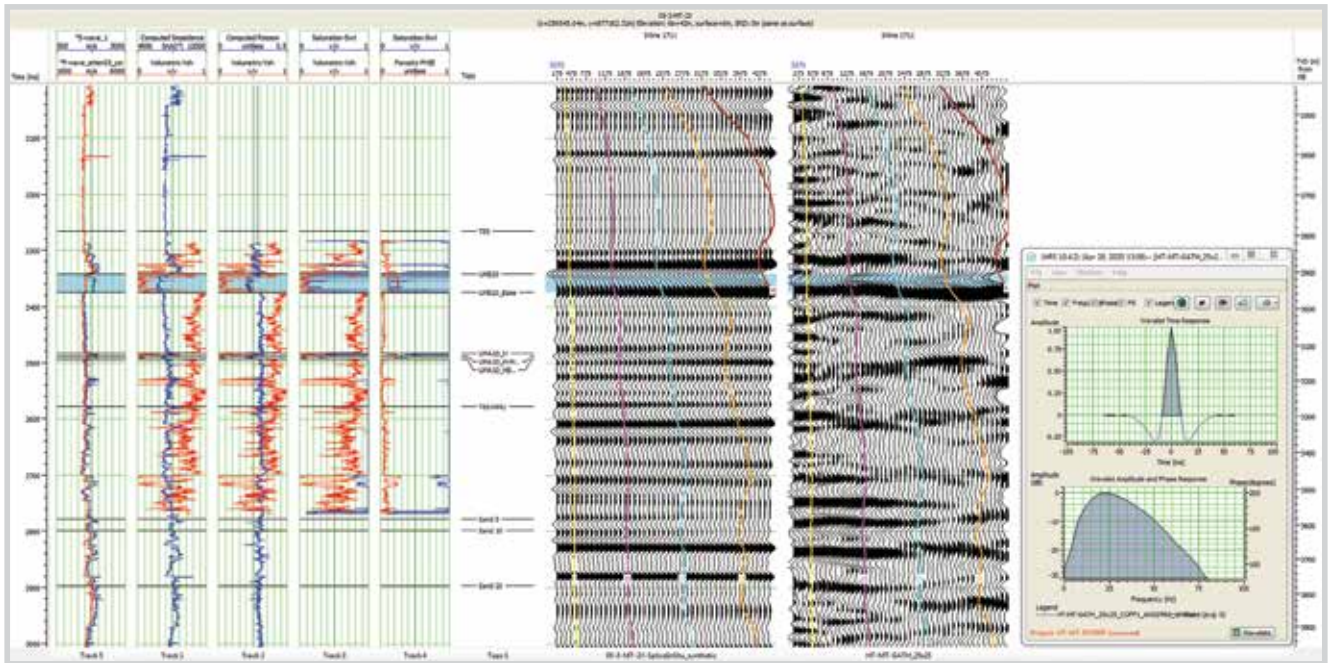
Hình 5. Ví dụ mô hình AVO và liên kết giếng khoan - địa chấn, tập vỉa UMB15-20 với hệ số tương quan chéo 96%.

liệu địa chấn khoảng 19 m và độ dày vỉa có thể phát hiện cho khoảng vỉa UMB15-20-1 & 2 tại mỏ Mộc Tinh là 10 m, 2 tập cát trên được gộp lại thành tập vỉa UMB15-20 và được phân tích, đánh giá đồng thời. Lúc này, độ dày tổng trung bình của tập vỉa là trên độ phân giải tài liệu địa chấn, do đó sẽ giảm rủi ro ở quá trình minh giải và kết quả bộ bản đồ thu được có độ tin tưởng cao.

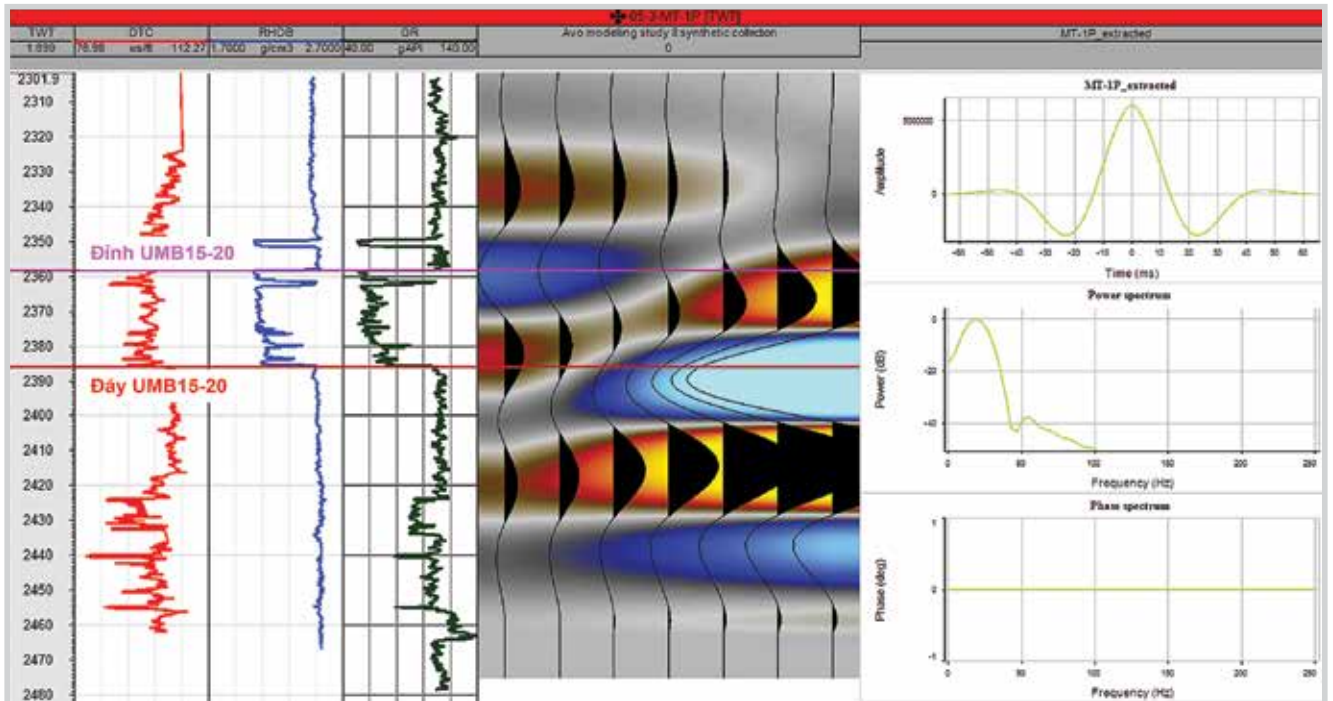
Để minh giải bản đồ cấu trúc tập vỉa UMB15-20, mô hình AVO và liên kết giếng khoan - địa chấn được thực

hiện cho tất cả 9 giếng khoan. Kết quả liên kết đạt được có độ tin cậy cao với hệ số tương quan chéo giữa địa chấn thực và địa chấn tổng hợp, cao nhất lên đến 96% (Hình 5).

Mô hình AVO và địa chấn thực tế cho thấy phản xạ ở đỉnh và đáy của vỉa chứa UMB15-20 ứng với AVO loại IIp và III. Phản xạ AVO loại IIp sẽ gây ra sự không thống nhất trong quá trình lập bản đồ cấu trúc nếu chỉ sử dụng tài liệu địa chấn 3D thông thường: nếu vỉa không đủ dày và tín hiệu của các pha phản xạ tương ứng với đỉnh và đáy



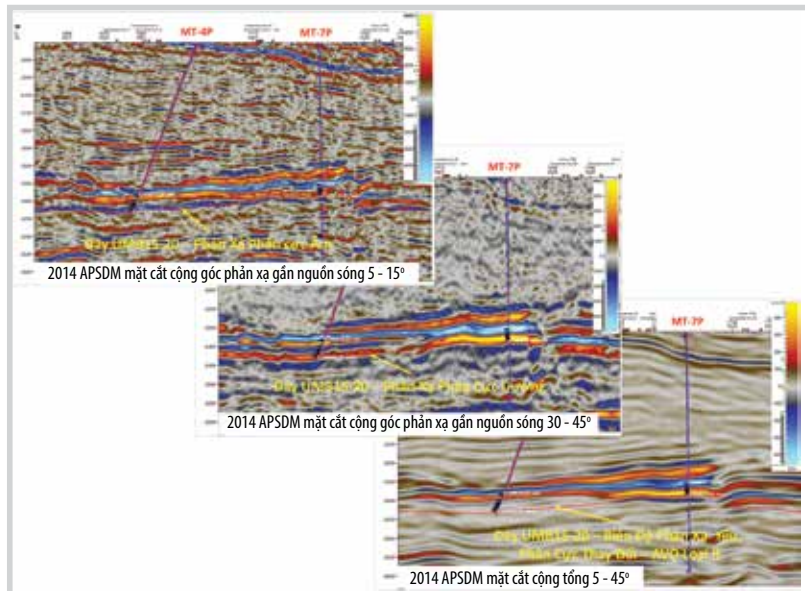
Hình 6. Mô hình AVO ở giếng MT-2X, AVO loại III ở đỉnh vỉa UMB15-20-2.



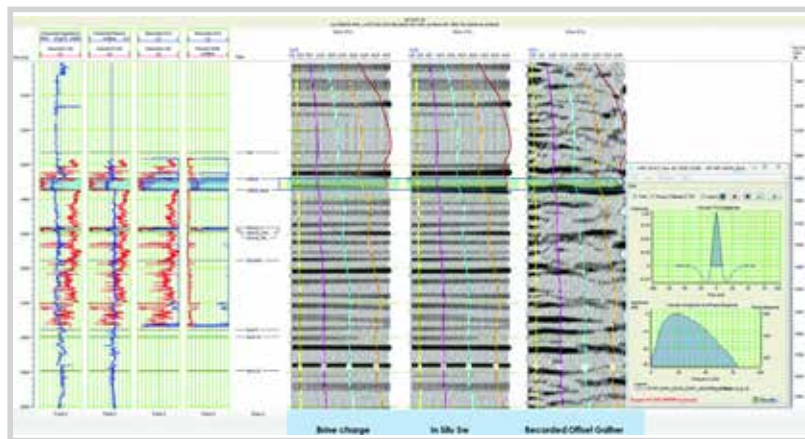
Hình 7. Mô hình AVO tại giếng MT-1P, AVO loại IIp ở đỉnh/đáy vỉa UMB15-20-2 trước khi hợp nhất và đáy tập vỉa UMB15-20 sau khi hợp nhất.

tập vỉa bị thay đổi phân cực (đỉnh: từ dương sang âm; đáy: từ dương qua âm) sẽ triệt tiêu lẫn nhau khi chúng được cộng lại ở khối địa chấn tổng hợp (Hình 6 - 8).

Phản xạ địa chấn quan sát tại giếng MT-2X là không ổn định ở đỉnh vỉa UMB15-20-2, tuy nhiên, ở đáy thể hiện một phản xạ ổn định hơn rất nhiều khi khoảng cách thu nổ thay đổi.



**Hình 8.** Phân xạ AVO loại IIp quan sát thấy tại đáy tập vỉa UMB15-20 giữa các giếng MT-4P và MT-7P.



**Hình 9.** So sánh mô hình AVO tập vỉa UMB15-20 khi được nạp khí và địa chấn thực tế tại giếng MT-2X.

Hình 8 minh họa tín hiệu phản xạ thay đổi từ pha phản xạ âm (mạch địa chấn gần nguồn nổ - near offset) sang pha phản xạ dương (mạch địa chấn xa nguồn nổ - far offset) và bị triệt tiêu mất biên độ phản xạ trong khối địa chấn cộng tổng hợp (full offset).

**2.4. Xác thực kết quả địa vật lý giếng khoan - địa chấn**

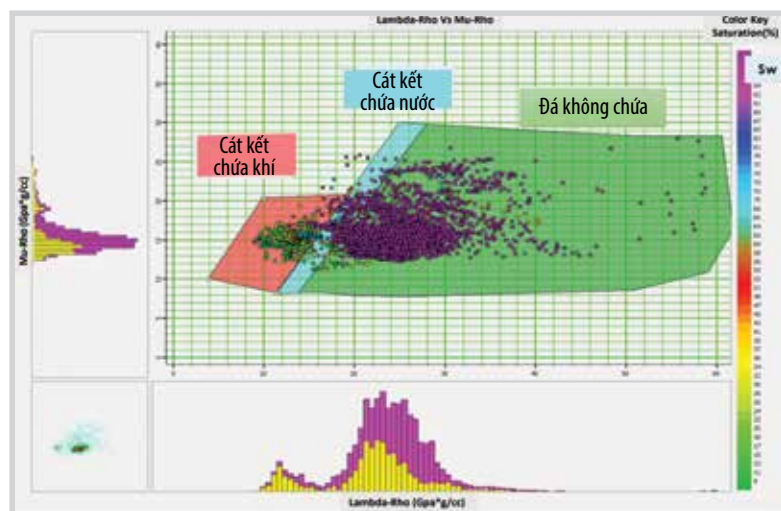
Đây là bước đánh giá độ nhạy về tương quan các thuộc tính địa chấn với kết quả thực tế giếng khoan thu được để lựa chọn loại thuộc tính địa chấn và ngưỡng tới hạn của các thuộc tính đó phục vụ cho quá trình lập bản đồ cấu trúc và dự đoán phân bố thạch học.

Một số công thức sau đây được sử dụng để tính toán các thuộc tính đàn hồi phục vụ trong nghiên cứu (Bảng 2).

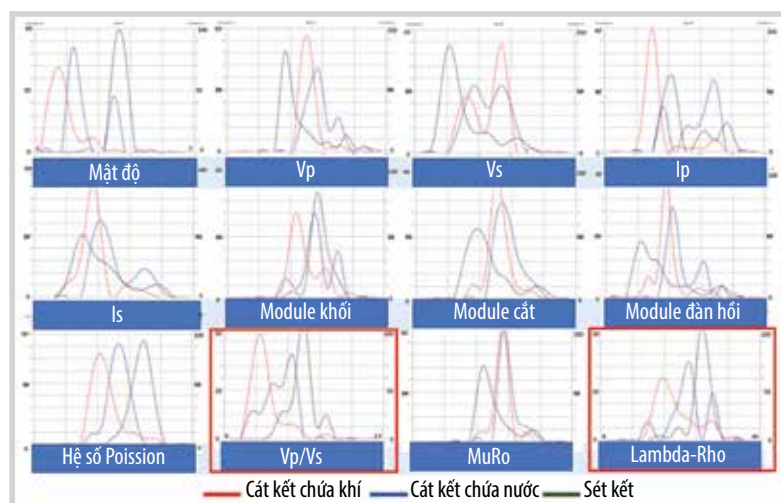
Ở giai đoạn chuẩn bị, một loạt các nghiên cứu đã được thực hiện như: mô phỏng mạch phản xạ địa chấn và so sánh với tài liệu thực để xác nhận loại phản xạ AVO của đối tượng nghiên cứu (Hình 9); kiểm tra chất lượng liên kết giữa tài liệu thực và tài liệu địa chấn mô phỏng tại khoảng vỉa; thực hiện đánh giá mô hình phản xạ AVO khi thay đổi độ bão hòa dầu - khí (fluid substitution), thay đổi độ dày vỉa (wedge modeling) và so sánh với phản xạ thực tế thu được. Kết quả mô phỏng cho thấy: đỉnh và đáy tập vỉa UMB15-20 có phản xạ AVO loại IIp và III; đỉnh tập vỉa UMB15-20 tương ứng với phản xạ phân cực âm khi bão hòa nước 100% (brine

**Bảng 2.** Một số công thức được sử dụng để tính toán các thuộc tính đàn hồi [4]

STT	Thuộc tính	Công thức	Giải thích
1	Trở kháng âm học nén (Ip)	$I_p = V_p \times \text{RHOB}$	$V_p$ là vận tốc sóng dọc
2	Trở kháng âm học cắt (Is)	$I_s = V_s \times \text{RHOB}$	$V_s$ là vận tốc sóng ngang
3	Mu-Rho (MR)	$MR = (I_s)^2$	
4	Mu	$\text{Mu} = MR/\text{RHOB}$	
5	Lambda-Rho (LR)	$LR = I_p^2 - (c \times I_s^2)$	$2 < c < 2,5$
6	Lambda	$\text{Lambda} = LR/\text{RHOB}$	
7	Hệ số Poisson (PR)	$PR = ((V_p/V_s)^2 - 2)/2((V_p/V_s)^2 - 1)$	
8	Hệ số Vp/Vs	$V_p/V_s = V_p/V_s$	
9	Module khối (BM)	$BM = \text{RHOB} \times V_p^2 - (4/3) \times \text{RHOB} \times V_p^2$	
10	Module đàn hồi (YM)	$YM = 2 \times \text{RHOB} \times V_s^2(1 + PR)$	



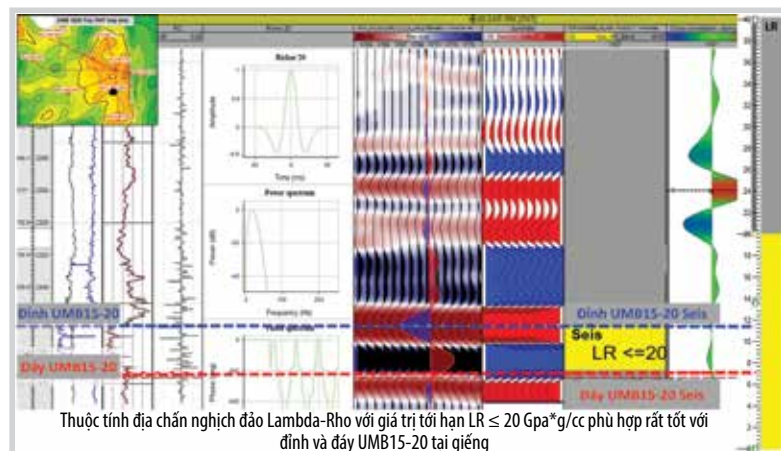
Hình 10. RPT cho tập vỉa UMB15-20, biểu đồ chéo LR - MR.



Hình 11. Xác thực tài liệu giếng khoan - địa chấn và lựa chọn thuộc tính phù hợp để dự đoán phân bố tập vỉa chứa UMB15-20.

Bảng 3. Tổng kết các giá trị tới hạn Vp/Vs và Lambda-Rho ở tập vỉa UMB15-20

Mỏ	Vỉa chứa	Giá trị tới hạn
Mộc Tinh	UMB15 - 20	Vp/Vs ≤ 1,8 Lambda - Rho ≤ 20 (Gpa*g/cc)



Hình 12. Liên kết địa chấn nghịch đảo giá trị tới hạn LR ≤ 20 Gpa\*g/cc với tập vỉa cát UMB15-20 tại giếng MT-1RX.

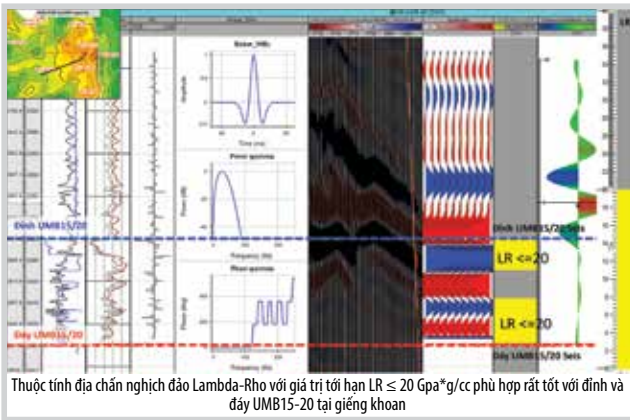
charge - Hình 9), có thể là do lớp phủ bên trên là đá bột kết chặt sít. Đáy tập vỉa UMB15-20 tương ứng với phản xạ phân cực âm khi bão hòa nước 100% và phản xạ phân cực dương khi được thay bằng khí - condensate.

Mô hình khung vật lý đất đá (rock physics template - RPT) được sử dụng để đánh giá, phân loại thạch học. Trong khuôn khổ nghiên cứu này, có 3 loại thạch học được phân loại là: cát kết chứa khí, cát kết chứa nước và không phải vỉa chứa (non-reservoir) (Hình 10). Kết quả mô hình RPT này với tài liệu địa chấn nghịch đảo ở tập vỉa UMB15-20 chỉ có thể sử dụng để phân loại vỉa cát chứa/không phải vỉa chứa, do kết quả độ tương quan giữa các thuộc tính vật lý của cát kết chứa khí và cát kết chứa nước không có sự phân loại tốt.

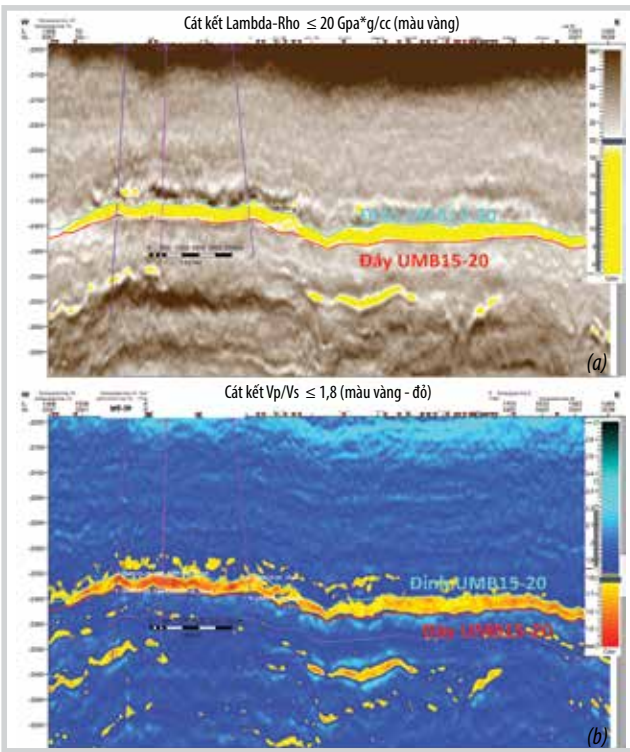
Tiếp đến, một loạt các thuộc tính đàn hồi như Vp, Vs, Ip, Is, Vp/Vs, MR, LR, PR, YM và BM từ các khối địa chấn nghịch đảo được trích xuất dọc theo giếng khoan. Sau đó, các thuộc tính này được liên kết với thạch học tại giếng khoan và biểu diễn trên đồ thị tầng suất (Hình 11) để đánh giá mức độ phù hợp và sử dụng cho mục đích nghiên cứu.

Kết quả phân tích trên tài liệu địa chấn nghịch đảo thực tế và giếng khoan cho thấy thuộc tính Vp/Vs và LR là những thuộc tính tốt nhất để phân loại thạch học cát kết/sét kết vì chúng có tỷ lệ phân tách tốt nhất. Thuộc tính mật độ (RHOB) mặc dù có tỷ lệ phân tách nhiều hơn, tuy nhiên, khối thuộc tính mật độ không đáng tin cậy do tài liệu địa chấn hiện tại bị giới hạn về số liệu địa chấn thu thập ở khoảng cách xa nguồn nổ (góc tia tới tối đa khoảng 40°). Hai thuộc tính Vp/Vs và LR được chọn sử dụng cho các công việc tiếp theo.

Cuối cùng là xác định các giá trị tới hạn sử dụng với các thuộc tính đã chọn. Nghiên cứu này sử dụng phương pháp đánh giá độ nhạy của giá trị tới hạn so sánh với kết quả từ địa chấn với giếng khoan thực tế, cụ thể được minh họa trong các Hình 12 - 15. Kết quả được tóm tắt trong Bảng 3. Giá trị tới hạn để phân loại cát kết từ khối Lambda-Rho



**Hình 13.** Liên kết địa chấn nghịch đảo giá trị tới hạn  $LR \leq 20 \text{ GPa}^*g/cc$  với tập vỉa cát UMB15-20 tại giếng MT-4P

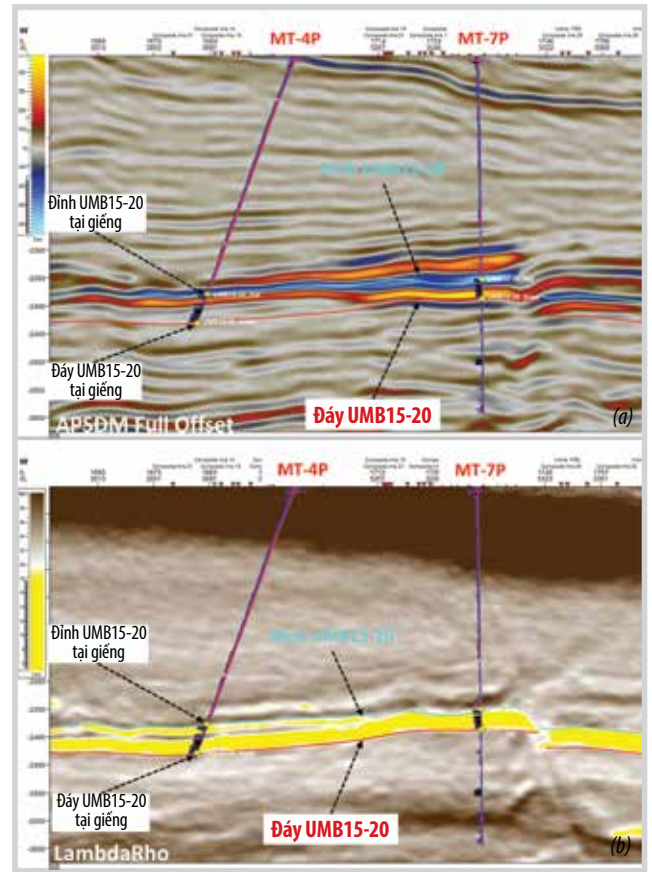


**Hình 14.** Mặt cắt liên kết từ giếng khoan MT-7P đến các giếng khoan MT-1P và MT-3P trên khối LR (a) và  $Vp/Vs$  (b).

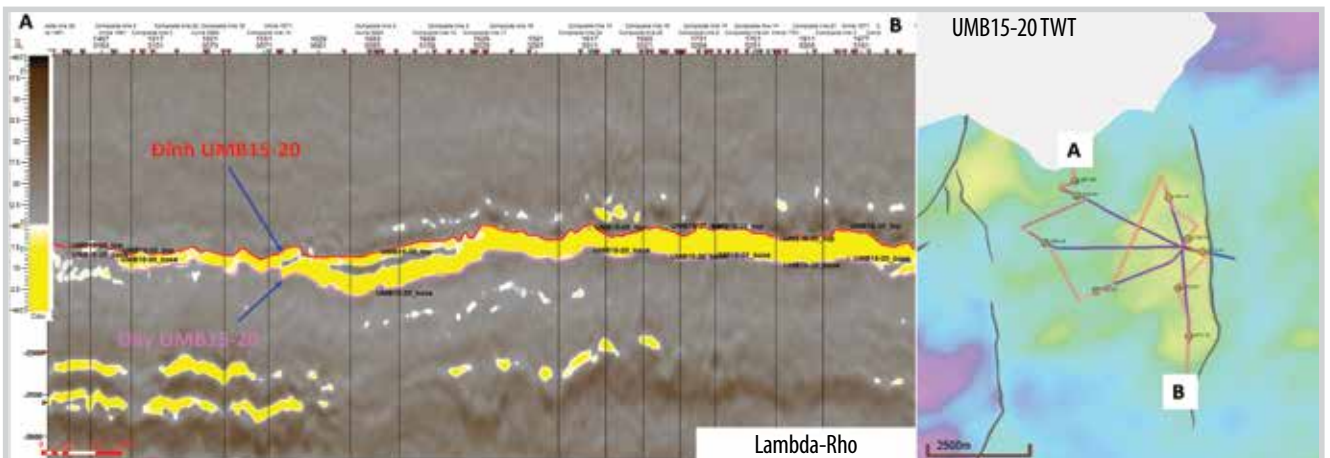
là  $\leq 20 \text{ GPa}^*g/cc$ , được đánh giá là thống nhất, hợp lý và ít rủi ro hơn so với kết quả thu được từ khối  $Vp/Vs$ . Do đó, các bản đồ đỉnh/đáy của tập vỉa UMB15-20 đã được xây dựng chủ yếu dựa trên khối thuộc tính Lambda-Rho này.

**2.5. Lập bản đồ, trích xuất và phân tích các thuộc tính địa chấn**

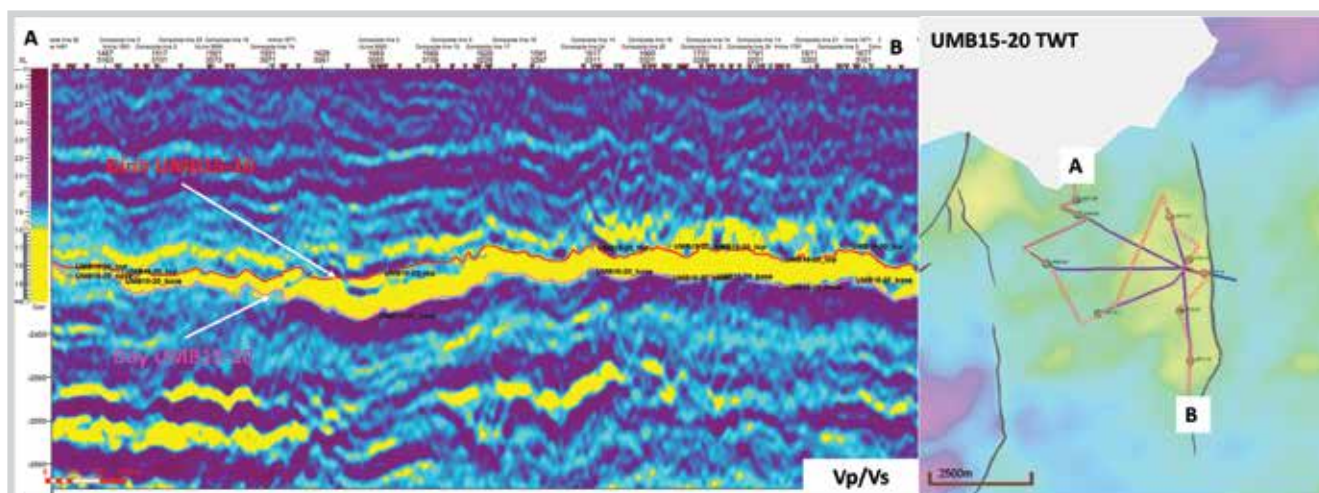
Từ kết quả ở bước trên, quá trình lập bản đồ cấu trúc cho tập vỉa UMB15-20 đã sử dụng khối thuộc tính



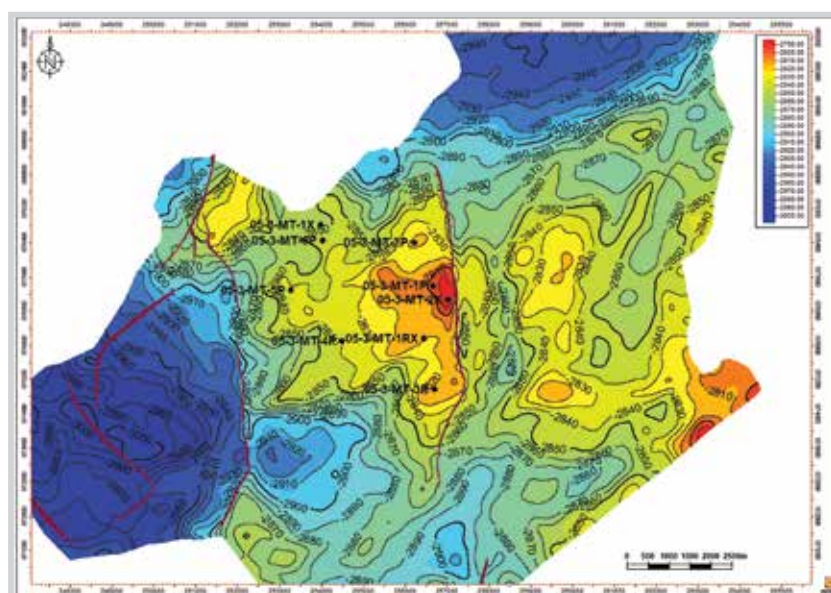
**Hình 15.** So sánh việc lập bản đồ và liên kết từ giếng MT-4P đến MT-7P trên khối APSDM (a) và Lambda-Rho (b).



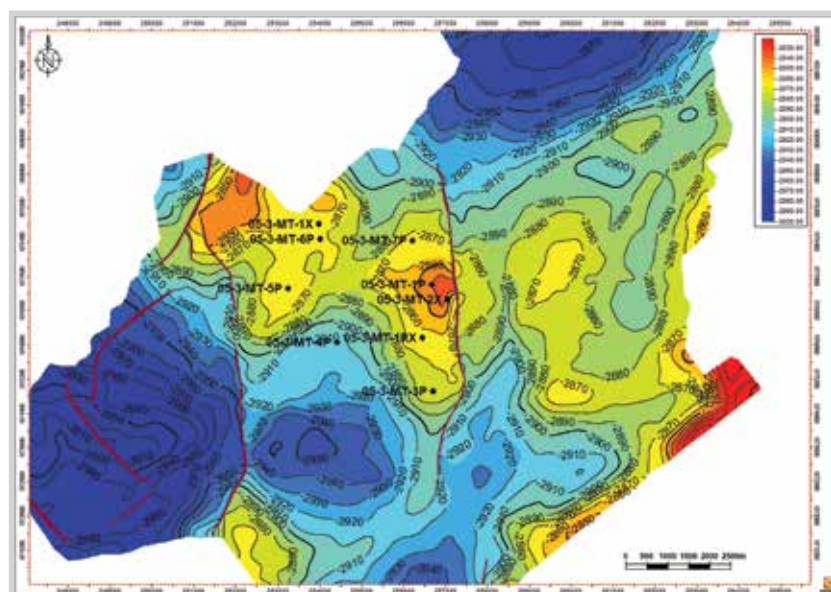
**Hình 16.** Mặt cắt địa chấn liên kết đỉnh và đáy tập vỉa UMB15-20 trên khối Lambda-Rho với giá trị tới hạn  $LR \leq 20 \text{ GPa}^*g/cc$ .



Hình 17. Mặt cắt địa chấn liên kết đỉnh và đáy tập via UMB15-20 trên khối Vp/Vs với giá trị tới hạn Vp/Vs ≤ 1,8.



Hình 18. Bản đồ cấu trúc đỉnh tập via UMB15-20 theo độ sâu.

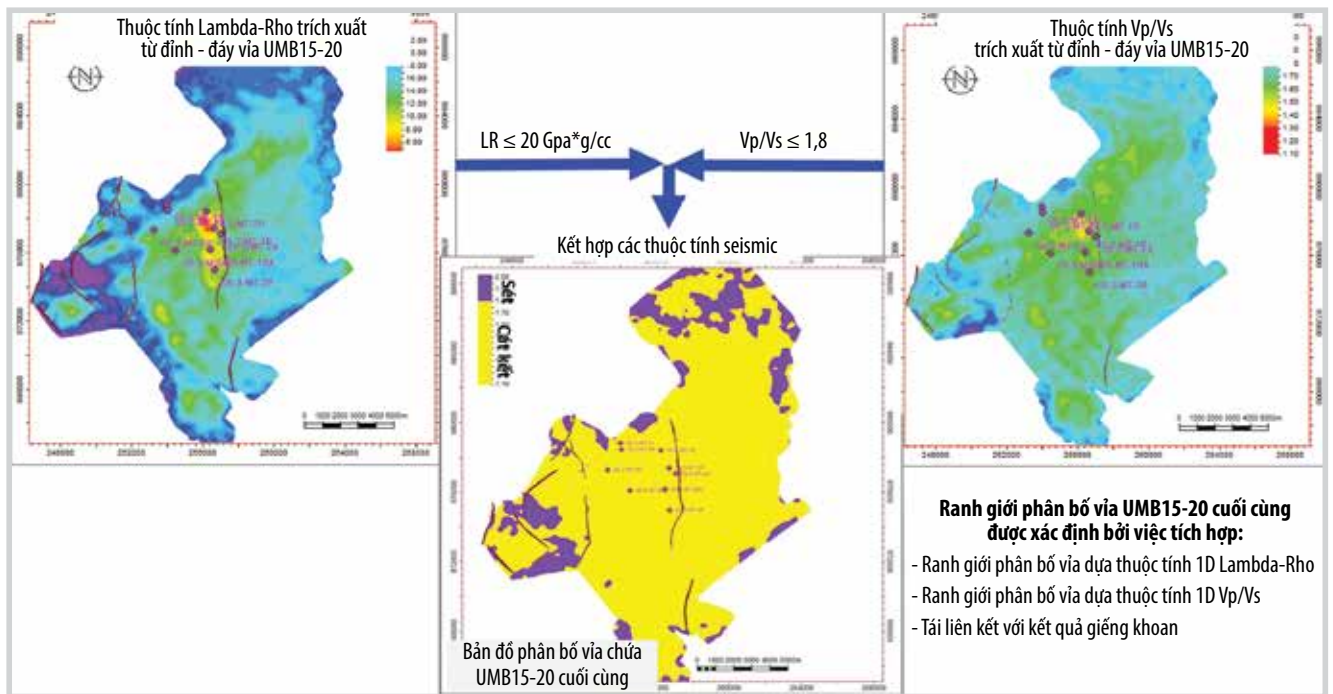


Hình 19. Bản đồ cấu trúc đáy tập via UMB15-20 theo độ sâu.

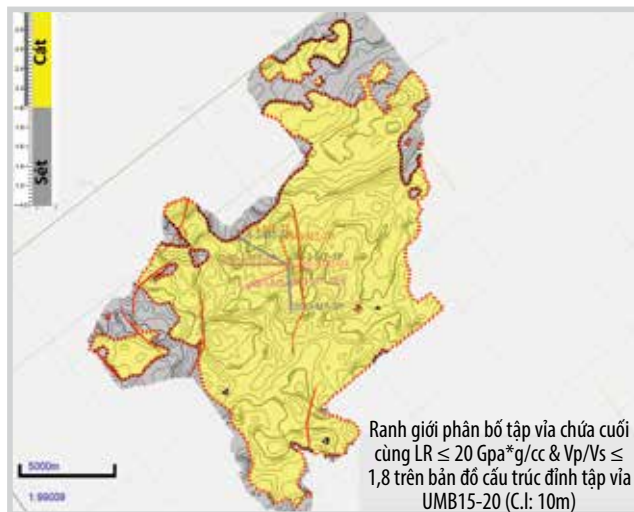
Lambda-Rho với giá trị tới hạn  $LR \leq 20$  Gpa\*g/cc làm chuẩn, sau đó, kết quả sẽ được kiểm tra chéo trên khối Vp/Vs với giá trị tới hạn  $Vp/Vs \leq 1,8$  (Hình 16 và 17). Theo đó, các bản đồ cấu trúc đỉnh/đáy UMB15-20 được vẽ chính xác với thuộc tính địa chấn tới hạn, các ranh giới vừa tại giếng khoan được sử dụng để giới hạn và kiểm tra trong quá trình minh giải. Các bản đồ cấu trúc đỉnh/đáy tập via UMB15-20 trên miền thời gian sẽ được chuyển sang miền độ sâu và tinh chỉnh (tied) với ranh giới tại giếng khoan một lần nữa (Hình 18 và 19).

Để tăng độ tin cậy cho dự đoán phân bố tập via chứa UMB15-20, một số thuộc tính địa chấn đã được trích xuất trong cửa sổ từ đỉnh đến đáy vỉa. Bản đồ dự đoán phân bố tập via chứa UMB15-20 được xác định từ sự kết hợp giữa ranh giới tạo bởi 2 bản đồ thuộc tính LR và Vp/Vs với giá trị giới hạn áp dụng lần lượt là  $LR \leq 20$  Gpa\*g/cc và  $Vp/Vs \leq 1,8$ , được thẩm định bởi kết quả của tất cả các giếng (Hình 20 và 21). Kết quả phân bố tập via chứa UMB15-20 cuối cùng được kiểm chứng lần cuối với các thuộc tính địa chấn khu vực khác cho thấy phân bố tập via chứa UMB15-20 này hoàn toàn phù hợp với hệ thống thân cát turbidite tổng thể tầng Miocene trên của địa chất khu vực (Hình 22 và 23).

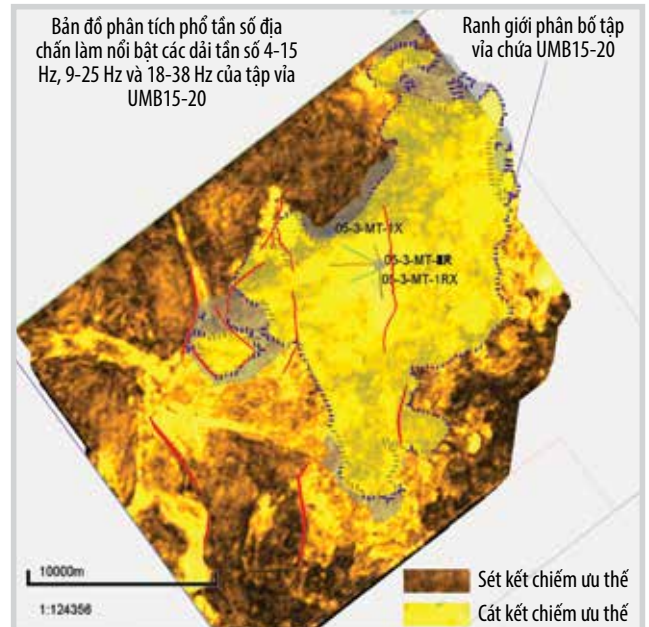




**Hình 20.** Xác định phân bố tập via chứa UMB15-20 kết hợp từ 2 bản đồ thuộc tính LR và Vp/Vs.



**Hình 21.** Kết quả phân bố tập via chứa UMB15-20 (đường đứt đoạn màu đỏ) trên bản đồ cấu trúc miền thời gian TWT.

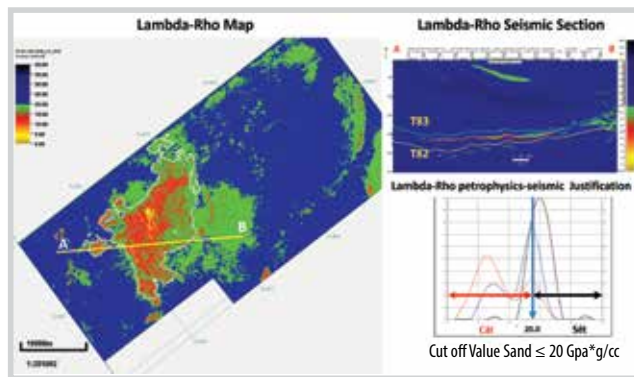


**Hình 22.** Kết quả phân bố tập via chứa UMB15-20 (đường đứt đoạn) trên bản đồ phân tích phổ tần số địa chấn (spectral decomposition) khu vực; tập via chứa UMB15-20 là một phần của hệ thống trầm tích quạt turbidite lớn hơn trong khu vực mỏ Mộc Tinh.

### 3. Kết luận

Áp dụng quy trình minh giải, phân tích, tích hợp nhiều loại tài liệu phục vụ cho việc lập bản đồ tập via chứa UMB15-20 đã đánh giá nhiều khía cạnh rủi ro khác nhau, do đó, quy trình đưa đến kết quả có độ tin cậy cao hơn.

Kết quả phân tích cơ lý đất đá, các thuộc tính đàn hồi có mối tương quan rõ ràng với tương thạch học đã được xác định. Các thuộc tính Lambda-Rho và Vp/Vs được chọn



**Hình 23.** Kết quả phân bố tập via chứa UMB15-20 (đường đứt đoạn) trên bản đồ Lambda-Rho khu vực (trích xuất biên độ tối thiểu trong cửa số T82 - T83); tập via chứa UMB15-20 là một phần của hệ thống trầm tích quạt turbidite lớn hơn trong khu vực mỏ.

phục vụ cho công tác lập bản đồ và xác định phân bố đá chứa. Kết quả đạt được có mối tương quan tốt với số liệu giếng khoan thực tế đạt được cũng như phù hợp với bức tranh địa chất chung trong khu vực nghiên cứu. Các bản đồ đỉnh/đáy tập vỉa và ranh giới phân bố tập vỉa UMB15-20 đạt độ tin cậy cao nhất đã được sử dụng cho công tác tính toán tài nguyên dầu khí tại chỗ, lập mô hình tĩnh/động để hỗ trợ công tác vận hành và quản lý khai thác mỏ hiệu quả nhất. Ngoài ra, các tài liệu này còn được sử dụng phục vụ cho công tác tối ưu hóa vị trí giếng khoan đan dày và khoan thăm dò sắp tới của Bien Dong POC.

Quy trình minh giải, phân tích này có thể áp dụng cho tất cả các vỉa chứa khác nhau nếu có đủ tài liệu hỗ trợ và các thuộc tính đàn hồi có tương quan tốt với tướng thạch học của vỉa chứa đó. Ngoài ra, quy trình minh giải này còn chia sẻ kinh nghiệm cho việc đánh giá và lựa chọn các khối địa chấn phù hợp, tin cậy để minh giải cho các vỉa chứa sản phẩm, tăng độ chính xác phục vụ cho công tác tính toán tài nguyên dầu khí tại chỗ (HCIIP), khoan phát triển và khoan đan dày nhằm nâng cao hiệu quả kinh tế của dự án dầu khí.

Tuy nhiên, thiếu số liệu giếng khoan để thẩm định tại một số vị trí mở rộng của tập vỉa, chất lượng của tài liệu địa chấn, độ phân giải dọc và khả năng phát hiện của phương pháp địa chấn đối với số liệu hiện tại,... là một số nguyên nhân dẫn tới các hạn chế của quy trình minh giải.

Hình 11 cho thấy tài liệu nghịch đảo địa chấn được trích xuất dọc theo giếng khoan vẫn còn tiềm ẩn nhiều rủi ro trong việc xác định vỉa cát chứa khí và vỉa cát chứa nước do sự phân tách giữa các thuộc tính vật lý đặc trưng cho vỉa chứa khí và chứa nước vẫn còn sự giao thoa, không phân dị và tách biệt rõ ràng...

RPT cũng ẩn chứa nhiều rủi ro tại khu vực không có giếng khoan, nên việc đặt vị trí giếng khoan tại khu vực đó nên được tích hợp thêm nhiều phương pháp nghiên cứu địa chất/địa vật lý khác nhằm giảm thiểu rủi ro của phương pháp.

#### Tài liệu tham khảo

- [1] Keiiti Aki and Paul G. Richards, *Quantitative seismology - Volume 1: Theory and methods*. WH Freeman & Co, 1980.
- [2] J.P. Castagna, M.L. Batzle, and T.K. Kan, "Rock physics - The link between rock properties and AVO response", *Offset-dependent reflectivity-theory and practice of AVO analysis*. Society of Exploration Geophysicists, 1993.
- [3] Patrick Connolly, "Elastic impedance", *The Leading Edge*, Volume 18, Issue 4, 1999. DOI: 10.1190/1.1438307.
- [4] Rob Simm and Mike Bacon, *Seismic amplitude: An interpreter's handbook*, 1<sup>st</sup> edition. Cambridge University Press, 2014.

## APPLICATION OF PROCESS INCREASING THE RELIABILITY, ACCURACY IN 3D SEISMIC INTERPRETATION TO MAKE STRUCTURAL MAPS AND PREDICT THE SAND DISTRIBUTION FOR THE UPPER MIOCENE TURBIDITE IN MOC TINH FIELD, BLOCK 05-3, NAM CON SON BASIN

**Hoang Minh Hai, Luong Sy Hai, Ngo Anh Quan, Nguyen Quan Phong, Tran Ngoc The Hung**

Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC)

Email: haihm@biendongpoc.vn

### Summary

The upper Miocene turbidite sand UMB15-20 is the main gas - condensate reservoir having very good porosity and permeability in the Moc Tinh field. Reflection seismic data and the physical model calculations showed that the top and bottom of this sand reservoir reflected seismic waves with AVO class III or class II attributes inconsistently in all 8 drilled wells, which caused some risks in determining the corresponding seismic reflections to map the top/bottom geological structure of the reservoir and predict the sand distribution by conventional seismic interpretation methods. Bien Dong POC has applied the interpretation - analysis process by integrating rock physics, AVO model, pre-stacking seismic inversion, and verified with results of petrophysics - seismic justification to assess the accuracy and reliability of seismic attribute cubes, and cut-off values corresponding to reservoir/non-reservoir type; thereby, the mapping and predicting of the reservoir sand distribution of the field were conducted. The results of the above application have established a product set including the top/bottom maps of the UMB15-20 reservoir and the boundary of the sand distribution with the highest reliability. This map set was used for HIIP calculation in the 2021 Resource Assessment Report and static/dynamic modeling to efficiently support the field operation and management. In addition, these data are also used to optimize the location of Bien Dong POC's upcoming infill drilling wells.

**Key words:** AVO class, UMB15-20 sand, turbidite, 3D seismic interpretation, Moc Tinh field, Bien Dong POC.

# ẢNH HƯỞNG CỦA ÁP SUẤT CAO NHIỆT ĐỘ CAO ĐẾN THỜI GIAN QUÁNH CỦA VỮA XI MĂNG TRONG QUÁ TRÌNH BƠM TRÁM GIẾNG KHOAN TẠI BỂ NAM CÔN SƠN

**Trương Hoài Nam**

Tập đoàn Dầu khí Việt Nam

Email: namth@pvn.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2024.01-04>

## Tóm tắt

Thời gian quánh (thickening time) là thông số quan trọng ảnh hưởng đến quá trình trám xi măng giếng khoan, quyết định chất lượng và hiệu quả thi công giếng khoan. Trong quá trình bơm ép, thời gian quánh của vữa trám cần phải lớn hơn khoảng thời gian thao tác bơm trám. Ngược lại, sẽ xảy ra các sự cố do xi măng đóng rắn trước khi triển khai các quá trình công nghệ, dễ dẫn đến các phức tạp và sự cố, gây tổn kém vật tư và chi phí, kéo dài thời gian thi công. Hiện nay, xi măng Portland G-API - loại xi măng phổ biến để trám các giếng khoan sâu - vẫn được sử dụng để trám các giếng khoan dầu khí. Tuy vậy, trong điều kiện áp suất cao, nhiệt độ cao tại bể Nam Côn Sơn cần thiết phải bổ sung phụ gia bền nhiệt silica để bảo đảm thời gian quánh của vữa xi măng phù hợp với các điều kiện trong giếng khoan.

**Từ khóa:** Áp suất cao nhiệt độ cao, vữa xi măng, thời gian quánh, bể Nam Côn Sơn.

## 1. Giới thiệu

### 1.1. Đặc điểm áp suất cao nhiệt độ cao bể Nam Côn Sơn

Các điều kiện địa chất bể Nam Côn Sơn rất phức tạp, đặc biệt là sự xuất hiện áp suất cao và nhiệt độ cao.

Trong địa tầng Miocene giữa và Miocene sớm, tại các giếng 04-2-SB-1X, 04-2-NB-1X nhiệt độ trên đáy giếng đo được dao động từ 135 - 170°C ở chiều sâu từ 3.800 - 4.000 m. Đặc biệt tại giếng khoan 04-2-HT-1X ở chiều sâu 4.548 m nhiệt độ đo được đến 210°C.

Trong một số giếng khoan, gradient áp suất vỉa đạt đến 1,6 MPa/100 m như các giếng 04-3A-1X, 04-3-MC-2X...; có những giếng khoan gradient áp suất đạt 1,9 - 2,04 MPa/100 m như các giếng 04-1-ST-IX, 04-SDN-1X, 05-2-HT-1X... [1, 2].

Tình trạng càng phức tạp khi trong giếng khoan xuất hiện đồng thời áp suất cao, nhiệt độ cao như tại giếng 05-2-HT-2X, ở chiều sâu 3.740 m nhiệt độ trên đáy giếng là 172°C và áp suất vỉa - 74 MPa; tại giếng 05-1c-DN-2X-ST2, tại chiều sâu 4.245 m nhiệt độ 185°C, áp suất trên đáy -

98,7 MPa; hoặc tại giếng 04-2-HT-1X ở chiều sâu 4.548 m nhiệt độ trên đáy là 210°C và áp suất vỉa - 91 MPa.

Tại bể Nam Côn Sơn, các mỏ có áp suất cao/nhiệt độ cao có thể phân thành 2 cấp: (i) cấp nhiệt độ từ 150 - 175°C và áp suất từ 69 - 103 MPa; (ii) cấp nhiệt độ từ 175 - 200°C và áp suất trên 103 - 138 MPa [3, 4].

### 1.2. Những sự cố trong trám xi măng giếng khoan

Trong quá trình thi công các giếng khoan tại bể Nam Côn Sơn đã xảy ra các phức tạp, sự cố nghiêm trọng trong quá trình bơm trám giếng, đặc biệt tại những khu vực có áp suất cao, nhiệt độ cao.

Tại giếng 05-3-MT-1RX, trong quá trình bơm ép, vữa xi măng trong cột ống chống 13 $\frac{3}{8}$ " đã không ép được vào khoảng không vành xuyên, mặc dù đã sử dụng các biện pháp khắc phục nhưng không thành công, hậu quả là toàn bộ lượng vữa xi măng nằm lại trong ống chống từ chiều sâu 2.097 - 2.882 m.

Tương tự, tại giếng 05-1b-TL-2X, trong quá trình bơm trám, vữa xi măng đã không thể ép ra ngoài vành xuyên và hơn 3.000 m vữa nằm lại trong cột ống chống 7 $\frac{5}{8}$ ". Giếng khoan phải dừng ở độ sâu 4.829 m và không thể khoan đến chiều sâu thiết kế.



Ngày nhận bài: 9/1/2024. Ngày phản biện đánh giá và sửa chữa: 10 - 16/1/2024.

Ngày bài báo được duyệt đăng: 16/1/2024.

Hậu quả của trám xi măng không thành công rất tốn kém: cần phải khoan phá bên trong cột ống chống, phải tiến hành trám lại mà thường ít hiệu quả hơn so với trám lần đầu và thêm chi phí, thời gian.

Nguyên nhân của những sự cố trên là trong công tác trám xi măng giếng khoan áp suất cao/nhiệt độ cao tại bể Nam Côn Sơn, việc sử dụng các phụ gia và điều chỉnh các thông số vữa xi măng chưa phù hợp với các điều kiện thực tế của giếng khoan. Áp suất cao/nhiệt độ cao trên đáy giếng đẩy nhanh quá trình thủy hóa, làm biến đổi độ hòa tan của thể rắn trong pha lỏng khiến cho độ nhớt của vữa giảm, do đó thời gian ngưng kết của vữa bị rút ngắn.

Chiều sâu giếng càng lớn, đường kính giếng giảm và độ cao dâng lớn của vữa xi măng ngoài cột ống chống sẽ làm tăng áp suất thủy động trong khoảng không vành xuyên, ảnh hưởng lớn đến vận tốc chuyển động dòng thoát. Vữa xi măng sử dụng để trám giếng thường có hàm lượng nước cao, khi chuyển dịch trong khoảng không vành xuyên, pha lỏng thoát ra xâm nhập vào vùng đá thấm trên thân giếng, điều đó ảnh hưởng đến mức độ và cơ chế bão hòa, làm giảm độ linh động của vữa xi măng, làm cho độ quán, độ ngưng kết không đều.

**2. Ảnh hưởng của nhiệt độ cao áp suất cao đến thời gian quán của vữa xi măng**

**2.1. Tính thời gian quán**

Thời gian quán của vữa xi măng là khoảng thời gian tính từ lúc bắt đầu trộn xi măng với nước cho đến thời điểm vữa xi măng đạt trị số 100 Bc (độ quán Bearden) - bằng thời gian vữa xi măng ở trong trạng thái bơm. Đơn vị độ quán Bearden là trị số không thứ nguyên từ 0 - 100 đơn vị.

Thời gian quán là một thông số quan trọng đặc trưng cho tính chất của vữa xi măng. Khi trộn xi măng với nước lập tức sẽ xảy ra phản ứng giữa các thành phần khác nhau, do đó làm tăng độ nhớt của vữa xi măng [5].

Thời gian quán được xác định trong phòng thí nghiệm đối với từng loại xi măng và dùng làm chỉ tiêu so sánh các loại xi măng khác nhau.

Trong quá trình bơm trám giếng khoan, thời gian quán phải lớn hơn thời gian bơm trám xi măng để ngăn ngừa xi măng đông rắn trong đầu trám, cột cần khoan hoặc nằm lại bên trong ống chống. Thời gian quán và độ nhớt của vữa được tối ưu hóa, để vữa xi măng duy trì khả năng bơm ép trong suốt khoảng thời gian vữa xi măng lấp đầy đoạn chiều dài trám và đạt đến chiều cao yêu cầu ngoài cột ống.

Thời gian quán  $T_Q$  được xác định bằng biểu thức:

$$T_Q = T_{CM} + T_P + T_V + T_{PL} + T_{DT} \tag{1}$$

Trong đó:  $T_{CM}$ ,  $T_P$ ,  $T_V$ ,  $T_{PL}$ ,  $T_{DT}$  là thời gian tương ứng theo thứ tự với các thao tác khuấy trộn, chuẩn bị, bơm ép, di chuyển nút, và thời gian dự trữ (khoảng 30 phút đến 1 giờ) [6].

Thời gian trộn vữa với nước và phụ gia:

$$T_{CM} = V_{xm} / v_{xm} \tag{2}$$

Trong đó:

$V_{xm}$ : Thể tích xi măng khô (1 bao);

$v_{xm}$ : Vận tốc trộn (bao/phút);

$T_P$ : Thời gian cần thiết cho công tác chuẩn bị khi đo các thông số vữa. Thông thường thời gian này không nhiều nên có thể tính vào thời gian trộn.

Trong khi trộn vữa thì vữa cũng đồng thời được bơm vào cột ống chống;  $T_V$  là thời gian để ép dung dịch khoan từ trong ống chống vào khoảng không vành xuyên. Thời gian này phụ thuộc vào thể tích cột ống chống và vận tốc ép và bằng lưu lượng của máy bơm, được tính theo công thức:

$$T_V = V_{dd} / v_v \tag{3}$$

Trong đó:

$V_{dd}$ : Thể tích chất lỏng để ép nút trên;

$v_v$ : Vận tốc ép.

Vì vậy, thể tích của cốc xi măng trong cột ống không tính vào thể tích của vữa xi măng.

Cũng có thể xác định thời gian trám ( $T_{xm}$ ) xi măng theo công thức:

$$T_{xm} = \frac{1}{60} (V_d / n_1 Q_{IV} + V_{xm} / n_2 Q_{IV} + 0,98 \times V_{cp} / ((n-1) \times Q_{III}) + 0,02 \times (V_{cp} / Q_{III}) + 10 \tag{4}$$

Trong đó:

$V_d$ : Thể tích dung dịch đậm ( $m^3$ );

$V_{cp}$ : Thể tích dung dịch bơm ép ( $m^3$ );

$Q_{IV}$ : Lưu lượng bơm với vận tốc số IV ( $dm^3/s$ );

$Q_{III}$ : Lưu lượng bơm với vận tốc số III ( $dm^3/s$ );

$n$ : Số thiết bị bơm trám.

**2.2. Xác định thời gian quán của vữa xi măng trong điều kiện áp suất cao nhiệt độ cao**

Độ quán và thời gian quán của vữa xi măng được

đo bằng máy đo độ quán Fann 290 HPHT (Hình 1), có áp suất tối đa là 207 MPa và nhiệt độ 204°C. Máy đo độ quán Fann 290 HPHT được sản xuất theo tiêu chuẩn API/ RP-10B và phụ lục kèm theo API RP 10B. Trong thời gian thí nghiệm, các thông số được ghi lại và xử lý theo phần mềm IPRO. Việc điều khiển thiết bị được hiển thị qua màn hình tinh thể lỏng [7].

### 2.3. Đơn pha chế vữa xi măng

Hiện nay, trong ngành dầu khí chưa có loại xi măng được tiêu chuẩn hóa để trám các giếng khoan trong các điều kiện áp suất cao/nhiệt độ cao. Vì vậy, một số công



Hình 1. Máy đo độ quán Fann 290 HPHT.

ty khoan đã thử nghiệm sử dụng xi măng Portland G-API để trám giếng khoan có nhiệt độ cao, áp suất cao tại bể Nam Côn Sơn. Tuy nhiên, trong điều kiện nhiệt độ cao, các tính chất lý - hóa của xi măng Portland biến đổi rất mạnh, làm thay đổi các tính chất công nghệ của vữa. Vì vậy, biện pháp chủ yếu hiện nay để duy trì và nâng cao chất lượng xi măng là bổ sung silica.

Silica (hay còn gọi là Silicon dioxide), có dạng cấu trúc tinh thể và dạng cấu trúc vô định hình. Silica là phụ gia bền nhiệt có thể liệt kê một số dạng như: cát thạch anh được nghiền đạt cỡ hạt từ 175 - 200  $\mu\text{m}$ ; bột silica (silica flour) có cỡ hạt 200 - 300 mesh; silica siêu mịn (silica fume) - một phụ gia siêu phân tán từ pha khí khi nung hợp kim silic, có hàm lượng cao các silica vô định hình; nanosilica là vật liệu pozzolan hiệu quả cao, có kích thước 1.000 lần bé hơn các hạt xi măng trung bình, các hạt nanosilica thường sử dụng loại cỡ hạt từ 5 - 50 nm và loại thứ hai từ 5 - 30 nm [8].

Trên cơ sở tổng hợp, phân tích các điều kiện thực tế tại bể Nam Côn Sơn, nhóm tác giả đã tiến hành thí nghiệm hệ vữa xi măng trám với phụ gia bền nhiệt silica SSA-1<sup>TM</sup>. SSA-1<sup>TM</sup>, là loại bột silica kết tinh, do Halliburton sản xuất. SSA-1<sup>TM</sup> có khối lượng riêng: 2,6 - 2,63 g/cm<sup>3</sup>; cỡ hạt 200 - 300 mesh (35%), 100 - 200 mesh (8%) và cỡ hạt lớn hơn 100 (0,2%).

Để nghiên cứu thời gian quán của vữa xi măng trong điều kiện nhiệt độ cao áp suất cao, đơn pha chế vữa đã được lập như trong Bảng 1.

## 3. Kết quả thí nghiệm thời gian quán

### 3.1. Kết quả thời gian quán của vữa xi măng

Bảng 2 tổng hợp các kết quả thí nghiệm thời gian độ quán của vữa xi măng trong các điều kiện áp suất và nhiệt độ khác nhau.

Bảng 1. Đơn pha chế vữa xi măng trám giếng khoan nhiệt độ cao, áp suất cao

TT	Thành phần	Đơn vị	Hàm lượng	Công dụng
1	Xi măng Holcim mác G	% khối lượng	100	Xi măng nền
2	Silica-1A	% khối lượng	35	Phụ gia bền nhiệt
3	Hi-Dense 4	% khối lượng	40	Chất làm nặng
4	MicroMax	% khối lượng	25	Chất làm nặng
5	WellLife 987	% khối lượng	7,0	Phụ gia tăng độ bền
6	Microbond-HT	% khối lượng	3,0	Phụ gia giãn nở
7	Halad-413	3,785 dm <sup>3</sup> /bao	0,5	Phụ gia giảm độ thải nước
8	CSR-25	3,785 dm <sup>3</sup> /bao	0,25	Chậm ngưng kết
9	Nước kỹ thuật	3,785 dm <sup>3</sup> /bao	6,5	Nước trộn

**Bảng 2. Bảng tổng hợp thời gian quán của vữa xi măng**

Mẫu	Mật độ vữa (g/cm <sup>3</sup> )	Điều kiện thí nghiệm		Thời gian đạt đến các trị số độ quán (giờ.phút)		
		Nhiệt độ (°C)	Áp suất (Mpa)	50 Bc	70 Bc	100 Bc
A	2,04	125	67	8 giờ 52 phút	8 giờ 52 phút	8 giờ 53 phút
B	2,13	135	70	5 giờ 11 phút	5 giờ 52 phút	5 giờ 58 phút
C	2,13	140	76	6 giờ 20 phút	6 giờ 50 phút	6 giờ 55 phút
D	2,22	150	85	8 giờ 20 phút	8 giờ 40 phút	8 giờ 50 phút
E	2,22	155	89	6 giờ 15 phút	6 giờ 25 phút	6 giờ 35 phút
F	2,10	177	93	10 giờ 5 phút	10 giờ 10 phút	10 giờ 30 phút
G	2,22	177	103,4	10 giờ 25 phút	10 giờ 30 phút	10 giờ 30 phút

**3.2. Các biểu đồ thời gian quán của vữa xi măng**

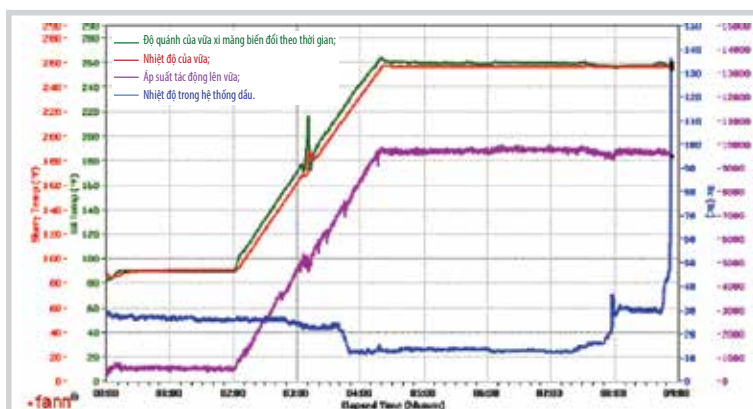
Hình 2 - 8 minh họa thời gian quán của vữa xi măng trong các điều kiện nhiệt độ và áp suất khác nhau.

Kết quả thí nghiệm cho thấy, ở thời điểm khởi động 0 giờ đến 8 giờ 52 phút đạt 70 Bc, đến 8 giờ 53 phút là thời điểm vữa có độ quán 100 Bc và 8 giờ 53 phút là thời gian quán của vữa.

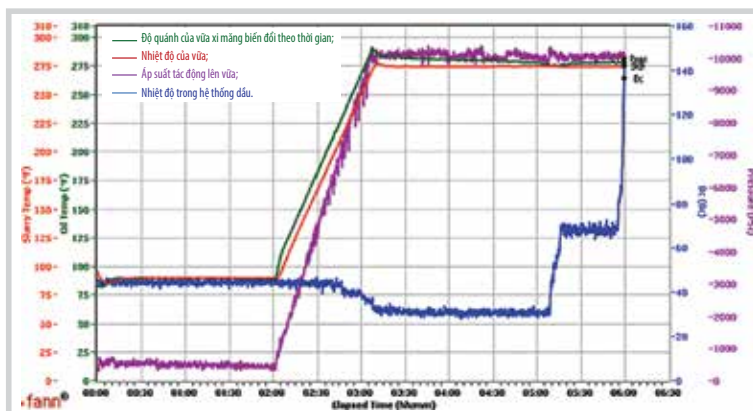
Các kết quả thí nghiệm trên cho thấy nhiệt độ và áp suất tăng lên thì thời gian quán ngắn lại. Còn ở nhiệt độ cao trên 177°C và áp suất trên 93 MPa thì thời gian quán của vữa kéo dài. Từ đó, khi lập đơn pha chế cho các khoảng có nhiệt độ và áp suất có điều kiện tương tự cần phải điều chỉnh các phụ gia chậm ngưng kết theo đồ thị thời gian quán của vữa, cho phép mô hình hóa thời gian quán bằng cách thay đổi hàm lượng chất phụ gia HR-25.

Nhiệt độ và áp suất cao làm rút ngắn thời gian quán của vữa. Bổ sung phụ gia HR-25 là giải pháp chủ yếu và hiệu quả để duy trì và cải thiện các tính chất công nghệ của xi măng: tăng thời gian quán của vữa xi măng đạt trị số 100 Bc trong khoảng 6 - 8 giờ, đảm bảo an toàn trong thời gian bơm ép; làm chậm thời gian ngưng kết của vữa xi măng; ngăn ngừa sự suy thoái độ bền của xi măng và nâng cao các tính chất cơ học của vành đá xi măng ở nhiệt độ trên đáy giếng khoan (140 - 180°C).

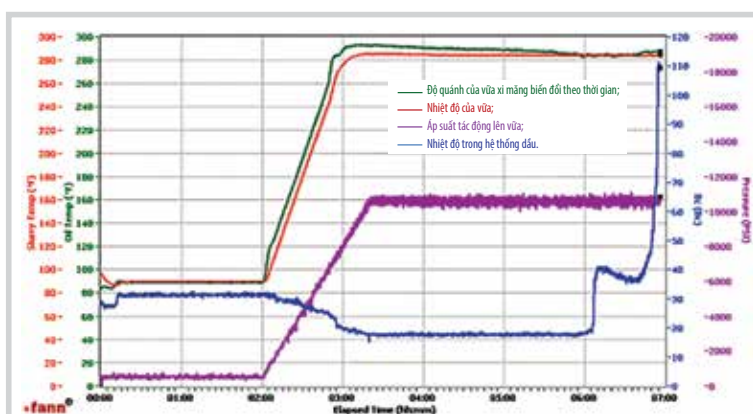
Các kết quả thí nghiệm đơn pha chế vữa xi măng trong các điều kiện áp suất và nhiệt độ khác nhau và được minh họa trên các biểu đồ thời gian quán cho thấy rằng:



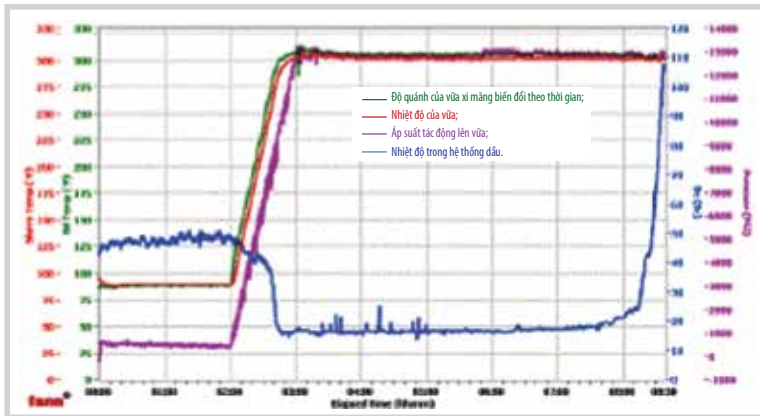
**Hình 2.** Thời gian quán của vữa xi măng có mật độ 2,04 g/cm<sup>3</sup> ở nhiệt độ 125°C, áp suất 67 MPa (mẫu A).



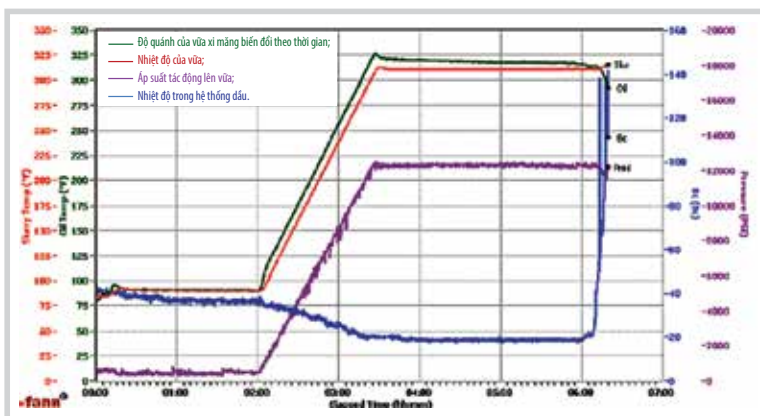
**Hình 3.** Thời gian quán của vữa xi măng có mật độ 2,13 g/cm<sup>3</sup> ở nhiệt độ 135°C và áp suất 70 MPa (mẫu B).



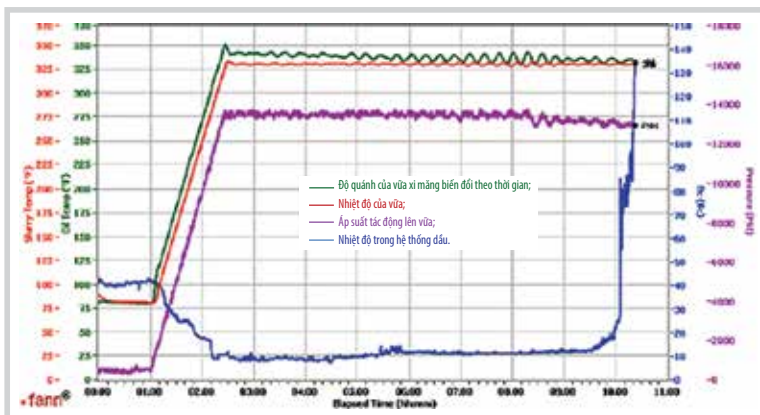
**Hình 4.** Thời gian quán của vữa xi măng có mật độ 2,13 g/cm<sup>3</sup> ở nhiệt độ 140°C và áp suất 76 MPa (mẫu C).



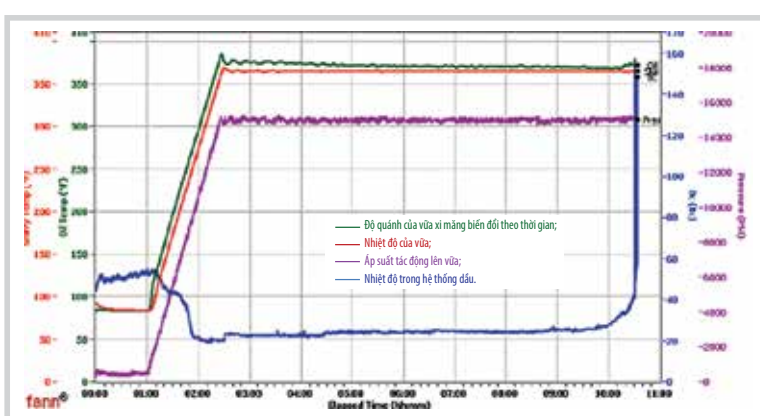
**Hình 5.** Thời gian quánh của vữa xi măng có mật độ 2,22 g/cm<sup>3</sup> ở nhiệt độ 150°C và áp suất 89 MPa (mẫu D).



**Hình 6.** Thời gian quánh của vữa xi măng có mật độ 2,22 g/cm<sup>3</sup> ở nhiệt độ 55°C và áp suất 85 MPa (mẫu E).



**Hình 7.** Thời gian quánh của vữa xi măng có mật độ 2,10 g/cm<sup>3</sup> ở nhiệt độ 177°C và áp suất 93 MPa (mẫu F).



**Hình 8.** Thời gian quánh của vữa xi măng có mật độ 2,04 g/cm<sup>3</sup> ở nhiệt độ 177°C và áp suất 103 MPa (mẫu G).

Hệ xi măng được bổ sung 35% khối lượng silica SSA-1™ cho phép chống suy giảm độ nhớt, duy trì thời gian quánh đáp ứng yêu cầu cho công đoạn bơm ép.

Sử dụng phụ gia HR-25 với hàm lượng 2,5% là hợp lý để điều chỉnh thời gian xi măng đóng rắn, duy trì vữa xi măng trong trạng thái lỏng và linh động trong thời gian bơm ép vữa. HR-25 có tính hòa tan trong nước tốt, dễ dàng phân tán đều trong vữa, ít ảnh hưởng đến độ bền nén của đá. HR-25 là phụ gia thân thiện với môi trường.

#### 4. Kết luận

- Thời gian quánh là thông số quan trọng của vữa xi măng trám giếng khoan, ảnh hưởng đến chất lượng, hiệu quả kinh tế quá trình thi công giếng khoan trong điều kiện áp suất cao, nhiệt độ cao.

- Bổ sung 35% khối lượng silica SSA-1™ là hàm lượng tối ưu để đạt được độ quánh 100 Bc, bảo đảm đủ thời gian và an toàn trong giai đoạn bơm ép vữa xi măng vào khoảng không vành xuyên trong giếng khoan, loại trừ khả năng đông kết sớm...

- Trong điều kiện nhiệt độ ở bể Nam Côn Sơn, sử dụng phụ gia chậm ngưng kết HR-25 với hàm lượng 2,5% là phù hợp để điều chỉnh thời gian xi măng đóng rắn, duy trì vữa xi măng trong trạng thái nhớt và linh động trong thời gian bơm ép vữa. HR-25 có tính hòa tan trong nước tốt, dễ dàng phân tán đều trong vữa, ít ảnh hưởng đến độ bền nén của đá. HR-25 là phụ gia thân thiện với môi trường.

- Kết hợp với các kinh nghiệm trám xi măng giếng khoan trong điều kiện áp suất cao, nhiệt độ cao, đơn pha chế trên là hợp lý và làm cơ sở cho việc thiết kế các đơn pha chế vữa trám cho các giếng khoan có áp suất cao nhiệt độ cao tại bể Nam Côn Sơn.

#### Tài liệu tham khảo

[1] Phạm Trường Giang, Lê Vũ Quân, Nguyễn Minh Quý, Lê Thị Thu Hương, Đỗ Văn Hiến, và Trương Hoài Nam, "Tổng kết và đánh giá công tác bơm trám xi măng cho các giếng

khoan có nhiệt độ và áp suất cao tại bể Nam Côn Sơn”, *Tạp chí Dầu khí*, Số 7, trang 21 - 29, 2014.

[2] Trần Hồng Nam, Lê Trần Minh Trí, Nguyễn Kiên Cường, Trịnh Ngọc Bảo, và Mike Nguyễn, “Thiết kế giếng phát triển mỏ áp suất cao và nhiệt độ cao - Những điều cần lưu ý”, *Tuyển tập Báo cáo Hội nghị Khoa học và Công nghệ quốc tế - Dầu khí Việt Nam 2010: Tăng tốc phát triển*, Nhà xuất bản Khoa học và Kỹ thuật, Quyển I, trang 620 - 633, 2010.

[3] Arash Shadravan and Mahmood Aman, “HPHT 101: What every engineer or geoscientist should know about high pressure high temperature wells”, *SPE Kuwait International Petroleum Conference and Exhibition, Kuwait City, Kuwait, 10 - 12 December 2012*. DOI: 10.2118/163376-MS.

[4] Keelan Adamson, George Birch, Erhu Gao, Steve Hand, Colin Macdonald, David Mack, and Anver Quaclri

“High-pressure, high-temperature well construction”, *Oilfield Review*, 1998.

[5] Prisca Salima and Mahmood Amani, “Special considerations in cementing high pressure high temperature wells”, *International Journal of Engineering and Applied Sciences*, Volume 1, Issue 4, pp. 120 - 143, 2013.

[6] H. Rabia, *Oilwell drilling engineering: Principles and practice*. Graham & Trotman, 1986.

[7] Ofite, “Испытания тампонажных цементов в соответствии со стандартами API/ISO: аппаратная реализация методов”. [Online]. Available: <http://www.ofite.ru/node/258>.

[8] S.R. Shadzadeh, M. Kholghi, and M.H. Salehi Kassaei, “Experimental investigation of silica fume as a cement extender for liner cementing in Iranian oil/gas wells”, *Iranian Journal of Chemical Engineering*, Volume 7, Issue 1, 2010.

## EFFECTS OF HIGH PRESSURE AND HIGH TEMPERATURE ON THICKENING TIME OF CEMENT SLURRY IN THE CEMENTING PROCESS AT NAM CON SON BASIN

**Truong Hoai Nam**

Vietnam Oil and Gas Group

Email: namth@pvn.vn

### Summary

Thickening time is an important parameter that affects the well cementing process - a decisive step in the quality and efficiency of well operation. During the pumping process, the thickening time of the slurry needs to be greater than the pumping time. Otherwise, problems will occur due to cement curing prematurely before technological processes are implemented, easily leading to complications and incidents, causing waste of materials and costs, and prolonging construction time. Currently, to construct the oil and gas wells, G-grade Portland cement - a popular type of cement for deep well constructions - is normally used. However, under high pressure and high temperature conditions in the Nam Con Son basin, it is necessary to add silica heat-stable additives to ensure the thickening time of the cement slurry is consistent with the conditions of the well.

**Key words:** High pressure, high temperature, cement slurry, thickening time, Nam Con Son basin.



# NGHIÊN CỨU XÂY DỰNG CÔNG CỤ BẢNG ĐIỀU KHIỂN HỖ TRỢ QUẢN LÝ KHAI THÁC THÔNG MINH THEO THỜI GIAN THỰC TẠI CỤM MỎ HẢI THẠCH - MỘC TINH

**Trần Ngọc Trung, Nguyễn Thành Trung, Nguyễn Duy Minh, Đào Quang Khoa, Trần Vũ Tùng, Hoàng Kỳ Sơn, Ngô Hữu Hải**

Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông

Email: trungtn@biendongpoc.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2024.01-05>

## Tóm tắt

Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông (Bien Dong POC) sử dụng hệ thống quản lý dữ liệu khai thác hay hệ thống thu thập, truyền và xử lý dữ liệu công nghệ (Production Data Management System - PDMS) cho cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh với sự hỗ trợ của các công nghệ như: học máy, trí tuệ nhân tạo và dữ liệu lớn. Hệ thống PDMS kết hợp với công cụ bảng điều khiển hỗ trợ quản lý khai thác thông minh theo thời gian thực đã tạo điều kiện cho việc thu thập, giám sát và đánh giá quá trình khai thác, giám sát động thái mỏ và tối ưu khai thác. Công cụ này đã đưa ra các phương án khai thác phù hợp với nhu cầu huy động khí của bên mua, cũng như đề xuất các giải pháp tối ưu cho các kỹ sư vận hành khai thác.

**Từ khóa:** Hệ thống thu thập, truyền và xử lý dữ liệu công nghệ (PDMS), quản lý khai thác, học máy, trí tuệ nhân tạo, dữ liệu lớn, cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh.

## 1. Giới thiệu

Trong ngành công nghiệp dầu khí, trí tuệ nhân tạo được sử dụng để phân tích thuộc tính địa chấn, minh giải tài liệu địa chấn (xác định hệ thống đứt gãy, mức độ nứt nẻ trong móng...), phân tích tài liệu địa vật lý giếng khoan để xác định tiềm năng dầu khí, tính chất của đá chứa (bề dày, độ rỗng, độ bão hòa dầu khí...) đặc biệt là đá chứa trong móng; các công nghệ số trong thiết kế, thi công và điều hành khoan, hoàn thiện giếng; quản lý khai thác mỏ...

Đối với công tác thăm dò, trong quá trình thi công các giếng khoan thăm dò, thăm lượng, tài liệu giếng khoan từ giàn khoan ngoài khơi thường được mã hóa và chuyển về trung tâm dữ liệu, trung tâm xử lý trên đất liền qua internet. Một số nhà điều hành nhận tài liệu giếng khoan bằng cách truy cập cơ sở dữ liệu của các doanh nghiệp dịch vụ kỹ thuật lưu trên hệ thống lưu trữ đám mây.

Đối với công tác phát triển, khai thác mỏ, các nhà điều hành có hệ thống quản lý dữ liệu khai thác hay hệ thống

thu thập, truyền và xử lý dữ liệu công nghệ (Production Data Management System - PDMS); việc truyền dữ liệu theo thời gian thực (real time) của các giếng ở các mỏ ngoài khơi về đất liền sử dụng dịch vụ đường truyền do các doanh nghiệp viễn thông cung cấp. Các hệ thống PDMS thường sử dụng giải pháp quản lý điều hành mỏ tức thời của Schlumberger, Baker Hughes và Halliburton.

Ngoài ra, các nhà điều hành đồng thời duy trì hệ thống báo cáo theo thời gian định kỳ gửi về các trung tâm dữ liệu, trung tâm điều hành trong đất liền qua email, internet. Khối lượng dữ liệu, đặc biệt dữ liệu khai thác ở các giếng, các mỏ, là rất lớn, vì vậy các nhà điều hành đều phải tiến hành lưu trữ (back up) tài liệu vào băng từ để định kỳ vận chuyển vào đất liền. Tuy nhiên, việc phân tích sử dụng tổng hợp khối lượng khổng lồ dữ liệu đa dạng của các mỏ để phục vụ cho công tác quản lý, điều hành mỏ còn ở mức độ khiêm tốn. Với sự phát triển nhanh của trí tuệ nhân tạo, phân tích dữ liệu lớn sẽ làm tăng lượng thông tin khai thác được và tăng hiệu quả sử dụng từ dữ liệu thu thập ở các mỏ.

Từ năm 2003, Salis Aprilian [1] đề cập vấn đề cải thiện quy trình quản lý khai thác và giám sát mỏ khi sử dụng hệ thống tích hợp quản lý số liệu khai thác. Đặc biệt, nghiên



Ngày nhận bài: 15/1/2024. Ngày phân biên đánh giá và sửa chữa: 15/1 - 21/2/2024.

Ngày bài báo được duyệt đăng: 21/2/2024.

cứu này đã chỉ ra 5 vấn đề nghiêm trọng có thể xảy ra đối với phương pháp quản lý thủ công số liệu khai thác truyền thống là: nhập liệu thủ công nhiều lần, có nhiều bản lưu dữ liệu không đồng nhất, lưu trữ số liệu bằng bảng tính, không có cơ sở dữ liệu hiệu quả và không liên kết số liệu với các mảng chuyên môn khác. Salis Aprilian đề xuất sử dụng hệ thống tích hợp quản lý số liệu khai thác để cải thiện quy trình quản lý và giám sát mỏ với những tính năng cơ bản bao gồm: Màn hình nhập liệu, kiểm soát chất lượng dữ liệu, theo dõi và giám sát hiệu suất, phân bổ sản xuất, báo cáo và biểu đồ. Qua đó, có thể thấy mô hình trên mang lại các lợi ích như sau: cung cấp điểm nhập dữ liệu gần nhất với nguồn (thu thập dữ liệu); cơ sở dữ liệu sản xuất tập trung cho các hoạt động chính; chính sách và thủ tục quản lý dữ liệu có cấu trúc để đảm bảo chất lượng dữ liệu tốt và hệ thống lưu trữ; tiềm năng tích hợp với kho dữ liệu chủ.

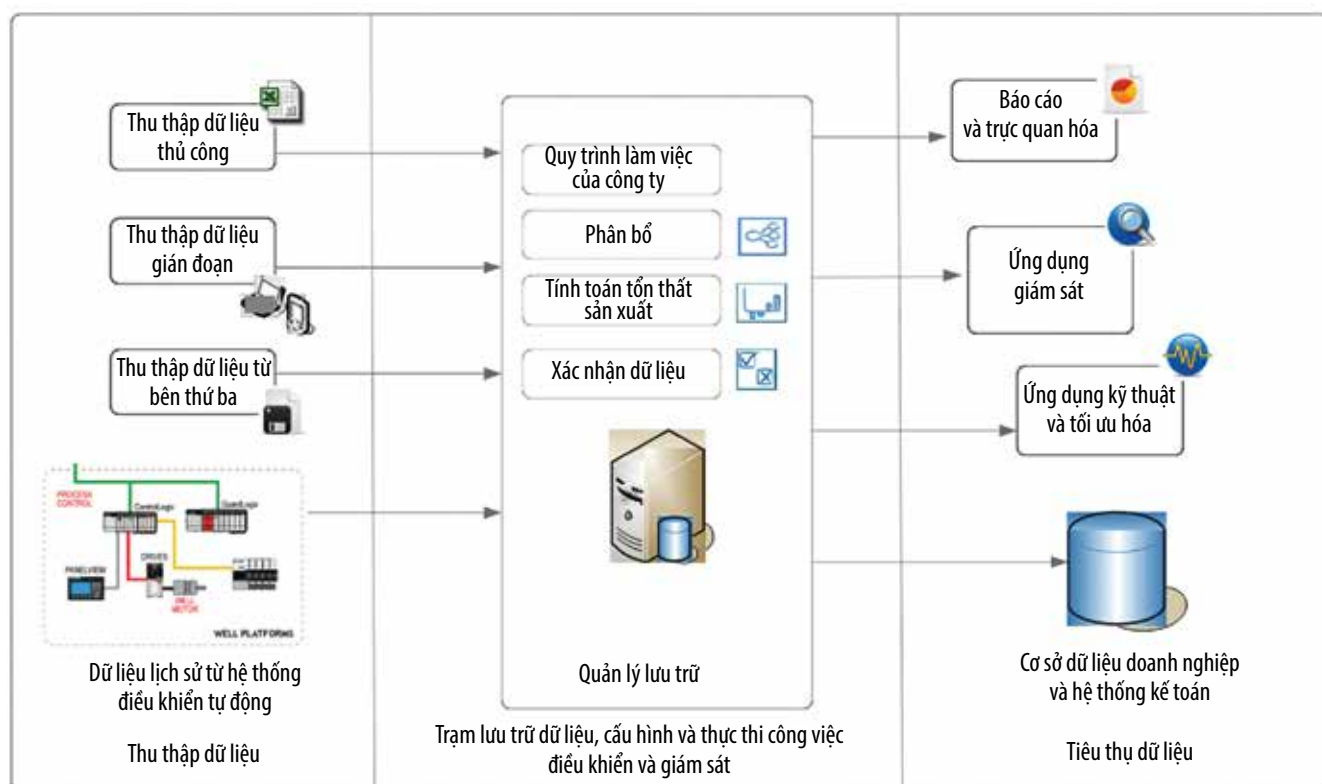
Năm 2016, Antonio Drago [2] giới thiệu chương trình áp dụng Hệ thống quản lý số liệu khai thác cho một hệ thống quản lý mỏ và tối ưu hóa khai thác hiệu quả của ENI. Mục đích áp dụng hệ thống quản lý số liệu khai thác toàn cầu nhằm cải thiện tính liên kết trong quá trình điều hành mỏ dầu khí. Mục tiêu chính của các hoạt động khai thác là tối đa lợi nhuận cho dự án, điều này liên quan tới việc tối ưu hóa lưu lượng khai thác của các giếng, tăng hệ

số thu hồi của vỉa và giảm thiểu các chi phí liên quan. Từ đó, hệ thống PDMS toàn cầu được xây dựng với mục tiêu như:

- Giảm thiểu thời gian cho các công việc thường nhật và có tính lặp lại như: thu thập số liệu, thẩm định chất lượng số liệu và chuẩn bị báo cáo;
- Thiết lập các phương pháp tính toán phân bổ số liệu khai thác;
- Nâng cao sự tuân thủ và hợp tác với các quy định, quy chuẩn của nước sở tại;
- Nâng cao độ tin cậy của các nghiên cứu cho quá trình khai thác cũng như vỉa chứa;
- Mở rộng và nâng cao giá trị sử dụng của việc quản lý KPI trên toàn thế giới;
- Nhận diện các cơ hội tối ưu khai thác và đưa ra các quyết định quan trọng;
- Xác định các giới hạn của hệ thống khai thác.

Hệ thống PDMS được triển khai và tích hợp với hệ thống hạ tầng thông tin (bao gồm SCADA, lịch sử dữ liệu và các ứng dụng khác) được thể hiện trong Hình 1.

Cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh được vận hành khai thác, xử lý và xuất bán khí thông qua 2 cụm đầu giếng, 1



Hình 1. Cấu trúc chung của PDMS [2].

hệ thống xử lý trung tâm và tàu chứa nổi (FSO). Dòng khí condensate đưa qua hệ thống xử lý và phân tách, sau đó được nén và vận chuyển bằng đường ống dẫn khí Nam Côn Sơn (NCSP1). Song song với việc xuất bán khí, lượng condensate đồng hành sẽ được vận chuyển qua FSO lưu trữ và xuất bán. Hình 2 là hệ thống giàn đầu giếng, hệ thống khai thác và hệ thống đường ống trong cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh.

Để quản lý khai thác hiệu quả và tránh sai lệch trong quá trình khai thác, hệ thống PDMS là cần thiết cho sự vận hành mỏ. Nền tảng này cung cấp số liệu khai thác tin cậy, giúp các kỹ sư có thể phản ứng kịp thời trong quá trình vận hành khai thác và quản lý mỏ. Từ trước khi có dòng khí thương mại đầu tiên, Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông (Bien Dong POC) đã lên kế hoạch sử dụng PDMS để thu thập số liệu đa tần, thăm định số liệu, hòa hợp số liệu khai thác, báo cáo, giám sát động thái mỏ và tối ưu khai thác [3, 4]. Những giá trị mà PDMS đem lại như:

- Số liệu khai thác được thu thập 1 lần, tại chính nguồn số liệu với độ chính xác cao;
- Thích nghi được với sự thay đổi của công nghệ cũng như các phần mềm thương mại;
- Hỗ trợ cho vận hành khai thác tại mỏ, an toàn trong việc bảo mật số liệu, có thể xác minh và độ tin cậy cao;
- Khả năng mở rộng cho công tác giám sát và quản lý mỏ thời gian thực thể hỗ trợ công ty mở rộng quản lý mỏ trong tương lai;

- Cung cấp công cụ phân bổ khai thác chính xác;
- Cung cấp các quy trình làm việc có thể lặp lại và tái tạo lại;
- Nâng cao dòng dữ liệu và hiệu quả hoạt động tổng thể.

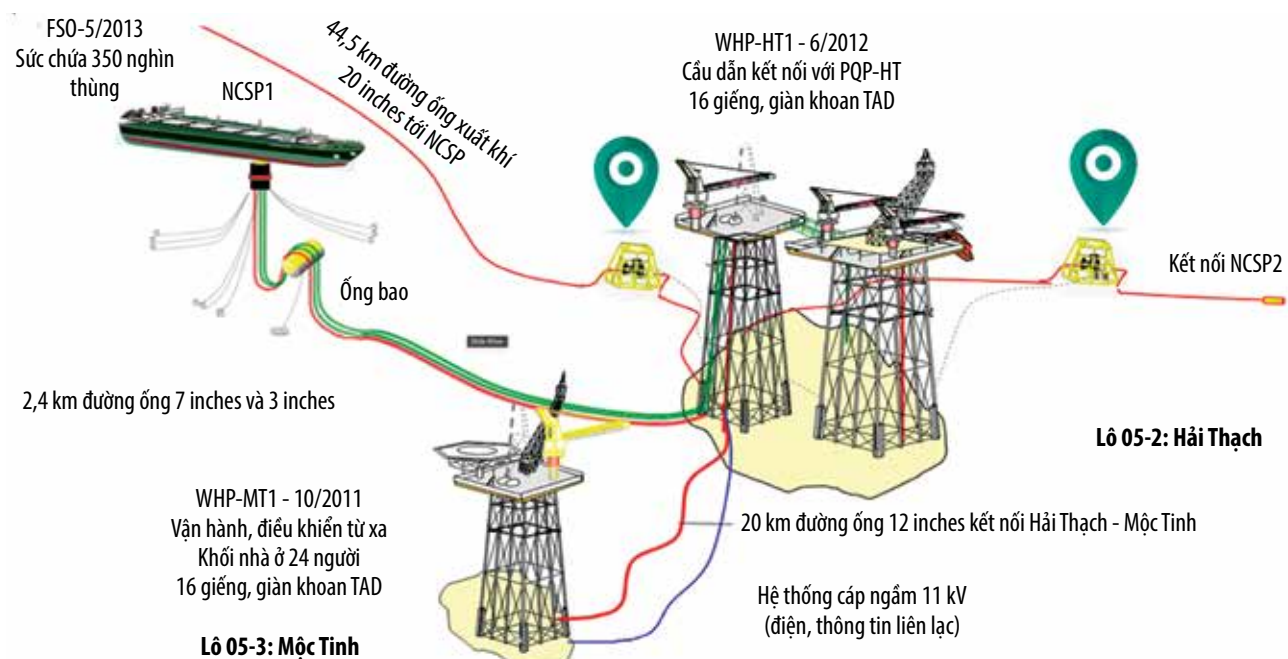
Từ đó, có thể thấy được tầm quan trọng của PDMS trong việc giải quyết các vấn đề về lưu trữ, trích xuất số liệu khai thác cũng như số liệu của hệ thống khai thác, giúp nâng cao hiệu quả quản lý và phát triển mỏ. Bài báo trình bày việc xây dựng hệ thống PDMS cũng như công cụ bảng điều khiển hỗ trợ quản lý khai thác thông minh theo thời gian thực.

## **2. Xây dựng hệ thống PDMS và các ứng dụng tại mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh**

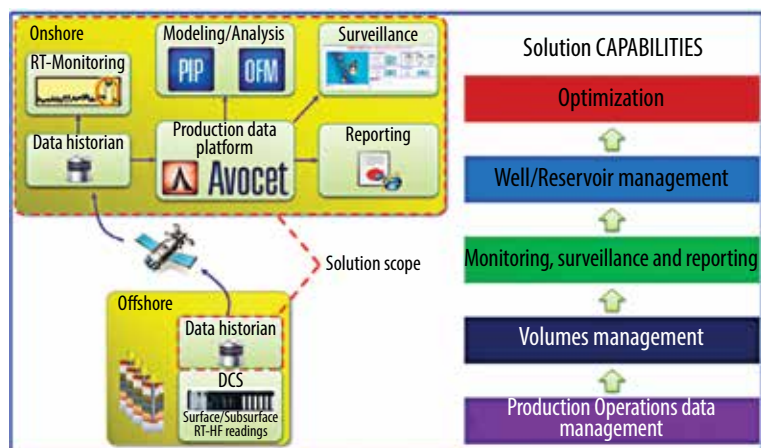
### **2.1. Xây dựng hệ thống PDMS**

Hình 3 và 4 diễn giải kiến trúc thiết kế và sơ đồ quy trình làm việc của hệ thống PDMS dựa trên nền tảng Avocet và các liên kết với cơ sở hạ tầng Honeywell SCADA/DCS, máy chủ PI Data Historian và các ứng dụng phần mềm kỹ thuật khác nhau.

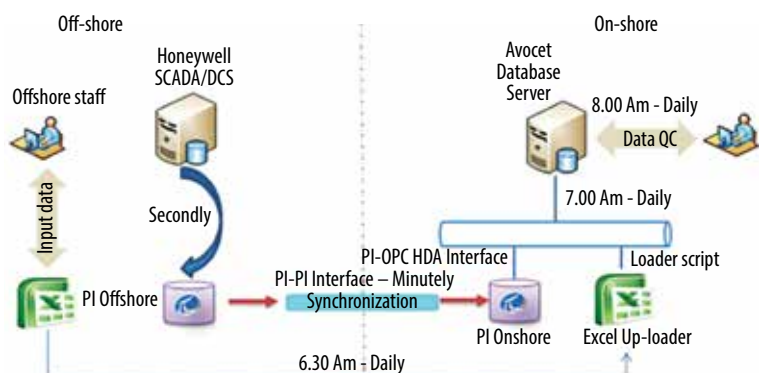
Máy chủ Honeywell DCS đặt tại giàn ngoài khơi thu thập số liệu cao tần thông qua OPC DA và được coi là nút giao diện PI (PI interface node - PIIN), nơi gửi dữ liệu về máy chủ Offshore PI. PIIN có chức năng đệm cho việc lưu trữ dữ liệu DCS trên bộ lưu trữ của chính nó, trong trường hợp máy chủ Offshore PI bị ngoại tuyến hoặc mất



**Hình 2.** Sơ đồ hệ thống khai thác cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh.



Hình 3. Sơ đồ kiến trúc thiết kế của PDMS.



Hình 4. Sơ đồ quy trình xử lý số liệu.

kết nối, sẽ đẩy các dữ liệu đệm đi khi kết nối với máy chủ PI được khôi phục.

Dữ liệu DCS thu được từ máy chủ Offshore PI sẽ được nhân rộng, tái tạo tại máy chủ Onshore PI thông qua PI về giao diện PI, được cài đặt trên máy chủ Onshore PI. Để có thể truy cập vào dữ liệu cao tần từ máy chủ Onshore PI, sử dụng 2 ứng dụng tiêu chuẩn là PI Processbook cho việc trích xuất - hiển thị dữ liệu theo thời gian thực và PI Datalink để sử dụng trích xuất số liệu trong Excel.

Một bản sao của dữ liệu cao tần trên máy chủ Onshore PI sẽ được tổng hợp lại về dạng số liệu hằng ngày và được tải lên máy chủ Onshore Avocet, nơi được thiết kế để lưu trữ số liệu hằng ngày, thông qua giao diện OLE DB. Một nguồn dữ liệu khác trên máy chủ Avocet đó là dữ liệu thủ công hay dữ liệu hằng ngày từ Excel, được chuẩn bị bởi các kỹ sư ngoài khơi gồm nhiều phần khác nhau (hóa chất, HSE, MOB, thời tiết, kết quả phòng thí nghiệm...).

Khi các dữ liệu được thu thập tại cơ sở dữ liệu Avocet, có thể theo dõi các số liệu trên các màn hình được cài đặt, hoặc biểu diễn thành các đồ thị, bảng biểu ngay bên trong ứng dụng Avocet, cũng như các công việc liên quan như tái phân bố sản lượng khai thác. Số liệu lưu trên Avocet sẽ được chuyển đổi thành các dạng thông tin và sử dụng cho các báo cáo khác nhau.

## 2.2. Các ứng dụng của PDMS

Nền tảng PDMS được chia thành 2 phần chính:

- Lưu trữ thu thập số liệu và giám sát thời gian thực chủ yếu hỗ trợ hoạt động vận hành - khai thác bằng cách cung cấp khả năng giám sát theo thời gian thực, kết hợp với việc kết nối quản lý mỏ, xác định các vấn đề trước khi xảy ra sự cố;
- Cơ sở dữ liệu Onshore và quản lý dữ liệu cung cấp cơ sở lưu trữ dữ liệu tin cậy và dễ dàng quản lý dữ liệu.

Ngoài ra, nhiều ứng dụng khác cũng được hỗ trợ để có thể kết nối, truy cập vào cơ sở dữ liệu này để phục vụ các mục đích khác nhau như:

- Xây dựng báo cáo và các biểu diễn trực quan;
- Kết nối các ứng dụng giám sát khai thác: OFM, phân tích đường cong suy giảm, thử vỉa...;
- Phân tích kỹ thuật quá trình khai thác: phân tích động thái giếng khai thác, xây dựng mô hình dòng chảy trong giếng khai thác...;
- Phân tích kỹ thuật công nghệ mỏ: Mô hình thủy động, tái tạo lịch sử khai thác, phân tích thử vỉa, phân tích giếng khai thác...;
- Cơ sở dữ liệu và hạch toán.

## 3. Xây dựng các công cụ bảng điều khiển thông minh thời gian thực hỗ trợ công tác vận hành, giám sát và quản lý mỏ

Dựa trên nền tảng PDMS và các ứng dụng của nền tảng này, các bảng điều khiển thông minh thời gian thực được xây dựng để hỗ trợ công tác giám sát quản lý và phát triển mỏ.

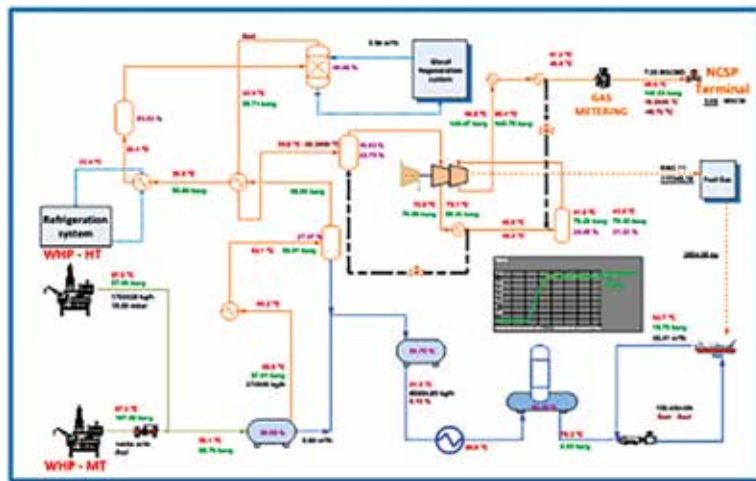
### 3.1. Bảng công cụ theo dõi số liệu hệ thống khai thác, thiết bị khai thác và giếng khai thác thời gian thực

Dựa trên ứng dụng số 1 của nền tảng PDMS, kết hợp với giao diện PI, các bảng theo dõi số liệu dành cho hệ thống khai thác, thiết bị và giếng khai thác theo thời gian thực được xây dựng như trong Hình 5 - 7. Với từng mục

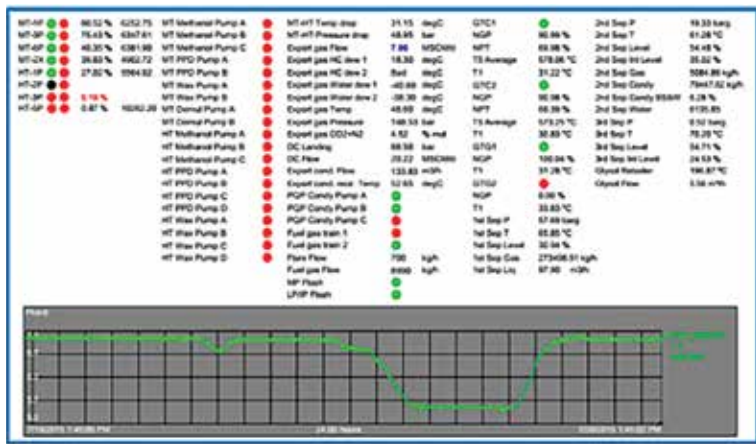
đích cụ thể, các số liệu quan trọng liên quan sẽ được hiển thị trên công cụ bảng điều khiển theo thời gian thực. Tùy theo nhu cầu sử dụng, các số liệu khác nhau có thể được đưa vào bảng theo dõi để tối ưu cho công việc giám sát.

Trong Bảng điều khiển thời gian thực của các số liệu quan trọng trong vận hành mỏ (Hình 5). Hình 5a biểu diễn sơ đồ vận chuyển của dòng khí khai thác trong mỏ qua các bình tách, hệ thống xử lý, hệ thống làm lạnh, vị trí các máy nén, đồng hồ đo lường khí xuất bán, lượng condensate vào FSO với các thông số áp suất nhiệt độ tại từng

vị trí được hiển thị chi tiết. Quá trình vận hành mỏ yêu cầu đội ngũ kỹ sư phải có khả năng bao quát được tình trạng và điều kiện hoạt động của toàn bộ hệ thống để có thể phản ứng kịp thời nếu xảy ra sự cố. Đối với từng cấp độ quản lý hoạt động khai thác ngoài giàn cũng như trên bờ, mức độ chi tiết của từng cụm kỹ thuật sẽ được tăng lên, để kịp thời phát hiện sự cố. Trong Hình 5b, các cụm thiết bị trên giàn được hiển thị trạng thái hoạt động theo màu: Không hoạt động (màu đỏ), hoạt động (màu xanh). Bên cạnh đó, số liệu tại các cụm thiết bị cũng được hiển thị trong bảng điều khiển này. Đối với một nhà điều hành khai thác và xuất bán khí như Bien Dong POC, lượng khí xuất bán vào đường ống NCSP1 là một thông tin vô cùng quan trọng trong việc vận hành mỏ hàng ngày. Thông số này được biểu diễn trong biểu đồ màu xám (Hình 5b). Đường màu xanh hiển thị lượng khí xuất bán vào NCSP1 thông qua đồng hồ theo thời gian thực. Lượng khí được xuất vào đường ống phụ thuộc vào nhu cầu mua khí theo giờ, theo ngày, được ấn định bởi Tổng công ty Khí Việt Nam - CTCP (PV Gas). Đội ngũ kỹ sư vận hành khai thác sẽ điều chỉnh hoạt động của các giếng sao cho lượng khí xuất bán qua đồng hồ đo phù hợp với lượng khí được ấn định.

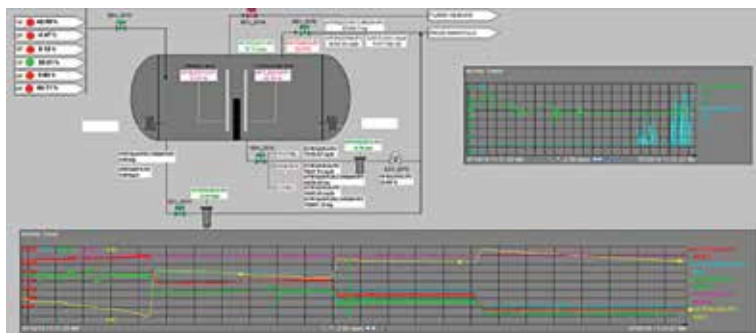


(a)



(b)

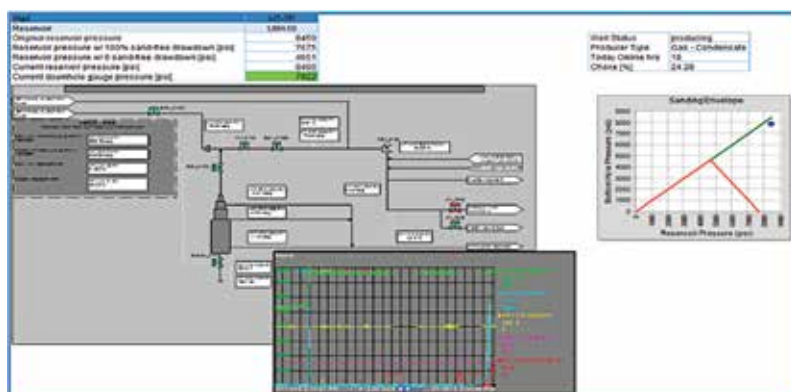
**Hình 5.** Bảng giám sát thời gian thực: hiển thị số liệu của mỏ.



**Hình 6.** Bảng giám sát số liệu, trạng thái của bình tách tạm thời.

Hình 6 biểu diễn các chỉ số của bình tách tạm thời như giếng đang được đưa vào bình tách, áp suất nhiệt độ đầu vào/đầu ra, tính cân bằng bên trong bình tách, số đo dòng đầu ra của các pha khí, dầu và nước... Các số liệu trong bảng giám sát này được cập nhật theo thời gian thực, hỗ trợ các kỹ sư vận hành cũng như các kỹ sư công nghệ mỏ, kỹ sư khai thác nghiên cứu về khả năng cho dòng của các giếng thông qua bình tách tạm thời. Trong bảng điều khiển cũng tích hợp các đồ thị biểu diễn các thông số nhiệt độ áp suất, lưu lượng dòng chảy... theo thời gian thực để các kỹ sư có thể đánh giá chính xác được thời điểm giếng cho dòng ổn định.

Đối với công tác giám sát động thái khai thác của giếng và của vỉa, bảng giám sát được biểu diễn trong Hình 7 miêu tả các thông số cần thiết cho công việc này. Tại bảng điều khiển này, giá trị áp suất nhiệt độ tại đồng hồ



Hình 7. Bảng giám sát số liệu áp suất nhiệt độ của giếng khai thác và các chỉ báo sinh sát.



Hình 8. Công cụ bảng điều khiển theo dõi động thái khai thác của mỏ.



Hình 9. Công cụ bảng điều khiển theo dõi dự báo khai thác của mỏ.

đáy, đồng hồ trên mặt, độ mở choke của giếng, trạng thái đóng mở của các van như van sâu, trạng thái van đưa giếng vào bình tách tạm thời... được hiển thị chi tiết kết hợp với biểu đồ sinh sát, sẽ giúp cho các kỹ sư công nghệ mỏ cũng như các kỹ sư vận hành khai thác nắm được điều kiện vận hành an toàn của giếng, hạn chế tối đa khả năng sinh sát trong quá trình khai thác của giếng.

**3.2. Bảng công cụ theo dõi động thái khai thác của mỏ thời gian thực**

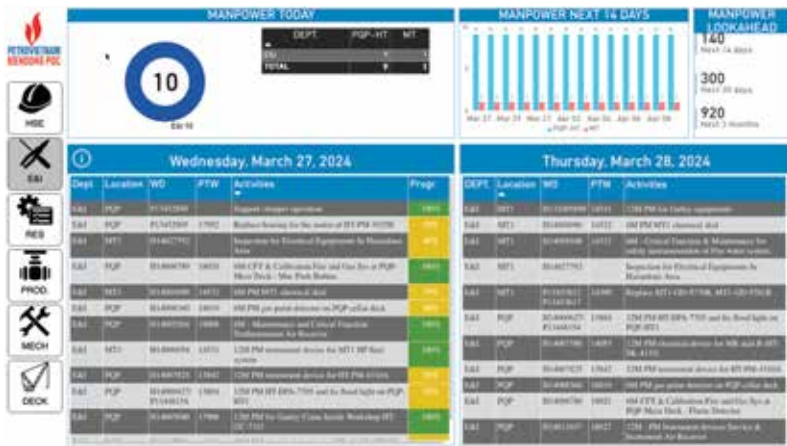
Bảng công cụ theo dõi động thái khai thác của mỏ thời gian thực dùng để hỗ trợ cho việc lập báo cáo định kỳ... Để xây dựng bảng công cụ

theo dõi động thái khai thác của mỏ, phần mềm Power BI - thuộc nền tảng Microsoft Power được sử dụng nhằm cung cấp hình ảnh tương tác và khả năng thông minh với giao diện đủ đơn giản để người dùng cuối tạo báo cáo. Hình 8 và 10 biểu diễn 2 bảng theo dõi động thái khai thác của mỏ.

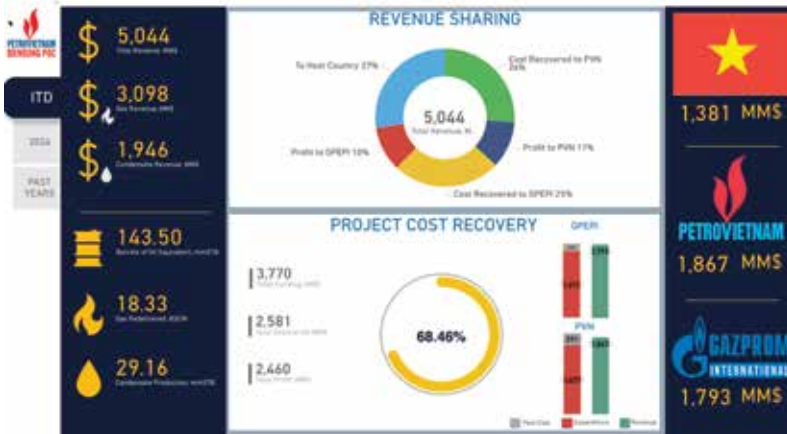
Hình 8 biểu diễn các thông tin về tình trạng vận hành khai thác hiện tại của mỏ. Các thông số về thời gian vận hành khai thác trực tuyến của mỏ, khối lượng khí khai thác, khối lượng khí đốt bỏ, lượng khí đốt nhiên liệu được biểu thị trên cột ngoài cùng bên trái. Các số liệu khai thác của khí và condensate trong ngày, của 7 ngày gần nhất, của tháng gần nhất và tỷ lệ đạt mức kế hoạch được hiển thị tại nửa trên của bảng. Các màu sắc khác nhau giúp nhận biết tình trạng khai thác khác nhau. Ví dụ như màu đỏ thể hiện tình trạng khai thác dưới mức kế hoạch, màu vàng là trong mức kế hoạch và màu xanh là vượt mức kế hoạch. Ngoài ra, nửa dưới của bảng dùng để hiển thị các thông số quan trọng khác như lượng nước xả khô giòn, tỷ lệ dầu trong nước (oil in water - OIW), các chỉ số của khí và condensate, lượng condensate lưu trữ trên tàu FSO và thời điểm của các chuyến xuất bán condensate sắp tới.

Hình 9 biểu diễn dự báo sản lượng của khí và condensate theo từng năm cũng như tổng lượng khai thác tới cuối đời mỏ. Lượng khí thu hồi được biểu diễn bằng màu đỏ và lượng condensate thu hồi được biểu diễn bằng màu xanh tại nửa trên cùng của bảng theo dõi. Biểu đồ sản lượng khai thác của từng năm được hiển thị với màu đỏ cho khí và màu xanh cho condensate. Phân bố sản lượng giữa 2 mỏ Hải Thạch và Mộc Tinh cũng được tích hợp vào bảng theo dõi dưới dạng biểu đồ cột, được biểu diễn ở khu vực dưới cùng của bảng.

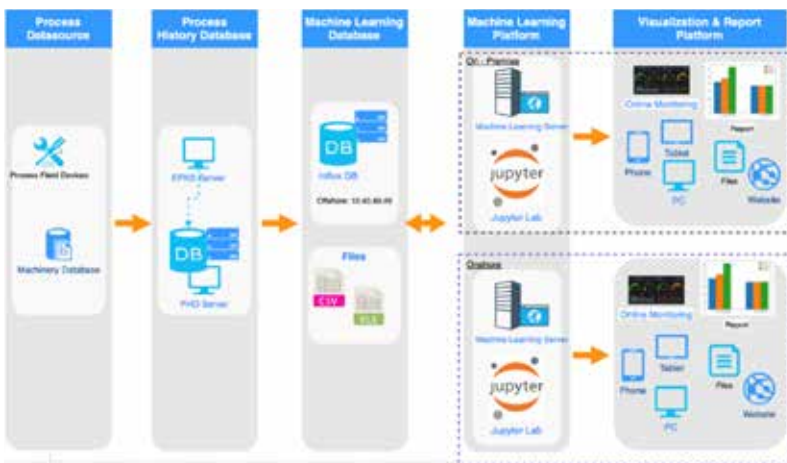
Ngoài các bảng theo dõi động thái khai thác trong mỏ, để phục vụ cho việc giám sát, quản lý và duy trì các hoạt động khai thác ngoài giàn, còn có các bảng điều khiển và theo dõi các thông tin về số lượng nhân sự, hoạt động của các đơn vị trên từng cụm mỏ... (Hình 10).



**Hình 10.** Công cụ bảng điều khiển theo dõi nhân sự và công việc của các phòng ban đang công tác trên giàn.



**Hình 11.** Công cụ bảng điều khiển theo dõi dòng tiền và lợi nhuận.



**Hình 12.** Cấu trúc nền tảng học máy tại mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh tận dụng cơ sở hạ tầng sẵn có mang lại khả năng phân tích dữ liệu mạnh mẽ tại Onshore và Offshore.

Ngoài hiệu quả liên quan tới việc quản lý về mặt kỹ thuật và quy trình vận hành khai thác, kinh tế và tài chính cũng là vấn đề quan trọng mà các nhà quản lý, điều hành của mỏ quan tâm. Hình 11 biểu diễn một bảng theo dõi các thông số về tài chính của công ty cũng như của các nhà đầu tư. Khu vực phía trên cùng của bảng hiển thị lợi nhuận từ khí và condensate xuất bán và được chia về cho từng nhà đầu tư cũng như nước chủ nhà. Khu vực bên dưới của bảng hiển thị các thông tin chi tiết

hơn về lợi nhuận từ khí theo từng tháng, giá bán của khí và condensate tại thời điểm hiện tại cũng như các chi phí định kỳ. Khi kết hợp các thông tin về kỹ thuật như tình hình hoạt động khai thác, sản lượng, nhân lực và các thông tin về kinh tế, tài chính như chi phí đầu tư, lợi nhuận hàng tháng, sẽ là cơ sở để đưa ra các quyết định quan trọng.

**3.3. Tích hợp công cụ trí tuệ nhân tạo vào bảng điều khiển thông minh theo thời gian thực**

**3.3.1. Cấu trúc nền tảng học máy (machine learning platform) tại mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh**

Bộ công cụ

Nền tảng học máy được xây dựng tại Bien Dong POC gồm dữ liệu lịch sử vận hành tập trung từ các cảm biến được lắp trên toàn bộ hệ thống công nghệ của cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh kết hợp với máy chủ xử lý dữ liệu (ML Server) và công cụ biểu diễn dữ liệu thời gian thực (Grafana). Dữ liệu được đưa vào máy chủ để xử lý bằng thuật toán sau đó được biểu diễn kết quả thời gian thực trên Grafana hoặc các báo cáo trên giao diện web cho phép có thể xem và cập nhật thông tin mới nhất.

Từ ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI), bảng điều khiển thông minh hỗ trợ công tác lên kế hoạch khai thác cho các giếng được xây dựng và tích hợp hiển thị trên giao diện Power BI theo thời gian thực. Với dữ liệu đầu vào là nhu cầu tiêu thụ khí theo giờ và theo ngày, được cung cấp bởi bên đường ống thu mua khí, công cụ AI, sau khi được huấn luyện với bộ số liệu trong quá khứ và quá trình kiểm chứng chặt chẽ, sẽ đưa ra 5 phương án đóng/mở theo tỷ lệ cho từng giếng tương ứng với định mức khí xuất bán cụ thể. Hình 15 hiển thị độ mở giếng của các giếng khai thác tại thời điểm có nhu cầu tiêu thụ khí là 1,7 triệu m<sup>3</sup> cùng với gợi ý phương án khai thác từ công cụ AI được chú thích bằng ghi chú "recommended" bên dưới. Đối với các giếng có độ mở thực tế nằm trong khoảng sai số tuyệt đối là 5%, 10% và 15%, thì các ô trạng thái sẽ được hiển thị với các màu tương ứng

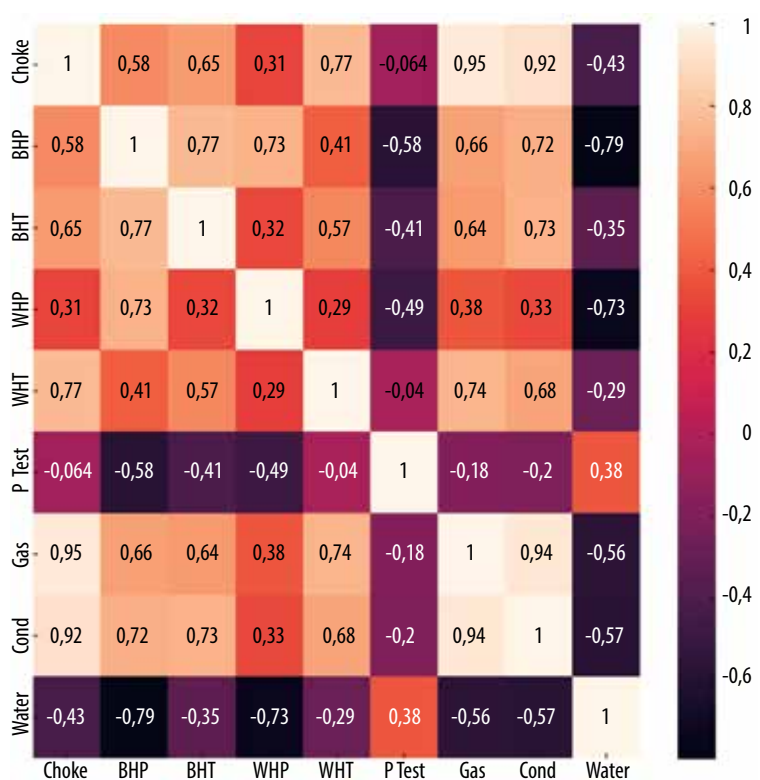
là trắng, vàng và đỏ. Ngoài ra, lịch của chuyển bán dầu kế tiếp cũng như tình trạng chứa của tàu FSO cũng được hiển thị trong bảng điều khiển này để hỗ trợ các kỹ sư vận hành khai thác có thể điều chỉnh trạng thái khai thác của các giếng sao cho phù hợp nhất với nhu cầu khai thác thực tế.

### 3.3.2. Ví dụ về công cụ bảng điều khiển tích hợp trí tuệ nhân tạo vào vận hành khai thác giếng

#### 3.3.2.1. Dữ liệu đầu vào

Trên cơ sở dữ liệu tại mỏ Hải Thạch, Bien Dong POC đã sử dụng các thông số đầu vào thời gian thực từ các cảm biến trên bề mặt của nhiều giếng trong cùng một vỉa chứa, mỏ để dự báo sản lượng

khí và condensate của mỗi giếng: dữ liệu ngày/tháng/năm; độ mở van côn (choke valve); áp suất đầu giếng (wellhead pressure); áp suất và nhiệt độ trước van côn; áp suất và nhiệt độ sau van côn; áp suất và nhiệt độ tại bình tách thử nghiệm; áp suất đầu vào của hệ thống xử lý khí; mức huy động khí toàn mỏ; sản lượng khí, condensate và nước tương ứng. Lượng dữ liệu trong nghiên cứu này gồm 20.000 bộ dữ liệu lịch sử trong khoảng thời gian 12 tháng với tần suất lấy mẫu là 5 phút/lần được sử dụng để huấn luyện nhằm tăng cường độ chính xác của mô hình dự báo cũng như để có thể phân tích động thái vỉa chứa trong một thời gian dài.



Hình 13. Hệ số tương quan giữa dữ liệu đầu vào cho nghiên cứu dự báo sản lượng giếng khai thác.

Việc sử dụng dữ liệu đầu vào phụ thuộc vào thuộc tính, đặc tính dữ liệu (features) cụ thể tại mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh có sử dụng phân tích tương quan. Đối với dự báo sản lượng khai thác, đây là bài toán có đặc tính liên hệ chuỗi thời gian và sản lượng suy giảm dần theo thời gian. Các thuộc tính như độ mở van côn, điều kiện hệ thống xử lý trên bề mặt sẽ ảnh hưởng đến khả năng khai thác các giếng trong cùng một vỉa chứa. Ngoài ra, mức huy động khí toàn mỏ sẽ ảnh hưởng đến toàn bộ độ mở các giếng tại mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh và áp suất đầu vào hệ thống xử lý, do đó sẽ ảnh hưởng đến lưu lượng khai thác từng giếng khi cùng đi vào một ống góp (manifold).

#### 3.3.2.2. Áp dụng kết quả nghiên cứu trong quá trình tối ưu hóa khai thác các giếng của mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh

Thuật toán di truyền (genetic algorithm - GA) xây dựng dựa trên thuyết tiến hóa với đặc tính

	Choke	BHP	BHT	WHP	WHT	P Test	Gas	Cond	Water
<b>count</b>	92.000000	92.000000	91.000000	92.000000	92.000000	92.000000	92.000000	92.000000	92.000000
<b>mean</b>	35.732609	406.626088	142.509817	319.710535	92.401304	103.740326	618.346701	113.481038	87.172370
<b>std</b>	19.207359	40.033410	0.261183	50.938511	4.413901	13.491848	318.602662	75.630654	86.309512
<b>min</b>	10.000000	338.463636	142.120000	95.530000	78.300000	68.430000	197.793173	27.500000	0.000000
<b>25%</b>	20.105000	375.850457	142.300000	291.610530	89.287500	93.775000	349.854640	53.000000	33.767678
<b>50%</b>	30.000000	403.033037	142.400000	326.415047	91.700000	109.830000	572.991391	95.490000	54.712810
<b>75%</b>	40.410000	438.440168	142.715000	356.073291	95.500000	114.595000	749.673563	143.413316	108.320057
<b>max</b>	85.200000	495.260000	143.560000	412.410000	102.500000	120.000000	1618.445403	421.740000	350.000000

Hình 14. Thống kê dữ liệu đầu vào cho nghiên cứu dự báo sản lượng giếng khai thác.



mỗi gen trong các sinh vật đại diện cho một đặc trưng độc lập về cấu trúc với các gen khác. Tương tự, trong thuật toán di truyền, một chuỗi bit có độ dài cố định được sử dụng nhằm thể hiện đặc tính gen của một cá thể nhất định. Mỗi vị trí trong chuỗi được gán định đại diện cho đặc trưng nhất định của một cá thể và giá trị được lưu trữ ở vị trí đó đại diện cho cách thể hiện đặc trưng đó của cá thể. Với yêu cầu từ ngưỡng giá trị mức huy động khí (nomination) mong muốn có thể xác định giá trị độ mở của 13 giếng khai thác tại giàn Hải Thạch - Mộc Tinh, thuật toán di truyền được xây dựng nhằm xác định chuỗi gen “độ mở giếng” tối ưu ứng với mức huy động khí yêu cầu. Tùy vào dải giá trị của độ mở giếng (độ mở cố định hoặc tùy chỉnh), số lượng bit tương ứng được sử dụng nhằm thể hiện đặc trưng tương ứng của giếng. Mô hình Improved ANFIS (improved adaptive neuro-fuzzy inference system - hệ thống suy luận mờ dựa trên mạng thích ứng tăng cường) sử dụng kết hợp thuật toán di truyền để tính toán với lượng huy động tương ứng, thì sẽ có các tổ hợp độ mở giếng khác nhau nhằm đạt được sản lượng khai thác khí - condensate là tối ưu [5].

Chuỗi gồm 21 bit đại diện cho 12 đặc trưng độ mở giếng được sử dụng, bao gồm 9 bit cho 9 giếng có chế độ khai thác cố định và 12 bit cho 3 giếng có chế độ khai thác bù trừ. Từ đó có thể xác định giá trị độ mở tối ưu từ kết quả thuật toán di truyền đồng thời kiểm tra chéo giá trị mã hóa (encode) - giải mã (decode) và so sánh với kết quả thực tế nhằm kiểm chứng tính chính xác của thuật toán di truyền GA. Module giải mã gen chuyển đổi các chuỗi bit

gen thành tổ hợp độ mở giếng tương ứng sử dụng trong đánh giá của hàm mục tiêu. Các giếng biểu diễn bởi 1 bit thể hiện 2 mức hoạt động đóng/mở tương ứng với 2 trạng thái bit là 0 và 1 ngoại trừ giếng MT-7P. Đối với trường hợp giếng MT-7P, hiện tại chỉ gồm 1 giá trị mở duy nhất tuy nhiên có thể có những thay đổi trong tương lai nên được biểu diễn bằng 1 bit và giá trị giải mã từ bit này luôn trả về giá trị mở cố định cho cả 2 trạng thái 0 và 1. Các giếng HT-6P, MT-4P và MT-5P có nhiều mức mở trong dải mở nên được thể hiện bằng 4 bit tương ứng với độ chia nhỏ nhất, 5%. Công cụ mã hóa - giải mã các giá trị độ mở được xây dựng dựa trên các đặc trưng này và được kiểm tra chéo nhằm đảm bảo tính đúng đắn của phương pháp.

Phương án đóng mở giếng dựa trên GA và ANFIS lựa chọn độ đóng mở giếng xây dựng trên nguyên tắc việc vận hành các giếng Hải Thạch - Mộc Tinh phải đảm bảo đủ lượng khí đáp ứng nhu cầu tiêu thụ khí theo ngày và tối ưu hóa sản lượng condensate với mỗi mức huy động khí được ấn định. Bên cạnh việc đảm bảo vận hành an toàn và huy động khí, công tác vận hành các giếng đang khai thác trong cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh còn có nhiệm vụ gia tăng sản lượng condensate. Sản lượng condensate hàng ngày sẽ được tích tụ trên FSO, chuẩn bị cho chuyển bán condensate hàng tháng. Với mỗi giá trị huy động khí cung cấp, kỹ sư vận hành phải đưa ra phương án đóng/mở giếng sao cho thu được nhiều condensate nhất trên FSO mà không vượt quá sức chứa của tàu. Do đó, nhóm tác giả đánh giá kết quả từ công cụ AI dựa trên 2 tiêu chí sau đây:

**Bảng 1.** Kết quả độ mở từng giếng và sản lượng condensate tương ứng cho mẫu thử 2, 169 triệu m<sup>3</sup> khí/ngày

Phương án	HT-1P	HT-2P	HT-3P	HT-4P	HT-6P	HT-8P	HT-9PST	MT-1P	MT-2X	MT-4P	MT-5P	MT-6P	MT-7P	Sản lượng condensate (thùng/ngày)
1	0	0	20	0	50	20	15	0	0	25	0	20	27	4.185
2	0	0	20	0	45	20	15	0	0	25	0	20	27	4.134
3	0	0	20	0	65	20	15	0	0	15	5	20	27	4.188
4	0	0	20	0	55	20	15	0	0	15	5	20	27	4.085
5	0	0	20	0	60	20	15	0	0	15	5	20	27	4.137
Thực tế	0	0	20	0	45	20	15	0	0	5	10	20	27	3.990

**Bảng 2.** Kết quả độ mở từng giếng và sản lượng condensate tương ứng cho mẫu thử 6,044 triệu m<sup>3</sup> khí/ngày

Phương án	HT-1P	HT-2P	HT-3P	HT-4P	HT-6P	HT-8P	HT-9PST	MT-1P	MT-2X	MT-4P	MT-5P	MT-6P	MT-7P	Sản lượng condensate (thùng/ngày)
1	20	0	20	0	80	20	15	40	40	70	15	20	27	8.045
2	20	0	20	0	60	20	15	40	40	70	20	20	27	8.000
3	20	0	20	0	70	20	15	40	40	70	15	20	27	7.975
4	20	0	20	0	60	20	15	40	40	60	25	20	27	8.025
5	20	0	20	0	75	20	15	40	40	60	25	20	27	8.034
Thực tế	20	0	20	0	80	20	15	40	40	70	10	20	27	8.038



Hình 15. Công cụ bảng điều khiển tích hợp trí tuệ nhân tạo vào vận hành khai thác giếng.

- Sản lượng condensate: với mỗi mẫu thử, công cụ AI được đánh giá là ưu việt khi có thể đưa ra phương án vận hành với sản lượng condensate thu được cao hơn thực tế mà vẫn nằm trong phạm vi cho phép.

- Hệ số tương quan giữa phương án đề xuất từ công cụ AI và phương án thực tế: hệ số tương quan càng gần 1.0 chứng tỏ phương án đề xuất có độ tin cậy cao. Đầu vào cho công cụ AI là mức huy động khí mong muốn thu được lần lượt trích từ bộ mẫu thử. Hệ số tương quan Pearson được sử dụng nhằm đánh giá mức độ tương quan giữa các phương án từ công cụ AI và kinh nghiệm thực tế, từ đó chỉ ra được độ chính xác cũng như đánh giá khả năng áp dụng thực tế của giải thuật.

Mẫu thử số 1 là dữ liệu khai thác của ngày 9/7/2022, với mức huy động là 2,169 triệu m<sup>3</sup> khí/ngày. Sử dụng dữ liệu đầu vào là giá trị huy động, công cụ đã đề xuất cho người dùng 5 phương án đóng/mở giếng như thể hiện trong Bảng 1 với hệ số tương quan trong khoảng 0,9 - 0,96. Công cụ GA kết hợp cùng Improved ANFIS đã cho thấy sự ưu việt khi đưa ra được 5 phương án đóng/mở giếng có sản lượng condensate cao hơn giá trị thực tế nhưng vẫn đảm bảo mức huy động 2,169 triệu m<sup>3</sup> khí/ngày. Tùy theo mức độ ưu tiên khai thác condensate và lượng condensate hiện có trên tàu FSO, các kỹ sư vận hành

có thể lựa chọn các phương án đóng mở giếng phù hợp.

Xét trường hợp mẫu thử số 3 với huy động ở mức cao 6,044 triệu m<sup>3</sup> khí/ngày. Hệ số tương quan giữa 5 phương án đề xuất và phương án thực tế xấp xỉ 1.0. Với mục tiêu sản lượng condensate ở mức cao và huy động khí ở mức cao, cả 5 phương án do thuật toán đề xuất cũng như phương án thực tế đều cho sản lượng condensate cao. Đồng thời, phương án mở giếng được lựa chọn cũng đáp ứng được chiến lược tối ưu sản lượng khí - condensate trong giai đoạn này.

Kết quả cho thấy các phương án được công cụ GA kết hợp cùng Improved ANFIS đưa ra đã thể hiện được sự ưu việt khi có thể đưa ra được 5 phương án vận hành có hệ số tương quan với thực tế cao, giúp các kỹ sư đưa ra kế hoạch khai thác kịp thời và tối ưu với sự thay đổi của nhu cầu tiêu thụ khí. Từ đó, đưa ra được công cụ bảng điều khiển tích hợp trí tuệ nhân tạo vào vận hành khai thác giếng.

#### 4. Kết luận

Việc ứng dụng công nghệ tiên tiến để hỗ trợ các quy trình quản lý quỹ giếng, phân tích dữ liệu dầu khí và cải thiện hiệu suất khai thác đã trở thành một mục tiêu quan trọng trong chiến lược phát triển của Bien Dong POC. Kết quả xây dựng công cụ bảng điều khiển thông minh thời gian thực, hỗ trợ công tác quản lý giám sát khai thác và vận hành tại cụm mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh bao gồm:

- Để nâng cao hiệu quả quản lý giám sát khai thác và vận hành mỏ, phải xây dựng được một hệ thống lưu trữ số liệu khai thác có hệ thống và bài bản. Nền tảng PDMS đang được ứng dụng rộng rãi trên thế giới và đang được sử dụng tại mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh;

- Khi đã có một nền tảng PDMS ổn định, để phục vụ các công tác quản lý khai thác và vận hành mỏ, có thể xây dựng các công cụ bảng điều khiển thời gian thực bằng cách trích xuất dữ liệu từ PDMS và kết hợp với các ứng dụng hỗ trợ giao diện. Nội dung được hiển thị trên các công cụ bảng điều khiển sẽ được tùy chỉnh, phụ thuộc vào yêu cầu của từng đối tượng sử dụng;

- Nền tảng học máy cung cấp công cụ để cùng xử lý dữ liệu và phát triển thuật toán hay mô hình thuận tiện, nhanh chóng theo tiêu chí "Write Once, Run Everywhere: cho kết quả đồng nhất trên

nhieu thiết bị". Tích hợp kèm với kho thuộc tính (Feature/attribute store) để lưu trữ, tái sử dụng và phát triển thêm các thuộc tính mới một cách tập trung để cải tiến mô hình.

- Kết nối từ đầu tới cuối (end-to-end) cho quy trình tích hợp, phát triển cũng như triển khai liên tục (CI/CD) các mô hình học máy và code, từ việc xử lý dữ liệu cho tới triển khai mô hình vào vận hành.

- Số liệu khai thác trong quá khứ được lưu trữ trên PDMS cũng như số liệu khai thác thời gian thực còn được sử dụng làm đầu vào cho công cụ trí tuệ nhân tạo (AI), nhằm xây dựng các phương án khai thác tối ưu tương ứng với nhu cầu huy động khí của bên mua. Công cụ AI sau đó được tích hợp lên bảng điều khiển thông minh thời gian thực có thể hỗ trợ và đưa ra gợi ý cho các kỹ sư vận hành khai thác với thời gian tính toán dưới 5 phút.

**Tài liệu tham khảo**

[1] Aprilian Salis and Maria Regina, "Improving production monitoring and surveillance by using an integrated production data management", *SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference and Exhibition, Jakarta, Indonesia, September 2003*. DOI: 10.2118/80523-MS.

[2] Antonio Drago, Emanuele Vignati, Barbara Bergamaschi, Marinella Calzari, Fernando L. Morales, Frederic Fumey-Humbert, and Christos Toyas, "Eni's global program on production data management sets the stage for an effective reservoir management & production optimization system", *Offshore Technology Conference, 2016*, DOI: 10.4043/26924-MS.

[3] Tran Vu Tung, Tran Ngoc Trung, Ngo Huu Hai, and Nguyen Thanh Tinh, "Digital transformation in oil & gas company: A case study of Bien Dong POC", *Petrovietnam Journal, Volume 10*, pp. 67 - 78, 2020.

[4] Trần Ngọc Trung, Trần Vũ Tùng, Hoàng Kỳ Sơn, Ngô Hữu Hải, và Đào Quang Khoa, "Thực tiễn triển khai nền tảng số hoá tập trung tại mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh", *Tạp chí Dầu khí, Số 12*, trang 47 - 56, 2020.

[5] Tran Ngoc Trung, Trieu Hung Truong, Tran Vu Tung, Ngo Huu Hai, Dao Quang Khoa, Nguyen Thanh Tinh, and Hoang Ky Son, "Virtual multiphase flow metering using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS): A case study of Hai Thach-Moc Tinh field, Offshore Vietnam", *SPE Journal, Volume 27, Issue 01*, pp. 504 - 518, 2022. DOI: 10.2118/206741-PA.

## REAL-TIME PRODUCTION MANAGEMENT SYSTEM: A CASE STUDY IN HAI THACH - MOC TINH FIELDS

**Tran Ngoc Trung, Nguyen Thanh Trung, Nguyen Duy Minh, Dao Quang Khoa, Tran Vu Tung, Hoang Ky Son, Ngo Huu Hai**  
 Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC)  
 Email: trungtn@biendongpoc.vn

**Summary**

Bien Dong Petroleum Operating Company utilizes a production data management system (PDMS) leveraged by digital technologies such as machine learning, artificial intelligence, and big data to collect, transmit, and process technical data for the cluster of Hai Thach - Moc Tinh fields. The PDMS combined with a dashboard tool supporting real-time intelligent production management has streamlined the data collection, monitoring and evaluation of the production process, field behavior control and exploitation optimization. By this tool, exploitation plans suitable to the buyer's gas mobilization needs as well as optimal solutions for production engineers have been proposed. This approach helps to minimize unplanned downtime, enhance production and processing efficiency, ensure safe and continuous operation, and yield economic benefits for the natural gas processing systems at the Hai Thach field.

**Key words:** Production data management system (PDMS), production management, machine learning, artificial intelligence, big data, Hai Thach - Moc Tinh fields.

# ỨNG DỤNG HỌC MÁY VÀO PHÂN TÍCH ĐƯỜNG CONG SUY GIẢM CHO CÁC GIẾNG KHAI THÁC KHÍ - CONDENSATE CÓ LỊCH SỬ PHỨC TẠP DO ẢNH HƯỞNG CỦA BẮN VĨA BỔ SUNG

**Ngô Hữu Hải, Phạm Hoàng Duy, Nguyễn Ngọc Tân, Hoàng Kỳ Sơn, Trần Ngọc Trung, Trần Vũ Tùng**

Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông

Email: sonhk@biendongpoc.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2024.01-06>

## Tóm tắt

Phân tích đường cong suy giảm (DCA) là phân tích sự suy giảm sản lượng hoặc áp suất theo thời gian khai thác, được thực hiện bằng cách khớp 1 đường cong qua các điểm dữ liệu lịch sử với giả thiết xu hướng này sẽ tiếp tục trong tương lai, từ đó đưa ra dự báo cho giếng. Để khắc phục một số bất cập của phương pháp DCA truyền thống, nhóm tác giả đã nghiên cứu áp dụng học máy vào DCA nhằm đưa ra dự báo sự suy giảm của áp suất đầu giếng, từ đó xác định thời điểm đóng giếng và trữ lượng của giếng. Áp dụng dự báo cho 2 giếng với lịch sử khai thác phức tạp do ảnh hưởng của bắn vĩa bổ sung và kiểm chứng với kết quả mô hình động cho thấy kết quả dự báo từ học máy có độ tin cậy cao.

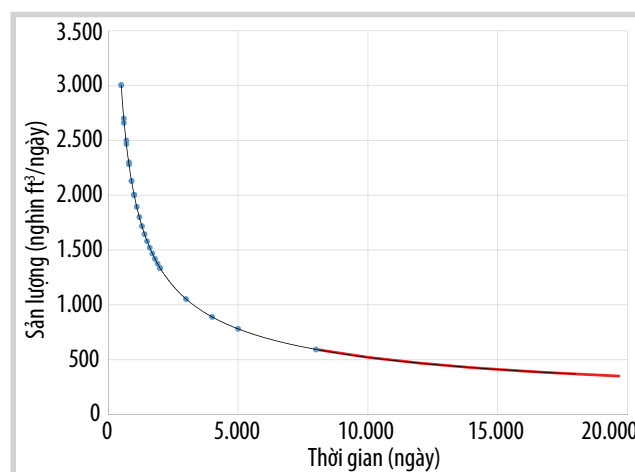
**Từ khóa:** Học máy, đường cong suy giảm, áp suất đầu giếng, dự báo, trữ lượng.

## 1. Giới thiệu

Đối với nhà điều hành dầu khí, phân tích đường cong suy giảm (decline curve analysis, gọi tắt là DCA) đóng vai trò không thể thiếu trong việc dự báo khả năng khai thác, sản lượng và trữ lượng của giếng. Đây là những thông tin quan trọng giúp nhà điều hành có thể lên kế hoạch vận hành, khai thác, kinh doanh và đánh giá trữ lượng. Phân tích DCA truyền thống được thực hiện dựa trên việc sử dụng 3 dạng đường cong là hyperbolic, harmonic và exponential để khớp các điểm dữ liệu trong lịch sử khai thác. Sau đó, mặc định là xu hướng khai thác sẽ tiếp tục trong tương lai, việc phân tích DCA sẽ đưa ra dự báo về xu hướng suy giảm sản lượng hoặc áp suất của giếng, từ đó có thể xác định được thời điểm đóng giếng và trữ lượng của giếng. Như trong Hình 1, phần màu đen của đường cong suy giảm đi qua những điểm dữ liệu màu xanh tượng trưng cho việc khớp lịch sử khai thác, phần màu đỏ là kết quả dự báo cho tương lai.

Sản lượng và áp suất của những giếng khai thác dầu (hoặc khí) sớm hay muộn đều suy giảm trong quá trình khai thác, cuối cùng dẫn tới việc phải đóng giếng. Mặc dù

đã qua nhiều lần cải tiến kể từ mô hình được Arps [1] giới thiệu, phân tích DCA vẫn là một công việc phức tạp, đòi hỏi nhiều thời gian và công sức. Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông (Bien Dong POC) vẫn đang thực hiện DCA theo phương pháp truyền thống nhưng phương pháp này cho thấy một số bất cập trong quá trình phân tích, đặc biệt là kết quả bị ảnh hưởng bởi đánh giá chủ quan của người thực hiện. Cùng với sự phát triển mạnh mẽ của trí tuệ nhân tạo trong những năm gần đây, nhóm tác giả nhận thấy đây là thời điểm phù hợp để ứng dụng học máy vào phân tích DCA.



**Hình 1.** Ví dụ minh họa phân tích DCA.



Ngày nhận bài: 23/6/2023. Ngày phân biên đánh giá và sửa chữa: 13/6 - 26/8/2023.

Ngày bài báo được duyệt đăng: 27/12/2023.

Ngành công nghiệp dầu khí gần đây đã không còn xa lạ với những nghiên cứu về ứng dụng học máy, ví dụ như trong phân loại thạch học [2, 3], dự báo tương môi trường [4, 5], khớp lịch sử khai thác [6, 7] và bộ đo lưu lượng ảo [8]. Liên quan đến DCA ta có thể tìm thấy một vài nghiên cứu nổi bật về dự báo sản lượng và khả năng khai thác của các giếng dầu và khí. Năm 2019, Lee và các cộng sự đã sử dụng mạng bộ nhớ ngắn dài (long short-term memory hay LSTM) để xây dựng một mô hình có khả năng đưa ra dự báo sản lượng cho một tháng tiếp theo dựa trên dữ liệu lịch sử khai thác của những tháng trước đó [9]. Nhóm tác giả lựa chọn 315 giếng thuộc khu vực cấu tạo Duvernay, phía Tây Canada, trong đó có 15 giếng được lựa chọn ngẫu nhiên để thử nghiệm mô hình. Dữ liệu của 300 giếng còn lại được sử dụng cho việc huấn luyện. Kết quả của 15 giếng cho thấy mô hình mà Lee cùng các cộng sự đưa ra có thể dự báo sản lượng với độ chính xác cao hơn mô hình hyperbolic truyền thống. Tuy nhiên, mô hình trong nghiên cứu này chỉ đưa ra kết quả dự báo ngắn hạn (trong vòng 1 tháng).

Trong 1 nghiên cứu khác, Zhan và các cộng sự đã sử dụng dữ liệu từ hơn 300 giếng dầu phi truyền thống với dữ liệu lịch sử khai thác của từng giếng lên tới 2 năm nhằm xây dựng 2 mô hình LSTM, 1 mô hình dự báo sự suy giảm sản lượng và mô hình còn lại dự báo sản lượng cộng dồn [10]. Với mỗi giếng, nhóm tác giả chỉ sử dụng dữ liệu khai thác của 3 tháng đầu để huấn luyện mô hình và sử dụng 21 tháng còn lại cho việc thử nghiệm. Để khắc phục khó khăn do tích lũy sai số trong dự báo chuỗi thời gian và mô phỏng sự sụt giảm sản lượng nhanh chóng trong những tháng đầu, ngoài áp suất đầu giếng và sản lượng dầu của mỗi giếng, 12 giếng có sản lượng tương tự giếng đang được phân tích được chọn ra từ bộ dữ liệu và chuyển đổi thành các thông số đầu vào. Kết quả của 2 mô hình LSTM cho thấy dự báo là cao đối với dự báo sự suy giảm của sản lượng và thấp đối với dự báo sản lượng cộng dồn. Do đó, nhóm tác giả đã kết hợp 2 mô hình này bằng phương pháp trung bình trọng số để nâng cao độ chính xác của kết quả dự báo.

Trong 1 nghiên cứu khác cũng liên quan ứng dụng của học máy trong DCA, Han và các cộng sự đã sử dụng 3 mô hình học giám sát khác nhau bao gồm random forest (RF), gradient boosting machine (GRM) và support vector machine (SVM) [11]. Nhóm tác giả đã sử dụng dữ liệu thu thập được từ 129 giếng khí khô khoan ngang trong khu vực bồn trũng Eagle Ford, bang Texas, Hoa Kỳ, bao gồm các thông số hoàn thiện giếng và thông số vỉa để dự báo sản lượng khí cộng dồn sau 36 tháng. Phân tích mức độ

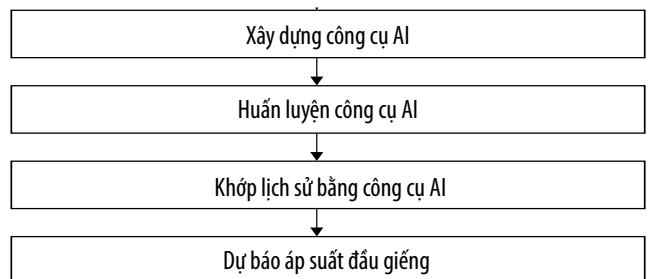
ảnh hưởng của các thông số và kỹ thuật kiểm tra chéo đã được áp dụng để tránh hiện tượng quá khớp. Trong cả 3 mô hình, 80% lượng dữ liệu được sử dụng cho việc huấn luyện, 20% còn lại được sử dụng để kiểm tra độ chính xác của mô hình. Kết quả dự báo từ cả 3 mô hình được so sánh với thực tế và cho thấy rằng mô hình RF cho kết quả dự báo chính xác nhất.

Nhìn chung, các mô hình được xây dựng trong những nghiên cứu nói trên đều có hạn chế là không thể phản ánh được các thay đổi đột ngột trong quá trình khai thác. Việc không khớp được lịch sử khai thác sẽ làm giảm độ tin cậy của kết quả dự báo. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đặt mục tiêu khắc phục hạn chế nói trên, từ đó đưa ra dự báo về áp suất đầu giếng và trữ lượng có độ tin cậy cao hơn.

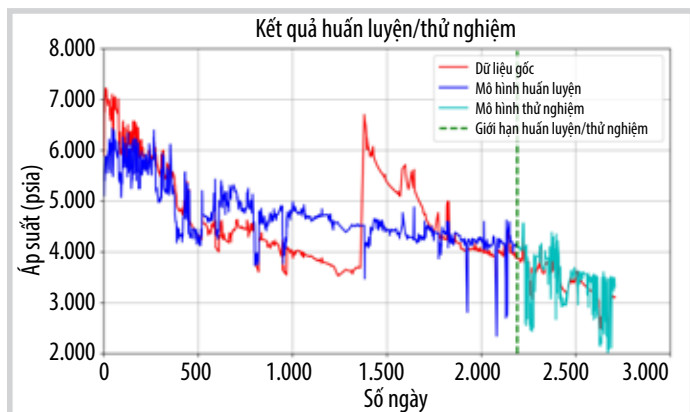
**2. Phương pháp nghiên cứu**

Tại bước đầu tiên của nghiên cứu, bộ dữ liệu cho từng giếng sau khi được trích xuất từ nền tảng lưu trữ dữ liệu của Bien Dong POC sẽ được phân tích và sàng lọc kỹ lưỡng. Bộ dữ liệu hoàn chỉnh của từng giếng sẽ được chia tỷ lệ phù hợp để sử dụng trong khâu huấn luyện/thử nghiệm công cụ học máy. Sau khi hoàn thành việc chuẩn bị dữ liệu, nhóm tác giả sẽ tiến hành đánh giá, thử nghiệm một số thuật toán có thể sử dụng để xây dựng công cụ học máy, từ đó chọn ra thuật toán tối ưu. Cuối cùng, công cụ học máy sẽ được sử dụng để dự báo sự suy giảm của áp suất đầu giếng, nhằm xác định thời điểm đóng giếng và trữ lượng của giếng. Bài báo này là một phần kết quả nghiên cứu của đề tài cấp Nhà nước để nâng cao hiệu quả quản lý, khai thác mỏ khí - condensate Hải Thạch - Mộc Tinh [12].

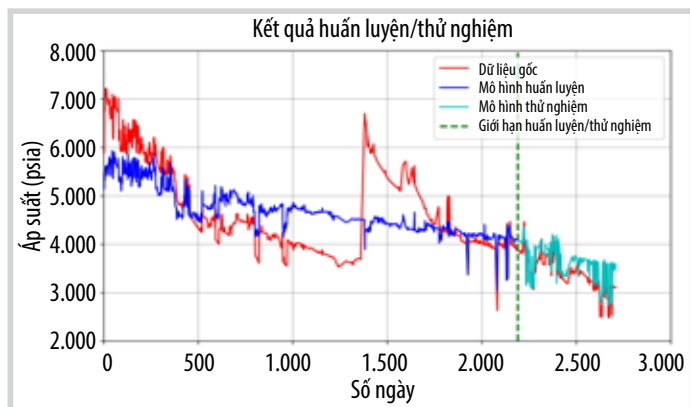
Công cụ học máy trong nghiên cứu này được xây dựng để thực hiện 2 nhiệm vụ. Nhiệm vụ đầu tiên là đưa ra một đường cong suy giảm đi qua các điểm trong lịch sử khai thác. Sau khi đã khớp được dữ liệu lịch sử, nhiệm vụ thứ hai của công cụ học máy là dự báo xu hướng suy giảm của áp suất đầu giếng trong tương lai, trong điều kiện sản lượng khí không đổi, từ đó đưa ra được thời điểm đóng giếng - là thời điểm áp suất đầu giếng chạm



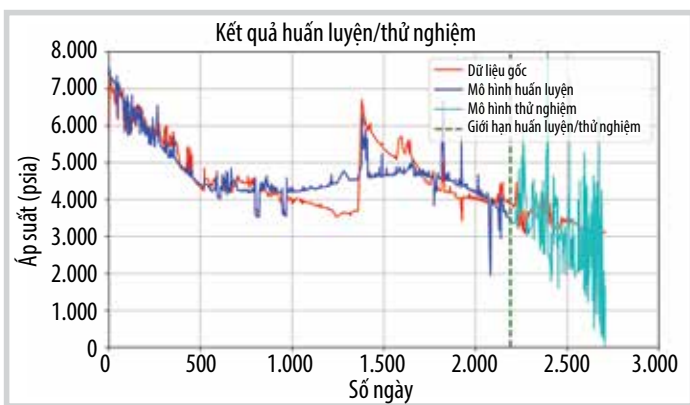
*Hình 2. Lưu đồ các bước trong phương pháp nghiên cứu.*



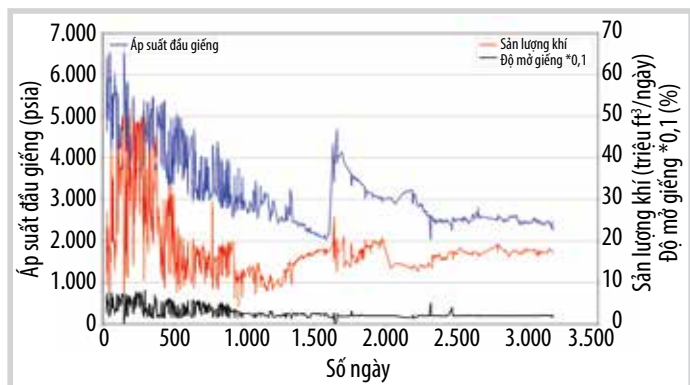
Hình 3. Kết quả huấn luyện và kiểm tra cho thuật toán XGBoost trên giếng HT-F còn nhiều hạn chế.



Hình 4. Kết quả huấn luyện và kiểm tra cho thuật toán hồi quy tuyến tính trên giếng HT-F còn nhiều hạn chế.



Hình 5. Kết quả huấn luyện và kiểm tra cho thuật toán hồi quy đa thức trên giếng HT-F còn nhiều hạn chế.



Hình 6. Lịch sử khai thác giếng HT-A.

ngưỡng tối thiểu. Về phía đối tượng nghiên cứu, nhóm tác giả lựa chọn 2 giếng khí condensate tiêu biểu với lịch sử khai thác có sự thay đổi đột ngột do bắn mở vỉa bổ sung.

### 2.1. Chuẩn bị dữ liệu

Bộ dữ liệu được sử dụng là lịch sử khai thác của 2 giếng được chọn, bao gồm: dữ liệu ngày/tháng/năm, số giờ mở giếng trong 1 ngày (uptime), sản lượng khí, độ mở giếng (choke size), áp suất đầu giếng (WHP). Để bộ dữ liệu có tính đại diện cao, nhóm tác giả chỉ sử dụng những điểm dữ liệu khai thác có 24 giờ mở giếng trong 1 ngày.

### 2.2. Xây dựng công cụ học máy

Trong giai đoạn đầu, một số thuật toán được sử dụng để xây dựng công cụ học máy bao gồm mạng LSTM, extreme gradient boosting (XGBoost), hồi quy tuyến tính (linear regression), hồi quy đa thức (polynomial regression) và hồi quy từng đoạn (piecewise regressor). Các thuật toán XGBoost, hồi quy tuyến tính và hồi quy đa thức cho kết quả khớp lịch sử có nhiều sai số, đặc biệt tại những điểm thay đổi đột ngột trong xu hướng suy giảm áp suất do giếng được bắn vỉa bổ sung (Hình 3 - 5). Mạng LSTM cho kết quả khớp lịch sử khai thác rất tốt nhưng không có khả năng dự báo trong tương lai xa. Với thuật toán hồi quy từng đoạn, nguyên tắc của thuật toán này là dùng thuật toán cây hồi quy (decision tree regressor) để chia nhóm các dữ liệu (bucketization) và thuật toán hồi quy tuyến tính để tìm xu hướng cho từng nhóm. Với nguyên lý hoạt động này, thuật toán sẽ xử lý tốt các bộ dữ liệu có nhiều xu hướng khác nhau. Nghiên cứu về ứng dụng của thuật toán hồi quy từng đoạn có thể được tìm thấy trong nhiều chủ đề liên quan đến mọi mặt của đời sống. Một nghiên cứu đáng chú ý là nghiên cứu của Al-Azzeh và các cộng sự, xuất bản năm 2022 về phương pháp ứng dụng thuật toán hồi quy từng đoạn vào việc tăng độ chính xác của những mô hình toán học [13].

### 2.3. Huấn luyện công cụ học máy

Nhằm phục vụ việc huấn luyện công cụ học máy, nhóm tác giả sử dụng những dữ liệu đầu vào là lịch sử khai thác của các giếng được chọn, với tần suất là 1 điểm dữ liệu mỗi ngày. Dữ liệu ngày/tháng/năm được chuyển về dạng datediff (số ngày tính từ điểm dữ liệu đầu tiên). Dữ liệu đầu vào của các giếng sẽ được chia thành tập huấn luyện và tập kiểm tra theo

tỷ lệ 50:50, tính từ thời điểm áp suất đầu giếng thay đổi đột ngột do ảnh hưởng của bơm vỉa bổ sung. Trong suốt quá trình huấn luyện, sai số giữa áp suất đầu giếng được mô hình dự báo và áp suất đầu giếng thực tế sẽ được tính toán để kiểm tra tính chính xác của mô hình. Sai số này là cơ sở để chọn lựa mô hình tối ưu nhất dùng để dự báo xu hướng của áp suất đầu giếng.

**2.4. Sử dụng công cụ học máy để dự báo**

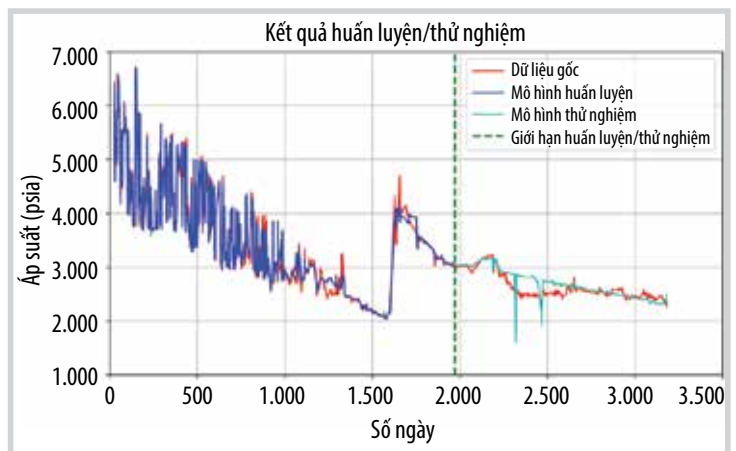
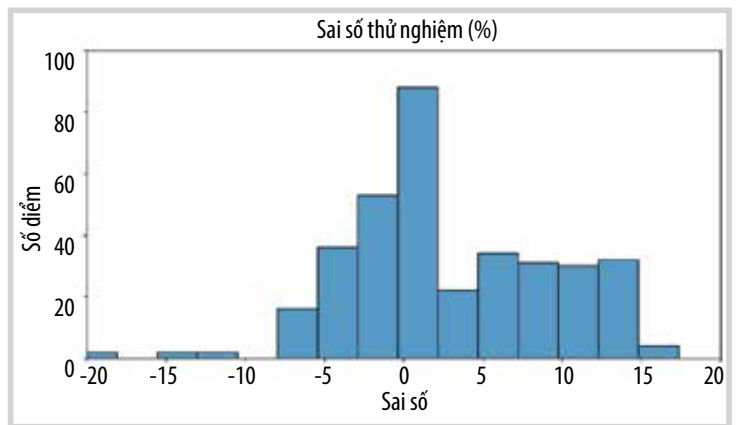
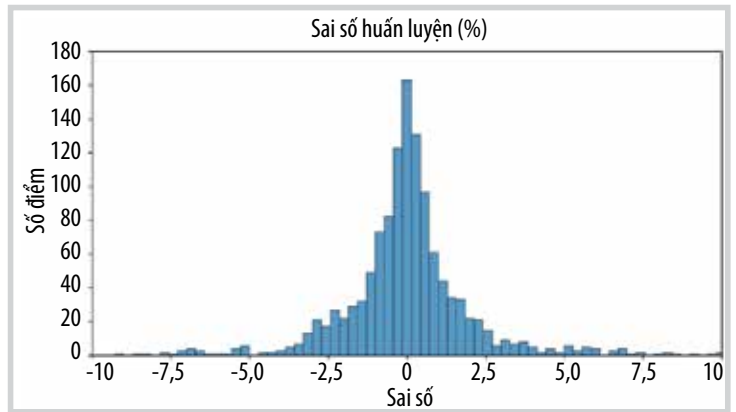
Để dự báo thời điểm áp suất đầu giếng chạm ngưỡng giới hạn, toàn bộ dữ liệu lịch sử khai thác được sử dụng thay vì chia tỷ lệ 50:50 như ở bước huấn luyện. Công cụ học máy sẽ được huấn luyện lại một lần nữa trên bộ dữ liệu mới nhằm tăng tính chính xác của dự báo. Sai số trong quá trình này vẫn sẽ được tính toán để làm cơ sở chọn lựa mô hình dùng cho dự báo về sau. Với dữ liệu đầu vào cho quá trình dự báo, dữ liệu datediff trong tương lai sẽ được tăng dần theo từng ngày trong khi sản lượng khí và độ mở giếng sẽ được giữ nguyên theo ngày gần nhất có số liệu. Cuối cùng, mô hình tối ưu nhất sẽ được sử dụng để dự báo xu hướng suy giảm của áp suất đầu giếng trong tương lai. Trong phạm vi nghiên cứu, công cụ học máy sẽ được áp dụng cho 2 giếng là HT-A và HT-F để đưa ra dự báo về xu hướng suy giảm áp suất đầu giếng, từ đó dự báo thời điểm đóng giếng và trữ lượng tại thời điểm đóng giếng.

**3. Kết quả nghiên cứu**

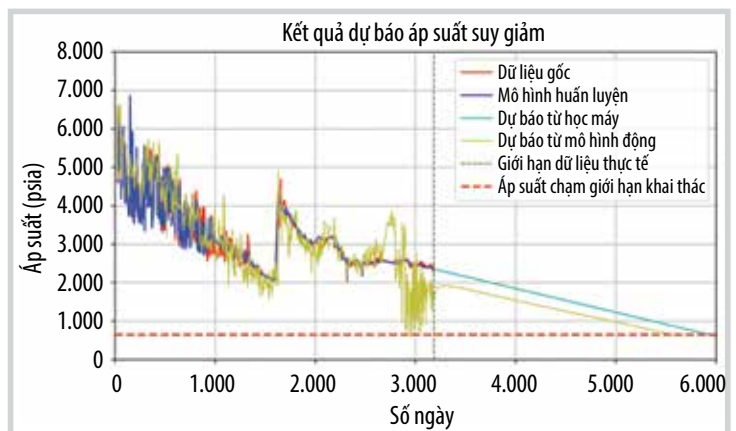
**3.1. Kết quả cho giếng HT-A**

HT-A bắt đầu khai thác vào Quý II/2014, sản lượng ban đầu của giếng rất tốt, đạt 50 triệu ft<sup>3</sup>/ngày và áp suất đầu giếng xấp xỉ 7.000 psia. Tuy nhiên, sau 4 năm khai thác, áp suất đầu giếng giảm mạnh xuống dưới 2.000 psia với sản lượng của giếng dao động trên dưới 10 triệu ft<sup>3</sup>/ngày. Giếng HT-A được bơm vỉa bổ sung vào Quý III/2018, tương ứng với datediff khoảng 1.600. Kết quả sau khi bơm vỉa bổ sung cho thấy, với cùng một độ mở giếng là 20%, áp suất đầu giếng tăng từ khoảng 2.000 psia lên gần 5.000 psia và đi theo một xu hướng suy giảm mới (Hình 6). Ngoài ra, sản lượng khí từ khoảng 10 triệu ft<sup>3</sup>/ngày tăng lên khoảng 18 triệu ft<sup>3</sup>/ngày.

Kết quả huấn luyện và kiểm tra cho thấy mô hình học máy khớp dữ liệu lịch sử áp suất đầu giếng của giếng HT-A rất tốt (Hình 7). Hiện tượng



**Hình 7.** Kết quả huấn luyện và kiểm tra công cụ học máy cho giếng HT-A.



**Hình 8.** Kết quả dự báo áp suất đầu giếng của HT-A.

áp suất đầu giếng thay đổi đột ngột do bắn vỉa bổ sung cũng được khớp bởi mô hình học máy.

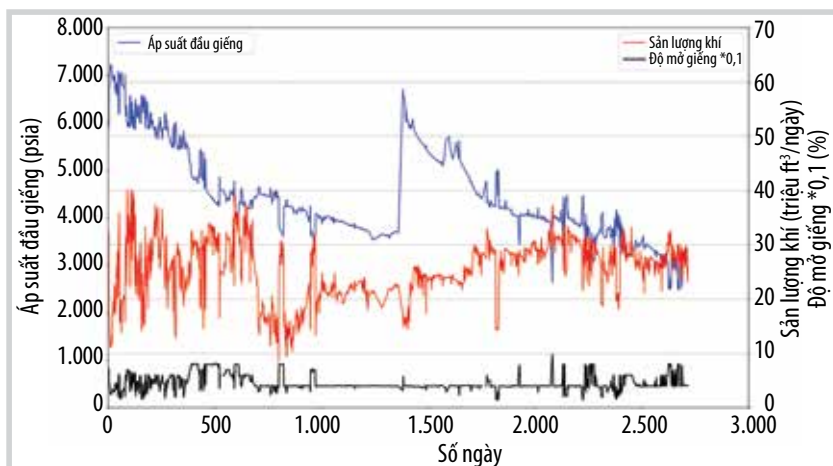
Theo kết quả dự báo từ công cụ học máy (Hình 8), với mức khai thác ổn định 18 triệu ft<sup>3</sup>/ngày thì giếng HT-A có thể khai thác đến Quý IV/2027. Mô hình động cho kết quả dự báo về thời điểm đóng giếng HT-A là Quý IV/2026, sớm hơn 1 năm so với kết quả của mô hình từ công cụ học máy. Nguyên nhân dẫn tới sự chênh lệch là do trong khoảng 1 năm cuối của lịch sử khai thác, áp suất đầu giếng từ mô hình động thấp hơn dữ liệu thực tế trong khi mô hình học máy đã khớp được dữ liệu của toàn bộ lịch sử. Chính sự chênh lệch trong việc khớp lịch sử khai thác dẫn tới chênh lệch giữa kết quả dự báo suy giảm áp suất của 2 mô hình và kết quả dự báo từ công cụ học máy là đáng tin cậy hơn. Trữ lượng giếng HT-A sẽ đạt khoảng 72 tỷ ft<sup>3</sup> tại thời điểm đóng giếng vào Quý IV/2027.

**3.2. Kết quả cho giếng HT-F**

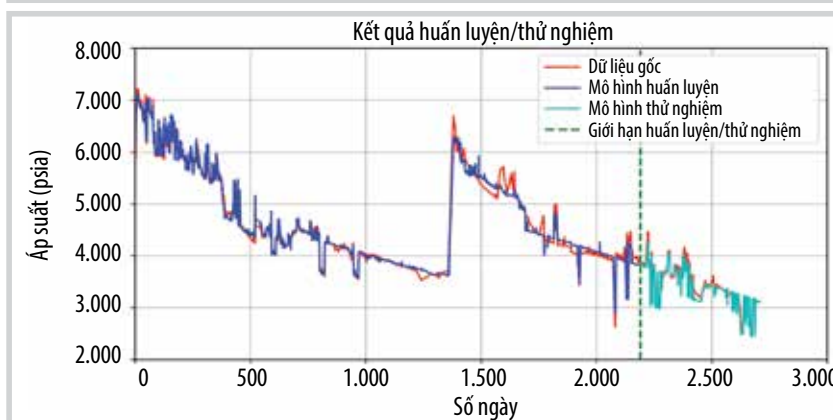
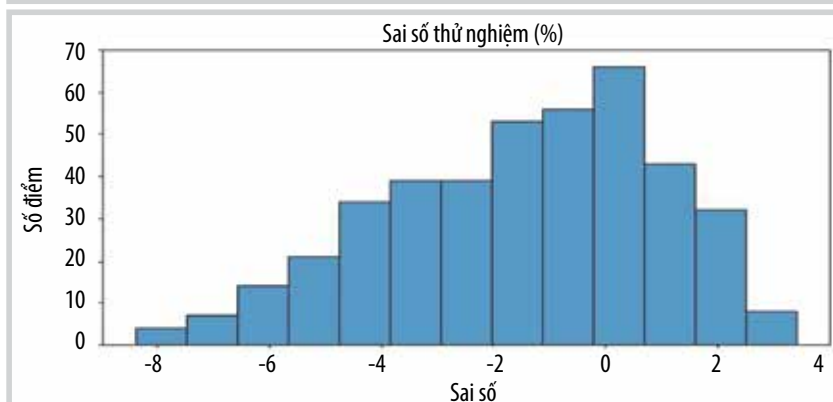
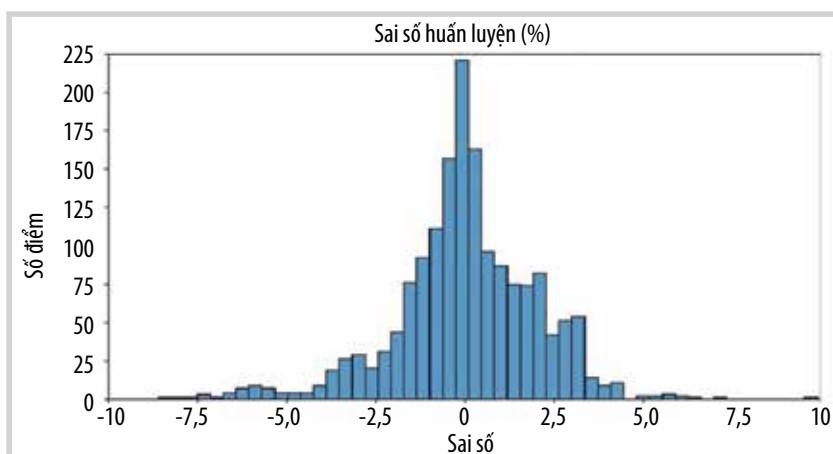
Tại thời điểm bắt đầu khai thác vào Quý II/2015, áp suất đầu giếng của giếng HT-F đạt mức trên 7.000 psia và giảm xuống dưới 4.000 psia sau gần 4 năm khai thác. Để cải thiện khả năng khai thác, giếng HT-F được bắn vỉa bổ sung vào Quý I/2019, ứng với datediff khoảng 1.400. Sau khi bắn vỉa bổ sung, áp suất đầu giếng tăng lên gần 7.000 psia và sau đó suy giảm theo một xu hướng mới khác hoàn toàn với trước khi bắn vỉa. Bên cạnh đó, sản lượng khí cũng được cải thiện từ khoảng 20 triệu ft<sup>3</sup>/ngày lên khoảng 25 triệu ft<sup>3</sup>/ngày (Hình 9).

Tương tự giếng HT-A, mô hình học máy đã thành công trong việc khớp lịch sử khai thác của giếng HT-F, bao gồm cả giai đoạn áp suất thay đổi đột ngột do bắn vỉa bổ sung (Hình 10).

Áp suất đầu giếng của HT-F theo dự

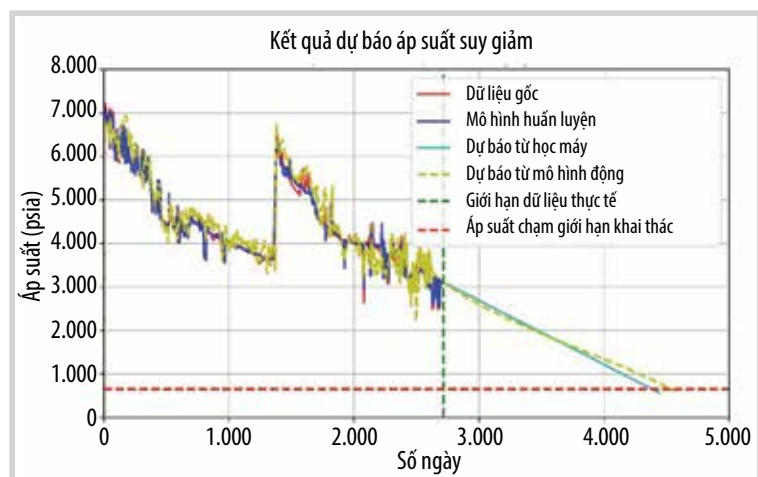


Hình 9. Lịch sử khai thác giếng HT-F.



Hình 10. Kết quả huấn luyện và kiểm tra công cụ học máy cho giếng HT-F.





**Hình 11.** Kết quả dự báo áp suất đầu giếng của HT-F.

báo bằng thuật toán hồi quy từng đoạn sẽ chạm ngưỡng khai thác tối thiểu vào thời điểm Quý II/2027 nếu như tiếp tục khai thác với sản lượng không đổi là 25 triệu ft<sup>3</sup>/ngày (Hình 11). Khác với giếng HT-A, xuyên suốt giai đoạn lịch sử khai thác và giai đoạn dự báo của giếng HT-F, có thể thấy được sự tương đồng giữa mô hình học máy và mô hình động. Do đó kết quả từ 2 mô hình này đều có độ tin cậy cao. Trữ lượng của HT-F tại thời điểm đóng giếng đạt khoảng 100 tỷ ft<sup>3</sup>.

**4. Kết luận**

Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đã áp dụng học máy để thực hiện phân tích đường cong suy giảm. Mô hình học máy đã thành công trong việc đưa ra đường cong suy giảm áp suất khớp với toàn bộ dữ liệu lịch sử bao gồm cả những giai đoạn thay đổi đột ngột do bắn vỉa bổ sung. Hơn thế nữa, công cụ học máy cũng đưa ra được dự báo hợp lý về thời điểm đóng giếng của những giếng được chọn, được thể hiện qua kiểm chứng với kết quả mô hình động.

**5. Tài liệu tham khảo**

[1] J. J. Arps, "Analysis of decline curves", *Transactions of the AIME*, Volume 160, Issue 1, pp. 228 - 247, 1945. DOI: 10.2118/945228-G.

[2] Jing-Jing Liu and Jian-Chao Liu, "Integrating deep learning and logging data analytics for lithofacies classification and 3D modeling of tight sandstone reservoirs", *Geoscience Frontiers*, Volume 13, Issue 1, 2022. DOI: 10.1016/j.gsf.2021.101311.

[3] Nguyen Ngoc Tan, Tran Ngoc The Hung, Hoang Ky Son, and Tran Vu Tung, "Supervised machine learning application of lithofacies classification for a hydrodynamically complex gas condensate reservoir in Nam Con Son basin", *Petrovietnam Journal*, Volume 6, pp. 27 - 35, 2022. DOI: 10.47800/PVJ.2022.06-03.

[4] Randall S. Miller, Skip Rhodes, Deepak Khosla, and Fernando Nino, "Application of artificial intelligence for depositional facies recognition - Permian Basin", *SPE/AAPG/SEG Unconventional*

*Resources Technology Conference, Denver, Colorado, USA, 22 - 24 July 2019*. DOI: 10.15530/urtec-2019-193.

[5] Tung Vu Tran, Hai Huu Ngo, Son Ky Hoang, Hung N. T. Tran, and Joseph J. Lambiasi, "Depositional facies prediction using artificial intelligence to improve reservoir characterization in a mature field of Nam Con Son basin, offshore Vietnam", *Offshore Technology Conference Asia, Kuala Lumpur, Malaysia, 2 - 6 November 2020*. DOI: 10.4043/30086-MS.

[6] Son K. Hoang, Tung V. Tran, Tan N. Nguyen, Tu A. Truong, Duy H. Pham, Trung N. Tran, Vinh X. Trinh, and Anh T. Ngo, "Successful application of machine learning to improve dynamic modeling and history matching for complex gas-condensate reservoirs in Hai Thach field, Nam Con Son basin, offshore Vietnam", *SPE Symposium: Artificial Intelligence - Towards a Resilient and Efficient Energy Industry held virtually, 18 - 19 October 2021*. DOI: 10.2118/208657-MS.

[7] Son K. Hoang, Tung V. Tran, Tan N. Nguyen, Tu A. Truong, Duy H. Pham, Trung N. Tran, Vinh X. Trinh, and Anh T. Ngo, "Successful case study of machine learning application to streamline and improve history matching process for complex gas-condensate reservoirs in Hai Thach field, offshore Vietnam", *SPE Middle East Oil & Gas Show and Conference, 2021*. DOI: 10.2118/204835-MS.

[8] Tran Ngoc Trung, Trieu Hung Truong, Tran Vu Tung, Ngo Huu Hai, Dao Quang Khoa, Nguyen Thanh Tinh, and Hoang Ky Son, "Virtual multiphase flowmetering using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS): A case study of Hai Thach - Moc Tinh field, offshore Vietnam", *SPE Journal*, Volume 27, Issue 1, pp. 504 - 518, 2021. DOI: 10.2118/206741-PA.

[9] Kyungbook Lee, Jungtek Lim, Daeung Yoon, and Hyungsik Jung, "Prediction of shale-gas production at Duvernay formation using deep-learning algorithm", *SPE Journal*, Volume 24, Issue 6, pp. 2423 - 2437, 2019. DOI: 10.2118/195698-PA.

[10] Cheng Zhan, Sathish Sankaran, Vincent LeMoine, Jeremy Graybill, and Didi-Ooi Sher Mey, "Application of machine learning for production forecasting for unconventional resources", *Unconventional Resources Technology Conference, Denver, Colorado, USA, 22 - 24 July 2019*. DOI: 10.15530/urtec-2019-47.

[11] Dongkwon Han, Jihun Jung, and Sunil Kwon, "Comparative study on supervised learning models for production forecasting of shale reservoirs based on a data-driven approach", *Applied Sciences*, Volume 10, Issue 4, pp. 1267 - 1285, 2020. DOI: 10.3390/app10041267.

[12] Triệu Hùng Trường, Trần Vũ Tùng và nnk, "Nghiên cứu xây dựng bộ công cụ trí tuệ nhân tạo hỗ trợ 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 khí condensate Hải Thạch - Mộc Tinh Lô 05-2; 05-3, thuộc Biển Đông Việt Nam", đề tài cấp Nhà nước thuộc "Chương trình khoa học và công nghệ trọng điểm cấp quốc gia phục vụ đổi mới, hiện đại hóa công nghệ khai thác và chế biến khoáng sản đến năm 2025", mã số 077.2021.CNKK. QG/HĐKH-CN, Quyết định đặt hàng nhiệm vụ số 196/QĐ-BCT ngày 22/1/2021.

[13] Jamil Al-Azzeh, Abdelwadood Mesleh, Maksym Zaliskyi, Roman Odarchenko, and Valeriyi Kuzmin, "A method of accuracy increment using segmented regression", *Algorithms*, Volume 15, Issue 10, pp. 378 - 399, 2022. DOI: 10.3390/a15100378.

## APPLICATION OF MACHINE LEARNING TO DECLINE CURVE ANALYSIS (DCA) FOR GAS-CONDENSATE PRODUCTION WELLS WITH COMPLEX PRODUCTION HISTORY DUE TO ADD-ON PERFORATION OF NEW RESERVOIRS

**Ngo Huu Hai, Pham Hoang Duy, Nguyen Ngoc Tan, Hoang Ky Son, Tran Ngoc Trung, Tran Vu Tung**

Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC)

Email: sonhk@biendongpoc.vn

### Summary

For every oil and gas operator, DCA plays an essential role since it provides crucial information for production planning and reserves estimation. DCA is the analysis of the decline in production rate or pressure over time, which can be done by fitting a curve through production or pressure historical data points and making a forecast for the well based on the assumption that the same declining trend will continue in the future. However, the conventional DCA method has been shown to have some limitations. On the other hand, machine learning has been vigorously and extensively researched in the last decade; its applications can be found in every aspect of life as well as in the oil and gas industry. Therefore, it is the ideal time to study the application of machine learning to DCA, to complement this important analysis. In this case study, machine learning was used to predict the decline of wellhead pressure, thereby determining well life as well as estimating reserves. The method was applied to 2 wells with very complex production histories due to add-on perforation of new reservoirs. The prediction was verified to have high reliability by comparison with dynamic modeling results.

**Key words:** Machine learning, decline curve analysis, wellhead pressure, production forecast, reserves.

# ỨNG DỤNG HỌC MÁY ĐỂ DỰ BÁO SỰ THAY ĐỔI CỦA TỶ SỐ CONDENSATE KHÍ THEO THỜI GIAN NHẪM PHỤC VỤ VIỆC LÊN KẾ HOẠCH VÀ QUẢN LÝ MỎ KHÍ CONDENSATE

Ngô Hữu Hải<sup>1</sup>, Trịnh Xuân Vinh<sup>1</sup>, Nguyễn Ngọc Tân<sup>1</sup>, Hoàng Kỳ Sơn<sup>1</sup>, Ngô Tuấn Anh<sup>1</sup>  
 Trần Ngọc Trung<sup>1</sup>, Trần Vũ Tùng<sup>1</sup>, Nguyễn Sỹ Tuấn<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông

<sup>2</sup>Trường Đại học Văn Lang

Email: sonhk@biendongpoc.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2024.01-07>

## Tóm tắt

Một trong những thông số quan trọng nhất để đánh giá, dự báo và quản lý các vỉa khí condensate là tỷ số condensate khí của giếng theo thời gian khai thác. Thông số này có xu hướng giảm dần do áp suất vỉa suy giảm trong quá trình khai thác. Với cách tiếp cận truyền thống, mẫu chất lưu khí và condensate được lấy tại thời điểm ban đầu cũng như định kỳ trong quá trình khai thác để thực hiện phân tích thành phần chất lưu, xác định tỷ số condensate khí và phân tích tính chất chất lưu (thí nghiệm PVT). Tuy nhiên, việc lấy mẫu, vận chuyển và phân tích mẫu mất nhiều thời gian cũng như chi phí. Ngoài cách tiếp cận trên, phương pháp mô hình hóa thành phần và động thái chất lưu trong vỉa cũng thường được áp dụng. Phương pháp này chứa đựng nhiều yếu tố rủi ro vì phụ thuộc nhiều vào các thông số đầu vào giả định bao gồm cấu trúc vỉa, tương tác giữa các pha và các thông số tính chất khác của vỉa chứa. Do đó, ứng dụng học máy vào việc dự báo sự thay đổi của tỷ số condensate khí của giếng theo thời gian trong nghiên cứu này là một hướng đi mới hiệu quả để hỗ trợ cho các phương pháp truyền thống.

**Từ khóa:** Học máy, tỷ số condensate khí, dự báo khai thác.

## 1. Giới thiệu

Việc dự báo tỷ số condensate khí của giếng có ý nghĩa rất quan trọng trong việc quản lý khai thác các vỉa khí condensate. Whitson và các cộng sự đã chứng minh rằng, điểm khác biệt chính đối với vỉa khí condensate so với vỉa khí khô là cần phải dự báo được tỷ số condensate khí, từ đó tính toán được lượng condensate sẽ được khai thác lên bề mặt [1]. Do vậy, thông số này rất quan trọng và cần phải có dự báo đáng tin cậy.

Phương pháp truyền thống để dự báo tỷ số condensate khí qua quá trình suy giảm áp suất dựa vào mô hình chất lưu PVT (pressure - volume - temperature). Để xây dựng được mô hình này cần phải thu thập được mẫu chất lưu đại diện, sau đó thực hiện các thí nghiệm PVT để xác định các thông số tính chất chính của chất lưu. Quá trình này tốn kém nhiều chi phí và thời gian thực hiện. Sau khi đã có các thông số

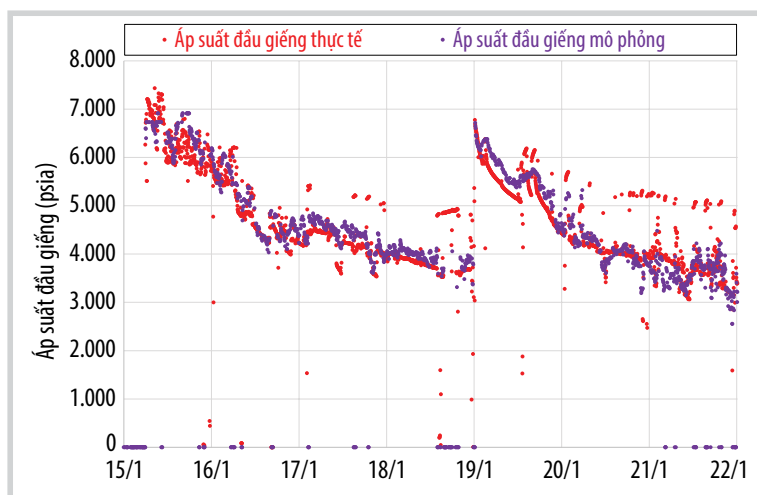
tính chất chất lưu, mô hình phương trình trạng thái EOS (equation of state) sẽ được xây dựng để mô phỏng các đặc tính này của chất lưu trong vỉa. Nếu không có mẫu đại diện cùng các thông số tính chất chất lưu thu thập được qua quá trình phân tích mẫu, sẽ không thể xây dựng được mô hình trạng thái, còn nếu sử dụng tính chất chất lưu của vỉa khác thì độ chính xác của mô hình sẽ không đảm bảo.

Một phương pháp truyền thống khác là sử dụng mô hình động. Tuy nhiên, với hầu hết các giếng thuộc mỏ Hải Thạch, việc dự báo tỷ số condensate khí bằng phương pháp này khá khó khăn dù kết quả khớp lịch sử khai thác của áp suất đầu giếng là tốt như trong Hình 1 và 2.

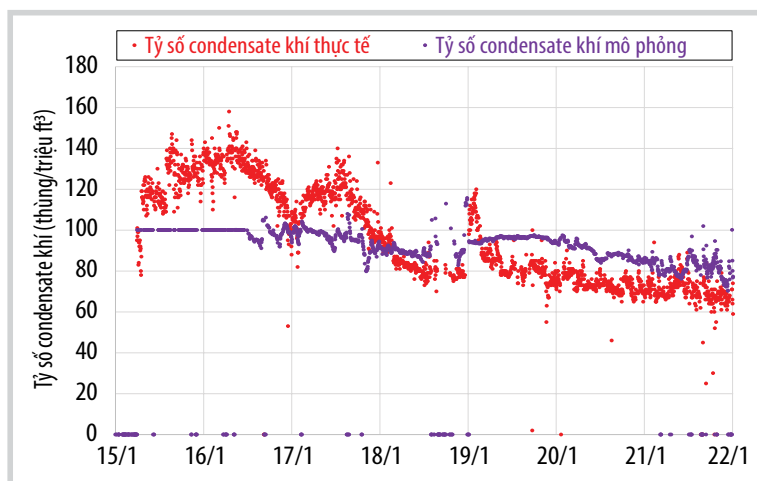
Có nhiều lý do khiến việc khớp lịch sử cho tỷ số condensate khí của các giếng Hải Thạch gặp nhiều khó khăn. Thứ nhất, mỏ Hải Thạch có 9 vỉa riêng biệt nhưng chỉ lấy được mẫu đại diện của 1 vỉa nên không có đủ dữ liệu để xây dựng mô hình tính chất chất lưu cho tất cả các vỉa cần phải mô phỏng. Đối với các vỉa không có mẫu



Ngày nhận bài: 21/7/2023. Ngày phản biện đánh giá và sửa chữa: 2/8/2023 - 23/1/2024.  
 Ngày bài báo được duyệt đăng: 23/1/2024.



Hình 1. Kết quả khớp lịch sử khá tốt cho áp suất đầu giếng HT-Y bằng mô hình động.



Hình 2. Kết quả khớp lịch sử cho tỷ số condensate khí của giếng HT-Y bằng mô hình động còn nhiều khó khăn.

đại diện, phải giả sử chúng có tính chất tương đồng với vỉa có mẫu đại diện, nên mô hình tính chất chất lưu cho các vỉa này sẽ có nhiều yếu tố không chắc chắn. Thứ hai, nhiều giếng Hải Thạch khai thác đồng thời từ nhiều tập vỉa và tỷ lệ đóng góp của các vỉa này thay đổi theo thời gian. Do đó việc khớp lịch sử cho tỷ số condensate khí bằng mô hình động là hết sức khó khăn và có sai lệch nhất định so với số liệu thực tế, dẫn đến việc dự báo tỷ số này trong tương lai cũng gặp nhiều khó khăn. Đối với dự báo ngắn hạn, sai số này gây ảnh hưởng lên các chuyển xuất bán condensate vì lượng khai thác dự báo được có thể ít hơn hoặc nhiều hơn so với thực tế, dẫn đến việc lập kế hoạch bán condensate có nhiều rủi ro với nguy cơ thiếu hàng hoặc lượng khai thác vượt quá khả năng của tàu chứa dẫn đến phải dừng giàn khai thác. Đối với dự báo dài hạn, sai số trong dự báo tỷ số condensate khí dẫn đến sản lượng condensate và tổng thu hồi condensate cho từng giếng bị sai lệch, ảnh hưởng đến kết quả tính toán về hiệu quả thương mại của dự án. Do đó, việc xây dựng một phương pháp hỗ trợ để dự báo tỷ số condensate khí là hết sức cấp thiết.

Ngày nay, học máy đã được sử dụng rộng rãi để giải quyết nhiều bài toán dự báo. Ứng dụng của phương pháp này vào việc dự báo

tính chất chất lưu của vỉa dầu khí cũng đã được nghiên cứu bởi một số nhóm tác giả, như áp dụng thuật toán học máy để ước tính áp suất điểm sương của vỉa khí condensate [2 - 5], tính toán tỷ số condensate khí [6, 7] và thành phần chất lưu [8]. Tuy nhiên, các nghiên cứu này chưa dự báo sự thay đổi của tỷ số condensate khí theo thời gian trong quá trình áp suất vỉa suy giảm khi khai thác.

Đối với giếng khai thác, quan sát thấy tỷ số condensate khí phụ thuộc nhiều vào giá trị áp suất đầu giếng. Ngoài ra, việc bắn vỉa bổ sung trong quá trình khai thác cũng có thể ảnh hưởng rất lớn đến tỷ số condensate khí. Do các giá trị áp suất đầu giếng, nhiệt độ đầu giếng và độ mở van khai thác đều được theo dõi và lưu đều đặn nên việc xác lập mối liên hệ giữa các dữ liệu trên với những dữ liệu thu thập khó khăn và tốn kém hơn như tỷ số condensate khí sẽ có nhiều giá trị thực tiễn. Do đó, việc sử dụng học máy để dự báo tỷ số condensate khí là một lựa chọn thay thế để khắc phục các khó khăn của các phương pháp truyền thống. Nghiên cứu này là một phần kết quả của đề tài cấp Nhà nước để nâng cao hiệu quả quản lý, khai thác mỏ khí condensate Hải Thạch - Mộc Tinh [9].

## 2. Phương pháp nghiên cứu

So với sự phức tạp của mô hình chất lưu hay mô hình động, học máy thực hiện dự báo với ít thông số đầu vào. Tuy nhiên, học máy cũng có những khó khăn nhất định trong việc dự báo theo thời gian, đặc biệt là thời gian tương đối dài trong tương lai. Lee và các cộng sự xây dựng mạng bộ nhớ ngắn dài LSTM (long short-term memories) được huấn luyện trên bộ dữ liệu của 300 giếng để dự báo sản lượng của 15 giếng, kết quả dự báo chính xác cao nhưng hạn chế là kết quả này chỉ cho dự báo ngắn hạn trong vòng 1 tháng [10]. Trong một nghiên cứu khác, Zhan và các cộng sự đã sử dụng dữ liệu từ hơn 300 giếng dầu phi truyền thống nhằm xây dựng 2 mô hình LSTM, một mô hình dự báo sự suy giảm của sản lượng và mô hình còn lại dự báo sản lượng cộng dồn [11]. Với mỗi giếng, nhóm tác giả sử dụng dữ liệu khai thác của 3 tháng đầu để huấn luyện mô hình và sử dụng 21 tháng còn lại cho việc thử nghiệm. Do các

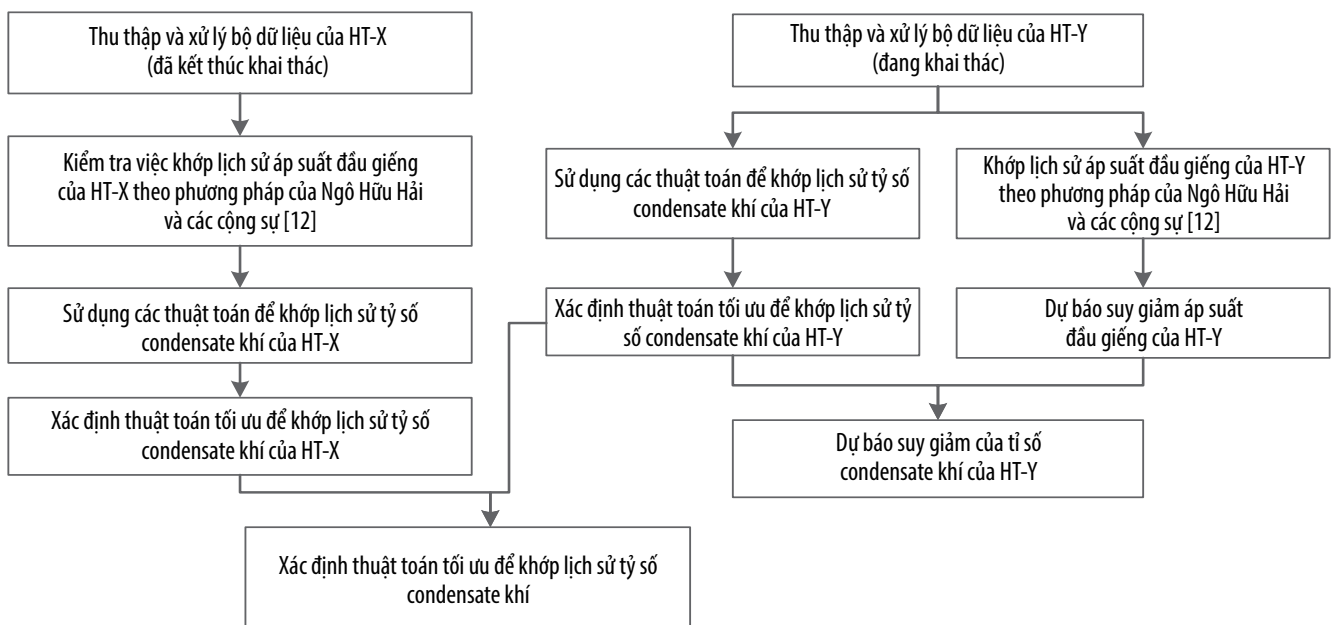
giếng dầu phi truyền thống có đặc điểm sụt giảm sản lượng nhanh chóng nên dữ liệu khai thác của 3 tháng đầu chứa rất nhiều thông tin để huấn luyện mô hình; điều này không đúng khi xây dựng mô hình cho các giếng dầu khí truyền thống. Để khắc phục khó khăn tích lũy sai số trong dự báo chuỗi thời gian và mô phỏng sự sụt giảm sản lượng nhanh chóng trong những tháng đầu, ngoài áp suất đầu giếng và sản lượng dầu của mỗi giếng, 12 giếng giống nhất với giếng đang được phân tích sẽ được chọn ra từ bộ dữ liệu và chuyển đổi thành các thông số đầu vào. Tuy nhiên, kết quả cho thấy mô hình LSTM dự báo sản lượng quá cao trong khi mô hình LSTM dự báo sản lượng cộng dồn quá thấp so với số liệu thực tế. Có thể thấy nhiều mô hình học máy có những khó khăn nhất định trong việc dự báo theo thời gian dài. Ngoài ra, việc nắm bắt những sự thay đổi bất thường trong dữ liệu lịch sử khai thác cũng là một khó khăn lớn cần được giải quyết cho các giếng có bản vỉa bổ sung. Với thuật toán hồi quy phân đoạn (piecewise regression) [12], nguyên tắc của thuật toán này là dùng thuật toán cây hồi quy (decision tree regressor) để chia nhóm các dữ liệu (bucketization), vì thế sẽ xử lý tốt các bộ dữ liệu có nhiều xu hướng khác nhau. Do đó, thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với thuật toán hồi quy tuyến tính và XGboost đã được sử dụng để giải quyết bài toán dự báo này.

Tỷ số condensate khí là thông số phụ thuộc vào áp suất vỉa, do đó phụ thuộc vào áp suất đầu giếng. Vì vậy nghiên cứu này được chia thành 2 bước. Bước 1 là dự báo sự suy giảm của áp suất đầu giếng trong quá trình khai thác, theo phương pháp đã được công bố bởi Ngô Hữu

Hải và các cộng sự [12]. Bước 2 là dự báo tỷ số condensate khí theo sự suy giảm của áp suất đầu giếng.

Trong mỏ Hải Thạch, giếng HT-X bắt đầu khai thác từ năm 2015 với khả năng cho dòng tốt. Sau 5 năm khai thác, giếng HT-X đã cạn kiệt với áp suất đầu giếng suy giảm về sát với giá trị áp suất đầu vào hệ thống xử lý và tỷ số condensate khí suy giảm từ giá trị ban đầu 100 thùng/triệu  $ft^3$  xuống còn 10 thùng/triệu  $ft^3$ . Vì dữ liệu lịch sử về sự suy giảm của áp suất đầu giếng cũng như tỷ số condensate khí của HT-X đầy đủ cho đến khi đóng giếng, nên giếng này được sử dụng cho việc xây dựng mô hình học máy. Bộ số liệu áp suất đầu giếng của HT-X có 1.566 điểm dữ liệu từ lịch sử khai thác hàng ngày gồm thời gian, độ mở van khai thác và lưu lượng khí. Bộ số liệu tỷ số condensate khí của giếng HT-X có 52 điểm dữ liệu lịch sử từ kết quả kiểm tra động thái giếng gồm thời gian, độ mở van khai thác và áp suất đầu giếng. Do bộ dữ liệu lịch sử dùng để dự báo tỷ số condensate khí của giếng HT-X tương đối nhỏ nên độ rộng của chuỗi dữ liệu dùng để dự báo xu hướng (mean\_leaf) sẽ ảnh hưởng nhiều tới kết quả dự báo. Sự kết hợp giữa thuật toán hồi quy phân đoạn và hồi quy tuyến tính hoặc hồi quy phân đoạn kết hợp với XGBoost lần lượt được sử dụng cho việc dự báo tỷ số condensate khí của HT-X với các tỷ lệ chia khác nhau của tập dữ liệu đào tạo và tập dữ liệu kiểm tra để tìm ra thuật toán tối ưu nhất cho việc dự báo sự suy giảm trong tương lai.

Quá trình trên sẽ được lặp lại cho giếng HT-Y, là đối tượng áp dụng chính của nghiên cứu này. Giếng HT-Y cũng bắt đầu khai thác từ năm 2015 như HT-X nhưng có



**Hình 3.** Lưu đồ nghiên cứu.

động thái khai thác tốt hơn và áp suất không suy giảm nhanh như HT-X nên sau 7 năm khai thác, HT-Y vẫn là giếng có đóng góp lớn nhất trong các giếng Hải Thạch và chưa có dấu hiệu bị cạn kiệt. Việc dự báo sự suy giảm của tỷ số condensate khí sẽ giúp quản lý khai thác tốt hơn cho giếng HT-Y. Bộ dữ liệu áp suất đầu giếng của HT-Y có 1.658 điểm dữ liệu từ lịch sử khai thác hàng ngày gồm thời gian, độ mở van khai thác và lưu lượng khí. Bộ dữ liệu tỷ số condensate khí có 132 điểm dữ liệu lịch sử từ kết quả kiểm tra động thái giếng gồm thời gian, độ mở van khai thác và áp suất đầu giếng. Đặc biệt, giếng HT-Y có khác biệt lớn so với HT-X là giếng này có bơm vỉa bổ sung, làm thay đổi động thái khai thác và sự kiện này sẽ được dùng để kiểm chứng khả năng của các thuật toán.

Lưu đồ nghiên cứu được thể hiện trong Hình 3.

### 3. Kết quả nghiên cứu

Bộ dữ liệu dùng để dự báo áp suất đầu giếng của HT-X được chia thành tập dữ liệu đào tạo và kiểm tra theo các

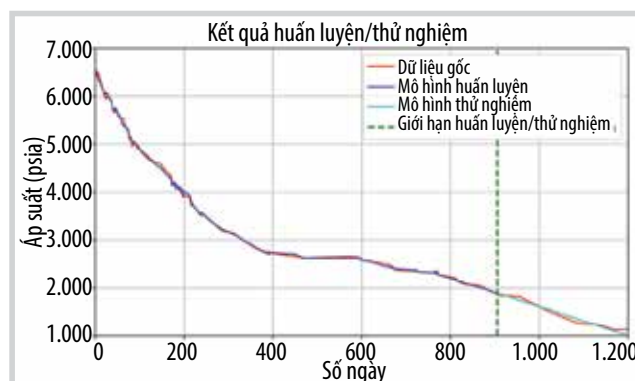
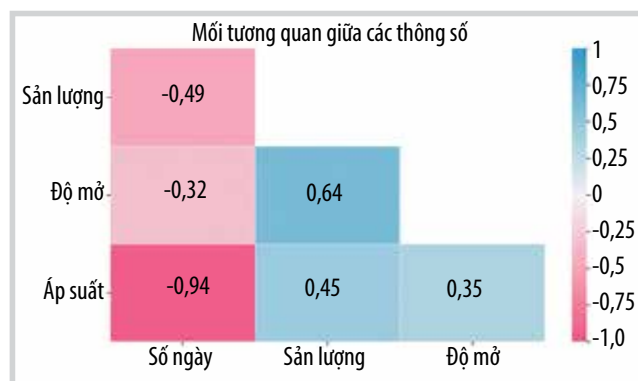
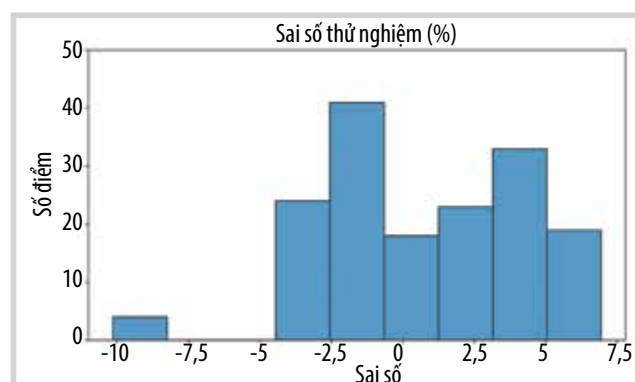
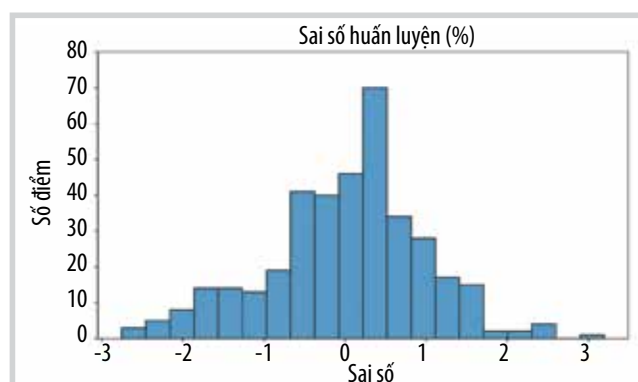
tỷ lệ khác nhau. Tham số mean\_leaf được tối ưu hóa dựa trên điểm số cao nhất của hệ số tương quan khi so sánh kết quả dự báo với số liệu thực tế trên tập huấn luyện. Kết quả của quá trình tính toán được thể hiện trong các hình bên dưới.

Thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với hồi quy tuyến tính được áp dụng để phục hồi lịch sử áp suất đầu giếng HT-X theo các tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm khác nhau (Bảng 1) và kết quả đại diện trong Hình 4.

Kết quả kiểm tra cho thấy việc khớp lịch sử và dự báo áp suất đầu giếng theo phương pháp đề xuất bởi Ngô Hữu Hải và các cộng sự [12] là khả thi cho giếng HT-X khi tỷ lệ dữ liệu lịch sử/dự báo đạt 60/40 trở lên. Quá trình trên sẽ được lặp lại cho việc khớp lịch sử và dự báo sự suy giảm của áp suất đầu giếng HT-Y. Do áp suất đầu giếng của HT-Y thay đổi hoàn toàn sau khi bơm vỉa bổ sung nên các tỷ lệ chia 50/50, 60/40, 70/30 và 80/20 vẫn được áp dụng nhưng tính từ thời điểm bơm vỉa bổ sung. Kết quả dự

**Bảng 1.** Kết quả dự báo suy giảm áp suất đầu giếng HT-X bằng học máy theo các tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm

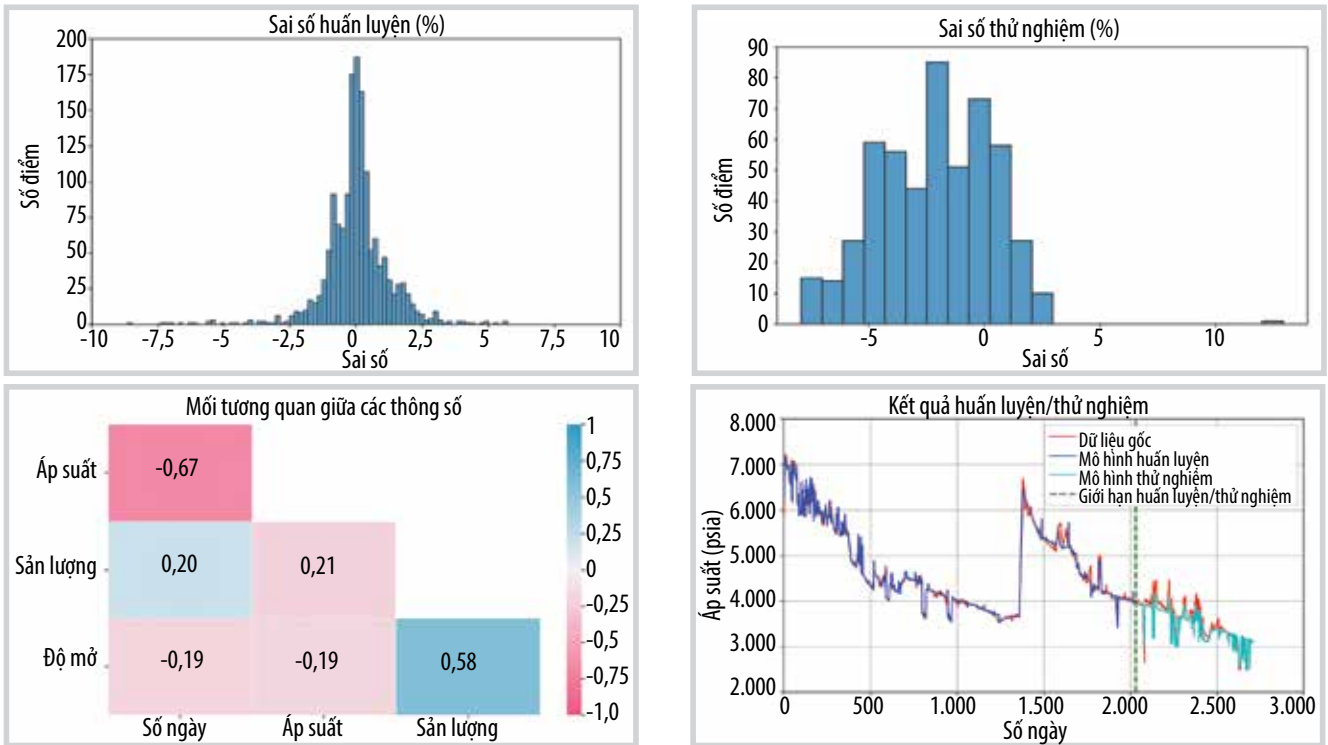
Tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm	Mean_leaf	Sai số huấn luyện	Sai số thử nghiệm	Kết quả dự báo
50/50	20	-1,5 đến 1,5	-15 đến 0	Chưa tốt
60/40	100	-15 đến 15	-7,5 đến 10	Khá tốt
70/30	50	-3 đến 3	-10 đến 7,5	Tốt
80/20	100	-8 đến 8	-2 đến 10	Tốt



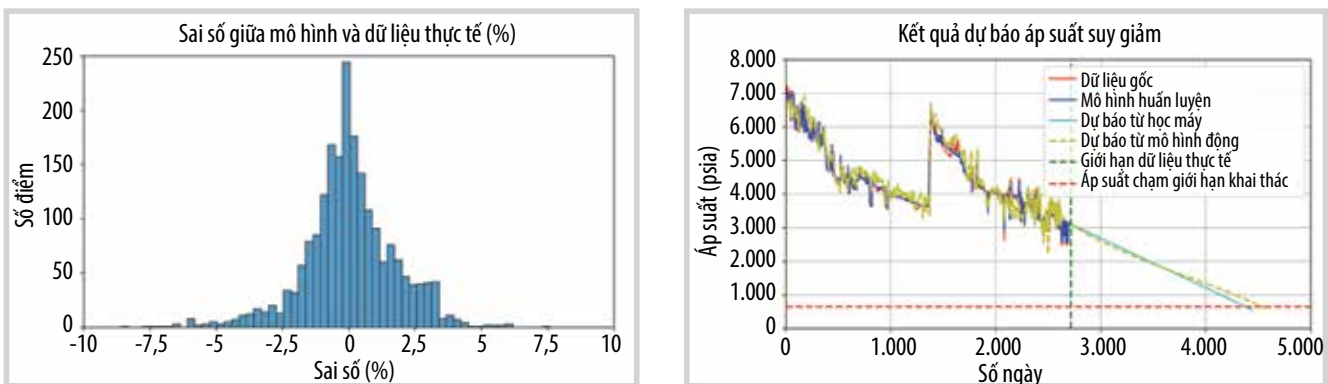
**Hình 4.** Kết quả dự báo suy giảm áp suất đầu giếng HT-X bằng học máy theo tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm 70/30.

**Bảng 2.** Kết quả dự báo suy giảm áp suất đầu giếng HT-Y bằng học máy theo các tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm

Tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm	Mean_leaf	Sai số huấn luyện	Sai số thử nghiệm	Kết quả dự báo
50/50	83	-5 đến 5	-8 đến 3	Tốt
60/40	199	-8 đến 8	-8 đến 4	Tốt
70/30	61	-8 đến 8	-12 đến 2	Tốt
80/20	184	-8 đến 8	-3 đến 6	Tốt



**Hình 5.** Kết quả dự báo sự suy giảm của áp suất đầu giếng HT-Y bằng học máy theo tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm 50/50.



**Hình 6.** Kết quả dự báo sự suy giảm của áp suất đầu giếng HT-Y trong tương lai bằng học máy so sánh với kết quả dự báo bằng mô hình động.

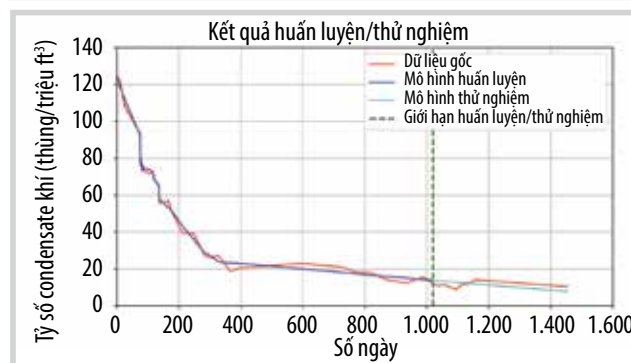
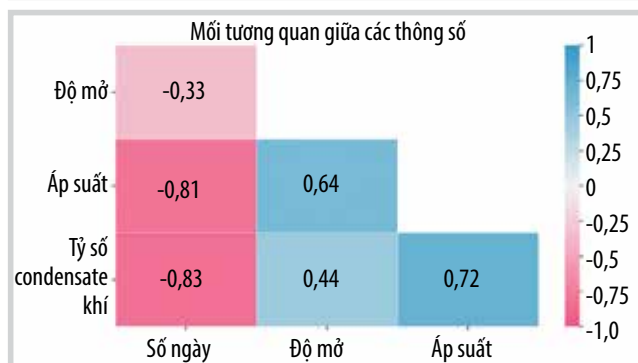
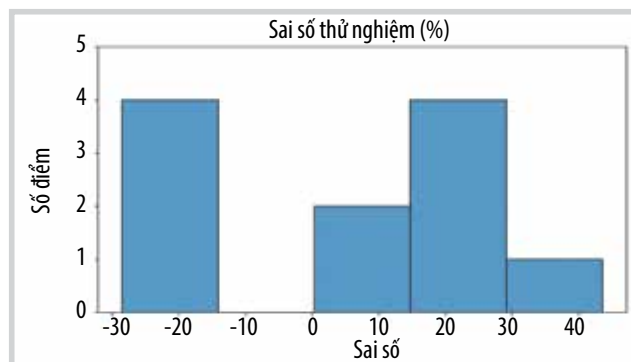
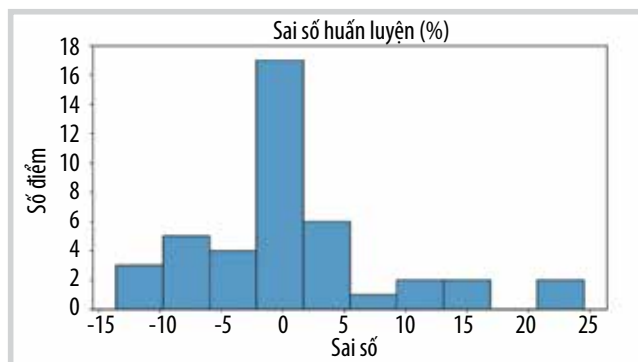
báo ở các tỷ lệ chia được tóm tắt trong Bảng 2 và kết quả đại diện được thể hiện trong Hình 5.

Kết quả dự báo áp suất đầu giếng cho HT-Y trong tương lai bằng học máy so với kết quả dự báo bằng mô hình động được thể hiện trong Hình 6. So sánh kết quả của 2 phương pháp dự báo cho thấy việc sử dụng học máy cho kết quả dự báo áp suất đầu giếng của HT-Y trong tương lai là hợp lý và chỉ có khác biệt nhỏ so với phương pháp sử dụng mô hình động.

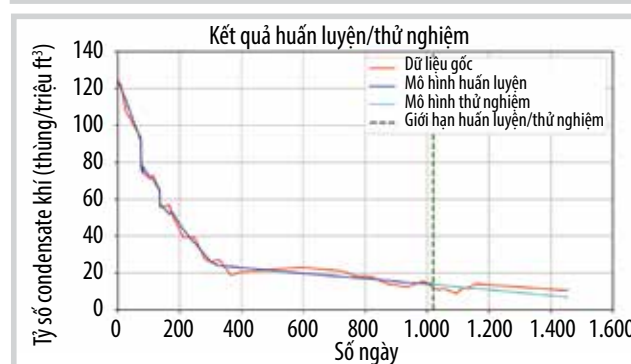
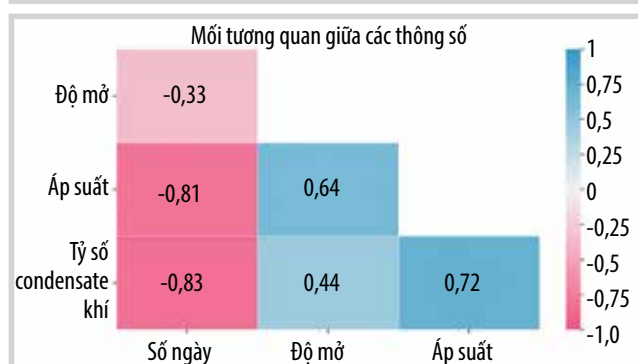
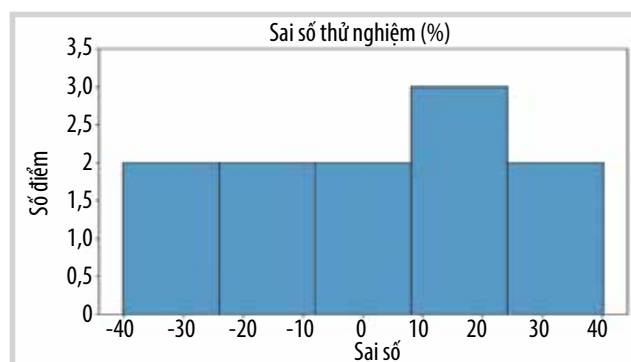
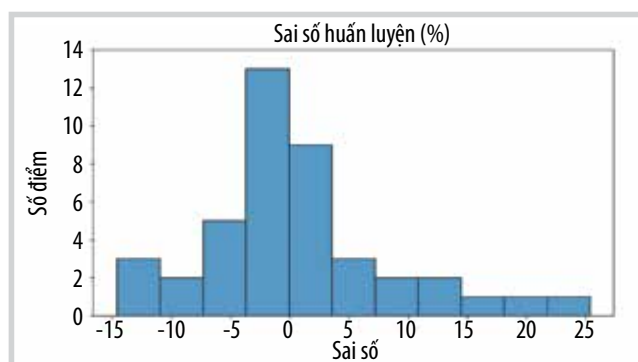
Sau khi kiểm chứng áp suất đầu giếng được dự báo với độ chính xác cao, trong bước tiếp theo tỷ số condensate khí cũng được dự báo bằng thuật toán học máy. Do bộ dữ liệu tỷ số condensate khí hạn chế so với bộ dữ liệu áp suất đầu giếng nên chỉ áp dụng các tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm là 70/30 và 80/20. Kết quả cho giếng HT-X được tóm tắt trong Bảng 3 và kết quả đại diện được thể hiện trong Hình 7 và 8.

**Bảng 3.** Kết quả dự báo suy giảm tỷ số condensate khí của giếng HT-X bằng học máy theo các tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm

Tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm	Thuật toán	Mean_leaf	Sai số huấn luyện	Sai số thử nghiệm	Kết quả dự báo
70/30	Hồi quy phân đoạn kết hợp với hồi quy tuyến tính	6	-10 đến 25	0 đến 70	Tốt
80/20		8	-15 đến 25	-30 đến 40	Tốt
70/30	Hồi quy phân đoạn kết hợp với XGBoost	6	-10 đến 25	0 đến 70	Tốt
80/20		8	-15 đến 25	-40 đến 40	Tốt



**Hình 7.** Kết quả dự báo tỷ số condensate khí của giếng HT-X bằng thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với hồi quy tuyến tính theo tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm 80/20.

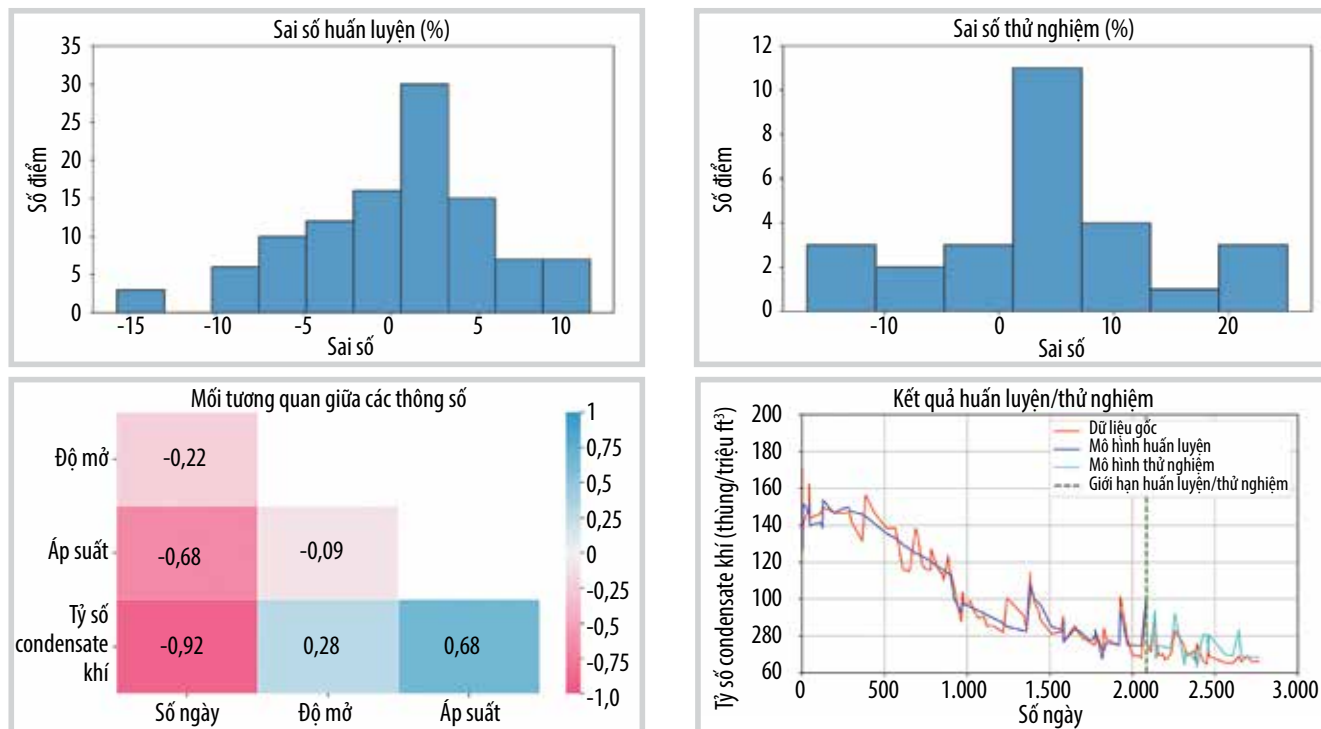


**Hình 8.** Kết quả dự báo tỷ số condensate khí của giếng HT-X bằng thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với XGBoost theo tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm 80/20.

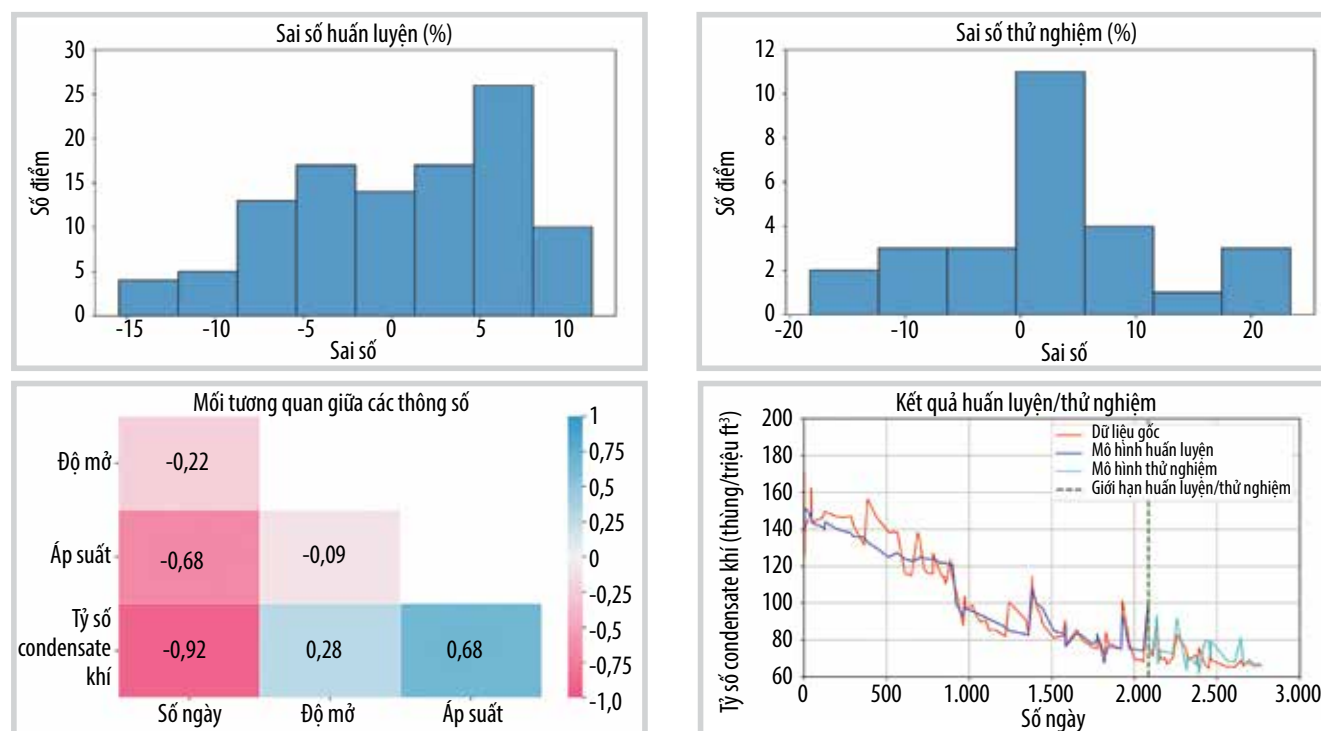


**Bảng 4.** Kết quả dự báo suy giảm tỷ số condensate khí của giếng HT-Y bằng học máy theo các tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm

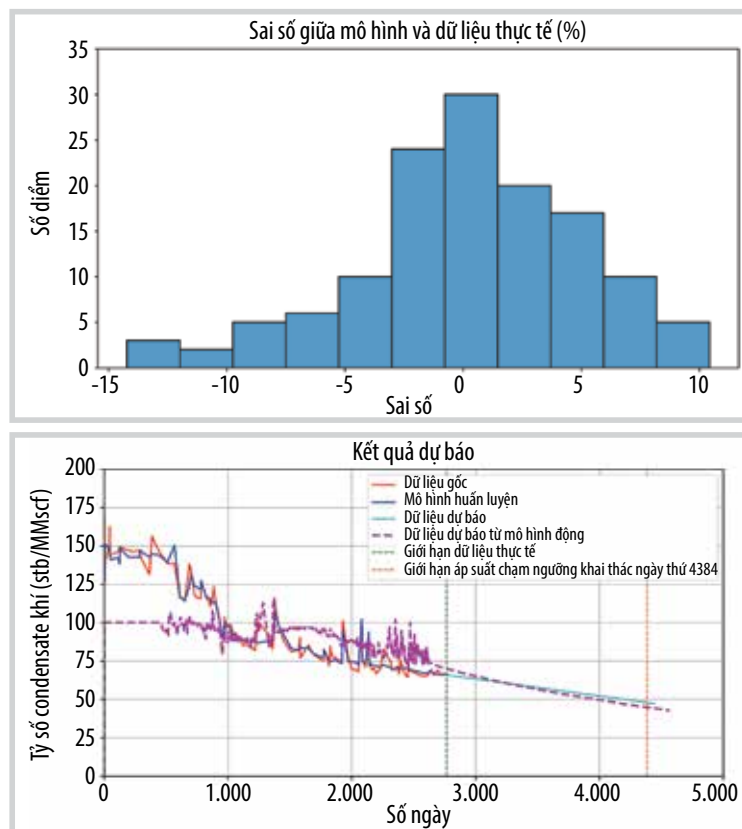
Tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm	Thuật toán	Mean_leaf	Sai số huấn luyện	Sai số thử nghiệm	Kết quả dự báo
70/30	Hồi quy phân đoạn kết hợp với hồi quy tuyến tính	20	-15 đến 10	-15 đến 30	Quá cao
80/20		30	-15 đến 10	-15 đến 25	Tốt
70/30	Hồi quy phân đoạn kết hợp với XGBoost	20	-15 đến 10	-20 đến 15	Tốt
80/20		30	-15 đến 10	-20 đến 20	Tốt



**Hình 9.** Kết quả dự báo tỷ số condensate khí của giếng HT-Y bằng thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với hồi quy tuyến tính theo tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm 80/20.



**Hình 10.** Kết quả dự báo tỷ số condensate khí của giếng HT-X bằng thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với XGBoost theo tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm 80/20.



Hình 11. Kết quả dự báo tỷ số condensate khí của giếng HT-Y trong tương lai bằng học máy so sánh với kết quả dự báo bằng mô hình động.

Đối với việc dự báo tỷ số condensate khí của giếng HT-X, thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với hồi quy tuyến tính cho kết quả dự báo khá tương đồng so với thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với XGBoost. Do đó, tỷ số condensate khí của giếng HT-Y cũng được dự báo bằng cả 2 thuật toán với các tỷ lệ chia là 70/30 và 80/20 với kết quả được tóm tắt trong Bảng 4.

Thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với XGBoost cho kết quả dự báo tốt hơn so với thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với hồi quy tuyến tính với tỷ lệ chia 70/30.

Đối với tỷ lệ chia 80/20, kết quả dự báo khá tương đồng cho cả 2 thuật toán như trong Hình 9 và 10.

Như vậy, xét về tổng thể thì thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với XGBoost sẽ cho kết quả dự báo tốt và ổn định hơn nên thuật toán này sẽ được sử dụng để dự báo cho tỷ số condensate khí trong tương lai của HT-Y, với kết quả học máy so với kết quả dự báo bằng mô hình động được thể hiện trong Hình 11. So sánh kết quả của 2 phương pháp dự báo (khác biệt tuyệt đối trung bình chỉ 2,5 thùng/triệu ft<sup>3</sup> và khác biệt tương đối trung bình chỉ 4,6%) cho thấy việc sử dụng học máy cho kết quả dự báo tỷ số condensate khí trong tương lai là hợp lý với giếng HT-Y và có thể được sử dụng hỗ trợ cho dự báo mô hình động để quản lý khai thác giếng này.

#### 4. Kết luận

Các kết luận chính của nghiên cứu có thể được tóm tắt như sau:

- Học máy đã được áp dụng thành công để dự báo sự thay đổi của tỷ số condensate khí theo thời gian khai thác, là một trong những thông số quan trọng nhất cho vỉa khí condensate nhưng rất khó dự báo bằng các phương pháp truyền thống;

- Về thuật toán học máy, thuật toán hồi quy phân đoạn kết hợp với XGBoost cho kết quả dự báo tốt và ổn định nhất cho tỷ số condensate khí. Kết quả xây dựng mô hình cho thấy kết quả dự báo tốt với tỷ lệ chia tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm từ 70/30;

- Kết quả so sánh dự báo bằng học máy với dự báo bằng mô hình động cho thấy khác biệt tuyệt đối trung bình chỉ 2,5 thùng/triệu ft<sup>3</sup> và khác biệt tương đối trung bình chỉ 4,6%;

- Việc dự báo thành công sự thay đổi của tỷ số condensate khí của giếng theo thời gian bằng học máy có ý nghĩa quan trọng trong việc hỗ trợ dự báo sản lượng condensate của giếng, qua đó giúp quản lý khai thác mỏ khí condensate tối ưu hơn.

#### Tài liệu tham khảo

[1] Curtis H. Whitson, Øivind Fevang, and Tao Yang, "Gas condensate PVT - what's really important and why?", *IBC Conference "Optimisation of Gas Condensate Fields"*, London, 28 - 29 January 1999.

[2] Meisam Karbalaee Akbari, Farhang Jalali Farahani, and Yaser Abdy, "Dewpoint pressure estimation of gas condensate reservoirs, using artificial neural network (ANN)", *SPE Europec/EAGE Annual Conference and Exhibition, London, United Kingdom, 11 - 14 June 2007*. DOI: 10.2118/107032-MS.

[3] Seyed Mohammad Javad Majidi, Amin Shokrollahi, Milad Arabloo, Ramin Mahdikhani-Soleymanloo, and Mohsen Masihi, "Evolving an accurate model based on machine learning approach for prediction of dew-point pressure in gas condensate reservoirs", *Chemical Engineering Research and Design*, Volume 92, Issue 5, pp. 891 - 902, 2014. DOI: 10.1016/j.cherd.2013.08.014.

[4] Zhi Zhong, Siyan Liu, Mohammad Kazemi, and Timothy R. Carr, "Dew point pressure prediction based on mixed-kernels-function

support vector machine in gas-condensate reservoir", *Fuel*, Volume 232, pp. 600 - 609, 2018. DOI: 10.1016/j.fuel.2018.05.168.

[5] Princewill Ikpeka, Johnson Ugwu, Paul Russell, and Gobind Pillai, "Performance evaluation of machine learning algorithms in predicting dew point pressure of gas condensate reservoirs", *SN Applied Sciences*, Volume 2, 2020. DOI: 10.1007/s42452-020-03811-x.

[6] Sohrab Zendehboudi, Mohammad Ali Ahmadi, Lesley James, and Ioannis Chatzis, "Prediction of condensate-to-gas ratio for retrograde gas condensate reservoirs using artificial neural network with particle swarm optimization", *Energy & Fuels*, Volume 26, Issue 6, pp. 3432 - 3447, 2012. DOI: 10.1021/ef300443j.

[7] Mohammad Ali Ahmadi, Mohammad Ebadi, Payam Soleimani Marghmaleki, and Mohammad Mahboubi Fouladi, "Evolving predictive model to determine condensate-to-gas ratio in retrograded condensate gas reservoirs", *Fuel*, Volume 124, pp. 241 - 257, 2014. DOI: 10.1016/j.fuel.2014.01.073.

[8] Hana AlMatouq, Mohammed Alabbad, and Fatai Anifowose, "An artificial intelligence approach to predict molar compositions of reservoir fluid components", *SPE Gas & Oil Technology Showcase and Conference, Dubai, UAE, 21 - 23 October 2019*. DOI: 10.2118/198555-MS.

[9] Triệu Hùng Trường, Trần Vũ Tùng và nnk, "Nghiên cứu xây dựng bộ công cụ trí tuệ nhân tạo hỗ trợ 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 khí condensate Hải Thạch - Mộc Tinh Lô 05-2; 05-3, thuộc Biển Đông Việt Nam", Đề tài cấp Nhà nước thuộc "Chương trình khoa học và công nghệ trọng điểm cấp quốc gia phục vụ đổi mới, hiện đại hóa công nghệ khai thác và chế biến khoáng sản đến năm 2025", Mã số 077.2021.CNKK. QG/HĐKH-CN.

[10] Kyungbook Lee, Jungtek Lim, Daeung Yoon, and Hyungsik Jung, "Prediction of shale gas production at Duvernay formation using deep-learning algorithm", *SPE Journal*, Volume 24, Issue 6, pp. 2423 - 2437, 2019. DOI: 10.2118/195698-PA.

[11] Cheng Zhan, Sathish Sankaran, Vincent LeMoine, Jeremy Graybill, and Didi-Ooi Sher Mey, "Application of machine learning for production forecasting for unconventional resources", *Unconventional Resources Technology Conference, Denver, Colorado, USA, 22 - 24 July 2019*. DOI: 10.15530/urtec-2019-47.

[12] Ngo Huu Hai, Pham Hoang Duy, Nguyen Ngoc Tan, Hoang Ky Son, Tran Ngoc Trung và Tran Vu Tung, "Application of machine learning to decline curve analysis (DCA) for gas-condensate production wells with complex production history due to add-on perforation of new reservoirs", *Petrovietnam Science, Technology & Innovation*, Volume 2, pp. 4 - 9, 2023. DOI: 10.47800/PVSI.2023.02-01.

## APPLICATION OF MACHINE LEARNING TO PREDICT THE TIME EVOLUTION OF CONDENSATE TO GAS RATIO FOR PLANNING AND MANAGEMENT OF GAS - CONDENSATE FIELDS

**Ngô Hữu Hải<sup>1</sup>, Trình Xuân Vinh<sup>1</sup>, Nguyễn Ngọc Tân<sup>1</sup>, Hoàng Kỳ Sơn<sup>1</sup>, Ngô Tuấn Anh<sup>1</sup>, Trần Ngọc Trung<sup>1</sup>, Trần Vũ Tùng<sup>1</sup>, Nguyễn Sỹ Tuấn<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC)

<sup>2</sup>Van Lang University

Email: sonhk@biendongpoc.vn

### Summary

One of the most important parameters for evaluating, forecasting, and managing gas - condensate fields is the evolution of the condensate to gas ratio (CGR) over time. This parameter tends to decrease as reservoir pressure declines. Conventionally, gas and condensate samples are collected initially at the time starting production and periodically later to conduct laboratory analyses of fluid composition, properties and CGR. However, sampling, transporting and analysing samples take time and effort and, therefore, could be very expensive. To predict CGR over time, likewise, dynamic models are also frequently used. However, these models could include many uncertainties due to the assumption of input data, including reservoir structures, fluid phase interaction, and reservoir property distribution. Therefore, application of machine learning to predict the time evolution of CGR in this research is a new and effective approach to supplement conventional methods.

**Key words:** Machine learning, condensate to gas ratio, production forecast.

# NGHIÊN CỨU XÂY DỰNG CÔNG CỤ HỌC MÁY DỰ BÁO NHIỆT ĐỘ ĐẦU RA CẤP 1 VÀ CẤP 2 CỦA MÁY NÉN KHÍ CAO ÁP

**Trần Ngọc Trung, Nguyễn Thành Trung, Nguyễn Duy Minh, Đào Quang Khoa, Trần Vũ Tùng, Hoàng Kỳ Sơn**

Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông

Email: trungtn@biendongpoc.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2024.01-08>

## Tóm tắt

Máy nén khí là thiết bị quan trọng trên giàn xử lý trung tâm PQP-HT. Khí tự nhiên, sau quá trình khử nước và đảm bảo nhiệt độ điểm sương theo điều kiện và thông số kỹ thuật đầu vào đường ống dẫn khí Nam Côn Sơn (NCSP), được chuyển đến hệ thống nén khí bao gồm 2 dây chuyền máy nén khí. Việc tối ưu hóa điều kiện vận hành bằng cách giảm áp suất đầu vào của hệ thống xử lý khí tự nhiên được sử dụng để nâng cao hiệu quả sản xuất của các mỏ khí. Tuy nhiên, việc thay đổi điều kiện vận hành đầu vào ảnh hưởng trực tiếp đến hệ thống máy nén khí khi áp suất đầu vào giảm và nhiệt độ đầu ra của máy nén khí có thể tăng lên vượt quá ngưỡng vận hành an toàn.

Để tính toán ảnh hưởng của việc thay đổi điều kiện vận hành của máy nén khí lên nhiệt độ đầu ra của từng giai đoạn, thường sử dụng phần mềm mô phỏng nhiệt động lực học thương mại (như Hysys, Proll). Từ đó, có thể mô phỏng và chọn điều kiện làm việc tối ưu, đảm bảo an toàn cho hệ thống xử lý khí tự nhiên. Tuy nhiên, chi phí cấp phép và duy trì phần mềm thương mại cao. Ngoài ra, các thuật toán học máy hiện đại được chứng minh có thể dự báo các thông số vận hành dựa trên dữ liệu lịch sử. Nhiều nghiên cứu đã tìm cách dự báo chính xác hiệu suất của máy nén, nhằm cải thiện hiệu quả của các hoạt động vận hành. Thuật toán học máy có ưu điểm là kết quả dự báo có độ chính xác cao, mô hình có thể hoạt động liên tục và tự động tái học khi thay đổi điều kiện vận hành. Do đó, các mô hình học máy có thể được sử dụng làm phương án thay thế phần mềm mô phỏng nhiệt động lực học thương mại.

**Từ khóa:** Học máy, máy nén khí, dự báo nhiệt độ đầu ra máy nén.

## 1. Giới thiệu

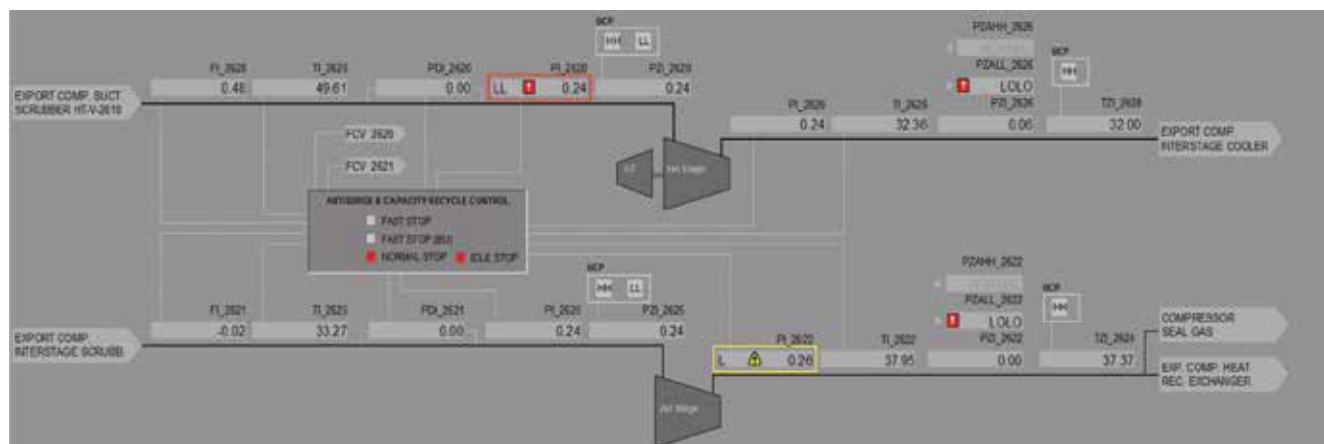
Giàn khai thác dầu khí Hải Thạch - Mộc Tinh bao gồm 1 giàn đầu giếng (WHP-MT1) tại Lô 05-3 (mỏ Mộc Tinh), 1 giàn đầu giếng (WHP-HT1) cùng 1 giàn xử lý trung tâm (PQP-HT) tại Lô 05-2 (mỏ Hải Thạch) do Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông xây dựng và đưa vào vận hành khai thác từ năm 2012. Máy nén khí là một thiết bị công nghệ quan trọng trên hệ thống giàn khoan khai thác khí và công nghệ xử lý khí trên giàn xử lý trung tâm. Trên giàn khoan Hải Thạch - Mộc Tinh, khí sau khi đã tách nước và đảm bảo nhiệt độ điểm sương theo chỉ tiêu chất lượng sản phẩm để ra được đưa đến hệ thống nén khí bao gồm 2 dây chuyền máy nén. Mỗi dây chuyền bao gồm một hệ thống máy nén 2 cấp với thiết bị tách lỏng đầu vào máy nén ở mỗi cấp và thiết bị làm lạnh dòng khí ở đầu ra của mỗi cấp (Hình 1).

Mỗi dây chuyền được thiết kế với công suất 5 triệu m<sup>3</sup>/ngày. Trong thời gian đầu, áp suất đầu vào mỗi dây chuyền là 61,7 barg và dự kiến vào cuối đời mỏ khai thác, áp suất đầu vào của mỗi dây chuyền sẽ giảm xuống 41,7 barg. Áp suất đầu ra của mỗi dây chuyền đạt mức cực đại là 158 barg trước khi xuất khí qua đường ống Nam Côn Sơn (NCSP) để đưa về bờ. Để tối ưu hóa hiệu quả kinh tế và tăng khả năng thu hồi khí và dầu của dự án, áp suất đầu vào của mỗi dây chuyền có thể được giảm thấp hơn giá trị thiết kế ban đầu là 41,7 barg. Khi giảm điều kiện vận hành áp suất đầu vào của mỗi dây chuyền ra ngoài khoảng vận hành theo thiết kế, nhiệt độ đầu ra tại mỗi cấp của máy nén sẽ tăng cao và có thể ảnh hưởng đến tính toàn vẹn của thiết bị. Khi áp suất đầu vào giảm, nhiệt độ đầu ra của máy nén có thể tăng vượt quá ngưỡng làm việc an toàn dẫn đến hư hỏng các đệm làm kín, cũng như dầu nhớt bôi trơn sử dụng cho máy nén. Các phần mềm thương mại mô phỏng nhiệt động học như Hysys, Proll thường được sử dụng để dự báo ảnh hưởng của việc thay đổi điều kiện vận hành lên hệ thống công nghệ (như điều kiện vận



Ngày nhận bài: 1/8/2023. Ngày phản biện đánh giá và sửa chữa: 2 - 18/10/2023.

Ngày bài báo được duyệt đăng: 27/12/2023.



**Hình 1.** Sơ đồ công nghệ của hệ thống máy nén khí trên giàn công nghệ trung tâm (PQP-HT).

hành của máy nén lên nhiệt độ đầu ra của mỗi cấp), từ đó người vận hành có thể mô phỏng và lựa chọn các điều kiện làm việc tối ưu, đảm bảo an toàn cho hệ thống công nghệ. Tuy nhiên, chi phí bản quyền phần mềm thương mại cao, hơn 30.000 USD/năm.

Bên cạnh đó, có thể ứng dụng thuật toán học máy để dự báo thông số vận hành dựa trên cơ sở dữ liệu vận hành trong quá khứ. Nhiều nghiên cứu đã tìm cách đưa ra những dự báo chính xác cho hiệu suất hoạt động của máy nén, nhằm nâng cao hiệu quả của công tác tối ưu hóa vận hành và mô phỏng hệ thống công nghệ. Nhiều phương pháp đã được sử dụng như mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và các thuật toán dựa trên lý thuyết xác suất thống kê khác.

Máy nén khí lý tâm là thiết bị được sử dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực kỹ thuật ứng dụng khác nhau. Việc dự báo hiệu năng cũng như điều kiện làm việc của máy nén là một trong những công việc chính trong quá trình thiết kế, tối ưu hóa vận hành và mô phỏng hệ thống. Để dự báo các thông số vận hành của máy nén, người ta thường sử dụng các phương pháp tính toán truyền thống dựa trên phương trình khí lý tưởng [1, 2]  $PV^k = \text{hằng số}$ , trong đó k là hệ số tỷ lệ giữa nhiệt dung riêng đẳng áp ( $C_p$ ) và nhiệt dung riêng đẳng tích ( $C_v$ ). Các công cụ tính toán thủ công thường sử dụng các phương trình nhiệt động dành cho khí lý tưởng bởi tính đơn giản của công thức tính toán. Tuy nhiên, kết quả thu được thường có độ sai lệch lớn so với số liệu thực tế.

Để tăng độ chính xác của các công thức tính toán, John M. Schultz [3] đã đưa ra các phương trình tính toán cho khí thực (real gas). Bên cạnh hệ số nén của khí Z, tác giả đã đưa thêm các hàm số X và Y. Các hàm số bổ sung này có thể được khái quát hóa và vẽ biểu đồ cho các tính chất của chất khí ở các trạng thái tương ứng. Tuy nhiên, các phương trình tính toán của tác giả phức tạp, thường

được đưa vào cơ sở dữ liệu tính toán nhiệt động học cho các phần mềm mô phỏng thương mại hiện nay như Hysys, Pro II – đều có chi phí bản quyền rất lớn. Trong những năm gần đây, nhiều nghiên cứu đã tìm cách đưa ra những dự báo chính xác cho hiệu suất hoạt động của máy nén nhằm nâng cao hiệu quả của công tác thiết kế, tối ưu hóa và mô phỏng hệ thống với chi phí thấp hơn việc sử dụng các phần mềm mô phỏng. Nhiều phương pháp đã được sử dụng như nội suy, điều chỉnh đường cong (curve fitting), mạng thần kinh (NN - neural network) và các thuật toán khác dựa trên lý thuyết xác suất thống kê. Tuy nhiên, các phương pháp này thường cần một lượng lớn dữ liệu và việc thu thập dữ liệu có thể tốn đáng kể tài nguyên máy tính hoặc tài nguyên thử nghiệm.

Wei Chunzhi [4] dựa trên các kết quả nghiên cứu của John M. Schultz [3] để dự báo nhiệt độ đầu ra của máy nén. Kết quả cho thấy, nhiệt độ đầu ra của máy nén tính theo các phương trình trạng thái của khí thực có độ chênh lệch khoảng 0,77%, trong khi giá trị nhiệt độ đầu ra của máy nén tính theo phương trình trạng thái khí lý tưởng có độ chênh lệch hơn 8% so với thông số thử nghiệm thực tế do nhà sản xuất máy nén cung cấp.

Yu Zhang cùng cộng sự [5] đã nghiên cứu dự báo nhiệt độ đầu ra của máy nén bằng cách sử dụng 1 mô hình hướng dữ liệu (data-driven model) và mô hình này được xây dựng dựa trên nền tảng cơ sở dữ liệu thử nghiệm (test bed) động cơ của nhà thầu. Tác giả đề xuất sử dụng mô hình hóa mờ thần kinh Bayes (Bayesian neuro - fuzzy modelling, BNFM), kết hợp hệ thống suy luận mờ thần kinh thích ứng (adaptive neuro - fuzzy inference system, ANFIS) và kỹ thuật mô hình hỗn hợp Bayesian Gaussian (variational Bayesian Gaussian mixture model, VBGM). Mô hình máy nén dựa trên các cơ sở dữ liệu được xây dựng bằng ANFIS và VBGM đã được áp dụng trong giai đoạn xây dựng thiết bị để tự động lựa chọn các dữ liệu

đầu vào trong hệ thống mờ (fuzzy system). Phương pháp tiếp cận BFNFM được thiết lập thông qua các thử nghiệm thực tế đối với turbine khí công suất dưới 15 MW. Kết quả cho thấy giá trị ước tính của nhiệt độ đầu ra máy nén bằng phương pháp sử dụng BFNFM đưa ra số liệu có độ tin cậy cao, do vậy, kết quả dự báo từ mô hình này có thể được sử dụng để thay thế trong trường hợp các cảm biến đo đặc hoạt động thiếu chính xác hay bị hư hỏng không thể sử dụng được. Bên cạnh đó, kết quả tính toán bằng mô hình cũng được sử dụng như một cảm biến ảo để cung cấp thêm bằng chứng cho việc giám sát tình trạng của máy nén bên cạnh các cảm biến vật lý hiện có.

Jingzhou Fei cùng cộng sự [6] đã sử dụng mạng thần kinh nhân tạo mới tích hợp mạng thần kinh truyền ngược nguồn cấp dữ liệu với chức năng chính của thuật toán Gaussian để dự báo hiệu suất hoạt động của máy nén. Kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng mạng thần kinh được đề xuất có hiệu suất dự báo vượt trội so với mạng thần kinh truyền ngược nguồn cấp dữ liệu chuyển tiếp và máy vector hỗ trợ hiện có, đặc biệt là đối với phép ngoại suy với các mẫu nhỏ. Hơn nữa, nghiên cứu này được sử dụng trong việc tinh chỉnh mô hình dựa trên hiệu suất hiện có để cải thiện phân tích mô phỏng, giám sát tình trạng và chẩn đoán lỗi của máy nén turbine khí.

Hongsheng Jiang cùng cộng sự [7] tiến hành xây dựng mô hình tỷ lệ áp suất và hiệu suất đẳng entropy của máy nén bằng cách sử dụng một số lượng mẫu dữ liệu hạn chế trong khi vẫn đảm bảo được độ chính xác cao. Đầu tiên, dữ liệu mẫu được tạo ra bằng phương pháp mô phỏng Vista CCD. Tiếp đó, lưu lượng và tốc độ quay đã hiệu chỉnh được sử dụng làm các biến độc lập và các biểu thức hồi quy với giá trị trung bình của tỷ lệ áp suất và hiệu suất đẳng entropy được rút ra và đơn giản hóa thông qua phân tích nhiệt động lực học và phân tích tổn thất của máy nén ly tâm. Các mô hình kriging dựa trên mô hình mạng thần kinh và đa thức bậc 2 cũng đã được xây dựng. Kết quả cho thấy, khi tính toán dự báo bên trong phạm vi giới hạn của dữ liệu, mô hình dựa trên phân tích tổn thất (loss-analysis-based model) và mô hình Kriging tạo ra dự báo có độ chính xác cao hơn ngay cả khi có 1 cơ sở dữ liệu nhỏ và kết quả dự báo ổn định, trong khi mô hình mạng thần kinh chỉ cung cấp kết quả tốt hơn trong 1 tập dữ liệu lớn hơn. Đối với dự báo bên ngoài phạm vi giới hạn của dữ liệu, mô hình dựa trên phân tích tổn thất có thể cung cấp kết quả tương đối chính xác. Bên cạnh đó, để đào tạo và sử dụng mô hình dựa trên phân tích tổn thất cũng mất ít thời gian hơn so với các mô hình khác.

Như vậy, việc áp dụng các công cụ hiện đại như trí

tuệ nhân tạo và học máy đã cho thấy có nhiều lợi thế như thuật toán đơn giản, mô hình có thể vận hành liên tục, không cần hiệu chỉnh khi thay đổi điều kiện vận hành. Trong lĩnh vực xây dựng mô hình tiên báo hiệu suất hoạt động của máy nén ly tâm, cũng như dự báo sự thay đổi của các thông số vận hành một cách chính xác, các mô hình này được xem như là một giải pháp thay thế để so sánh với các phần mềm mô phỏng thương mại như Hysys. Do vậy, mục đích chính của nghiên cứu này là ứng dụng các công cụ trí tuệ nhân tạo và học máy vào việc dự báo nhiệt độ đầu ra cấp 1 và cấp 2 của máy nén khí EGC tại mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh nhằm tối ưu hóa hoạt động sản xuất, cũng như tiết kiệm các chi phí sử dụng phần mềm chuyên dụng.

## 2. Cơ sở lý thuyết

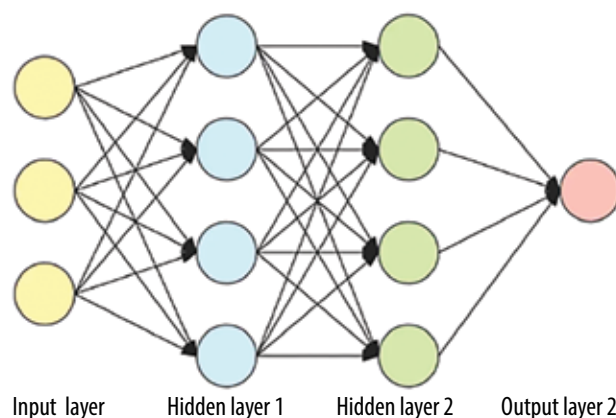
### 2.1. Tổng quan

Mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và mạng bộ nhớ dài hạn, ngắn hạn (LSTM) được nhóm lựa chọn là 2 mô hình để thực hiện dự báo nhiệt độ đầu ra của máy nén. Về cấu trúc, cả 2 mô hình nhóm sử dụng đều bao gồm 4 lớp mạng xếp chồng lên nhau, giữa các lớp mạng có sử dụng lớp dropout để làm chậm quá trình đào tạo và tránh hiện tượng quá khớp (overfitting).

### 2.2. Mạng thần kinh nhân tạo (ANN)

Artificial neural network (ANN) hay mạng thần kinh nhân tạo là 1 hệ thống tính toán lấy cảm hứng từ sự hoạt động của các tế bào thần kinh trong hệ thần kinh. Chúng ta có thể coi ANN là dữ liệu thống kê phi tuyến. Điều này đồng nghĩa với một mối quan hệ phức tạp, được xác định giữa đầu vào và đầu ra, kết quả là sẽ có nhiều mẫu khác nhau.

ANN gồm 3 thành phần chính: Lớp dữ liệu đầu vào (input layer) và lớp dữ liệu đầu ra (output layer) chỉ gồm



Hình 2. Mạng thần kinh nhân tạo - Artificial neural network.

1 lớp, lớp ẩn (hidden layer) có thể có 1 hay nhiều lớp tùy vào bài toán cụ thể. ANN hoạt động theo hướng mô phỏng lại cách hoạt động của hệ thần kinh với các neuron được kết nối với nhau.

ANN được sử dụng để giải quyết các vấn đề liên quan đến dữ liệu dạng bảng, hình ảnh hay văn bản. ANN có khả năng học bất kỳ hàm phi tuyến nào, do đó, thường được biết đến cái tên “phương pháp xấp xỉ hàm phổ quát” (universal function approximators). Một trong những lý do chính đằng sau tính xấp xỉ phổ quát là hàm kích hoạt. Các hàm kích hoạt thể hiện các thuộc tính phi tuyến cho mạng. Điều này giúp mạng tìm hiểu bất kỳ mối quan hệ phức tạp nào giữa đầu vào và đầu ra.

Tuy nhiên, ANN cũng có một số nhược điểm. ANN dễ xảy ra hiện tượng gradient biến mất (vanishing gradient) và gradient bùng nổ (exploding gradient) như một đặc điểm cố hữu của các mạng thần kinh, nhất là khi số lượng lớp ẩn lớn. Trong quá trình huấn luyện các mạng thần kinh, trong một số trường hợp, thời gian huấn luyện có thể kéo dài hay kết quả trả về có độ chính xác không như mong muốn. Một trong những nguyên nhân gây nên những hiện tượng trên có liên quan đến gradient (tốc độ biến thiên của hàm số), hay cụ thể hơn là vanishing/exploding gradients. Gradient của 1 hàm số là đạo hàm của hàm số đó tương ứng với mỗi biến của hàm. Đối với hàm số đơn biến, chúng ta sẽ sử dụng khái niệm derivative thay cho gradient. Đối với hàm đa biến, các đạo hàm thành phần tương ứng với 1 biến nào đó được gọi là đạo hàm riêng (đạo hàm từng phần hay partial derivative).

Tuy nhiên, trên thực tế gradient thường sẽ có giá trị nhỏ dần khi đi xuống các lớp thấp hơn. Kết quả là các cập nhật thực hiện bởi gradient descent không làm thay đổi nhiều trọng số của các lớp đó, khiến chúng không thể hội tụ và ANN sẽ không thu được kết quả tốt. Hiện tượng này được gọi là gradient biến mất (vanishing gradient). Trong nhiều trường hợp khác, gradient có thể có giá trị lớn hơn trong quá trình lan truyền ngược, khiến một số lớp có giá trị cập nhật cho trọng số quá lớn khiến chúng phân kỳ (phân rã), tất nhiên ANN cũng sẽ không có kết quả như mong muốn. Hiện tượng này được gọi là gradient bùng nổ (exploding gradient), và thường gặp khi sử dụng mạng thần kinh hồi quy (recurrent neural network, RNN). Tóm lại, trong quá trình huấn luyện ANN chúng ta có thể gặp phải các vấn đề liên

quan đến việc gradient không ổn định khiến cho tốc độ học (learning rate) của các lớp khác nhau chênh lệch khá nhiều.

Hai hiện tượng trên là một trong những nguyên nhân khiến mạng thần kinh không nhận được sự quan tâm trong một thời gian khá dài. Tuy nhiên, trong một nghiên cứu được thực hiện bởi Xavier Glorot và Yoshua Bengio năm 2010 [8], các tác giả đã đưa ra một số nguyên nhân dẫn đến hiện tượng trên. Trong đó, việc lựa chọn hàm kích hoạt (activation function) và kỹ thuật khởi tạo trọng số (weight initialization) là hai nguyên nhân chính.

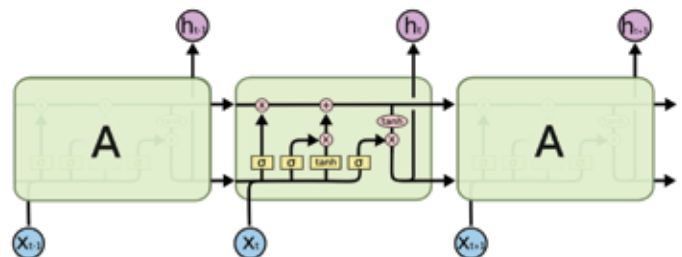
**2.3. Mạng bộ nhớ dài - ngắn hạn (LSTM)**

Mô hình đề xuất sử dụng mô hình mạng bộ nhớ dài - ngắn hạn (long short-term memory, LSTM) là một dạng đặc biệt của RNN. LSTM được giới thiệu bởi Hochreiter và Schmidhuber nhằm giải quyết các bài toán về phụ thuộc xa (long-term dependency) và lưu giữ các giá trị tính toán sau một khoảng thời gian tùy ý, nhằm loại bỏ phụ thuộc dài hạn. Mạng lưới cải tiến LSTM được biểu diễn ở Hình 3.

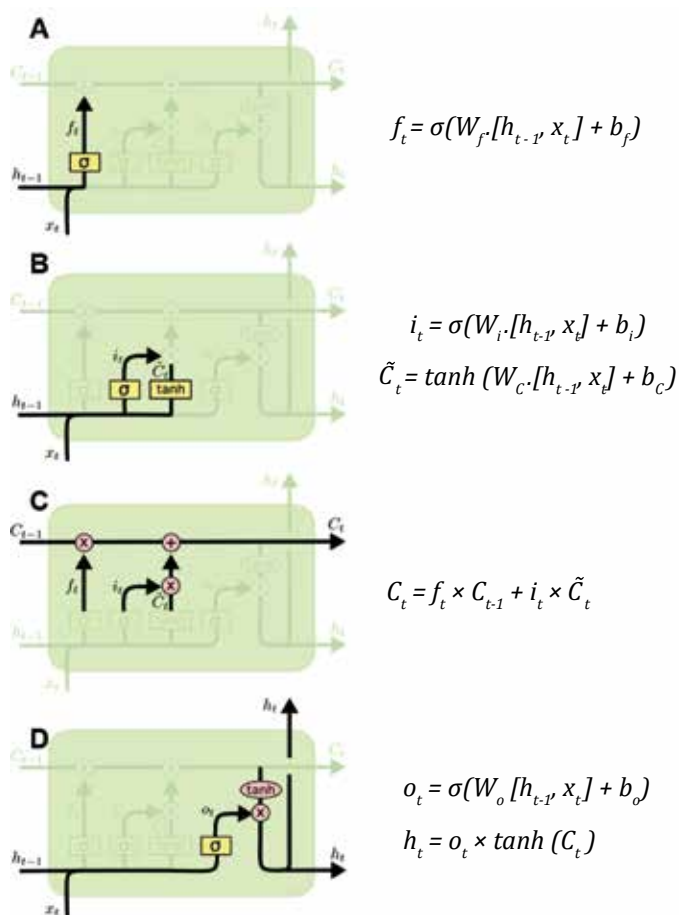
Một mạng lưới LSTM gồm có 4 thành phần chính: 1 đường trạng thái tế bào (cell state)  $C_t$  và 3 cổng (gate) với hàm kích hoạt  $\sigma: x \mapsto [0, 1]$  (Sigmoid activation function) để kiểm soát mức độ thông quan của dữ liệu. Các cổng kết nối với đường trạng thái bằng một phép toán (hay được gọi là mắt xích).

Đường trạng thái tế bào  $C_t$  là đường truyền chạy xuyên suốt các mắt xích giúp thông tin có thể được gán và truyền qua LSTM mà không bị thay đổi.

Cổng thứ nhất trong Hình 4a là tầng cổng quên (forget gate layer) với đầu vào  $W_f h_{t-1} + b_f$  (dữ liệu từ đầu ra của mạng LSTM  $t - 1$ ) và  $W_f x_t + b_f$  (dữ liệu bổ sung tại  $t$ ) với tác dụng loại bỏ thông tin không mong muốn. Cổng thứ hai trong Hình 4b bao gồm một tầng cổng vào (input gate layer) với hàm kích hoạt  $\sigma$  để lựa chọn giá trị nào cập nhật vào tầng tanh:  $x \mapsto [-1, 1]$ . Sau khi thu được vector giá trị tế bào mới  $\tilde{C}_t$ , trạng thái tế bào cũ  $C_{t-1}$  sẽ được cập nhật thành trạng thái mới  $C_t$  trong Hình 4c. Cuối cùng, tại tầng cổng lọc (filter gate layer), hàm kích hoạt  $\sigma$  lựa chọn loại đầu ra cho  $C_t$  mà ta mong muốn, đầu ra của bộ lọc là tích của hàm  $\sigma$  và hàm tanh trong Hình 4d.



**Hình 3.** Đồ thị minh họa mạng lưới và phương trình LSTM [9].



Hình 4. Các bộ phận cấu thành mạng lưới LSTM [9].

Bảng 1. Danh sách thiết bị đo sử dụng cho bộ dữ liệu

Thiết bị	Mô tả	Đơn vị
TT-2620	Nhiệt độ khí vào máy nén cấp 1	°C
PT-2620	Áp suất khí vào máy nén cấp 1	barg
TT-2626	Nhiệt độ khí ra máy nén cấp 1	°C
PT-2626	Áp suất khí ra máy nén cấp 1	barg
TT-2625	Nhiệt độ khí vào máy nén cấp 2	°C
PT-2625	Áp suất khí vào máy nén cấp 2	barg
TT-2622	Nhiệt độ khí ra máy nén cấp 2	°C
PT-2622	Áp suất khí ra máy nén cấp 2	barg

Qua phân tích cơ chế hoạt động của LSTM, có thể thấy mô hình xử lý loại bỏ hoàn toàn cơ chế truyền ngược (backpropagation) trong các mạng lưới RNN phổ biến khác [10]. Điều này giúp mạng LSTM tạo cầu nối giữa các tế bào trạng thái rất cũ với trạng thái hiện tại, tăng hiệu suất xử lý với độ phức tạp (computational complexity) là 0(1).

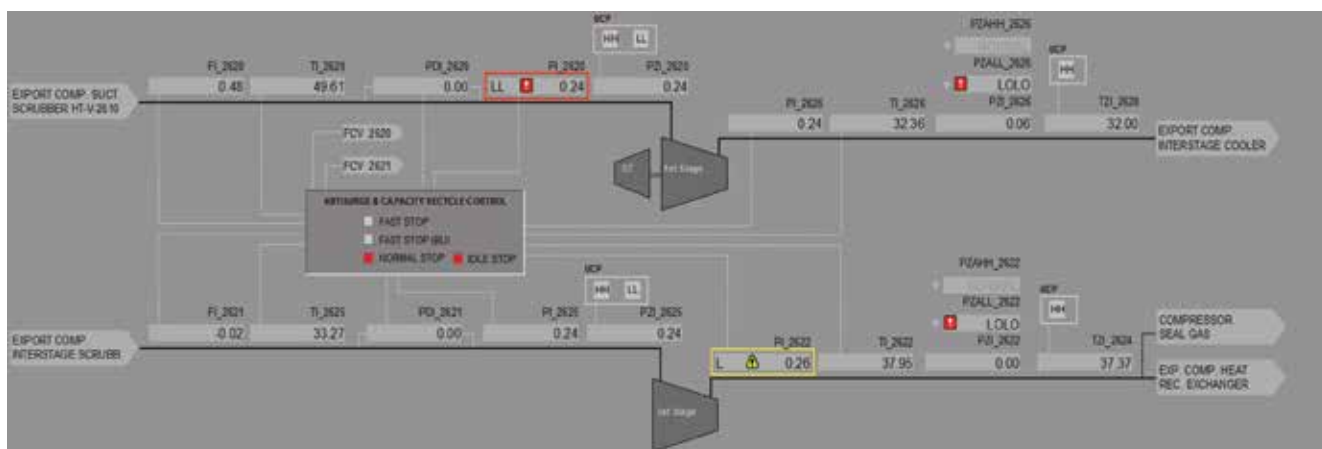
### 3. Tổng quan và tiền xử lý dữ liệu

#### 3.1. Tổng quan dữ liệu

Hệ thống máy nén khí xuất bán khí qua đường ống Nam Côn Sơn bao gồm 2 dây chuyền máy nén khí hai cấp. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả sử dụng dữ liệu được trích xuất từ hệ thống thu thập số liệu lịch sử của dây chuyền máy nén khí gas EGC số 1. Hệ thống này sử dụng máy nén khí hai cấp sử dụng động cơ turbine model TT130 của hãng Solar để dẫn động máy nén khí của hãng Dresser-rand với công suất thiết kế đạt 5 triệu m<sup>3</sup> khí/ngày với áp suất nén từ khoảng 50 bar lên 125 bar. Luồng khí đầu vào sau cấp nén thứ nhất từ 50 bar lên 70 bar, sau đó được làm lạnh qua bộ làm mát trung gian (interstage cooler) và tiếp tục vào máy nén cấp 2 để tăng áp suất từ 70 bar tới 125 bar.

Bộ dữ liệu là thông số vận hành của các cảm biến được lắp trên hệ thống máy nén như Hình 5. Các thiết bị đo được thu thập trong bộ dữ liệu được thể hiện trong Bảng 1. Bộ dữ liệu là file excel bao gồm 17.521 dòng và 8 cột ghi lại dữ liệu vận hành của máy nén khí cao áp trong 1 năm. Mỗi dòng tương ứng với 1 mốc thời gian, các cột là giá trị của những cảm biến trên.

Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả chọn ra 3 trường hợp đại diện như Bảng 2 để thực hiện dự báo nhiệt độ đầu ra của mỗi cấp, trong đó trường hợp



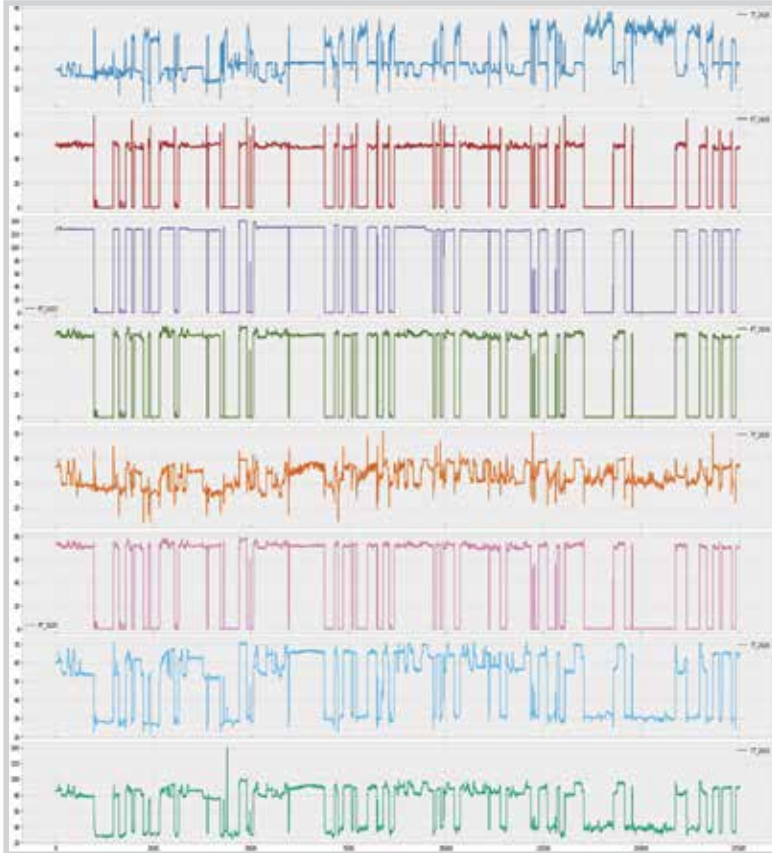
Hình 5. Sơ đồ công nghệ của hệ thống máy nén khí trên giàn PQP-HT.



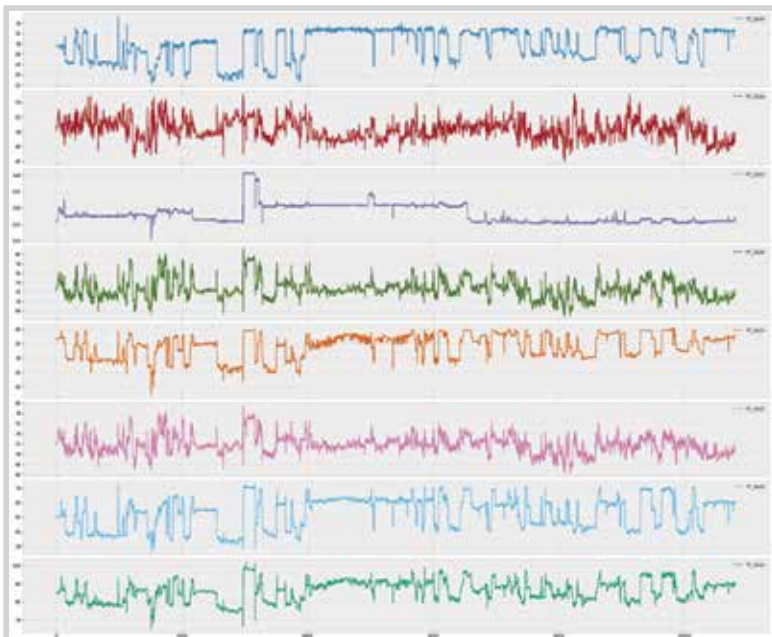
**Bảng 2.** Bảng tổng hợp các thông số vận hành thực tế của máy nén

Trường hợp	Đầu vào cấp 1		Đầu ra cấp 1		Đầu vào cấp 2		Đầu ra cấp 2	
	TT-2620 (°C)	PT-2620 (barg)	TT-2626 (°C)	PT-2626 (barg)	TT-2625 (°C)	PT-2625 (barg)	TT-2622 (°C)	PT-2622 (barg)
1	27,1	46,4	59,5	67,6	31,2	67,1	87,7	126,2
2	26,7	54,8	53,7	75,6	30,6	74,8	76,8	127,9
3*	41,6	30,0	95,9	54,9	50,0	54,1	151,8	158,0

\* Số liệu do nhà thầu máy nén cung cấp



**Hình 6.** Biểu diễn bộ dữ liệu trên đồ thị với các thuộc tính được liệt kê trong Bảng 2.



**Hình 7.** Bộ dữ liệu sau khi được làm sạch với các thuộc tính được liệt kê trong Bảng 2.

1 và 2 tương ứng điều kiện vận hành với áp suất đầu vào của cấp 1 đạt giá trị cực tiểu và cực đại, và trường hợp 3 là điểm làm việc mà công ty dự kiến sẽ vận hành trong thời gian tới. Những số liệu của trường hợp 3 là do nhà thầu (vendor) máy nén cung cấp.

**3.2. Tiền xử lý dữ liệu**

**3.2.1. Làm sạch dữ liệu**

Quan sát trên đồ thị Hình 6 cho thấy, bộ dữ liệu bao gồm những đoạn đứt quãng có giá trị áp suất khí đầu ra cấp 2 của máy nén PT-2622 giảm từ giá trị vận hành xuống dưới 110 bar, khi đó máy từ chế độ vận hành chuyển về chế độ dừng, khí trong máy đã được xả hết.

Bằng việc loại bỏ những thời điểm máy dừng ra khỏi bộ dữ liệu dựa vào thời điểm áp suất khí đầu ra máy nén cấp 2 dưới 110 bar là áp suất tối thiểu để có thể xuất khí vào đường ống chuyển về bờ, bộ dữ liệu mới (Hình 7) bao gồm 10.808 mẫu - chỉ bao gồm những thời điểm máy hoạt động bình thường.

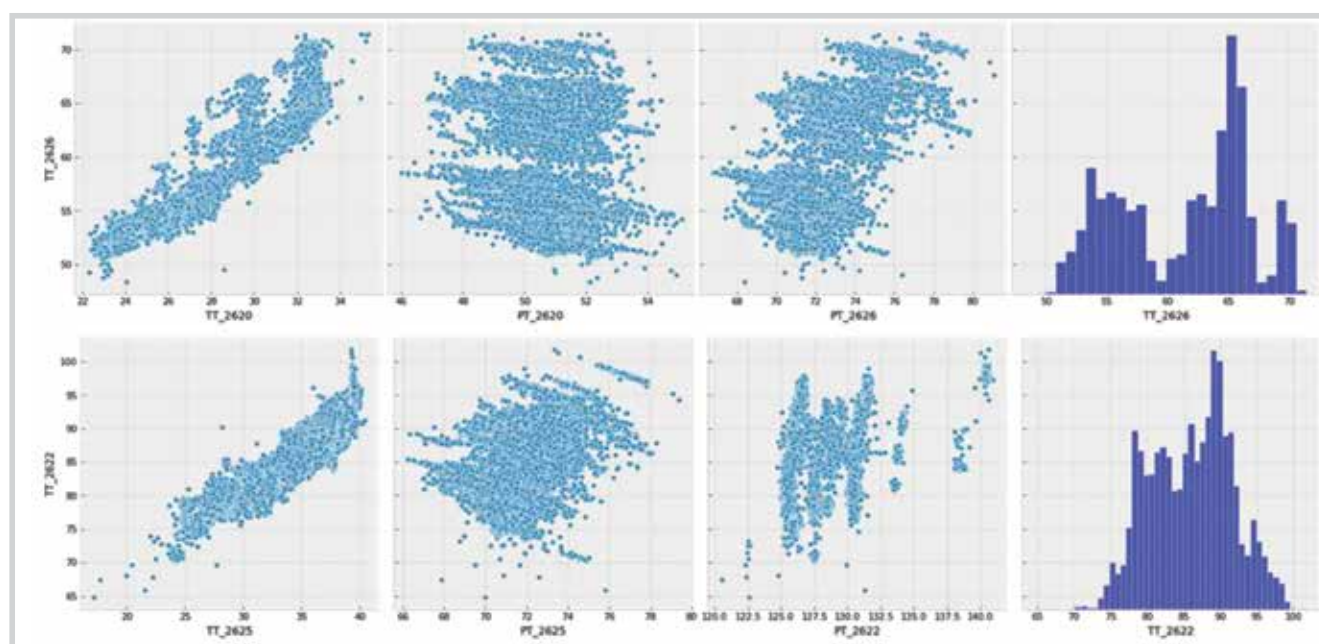
**3.2.2. Phân tích dữ liệu**

Thống kê cho thấy điều kiện vận hành máy của bộ dữ liệu có áp suất khí đầu vào PT-2620 từ 46 - 55 bar, áp suất khí đầu ra PT-2622 từ 120,5 - 140,9 bar; nhiệt độ khí đầu ra cấp 1 TT-2626 từ 48,3 - 71,4°C, nhiệt độ khí đầu ra cấp 2 TT-2622 từ 64,8 - 101,8°C. Đây là khoảng làm việc mà mô hình sẽ dự báo chính xác nhất.

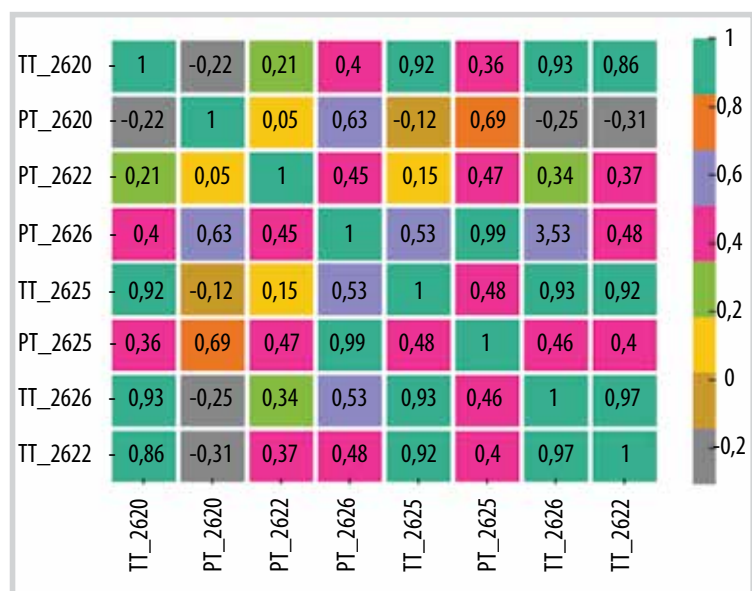
Mối tương quan của nhiệt độ đầu ra tại 2 cấp nén (cấp 1 và cấp 2) được thể hiện trong Hình 9 và 10, cho thấy nhiệt độ đầu vào và đầu ra của máy nén có độ tương quan cao 0,97 là phù hợp vì nhiệt độ này có thể tính toán bằng công thức cũng như bằng phần mềm mô phỏng. Phần sai số của tính toán đến từ áp suất làm việc, thành phần khí, điều kiện làm

	TT_2620	PT_2620	PT_2622	PT_2626	TT_2625	PT_2625	TT_2626	TT_2622
<b>Count</b>	10808.000000	10808.000000	10808.000000	10808.000000	10808.000000	10808.000000	10808.000000	10808.000000
<b>Mean</b>	29.802230	50.262590	128.124816	72.586570	34.044567	71.773163	61.381664	86.012226
<b>Std</b>	3.084856	1.321416	2.867430	2.027851	4.119456	1.746670	5.398998	5.619714
<b>Min</b>	22.308868	46.004211	120.532539	66.825180	17.201925	66.251442	48.371799	64.799156
<b>25%</b>	27.077860	49.284730	125.792988	71.299637	30.650640	70.674622	56.198715	81.474358
<b>50%</b>	30.766187	50.196609	127.366035	72.309273	35.000000	71.626572	62.884621	86.405983
<b>75%</b>	32.610577	51.148556	130.592590	73.466347	37.451923	72.709656	65.576920	90.000008
<b>Max</b>	35.334938	55.094151	140.917603	81.062660	40.432693	79.379936	71.419876	101.790604

Hình 8. Thống kê bộ dữ liệu vận hành.



Hình 9. Phân tích tương quan giữa nhiệt độ đầu ra máy nén và các thông số khác như liệt kê trong Bảng 2.



Hình 10. Phân tích mối tương quan của các thông số bằng bản đồ nhiệt.

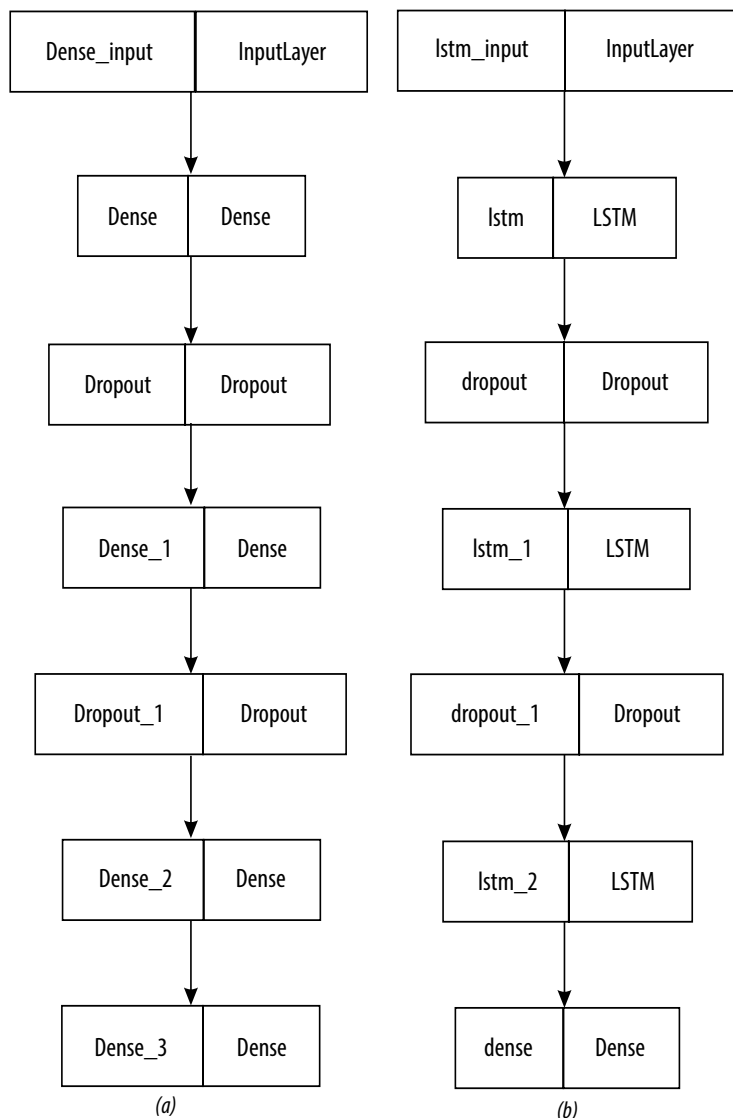
việc của bộ làm mát khí sau mỗi chu trình nén, và có thể áp dụng học máy để tìm ra mối liên hệ đó để dự báo nhiệt độ đầu ra của máy nén dựa trên điều kiện làm việc của hệ thống.

### 3.2.3. Căn chỉnh dữ liệu

Để giảm sai số cho quá trình huấn luyện và dự báo, dữ liệu được chia tỷ lệ từ 0 - 1 bằng hàm tỷ lệ nhỏ nhất - lớn nhất (min-max scaler).

### 3.2.4. Chia dữ liệu thành tập đào tạo và tập kiểm tra

Nhóm nghiên cứu đã trộn dữ liệu để tăng độ biến thiên của dữ liệu giúp cho mô hình đào tạo nhanh đạt độ chính xác cao hơn; sau đó, tập dữ liệu được chia thành 1 tập dành cho đào tạo và 1 tập dành cho kiểm tra với tỷ lệ 80/20, nghĩa



**Hình 11.** Cấu trúc mô hình ANN (a) và LSTM (b).

là 80% các mẫu được sử dụng để đào tạo mô hình, 20% còn lại được sử dụng để kiểm tra.

**4. Phương pháp đề xuất**

Nhóm nghiên cứu đã sử dụng mô hình ANN và LSTM với cấu trúc được thể hiện trong Hình 11 và các thông số được mô tả như trong Bảng 3 và 4.

**5. Kết quả và thảo luận**

**5.1. Kết quả**

Cả 2 mô hình đã dự báo được giá trị nhiệt độ đầu ra của máy nén khí cao áp khi áp dụng tập dữ liệu kiểm tra (Hình 12 - 15).

Hình 12 và 13 là kết quả dự báo của mô hình ANN cho nhiệt độ đầu ra cấp 1 và nhiệt độ đầu ra cấp 2 của máy nén khí cao áp cho 100 điểm đầu tiên trên bộ dữ liệu kiểm tra. Đường dự báo là đường màu xanh trong khi đường màu đỏ là giá trị vận hành. Vẫn có những sai số đáng kể trong quá trình dự báo  $RMSE = 0,739$  và nhóm nghiên cứu vẫn đang tìm cách để cải thiện sai số dự báo cho mô hình này.

Hình 14 và 15 thể hiện kết quả dự báo của mô hình LSTM, giá trị dự báo đã khớp hơn với giá trị tập kiểm tra, sai số cũng nhỏ hơn  $RMSE = 0,424$ .

**5.2. Thảo luận**

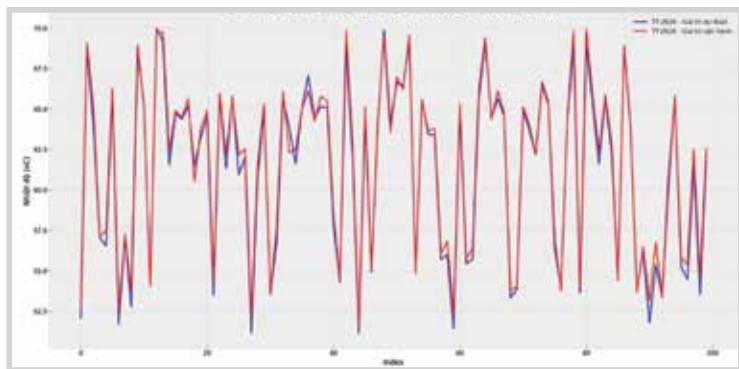
Các tiêu chí đánh giá cho cả 2 mô hình được thể hiện trong Bảng 5 cho thấy mô hình sử dụng

**Bảng 3.** Số tế bào thần kinh tại mô hình ANN và LSTM

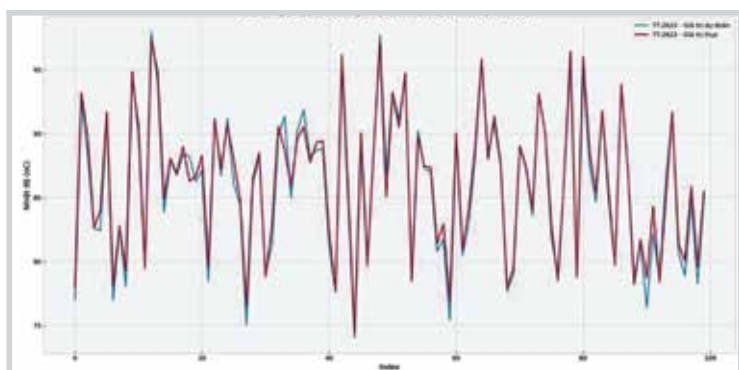
Mô hình	Lớp	Số tế bào thần kinh
ANN	Dense	128
	Dense_1	64
	Dense_2	32
	Dense_3	2
LSTM	LSTM	128
	LSTM_1	64
	LSTM_2	32
	Dense	2

**Bảng 4.** Các siêu tham số sử dụng để đào tạo mô hình

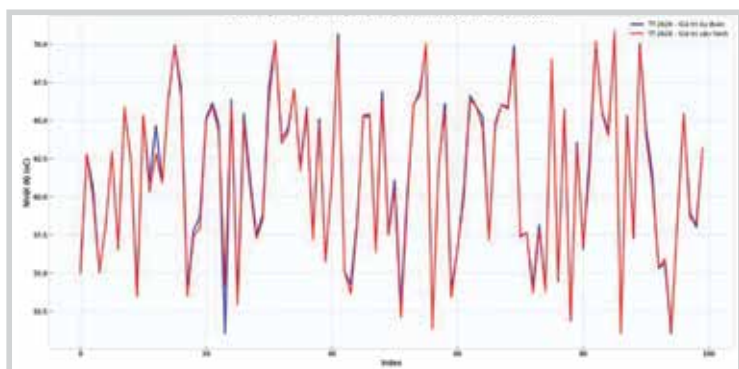
Siêu tham số	Chức năng	Giá trị
Hàm kích hoạt	Chuyển đổi tổng trọng số của đầu vào thành đầu ra từ một hoặc nhiều nút trong lớp mạng	Đơn vị tuyến tính chỉnh lưu (ReLU)
Hàm mất mát	Tìm hiểu các hàm mất mát cung cấp hiệu suất tốt nhất theo chỉ số được xác định trước	MSE
Dropout	Một phần của các đơn vị đầu vào để giảm (hoặc trọng lượng bị đóng băng trong quá trình huấn luyện)	0,2
Kích thước lô và số lượng epoch	Số lượng vòng lặp cho quá trình đào tạo	500
Hàm tối ưu	Tối ưu trong quá trình đào tạo mô hình	Adam



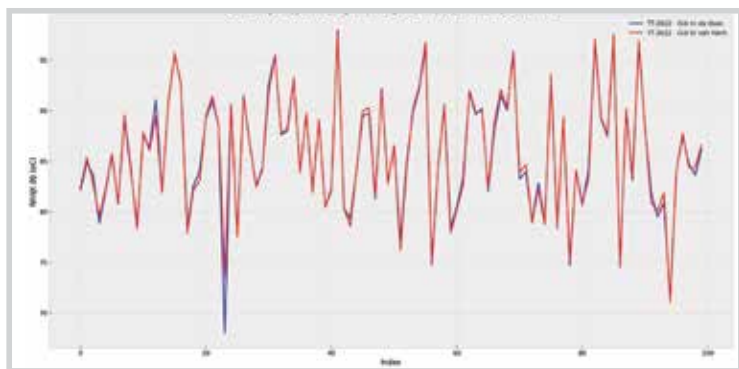
Hình 12. So sánh giá trị dự báo và giá trị thực nhiệt độ đầu ra cấp 1 máy nén bằng mô hình ANN.



Hình 13. So sánh giá trị dự báo và giá trị thực nhiệt độ đầu ra cấp 2 máy nén bằng mô hình ANN.



Hình 14. So sánh giá trị dự báo và giá trị thực nhiệt độ đầu ra cấp 1 máy nén bằng mô hình LSTM.



Hình 15. So sánh giá trị dự báo và giá trị thực nhiệt độ đầu ra cấp 2 máy nén bằng mô hình LSTM.

Bảng 5. So sánh 2 mô hình dự báo

Tiêu chí	ANN	LSTM
Val_loss	0,560	0,140
R2	0,983	0,994
RMSE	0,739	0,4240

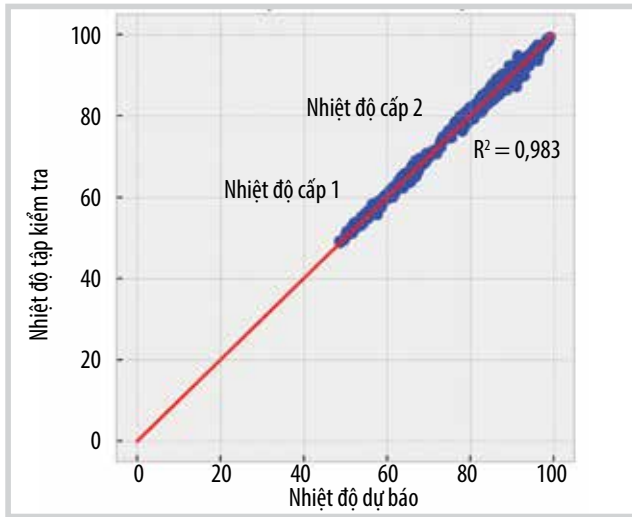
mạng LSTM có kết quả tốt hơn so với mô hình sử dụng mạng ANN. Cụ thể, ở các tiêu chí về độ tương quan R<sup>2</sup> đạt kết quả cao hơn (0,994 so với 0,983 trên Hình 16 và 17) và sai số RMSE nhỏ hơn (0,424 so với 0,739) thể hiện mô hình LSTM có tính ưu việt hơn mô hình ANN đối với bộ dữ liệu này. Nhóm nghiên cứu sẽ tiếp tục cải thiện mô hình để đạt được kết quả dự báo chính xác hơn.

Bảng 6 so sánh kết quả dự báo nhiệt độ đầu ra cấp 1 và cấp 2 của máy nén bằng thuật toán trí tuệ nhân tạo so với số liệu thực tế (hoặc số liệu do nhà thầu cung cấp) và kết quả tính toán bằng phần mềm mô phỏng Hysys trong cùng một điều kiện vận hành nhiệt độ, áp suất đầu vào và áp suất đầu ra của mỗi cấp.

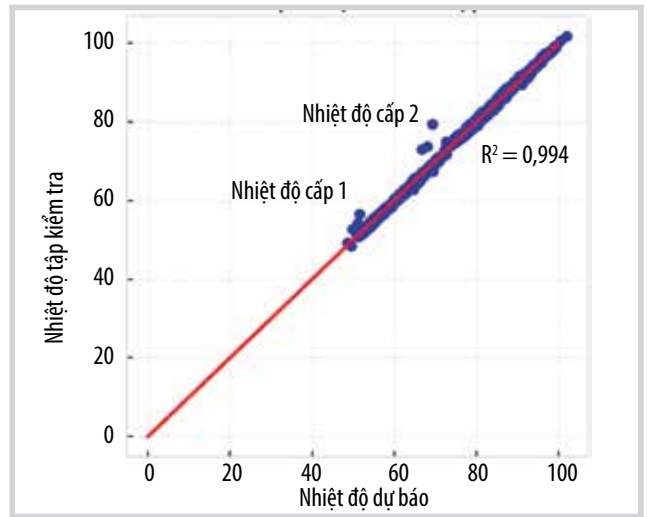
Kết quả cho thấy, đối với những điểm làm việc nằm trong khoảng thông số vận hành của bộ dữ liệu sử dụng để đào tạo cho các thuật toán học máy, cả 2 mô hình sử dụng thuật toán ANN và mô hình sử dụng thuật toán LSTM đều cho kết quả dự báo nhiệt độ đầu ra tại mỗi cấp của máy nén có độ chính xác cao, tương đương với kết quả mô phỏng bằng phần mềm Hysys. Kết quả có độ sai lệch so với số liệu thực tế từ 0,8 - 4,2%.

Đối với trường hợp điểm làm việc nằm ngoài khoảng thông số vận hành của bộ dữ liệu sử dụng để đào tạo cho các học máy (trường hợp 3), cả 2 thuật toán đều cho kết quả có độ sai lệch cao, lên đến 10% so với số liệu thực tế.

Những kết quả trên cho thấy mô hình dựa trên các thuật toán học máy có thể được sử dụng để dự báo một cách chính xác điều kiện vận hành của hệ thống công nghệ với điều kiện điểm làm việc nằm trong khoảng giới hạn của bộ dữ liệu sử dụng cho học máy. Ưu điểm của phương pháp sử dụng các thuật toán trí tuệ nhân tạo là có độ linh động cao, có thể cập nhật cơ sở dữ liệu liên tục theo thời gian thực trong quá trình vận hành; tăng cường độ chính xác cho mô hình dự báo thay vì phải lấy mẫu định kỳ của các mẫu khí để cập nhật sự thay đổi của thành phần và tính chất của các cấu tử; sau đó sử dụng các phần mềm chuyên dụng để tiến hành mô phỏng khi có sự thay đổi điều kiện vận hành với chi phí đắt đỏ. Như vậy, việc sử dụng mô hình dựa trên các thuật toán trí tuệ nhân tạo giúp tiết kiệm được thời gian, chi phí nhân lực, cũng như các chi phí để phân tích các mẫu và thuê phần mềm chuyên dụng.



**Hình 16.** So sánh kết quả dự báo và kết quả của tập kiểm tra bằng mô hình ANN.

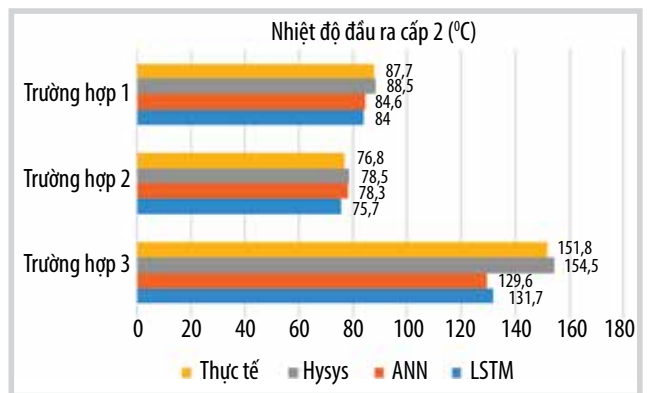
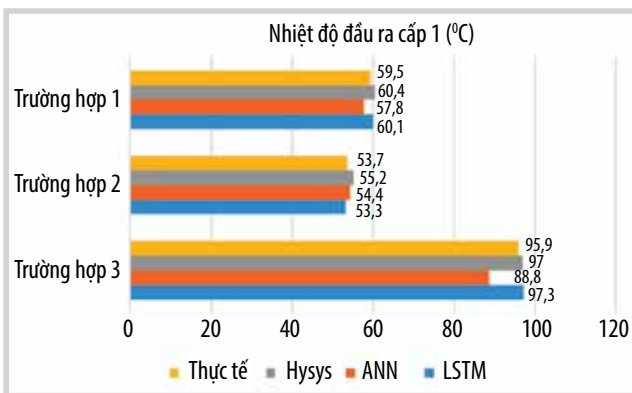


**Hình 17.** So sánh kết quả dự báo và kết quả của tập kiểm tra bằng mô hình LSTM.

**Bảng 6.** So sánh kết quả dự báo nhiệt độ đầu ra sử dụng các phương pháp dùng phần mềm mô phỏng và học máy (machine learning, ML)

Trường hợp	Nhiệt độ đầu ra máy nén cấp 1 (°C)				Nhiệt độ đầu ra máy nén cấp 2 (°C)			
	Thực tế	Hysys	ANN	LSTM	Thực tế	Hysys	ANN	LSTM
1	59,5	60,4	57,8	60,1	87,7	88,5	84,6	84,0
2	53,7	55,2	54,4	53,3	76,8	78,5	78,3	75,7
3*	95,9	97,0	88,8	97,3	151,8	154,5	129,6	131,7

\*Số liệu do nhà thầu cung cấp và đây là điểm làm việc nằm ngoài bộ dữ liệu cho học máy.



**Hình 18.** So sánh kết quả dự báo nhiệt độ đầu ra sử dụng các phương pháp dùng phần mềm mô phỏng và ML.

Trong trường hợp điểm làm việc nằm ngoài khoảng thông số vận hành của bộ dữ liệu sử dụng cho học máy, các mô hình cần được tinh chỉnh để kết quả dự báo chính xác hơn.

## 6. Kết luận

Dự báo nhiệt độ đầu ra tại mỗi cấp của máy nén khí khi điều kiện vận hành thay đổi có ý nghĩa quan trọng trong công tác vận hành và tối ưu hóa hoạt động sản xuất tại giàn xử lý trung tâm PQP-HT. Việc sử dụng các thuật toán học máy cho thấy có nhiều ưu điểm như: xây dựng mô hình đơn giản, tiết kiệm thời gian tính toán, tiết kiệm chi phí thuê phần mềm mô phỏng nhiệt động học thương mại. Kết quả dự báo có độ chính xác cao khi điểm làm việc

nằm trong khoảng giá trị của bộ dữ liệu sử dụng để đào tạo các công cụ học máy.

Với công tác vận hành hàng ngày, việc thay đổi điều kiện vận hành của các thiết bị thường được thực hiện để đáp ứng các nhu cầu khác nhau của sản xuất cũng như tối ưu hóa khả năng thu hồi sản phẩm từ các mỏ. Ứng dụng thuật toán học máy vào xây dựng mô hình dự báo nhiệt độ đầu ra tại mỗi cấp của máy nén giúp dự báo được các sự thay đổi về điều kiện vận hành có thể xảy ra, từ đó có kế hoạch, quy trình vận hành phù hợp nhằm giảm thiểu các sự cố không mong muốn. Với tính linh động cao, thời gian thực hiện dự báo nhanh và chính xác, các mô hình sử dụng thuật toán học máy là lựa chọn phù hợp để hỗ trợ công tác sản xuất hàng ngày.

## Tài liệu tham khảo

- [1] John M. Campbell, Larry L. Lilly, and Robert N. Maddox, *Gas conditioning and processing - Volume 2: The equipment modules*, 6<sup>th</sup> edition. Campbell Petroleum Series, 1984.
- [2] Maurice Stewart Ken Arnold, *Surface production operations: Volume 2: Design of gas-handling systems and facilities*, 2<sup>nd</sup> edition. Elsevier, 1999.
- [3] John M. Schultz, "The polytropic analysis of centrifugal compressors", *Journal of Engineering for Power*, Volume 84, Issue 1, pp. 69 - 82, 1962. DOI: 10.1115/1.3673381.
- [4] Chunzhi Wei, "Predicting discharge temperature of a centrifugal compressor in a realistic way based on ASME PTC 10", 2017. [Online]. Available: <https://www.semanticscholar.org/paper/Predicting-discharge-temperature-of-a-Centrifugal-a-Wei/ddecfafacbc9608bb1fd8ca34203418fd2f11382>.
- [5] Yu Zhang, Miguel Martinez-Garcia, and Anthony Latimer, "Estimating gas turbine compressor discharge temperature using Bayesian neuro-fuzzy modelling", *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 5-8 October 2017. DOI: 10.1109/SMC.2017.8123194.
- [6] Jingzhou Fei, Ningbo Zhao, Yong Shi, Yongming Feng, and Zhongwei Wang, "Compressor performance prediction using a novel feed-forward neural network based on Gaussian kernel function", *Advances in Mechanical Engineering*, Volume 8, Issue 1, 2016. DOI: 10.1177/1687814016628396.
- [7] Hongsheng Jiang, Sujun Dong, Zheng Liu, Yue He, and Fengming Ai, "Performance prediction of the centrifugal compressor based on a limited number of sample data", *Mathematical Problems in Engineering*, 2019. DOI: 10.1155/2019/5954128.
- [8] Xavier Glorot and Yoshua Bengio, "Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks", *Proceedings of the 13<sup>th</sup> International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS)*, Sardinia, Italy, 13 - 15 May 2010.
- [9] C. Olah, "Understanding LSTM networks". [Online]. Available: <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
- [10] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber, "Long short-term memory", *Neural Computation*, Volume 9, Issue 8, pp. 1735 - 1780, 1997. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

## DEVELOPING A MACHINE LEARNING TOOL TO PREDICT DISCHARGE TEMPERATURES OF GAS COMPRESSOR

**Tran Ngoc Trung, Nguyen Thanh Trung, Nguyen Duy Minh, Dao Quang Khoa, Tran Vu Tung, Hoang Ky Son**

Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC)

Email: [trungtn@biendongpoc.vn](mailto:trungtn@biendongpoc.vn)

### Summary

Gas compressors are important equipment on the central processing platform PQP-HT. After dehydration and ensuring the dew point temperature in accordance with inlet conditions and specifications of the Nam Con Son gas pipeline (NCSP), natural gas is transferred to a gas compression system consisting of 2 compressor lines. Optimizing operating conditions by reducing the inlet pressure of the natural gas processing system is normally used to extend production time of a gas well. However, alterations in inlet operating conditions will directly affect the gas compressor system, potentially causing the discharge temperature to exceed safe operating thresholds.

Commercial thermodynamic simulation software (such as Hysys, Proll) is typically employed to assess the effect of changing gas compressor operating conditions on the outlet temperature of each stage. This allows simulation and selection of optimal working conditions to ensure safety within the natural gas processing system. Nevertheless, the cost of licensing and maintaining commercial software is substantial. Nowadays, machine learning algorithms are proven to be able to predict operating parameters based on historical data. Many studies have been devoted to accurately predicting compressor performance to improve operational efficiency. Machine learning algorithms have the advantage of highly precise prediction results and the ability to operate continuously and re-train automatically upon any operational condition change. Therefore, they can be used as a viable alternative to commercial thermodynamic simulation software.

**Key words:** Machine learning, gas compressor, discharge temperature prediction.

# ĐÁNH GIÁ TÌNH TRẠNG VÀ DỰ BÁO TUỔI THỌ HỮU ÍCH CÒN LẠI CỦA BỘ TRAO ĐỔI NHIỆT DẠNG TẤM THÔNG QUA DỰ BÁO NGẮN HẠN GIÁ TRỊ CHÈNH ÁP DÒNG NƯỚC BIỂN

Trần Ngọc Trung, Nguyễn Thành Trung, Nguyễn Duy Minh, Đào Quang Khoa, Trần Vũ Tùng, Trần Đức Thắng

Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông

Email: trungtn@biendongpoc.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2024.01-09>

## Tóm tắt

Bảo trì tiên đoán giúp tối đa hóa thời gian vận hành của thiết bị thông qua việc ước tính tuổi thọ hữu ích của thiết bị hay thời điểm có thể xảy ra hỏng hóc. Nhóm tác giả đã thực hiện dự báo ngắn hạn giá trị chênh áp dòng nước biển tại bộ trao đổi nhiệt dạng tấm bằng mạng bộ nhớ dài - ngắn hạn (long short-term memory, LSTM) và qua đó dự báo tuổi thọ hữu ích còn lại (remaining useful life, RUL) bằng mô hình hồi quy phi tuyến (nonlinear regression). Mô hình đề xuất đã đạt được độ chính xác cao bằng cách liên tục phát hiện các điểm lưu (checkpoint) và dự báo giá trị RUL liên tục mỗi 24 giờ. Các điểm lưu được phát hiện thông qua phát hiện giá trị chênh áp bất thường tại bộ trao đổi nhiệt dạng tấm trong quá trình hoạt động. Qua đó giúp cập nhật giá trị tuổi thọ hữu ích còn lại ngay khi có các biến động không lường trước được trong quá trình vận hành thiết bị.

**Từ khóa:** Tuổi thọ hữu ích còn lại, bộ trao đổi nhiệt dạng tấm.

## 1. Giới thiệu

Bộ trao đổi nhiệt dạng tấm (plate type heat exchanger) là thiết bị trao đổi nhiệt sử dụng các tấm kim loại để truyền nhiệt giữa 2 chất lỏng. Chất lỏng tiếp xúc với diện tích bề mặt lớn hơn nhiều so với các thiết bị trao đổi nhiệt thông thường vì được trải rộng trên các tấm, giúp tăng đáng kể tốc độ trao đổi nhiệt.

Nhóm tác giả đặt ra 2 nhiệm vụ bao gồm đánh giá tình trạng của bộ trao đổi nhiệt dạng tấm thông qua dự báo ngắn hạn giá trị chênh áp dòng nước biển và dự báo tuổi thọ hữu ích còn lại. Việc dự báo dài hạn tạo điều kiện xây dựng kế hoạch, phân phối và điều động nhân công phù hợp nhằm đảm bảo luôn biết trước thời điểm xảy ra sự cố. Tuy nhiên, trong quá trình hoạt động của thiết bị, nhiều yếu tố bất ngờ xảy ra có thể gây sai số lớn cho giá trị dự báo dài hạn. Vì vậy, nhiệm vụ dự báo ngắn hạn đóng vai trò bổ trợ giúp đảm bảo tính chính xác của mô hình dự báo dài hạn và tạo điều kiện cho nhân sự vận hành chủ động cập nhật tình trạng của thiết bị. Bộ dữ liệu thiết bị

trao đổi nhiệt dạng tấm chứa dữ liệu thô về thông số vận hành của bộ trao đổi nhiệt dạng tấm chưa phân chu kỳ cho năm 2020 và 2021, với các thuộc tính như nhiệt độ cửa vào/ra dòng nước biển, cảm biến nhiệt độ cửa ra dòng nước làm mát máy nén, cảm biến lưu lượng cửa vào dòng nước biển, cảm biến chênh áp cửa vào/ra dòng nước biển với tần suất lấy mẫu 1 lần/giờ.

Nghiên cứu của Chen đề xuất khung học sâu dự báo RUL của thiết bị tiến hành trên 2 bộ dữ liệu thực [1]. Mô hình mạng bộ nhớ dài - ngắn hạn (long short-term memory, LSTM) được sử dụng để tìm hiểu các tính năng tuần tự từ dữ liệu thô kết hợp đánh giá tầm quan trọng của các đặc trưng nhằm tối ưu quá trình gán trọng số.

Zuozhou Pan nghiên cứu phương pháp dự báo 2 giai đoạn dựa trên học máy để dự báo nhanh thời gian sử dụng hữu ích còn lại của ổ trục [2]. Phương pháp này sử dụng giá trị bình phương căn bậc 2 tương đối (relative root mean square, RRMS) để chia giai đoạn hoạt động của ổ trục thành 2 giai đoạn: hoạt động bình thường và xuống cấp. Trong giai đoạn hoạt động bình thường, mô hình học máy dự báo đơn biến (univariate prediction) được xây dựng để dự báo ngắn hạn theo thời gian thực về xu hướng xuống cấp của ổ trục. Khi giá trị dự báo cho thấy



Ngày nhận bài: 1/8/2024. Ngày phân biên đánh giá và sửa chữa: 15/8 - 15/9/2023.

Ngày bài báo được duyệt đăng: 27/12/2023.

vòng bi đã bước vào giai đoạn xuống cấp, các đặc trưng sẽ được chọn làm đầu vào bằng cách phân tích tương quan. Mô hình học máy đa biến được xây dựng để dự báo thời gian sử dụng hữu ích còn lại. Kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp đề xuất có độ chính xác dự báo ngắn hạn cao hơn và tốc độ hoạt động nhanh hơn trong trường hợp kích thước mẫu học tập có hạn. Tương tự, J. Deutsch giới thiệu cách tiếp cận dựa trên học sâu để dự báo RUL về các thành phần luân phiên với dữ liệu lớn. Phương pháp được kiểm nghiệm bằng cách sử dụng dữ liệu thu thập từ thử nghiệm phá hủy (run to error) bánh răng và ổ trục [3]. Kết quả thử nghiệm cho thấy hiệu suất dự báo RUL của phương pháp tiếp cận dựa trên học sâu.

James Carroll đề xuất phương án dự báo hỏng hóc và thời gian sử dụng hữu ích còn lại của hộp số cho turbine gió [4]. Sự cố và RUL được dự báo thông qua việc sử dụng các kỹ thuật học máy cho bộ dữ liệu giám sát turbine gió và dữ liệu dao động. Dữ liệu được sử dụng để dự báo sự cố có thể lên đến 1 tháng trước thời điểm xảy ra và dữ liệu rung động tần số cao được sử dụng để mở rộng khả năng dự báo chính xác có thể lên tới 5 - 6 tháng trước khi xảy ra sự cố. Các mạng thần kinh 2 lớp có thể dự báo chính xác lỗi hộp số từ 72,5 - 75% tùy vào chế độ hỏng hóc khi được huấn luyện với dữ liệu SCADA và 100% khi được huấn luyện với dữ liệu rung.

Kết quả của các nghiên cứu trên cho thấy có rất nhiều phương pháp để dự báo giá trị RUL tùy theo các bộ dữ liệu, trong đó nổi bật nhất là mô hình LSTM và các biến thể của mô hình này. Ngược lại, thuật toán hồi quy phi tuyến (nonlinear regression) ít được sử dụng, thường chỉ ứng dụng cho các nghiên cứu về tính toán giá trị RUL cho pin, với bộ số liệu có xu hướng thay đổi theo thời gian khá giống với bộ dữ liệu của bộ trao đổi nhiệt dạng tấm. Vì vậy, nhóm tác giả đã thống kê các nghiên cứu về RUL được công bố trong giai đoạn 2019 - 2023 như trong Bảng 1.

Dựa trên thống kê, có thể thấy từ năm 2019 - 2023, việc sử dụng các thuật toán LSTM năm 2023 chiếm tới 6,8% trong các nghiên cứu về RUL. Trong khi đó, thuật

toán hồi quy phi tuyến là một thuật toán ít được sử dụng khi chiếm chưa tới 1%. Đồng thời việc sử dụng kết hợp giữa thuật toán LSTM và thuật toán hồi quy phi tuyến trong việc nghiên cứu dự báo giá trị RUL gần như chưa có. Vì vậy nhóm tác giả đã đánh giá tính khả thi khi sử dụng kết hợp giữa 2 thuật toán thông qua một số nghiên cứu nổi bật.

Nghiên cứu của Yongmeng Zhu đề xuất sự kết hợp thông qua bộ read-first-LSTM (RLSTM) mã hóa (encoder) - giải mã (decoder) và broad learning system (BLS) để giám sát sự xuống cấp của ổ đỡ và ước tính tuổi thọ hữu ích còn lại nhằm mô tả các đặc tính phi tuyến của quá trình xuống cấp [5]. Kết quả sự kết hợp cho thấy dự báo có độ chính xác cao hơn 18% so với các phương pháp trong các nghiên cứu tương tự.

Xiaoyu Li đưa ra nghiên cứu ước tính trạng thái tình trạng ngắn hạn và dự báo giá trị của pin lithium dựa trên một multi-time-scale framework [6]. Phương pháp sẽ trích xuất 4 đặc trưng quan trọng thông qua phân tích chuyên sâu về dung lượng gia tăng từng phần và mô hình hồi quy tuyến tính quy trình Gaussian (Gaussian process regression) được áp dụng để dự báo điều kiện tình trạng của pin. Khả năng dự báo, sự chắc chắn và hiệu quả của phương pháp được đề xuất kiểm chứng bằng cách sử dụng 4 tập dữ liệu với các điều kiện thử nghiệm chu kỳ khác nhau và các mức độ tình trạng khác nhau. Kết quả cho thấy phương pháp trên có thể cung cấp dự báo chính xác.

Nghiên cứu của Venkat P. Nemani cũng đưa ra phương pháp dự báo RUL cho ổ đỡ bằng cách dự báo bằng mô hình 2 giai đoạn LSTM [7]. Ngoài ra, còn áp dụng ISO 10816 để xác định ngưỡng hỏng của ổ đỡ thông qua tần số lỗi đặc trưng trong miền vận tốc. Mỗi mô hình LSTM đều gồm 1 lớp Gaussian để xác định độ không đảm bảo "aleatoric" của các thông số dự báo. Sau đó, kết hợp chúng để xác định độ không đảm bảo "epistemic" trong việc dự báo giá trị RUL. Khi triển khai mô hình được đề xuất trên tập dữ liệu được công khai của Đại học Xi'an Jiaotong và Changxing Sumyoung Technology, kết quả cho thấy tính vượt trội của mô hình cả về độ chính xác cũng như tính

**Bảng 1. Thống kê các nghiên cứu về RUL**

Năm	Số lượng các nghiên cứu		
	Nghiên cứu về RUL	Nghiên cứu về RUL dựa trên LSTM	Nghiên cứu về RUL dựa trên hồi quy phi tuyến
2019	526	10	2
2020	690	30	4
2021	821	42	5
2022	1031	68	9
2023	875	60	4



toán độ không đảm bảo khi so sánh với các mô hình khác trong lĩnh vực tiên lượng RUL cho ổ đỡ.

Như vậy, sử dụng việc phân đoạn dự báo là phương pháp khả thi cũng như việc kết hợp giữa 2 mô hình LSTM và hồi quy phi tuyến có thể cho ra kết quả dự báo RUL phù hợp với bộ trao đổi nhiệt dạng tấm.

**2. Giới thiệu thuật toán**

**2.1. Tổng quan**

Xuất phát từ việc đánh giá tình trạng thiết bị bằng phương pháp sử dụng một số cảm biến đặc trưng giám sát - cụ thể ở đây dùng cảm biến chênh áp, thu được dữ liệu có xu hướng thay đổi theo thời gian. Đối với trường hợp này có thể đề xuất phương pháp hồi quy tuyến tính (linear regression), hồi quy phi tuyến hoặc hồi quy hàm mũ (exponential regression) để tìm giá trị RUL cho đến khi cảm biến chạm ngưỡng. Tuy nhiên, do các chế độ vận hành được thay đổi liên tục hoặc do có một số vấn đề phát sinh trong quá trình vận hành nên những dự báo RUL ban đầu của phương pháp trên sẽ không còn chính xác nữa. Trường hợp này được giải quyết bằng cách sử dụng mô hình LSTM, nếu sai số quá lớn so với xu hướng hiện tại sẽ đưa ra cảnh báo hoặc tiến hành chạy lại hồi quy tuyến tính.

**2.2. Phương pháp hồi quy**

**2.2.1. Phương pháp hồi quy tuyến tính**

Đối với các bài toán dự báo dài hạn cho chuỗi dữ liệu thời gian, 3 yếu tố sau thường được quan tâm:

- Độ chính xác: ảnh hưởng bởi tính chất và độ tương thích của giải thuật.
- Thời gian xử lý: ảnh hưởng bởi độ khó của giải thuật.
- Khả năng nội suy: ảnh hưởng bởi tính chất của giải thuật.

Mô hình hồi quy tuyến tính đáp ứng được yêu cầu về độ khó giải thuật, dễ dàng áp dụng với thời gian xử lý nhanh và khả năng nội suy vượt trội, tuy nhiên không thể hiện được các đoạn biến thiên có tính phi tuyến của dữ liệu và độ chính xác không cao đối với các dữ liệu có xu hướng phi tuyến. Các giải thuật học có giám sát như giải thuật rừng ngẫu nhiên (random forest), giải thuật extreme gradient boost (XGBoost) có độ chính xác cao đi kèm với độ khó giải thuật và thời gian xử lý tăng tiến nhiều. Ngoài ra, các giải thuật này không thể nội suy ngoài giới hạn tập đào tạo, khó có thể áp dụng với các chu kỳ dữ liệu không

ổn định về chiều dài như bộ dữ liệu của thiết bị trao đổi nhiệt dạng tấm.

Với các mô hình con được định nghĩa sẵn, kết hợp với khả năng hồi quy dựa trên hàm kết hợp thuận tiện cho quá trình nội suy, mô hình hồi quy phi tuyến sử dụng sai số trung bình bình phương gốc (root mean squared error, RMSE) đảm bảo cải thiện được độ chính xác với bộ dữ liệu của thiết bị trao đổi nhiệt dạng tấm so với mô hình hồi quy tuyến tính, đồng thời đảm bảo được khả năng nội suy và thời gian xử lý nhanh.

**2.2.2. Mô hình hồi quy phi tuyến sử dụng sai số trung bình bình phương gốc**

Kết tập hợp R gồm m phần tử có dạng  $R = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$  và mô hình có dạng  $y = f(x, \beta)$  với x phụ thuộc vào  $\beta$  tham số. Vector  $\beta$  có dạng  $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$  với  $n \leq m$ . Kết quả tối ưu khi tổng bình phương phần dư  $r_i$  là cực tiểu S được tính toán với công thức (1).

$$S = \sum_{i=1}^m r_i^2 \tag{1}$$

Trong đó mỗi giá trị phần dư được xác định bởi công thức sau:

$$r_i = y_i - f(x_i, \beta) \tag{2}$$

Tổng S đạt giá trị cực tiểu khi gradient bằng 0, nghĩa là tồn tại n phương trình gradient có dạng như phương trình (3).

$$\frac{\delta S}{\delta \beta_j} = 2 \times \sum_i \left( r_i \times \frac{\delta r_i}{\delta \beta_j} \right) \tag{3}$$

với  $j = [1, n]$

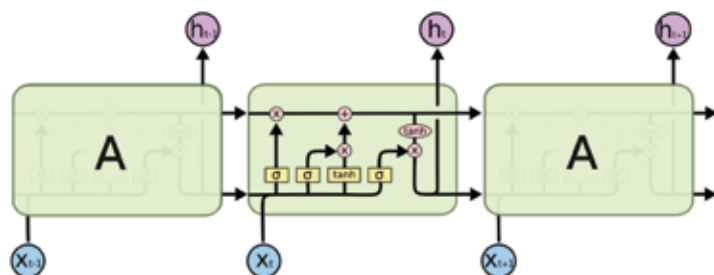
Nghiệm của các phương trình gradient xác định vector  $\beta$  thỏa mãn điều kiện tối ưu nhằm xác định các hệ số của hàm hồi quy tương ứng với tập hợp dữ liệu đầu vào.

**2.3. Mô hình mạng bộ nhớ dài - ngắn hạn (LSTM)**

Mô hình đề xuất sử dụng mô hình LSTM là một dạng đặc biệt của mạng thần kinh hồi quy (recurrent neural network, RNN). LSTM được giới thiệu bởi Hochreiter và Schmidhuber nhằm giải quyết các bài toán về phụ thuộc xa (long-term dependency). LSTM lưu giữ các giá trị tính toán sau một khoảng thời gian tùy ý, nhằm loại bỏ phụ thuộc dài hạn. Mạng lưới cải tiến LSTM được biểu diễn ở Hình 1.

Một mạng lưới LSTM gồm có 4 thành phần chính: một đường trạng thái tế bào (cell state)  $C_t$  và 3 cổng (gates) với

hàm kích hoạt  $\sigma: x \mapsto [0,1]$  (sigmoid activation) để kiểm soát mức độ thông qua của dữ liệu. Các cổng kết nối với đường trạng thái bằng một phép toán (hay được gọi là mắt xích).



Hình 1. Đồ thị minh họa mạng lưới và phương trình LSTM [8].

Đường trạng thái tế bào  $C_t$  là đường truyền chạy xuyên suốt các mắt xích giúp thông tin có thể được gán và truyền qua LSTM mà không bị thay đổi.

Cổng thứ nhất trong Hình 2a là tầng cổng quên (forget gate layer) với đầu vào  $W_f h_{t-1} + b_f$  (dữ liệu từ đầu ra của mạng LSTM t-1) và  $W_f x_t + b_f$  (dữ liệu bổ sung tại t) với tác dụng loại bỏ thông tin không mong muốn. Cổng thứ hai trong Hình 2b bao gồm một tầng cổng vào (input gate layer) với hàm kích hoạt  $\sigma$  để lựa chọn giá trị nào cập nhật vào tầng tanh:  $x \mapsto [-1,1]$ . Sau khi thu được vector giá trị tế bào mới  $\tilde{C}_t$ , trạng thái tế bào cũ  $C_{t-1}$  sẽ được cập nhật thành trạng thái mới  $C_t$  ở Hình 2c. Cuối cùng, tại cổng lọc (filter gate layer), hàm kích hoạt  $\sigma$  lựa chọn loại đầu ra cho  $C_t$  mà ta mong muốn, đầu ra của bộ lọc là tích của hàm  $\sigma$  và hàm tanh ở Hình 2d.

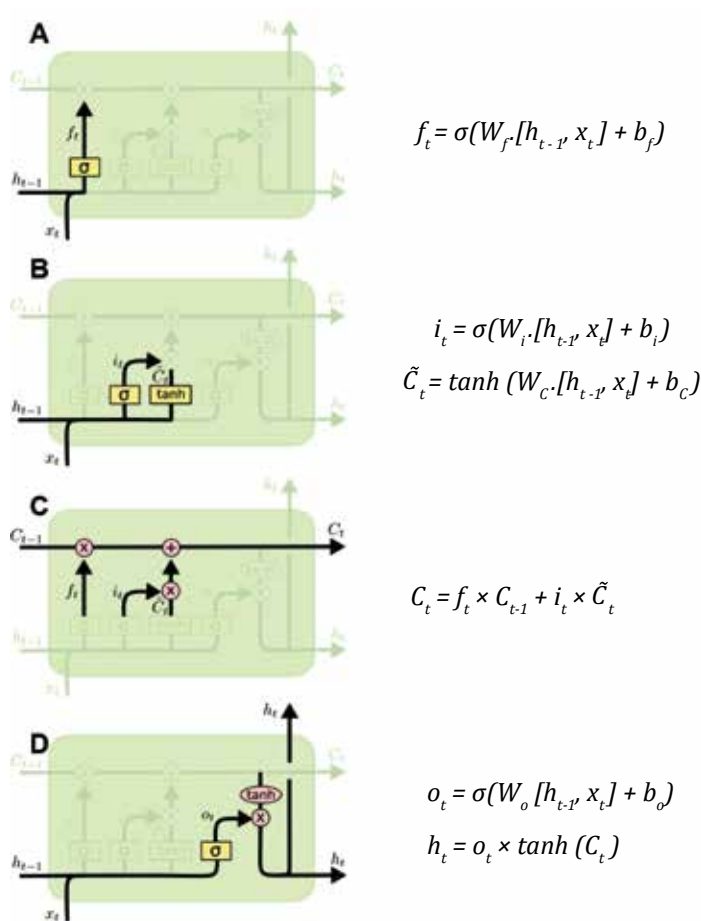
Qua phân tích cơ chế hoạt động của LSTM, có thể thấy mô hình xử lý loại bỏ hoàn toàn cơ chế lan truyền ngược (backpropagation) trong các mạng lưới RNN phổ biến khác [9]. Điều này giúp mạng LSTM tạo cầu nối giữa các tế bào trạng thái rất cũ với trạng thái hiện tại, tăng hiệu suất xử lý với độ phức tạp  $\sim O(1)$ .

### 3. Mô tả và tiền xử lý dữ liệu

#### 3.1. Mô tả dữ liệu

Chu kỳ hoạt động của bộ trao đổi nhiệt trong khoảng 20 - 60 ngày, đa số có chung các đặc điểm như xu hướng suy giảm của lưu lượng, độ chênh áp tăng, tuy nhiên cường độ có sự sai khác và xu hướng tăng một số chu kỳ có sự đột biến vào giai đoạn cuối, nhiệt độ thay đổi ngẫu nhiên không có xu hướng cụ thể.

Sự sai khác về thời gian mỗi chu kỳ, cường độ tăng giảm, tần suất xuất hiện các điểm thiết bị lỗi của mỗi chu kỳ phụ thuộc nhiều yếu tố như: nhiệt độ nước biển không ổn định do đặc điểm tự nhiên của môi trường, mức độ hoạt động của sinh vật biển vào các mùa khác nhau dẫn tới tốc độ hình thành mảng bám cản trở dòng chảy khác nhau, nhu cầu sử dụng của máy nén khác nhau... Vì vậy, bộ dữ liệu sử dụng sẽ được loại bỏ các chu kỳ được cho là bất thường - không có xu hướng tăng rõ, ngắn bất thường, xuất hiện nhiều điểm lỗi và sử dụng dữ liệu chênh áp cũng như lưu lượng dòng



Hình 2. Các bộ phận cấu thành mạng lưới LSTM [8].

Bảng 2. Chu kỳ hoạt động của bộ trao đổi nhiệt

TT	Thời gian hoạt động của bộ trao đổi nhiệt theo chu kỳ
1	58 ngày 3 giờ
2	58 ngày 9 giờ
3	45 ngày
4	62 ngày 7 giờ
5	48 ngày 15 giờ
6	45 ngày 3 giờ
7	50 ngày 14 giờ
8	21 ngày

chảy nhằm đảm bảo tính chính xác và ổn định cho mô hình dự báo và đánh giá tình trạng của thiết bị trao đổi nhiệt.

Các kỹ thuật tiền xử lý tổng quát cho 2 nhiệm vụ được áp dụng đối với bộ dữ liệu của thiết bị bộ trao đổi nhiệt dạng tấm gồm xử lý dữ liệu bị khuyết, phân tách các bộ dữ liệu chu kỳ vận hành và co giãn dữ liệu. Đối với mỗi nhiệm vụ riêng, các kỹ thuật xử lý đặc trưng theo yêu cầu của phương pháp được áp dụng tương ứng.

**3.2. Tiền xử lý dữ liệu**

Các công việc cần thực hiện:

Xử lý dữ liệu bị khuyết gồm 3 giai đoạn tuần tự gồm: phát hiện vị trí khuyết dữ liệu, kiểm tra loại lỗi dữ liệu và lựa chọn phương án xử lý phù hợp.

Phân tách các bộ dữ liệu chu kỳ vận hành - dựa trên hàm điều kiện xây dựng trên giá trị ngưỡng do các chuyên gia vận hành đưa ra - nhằm chia bộ dữ liệu thành các chu kỳ hoạt động.

Chuẩn hóa dữ liệu thông qua phương pháp chuẩn hóa normalization được áp dụng với đầu ra mong muốn thuộc khoảng [-1,1] cho mô hình LSTM với nhận định dữ liệu phân bố trải trên miền giá trị tương đối đều và kết quả sau hiệu chỉnh của các lần thử đối với các hàm kích hoạt khác nhau.

**3.3. Dự báo ngắn hạn bằng mô hình LSTM**

Tập hợp dữ liệu các chu kỳ hoạt động được chia làm 3 phần: dữ liệu huấn luyện (training set), dữ liệu phê chuẩn (validation set) và dữ liệu kiểm tra (test set). Những điểm dữ liệu cho mỗi tập hợp tuân thủ tính độc lập rõ ràng giữa các tập dữ liệu.

Sau khi thực hiện phân tập dữ liệu, mỗi phần dữ liệu sau đó lần lượt được biến đổi thành các mảng dữ liệu 3 chiều đúng định dạng đầu vào theo yêu cầu của mô hình LSTM là: mẫu dữ liệu (sample) - bước nhảy k (time steps) - đặc điểm (feature). Ví dụ, đối với dữ liệu đào tạo yêu cầu đầu ra 24 điểm dữ liệu dự báo, 48 điểm dữ liệu quá khứ, đầu vào 1 đặc trưng và đầu ra 1 đặc trưng sẽ được thiết lập trích xuất từ khung dữ liệu.

**3.4. Dự báo dài hạn bằng mô hình hồi quy phi tuyến**

Sử dụng trực tiếp dữ liệu chênh áp của dòng nước biển làm mát theo thời gian. Các tệp dữ liệu sau khi đưa lên khung dữ liệu được lọc các giá trị không phải số (not a number - NaN) và chuyển thành mảng một chiều với chỉ

số của mảng (array index) tương ứng với số giờ hoạt động của chu kỳ hoạt động của thiết bị.

Mảng 1 chiều sau đó được phân tách thành 2 mảng con theo thứ tự tuần thủ ràng buộc về thời gian là mảng chứa dữ liệu đào tạo và mảng chứa dữ liệu kiểm tra với dữ liệu đào tạo tính từ thời điểm bắt đầu hoạt động tới các điểm trạm lần lượt sau mỗi 48 giờ, kể từ thời điểm 300 giờ vận hành; số dữ liệu còn lại là tệp dữ liệu kiểm tra. Một mảng một chiều được xây dựng tương ứng với chỉ số tương đồng với bộ dữ liệu kiểm tra làm đầu vào cho mô hình để trả giá trị dự báo tương ứng.

**4. Mô hình dự báo tuổi thọ hữu ích còn lại**

**4.1. Dự báo ngắn hạn bằng mô hình LSTM**

Mô hình LSTM đề xuất để dự báo 24 giờ tiếp theo so với thời điểm hiện tại tương ứng với 48 điểm dữ liệu, thời gian lấy mẫu 1 giờ. Dữ liệu đầu vào của mô hình LSTM dựa vào 48 điểm giá trị cảm biến lưu lượng cửa vào dòng nước biển, cảm biến chênh áp cửa vào/ra dòng nước biển (tương đương với 48 giờ) trong quá khứ. Mô hình LSTM được thiết kế thông qua các bước tuần tự bao gồm: xây dựng mô hình cơ bản, xử lý các vấn đề và hiệu chỉnh thông số, và kiểm tra khả năng dự báo của mô hình. Thông qua từng giai đoạn, từng lớp được xếp vào cây tuyến tính (linear tree) để đạt được mô hình tối ưu nhất về độ chính xác.

Hàm kích hoạt được chọn là hàm "tanh" do đặc trưng của dữ liệu đầu vào trải đều trên miền [-1,1]. Để xử lý overfit và underfit, nhóm tác giả sử dụng phương pháp thiết lập hàm gọi ngược dừng sớm (callback function) và loại bỏ một số nút trọng số sau mỗi vòng đào tạo.

Tổng quan mô hình LSTM được thể hiện trong Bảng 3.

Bộ dữ liệu kiểm tra được trích xuất thành các bộ dữ liệu với độ dài 48 - 96 giờ để kiểm định và hiệu chỉnh mô hình. Việc lựa chọn cấu trúc xây dựng mô hình và các thông số mô hình dựa trên các đánh giá về kích cỡ dữ liệu, mục tiêu dự báo và quá trình thử và hiệu chỉnh để lựa chọn các thông số phù hợp nhất. Các thông số mô hình sau quá trình đánh giá và kiểm định được thống kê tóm tắt trong Bảng 4.

Mô hình được huấn luyện với bộ dữ liệu đào tạo phê chuẩn, hàm mất mát (loss function) của mô hình đạt đủ điều kiện của module ngắt sớm sẽ kích hoạt kết thúc quá trình đào tạo và thu được mô hình sẵn sàng để dự báo.

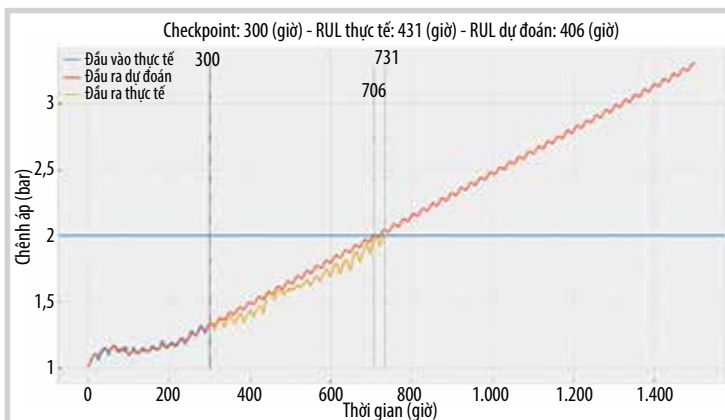
**Bảng 3.** Cấu trúc mô hình LSTM để xuất xây dựng cho bộ dữ liệu

Lớp	Cấu hình đầu ra (Batch size, time steps, units)	Số tham số
LSTM 1	(0, 48, 128)	66.560
Dropout 1	(0, 48, 128)	0
LSTM 2	(0, ×, 64)	49.408
Dropout 2	(0, 64)	0
Dense	(0, ×, 1)	65

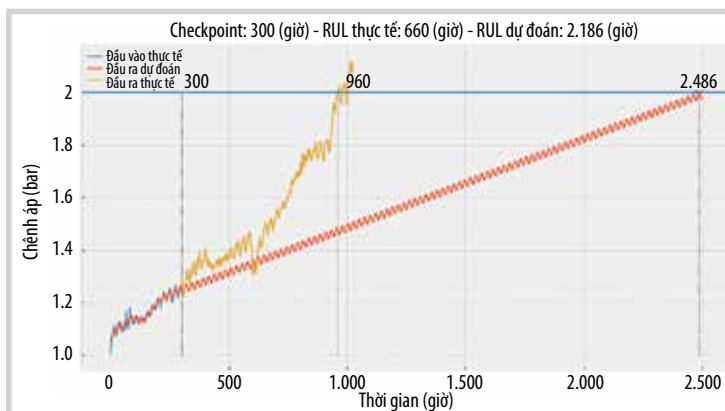
Tổng tham số: 116.033  
 Tổng tham số huấn luyện: 116.033  
 Tổng tham số không huấn luyện: 0

**Bảng 4.** Tham số mô hình LSTM được xây dựng

Đặc trưng	Chi tiết
Mục tiêu	Dự báo trước 24 giờ giá trị chênh áp dòng nước biển làm mát bộ trao đổi nhiệt dạng tấm.
Dữ liệu đầu vào	48 tensor dữ liệu cảm biến lưu lượng cửa vào dòng nước biển, cảm biến chênh áp cửa vào/ra dòng nước biển.
Cấu trúc mô hình	TensorFlow Core v2.8.0
Thông số mô hình	- Số lớp ẩn: 128, 64 - Dropout: 0,2; 0,1 - Tham số ngắt sớm (early stopping): monitor = val_loss, patience = 5, mode = min - EPOCH: 50 - Kích cỡ tập (batch size): 16.



**Hình 3.** Kết quả dự báo RUL thời điểm 300 giờ vận hành chu kỳ I.



**Hình 4.** Kết quả dự báo RUL thời điểm 300 giờ vận hành chu kỳ II.

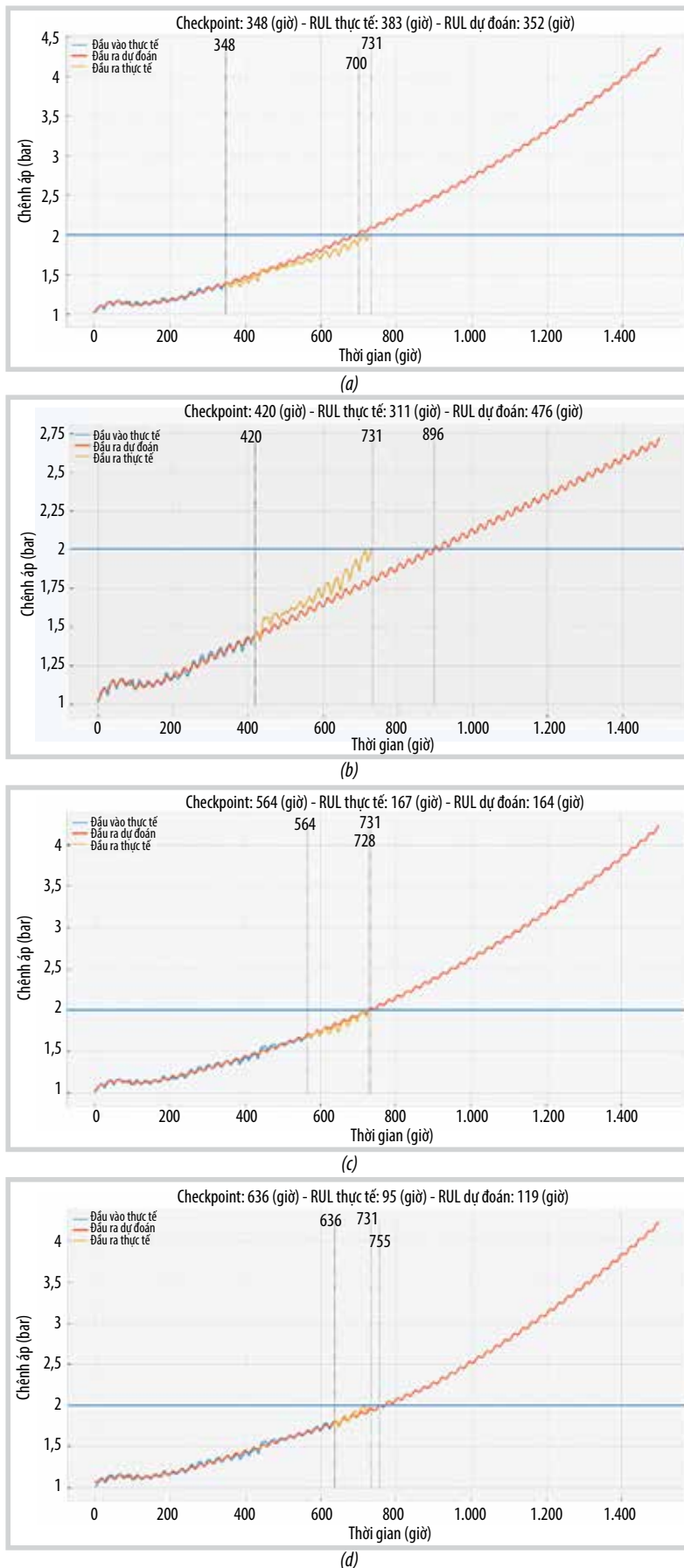
## 4.2. Dự báo dài hạn bằng mô hình hồi quy phi tuyến

Mô hình hồi quy phi tuyến sử dụng hàm RMSE dựa trên dữ liệu 300 giờ vận hành đầu tiên, giúp dự báo thời gian sử dụng còn lại của bộ trao đổi nhiệt. Mô hình dự báo dựa trên giả thiết không có hiện tượng bất thường xảy ra trong quá trình vận hành còn lại của thiết bị kể từ thời điểm 300 giờ vận hành. Mô hình được xây dựng bao gồm 4 giai đoạn chính: xây dựng mô hình phi tuyến tổng hợp, hiệu chỉnh thông số, kiểm tra độ chính xác của mô hình và xây dựng hàm RUL từ kết quả dự báo.

Đối với dữ liệu hoạt động các chu kỳ của bộ trao đổi nhiệt dạng tấm, có thể dễ dàng quan sát thấy sự tồn tại của hàm tuần hoàn trong suất chu kỳ. Ngoài ra tại một số thời điểm, xuất hiện các đoạn tăng giảm đột ngột, có tính chất giống hàm bước. Bên cạnh đó, nguyên nhân chính gây sự tăng chênh áp dòng nước biển do sự hình thành các mảng bám bởi vi sinh vật biển, đa số là hà u biển. Quá trình phát triển này hình thành khi các ấu trùng hà u trong nước biển đi vào cửa làm mát và bám lên thành bộ tản nhiệt dạng tấm, theo thời gian phát triển theo dạng hàm tuyến tính và mũ [10] và ngăn cản dòng chảy làm tăng áp suất chênh lệch.

Mô hình hồi quy phi tuyến được xây dựng dựa trên sự kết hợp giữa các mô hình con. Dựa trên sai số của hàm con với dữ liệu đào tạo, các mô hình con được lựa chọn, hiệu chỉnh. Ngoài ra, dựa trên kết quả dự báo trên tập dữ liệu kiểm tra, các mô hình con cũng được hiệu chỉnh tương tự nhằm tối ưu hóa độ chính xác của mô hình. Xây dựng dữ liệu đầu vào dự báo bằng mảng một chiều đầu vào kéo dài 1.500 giờ nhằm đảm bảo vượt ngưỡng chênh áp trung bình của chu kỳ vận hành thiết bị. Nếu sau 1.500 giờ chưa đạt ngưỡng chênh áp trung bình, ta lần lượt chạy thêm các mốc 500 giờ cho tới khi đạt giá trị RUL. Điểm đạt ngưỡng RUL tương đồng với thời điểm giá trị dự báo đạt mức ngưỡng chênh áp dòng nước biển làm mát để xuất. Các giá trị dự báo thu được khi áp dụng hàm model.eval() với dữ liệu đầu vào dự báo.

Kết quả dự báo và dữ liệu đầu ra thực tế được lưu trữ thành khung dữ liệu mới và kết hợp với khung dữ liệu gốc nhằm trực quan hóa và đánh



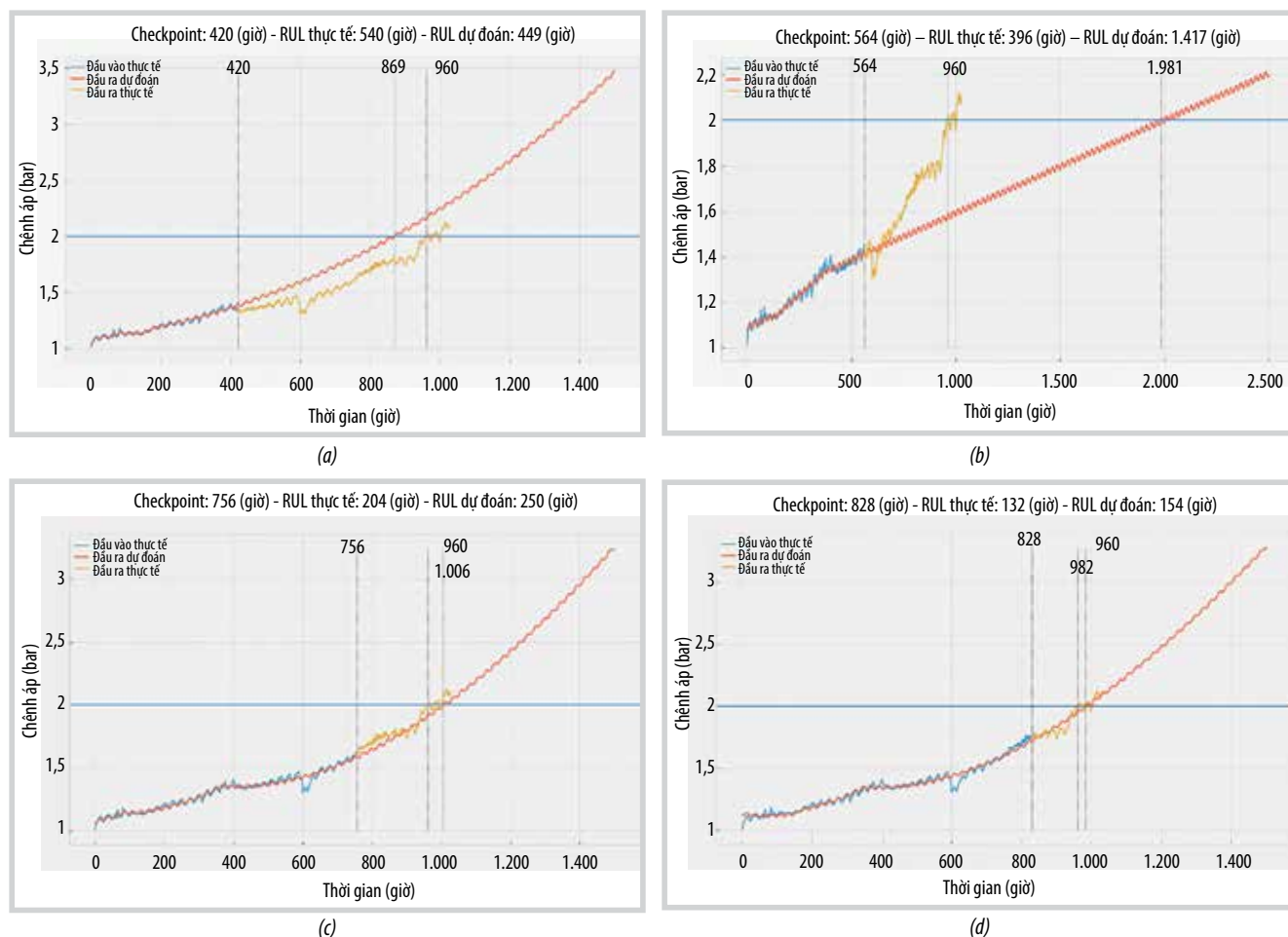
**Hình 5.** RUL cập nhật tại một số giai đoạn vận hành trong chu kỳ I.

giá độ chính xác của mô hình. Các hiệu chỉnh được thực hiện dựa trên độ chính xác trung bình của mô hình đối với các bộ dữ liệu vận hành nhằm tìm ra mô hình đạt độ chính xác nhất.

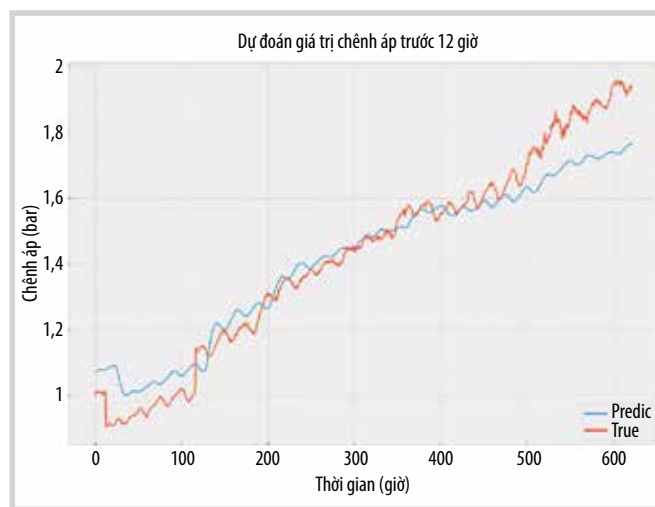
**5. Kết quả và thảo luận**

**5.1. Kết quả dự báo RUL bằng mô hình hồi quy phi tuyến**

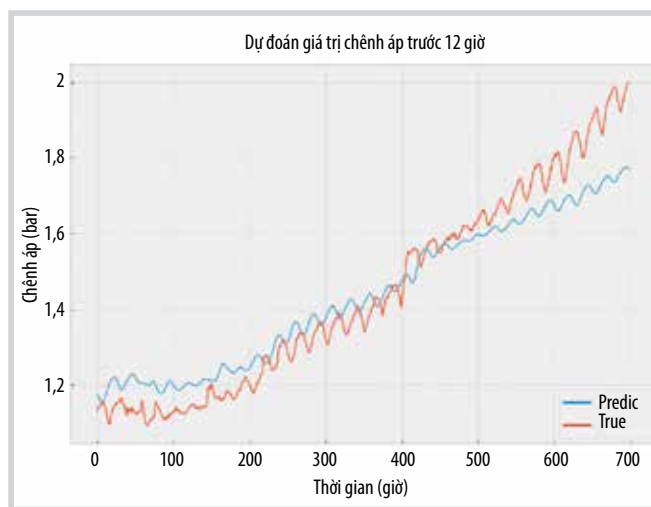
Tại thời điểm bộ trao đổi nhiệt sử dụng được 300 giờ, người vận hành có thể dự báo trước thời điểm đạt ngưỡng chênh áp 2 bar cần rửa ngược và sử dụng kết quả dự báo này cho nhiệm vụ lập lịch bảo trì thiết bị. Trong Hình 3, tại thời điểm 300 giờ, người vận hành có thể ghi nhận thời điểm cần bảo trì tại mốc 706 giờ so với thời điểm thực tế là 733 giờ, đảm bảo được việc bảo trì kịp thời. Tuy nhiên trong Hình 4, tại thời điểm 300 giờ vận hành, với mức vận hành trong 300 giờ trước đó, mô hình dự báo với mức vận hành tương lai tương tự ghi nhận RUL đạt mức 2.486 giờ. Trong khi đó, RUL thực tế của thiết bị là 727 giờ do có sự xuất hiện của bất thường và thay đổi mức độ hoạt động của bộ trao đổi nhiệt trong tương lai. Chính vì vậy, cần có sự cập nhật giá trị RUL theo thời gian nhằm đảm bảo mô hình bám sát nhất sự thay đổi của thiết bị. Các điểm lưu (checkpoint) được thành lập theo 2 phương thức: định kỳ hoặc khi kết quả dự báo ngắn hạn cảnh báo có sự thay đổi đáng kể của giá trị chênh áp. Có thể thấy trong Hình 5, với chu kỳ vận hành số I, khi áp dụng các điểm lưu lần lượt tại 348, 420, 565 và 636 giờ thì các giá trị dự báo RUL là sát hơn. Tương tự trong Hình 6 với chu kỳ vận hành số II. Nguyên nhân là do các vi sinh vật trong nước biển phát triển với tốc độ thay đổi, hình thành nên giá trị chênh áp tại bộ trao đổi nhiệt với độ biến thiên khác nhau. Việc kiểm soát sự phát triển và xâm nhập của vi sinh vật trong nước biển là rất khó khăn vì phải phụ thuộc vào nồng độ hóa chất được sử dụng cũng như sự biến đổi của dòng hải lưu. Nhóm tác giả đã đề xuất sử dụng phương pháp dự báo ngắn hạn giá trị chênh áp sử dụng mạng LSTM để phát hiện các điểm bất thường hay còn gọi là điểm lưu.



Hình 6. RUL cập nhật tại một số giai đoạn vận hành thiết bị chu kỳ II.



Hình 7. Dự báo ngắn hạn giá trị chênh áp (PDI-4400A) bằng mô hình LSTM.



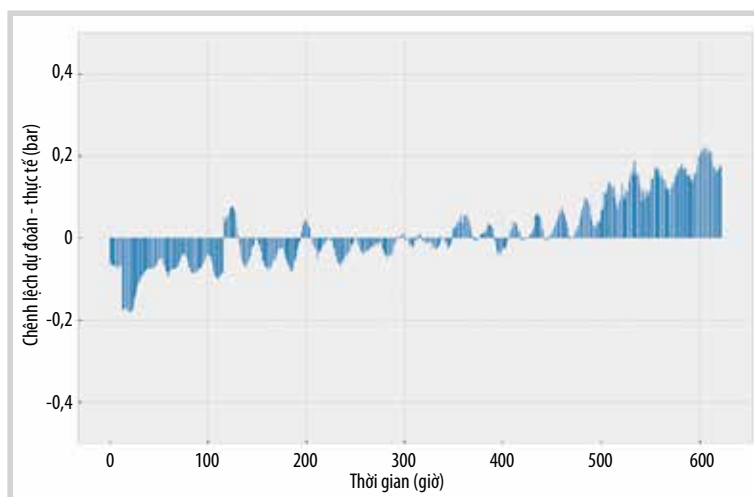
Hình 8. Dự báo ngắn hạn giá trị chênh áp (PDI-4400B) bằng mô hình LSTM.

**5.2. Kết quả dự báo ngắn hạn và đánh giá tình trạng bằng mô hình LSTM**

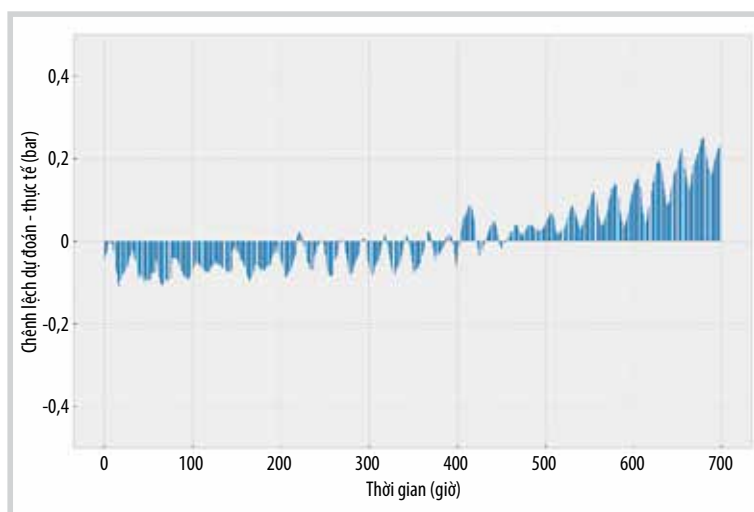
Mô hình LSTM cho thấy xu hướng thay đổi của các giá trị chênh áp của bộ trao đổi nhiệt dạng tấm ổn định hoặc bất thường, và xác định các vị trí xuất hiện thay đổi lớn làm cơ sở để cập nhật mô hình hồi quy phi tuyến tương

ứng. Các giá trị dự báo ngắn hạn của các chu kỳ dữ liệu cho thấy sự bám sát của kết quả dự báo mô hình với thực tế như trong Hình 7 và 8.

Giá trị sai số giữa mô hình dự báo và thực tế giúp phát hiện các bất thường trong quá trình hoạt động và qua đó cập nhật giá trị tuổi thọ hữu ích còn lại ngay khi có các



**Hình 9.** Sai lệch giữa kết quả dự báo và thực tế giá trị chênh áp (PDI-4400A).



**Hình 10.** Sai lệch giữa kết quả dự báo và thực tế giá trị chênh áp (PDI-4400B).

biến động không lường trước được trong quá trình vận hành thiết bị. Các cảnh báo được đưa ra nhằm cập nhật giá trị RUL mới qua mô hình hồi quy phi tuyến tính. Kết quả phát hiện sai số của mô hình LSTM dự báo ngắn hạn giá trị chênh áp đối với chu kỳ I thể hiện trong Hình 9 và 10 dẫn đến việc xác định giá trị điểm lưu tại các điểm 420, 565 và 636 giờ vận hành thiết bị.

## 6. Kết luận

Nghiên cứu đề xuất phương pháp dự báo được tuổi thọ hữu ích còn lại (RUL) của bộ trao đổi nhiệt dạng tấm với dạng dữ liệu có xu hướng thay đổi theo thời gian thông qua việc kết hợp mô hình hồi quy phi tuyến và mô hình mạng bộ nhớ dài - ngắn hạn LSTM. Quy trình thực hiện có thể được áp dụng với các thiết bị mà thông số vận hành có xu hướng tăng hoặc giảm theo thời gian trước khi chạm ngưỡng nhất định.

Mô hình hồi quy phi tuyến giúp tính toán thời gian sử dụng hữu ích còn lại đạt độ chính xác cao dựa trên việc xác định các điểm lưu và dự báo dài hạn giá trị chênh áp tại bộ trao đổi nhiệt dạng tấm. Mô

hình LSTM dự báo ngắn hạn giá trị chênh áp và cho kết quả dự báo liên tục mỗi 24 giờ. Giá trị sai số giữa mô hình dự báo và thực tế giúp phát hiện các bất thường trong quá trình hoạt động và qua đó cập nhật giá trị tuổi thọ hữu ích còn lại ngay khi có các biến động không lường trước được trong quá trình vận hành thiết bị. Sự kết hợp của 2 mô hình giúp các kỹ sư vận hành có thể chủ động trong việc lên kế hoạch và phân bổ nhân lực phục vụ công tác bảo trì bảo dưỡng thiết bị.

## Tài liệu tham khảo

[1] Zhenghua Chen, Min Wu, Rui Zhao, Feri Guretno, Ruqiang Yan, and Xiaoli Li, "Machine remaining useful life prediction via an attention-based deep learning approach", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Volume 68, Issue 3, pp. 2521 - 2531, 2021. DOI: 10.1109/TIE.2020.2972443.

[2] Zuozhou Pan, Zong Meng, Zijun Chen, Wenqing Gao, and Ying Shi, "A two-stage method based on extreme learning machine for predicting the remaining useful life of rolling-element bearings", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 144, 2020. DOI: 10.1016/j.ymssp.2020.106899.

[3] Jason Deutsch and David He, "Using deep learning-based approach to predict remaining useful life of rotating components", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, Volume 48, Issue 1, pp. 11 - 20, 2018. DOI: 10.1109/TSMC.2017.2697842.

[4] James Carroll, Sofia Koukoura, Alasdair McDonald, Anastasis Charalambous, Stephan Weiss, and Stephen McArthur, "Wind turbine gearbox failure and remaining useful life prediction using machine learning techniques", *Wind Energy*, Volume 22, Issue 3, pp. 360 - 375, 2019.

[5] Yongmeng Zhu, Jiechang Wu, Xing Liu, Jun Wu, Kai Chai, Gang Hao, and Shuyong Liu, "Hybrid scheme through read-first-LSTM encoder-decoder and broad learning system for bearings degradation monitoring and remaining useful life estimation", *Advanced Engineering Informatics*, Volume 56, 2023. DOI: 10.1016/j.aei.2023.102014.

[6] Xiaoyu Li, Changgui Yuan, and Zhenpo Wang, "Multi-time-scale framework for prognostic health condition of lithium battery using modified Gaussian process regression and nonlinear regression", *Journal of Power Sources*, Volume 467, 2020. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2020.228358.

[7] Venkat P. Nemani, Hao Lu, Adam Thelen, Chao Hu, and Andrew T. Zimmerman, "Ensembles of probabilistic LSTM predictors and correctors for bearing prognostics using industrial standards", *Neurocomputing*, Volume 491, pp. 575 - 596, 2022. DOI: 10.1016/j.neucom.2021.12.035.

[8] Colah's blog, "Understanding LSTM networks", 7/22/2022. [Online]. Available: <https://colah.github.io/posts/2015-08-understanding-LSTMs/>.

[9] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber, "Long short-term memory", *Neural Computation*, Volume 9, Issue 8, pp. 1735 - 1780, 1997. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

[10] N.A. Sitnik, "Growth and the energy budget of flat oyster (*Ostrea edulis*) in early ontogenesis", *Biosystems Diversity*, Volume 18, Issue 1, pp. 110 - 116, 2010. DOI: 10.15421/011016.

---

## PREDICTION OF THE REMAINING USEFUL LIFE FOR PLATE HEAT EXCHANGER AT HAI THACH - MOC TINH FIELDS

**Tran Ngoc Trung, Nguyen Thanh Trung, Nguyen Duy Minh, Dao Quang Khoa, Tran Vu Tung, Tran Duc Thang**

Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC)

Email: [trungtn@biendongpoc.vn](mailto:trungtn@biendongpoc.vn)

### Summary

Predictive maintenance is an advanced and widely adopted approach in the industry that helps maximize the equipment uptime by estimating its remaining useful life (RUL) and predicting any potential failure point. The authors have made a short-term prediction of the seawater flow pressure difference at a plate heat exchanger using a long short-term memory (LSTM) network, and thereby predicted the RUL using a nonlinear regression model. The proposed model achieved high accuracy by continuously detecting checkpoints and predicting RUL values every 24 hours. Checkpoints are identified through detecting differential pressure anomalies at the plate heat exchanger during operation. Thereby, it helps update the RUL value promptly upon any unforeseen deviation during equipment operation.

**Key words:** Remaining useful life, plate heat exchanger, Hai Thach - Moc Tinh fields.



# NGHIÊN CỨU XÂY DỰNG THUẬT TOÁN LẬP KẾ HOẠCH CHO CÔNG TÁC BẢO TRÌ, BẢO DƯỠNG

Đào Quang Khoa, Trần Ngọc Trung, Nguyễn Thành Trung, Trần Vũ Tùng, Hoàng Kỳ Sơn, Ngô Hữu Hải

Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông

Email: trungtn@biendongpoc.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2024.01-10>

## Tóm tắt

Sử dụng dữ liệu thu thập từ ứng dụng quản lý bảo trì thiết bị, Công ty Điều hành Dầu khí Biển Đông (Bien Dong POC) đã nghiên cứu khả năng áp dụng thuật toán di truyền để hỗ trợ công tác lập kế hoạch cho công tác bảo trì bảo dưỡng, từ đó khai thác được năng lực tính toán nhanh của máy tính, rút ngắn thời gian lập kế hoạch, đảm bảo tối ưu hóa nguồn lực, cũng như đảm bảo sự thống nhất trong quá trình lập kế hoạch và tổ chức thực hiện. Kết quả nghiên cứu cho thấy việc áp dụng thuật toán di truyền giúp lập kế hoạch chính xác với độ khớp cao, xử lý được các yêu cầu về tiến độ, mức độ ưu tiên và nguồn lực cho từng mã công việc, trong khi thời gian tính toán được rút ngắn đáng kể so với cách làm truyền thống. Trên cơ sở nghiên cứu, có thể thiết lập các công cụ tự động áp dụng thuật toán này để hỗ trợ nghiệp vụ lập kế hoạch bảo dưỡng giúp nâng cao hiệu suất và độ chính xác của quy trình quản lý bảo trì, bảo dưỡng, đặc biệt là tại các cơ sở sản xuất quy mô lớn.

**Từ khóa:** Thuật toán di truyền, lập kế hoạch, bảo trì bảo dưỡng.

## 1. Giới thiệu

Công tác bảo trì, bảo dưỡng phòng ngừa (preventive maintenance) tại các cơ sở sản xuất được thực hiện định kỳ và có kế hoạch nhằm đảm bảo hệ thống công nghệ hoạt động an toàn, giảm nguy cơ hỏng hóc cũng như thời gian ngừng hoạt động ngoài kế hoạch. Điều kiện hoạt động sản xuất và vận hành thiết bị trên cụm giàn khai thác mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh (cách đất liền 300 km) khiến cho việc điều động nguồn lực, gồm con người và thiết bị, gặp nhiều khó khăn. Do đó, Bien Dong POC đặt mục tiêu tận dụng tối đa nguồn lực tại chỗ cho công tác bảo trì, bảo dưỡng phòng ngừa cho một số lượng lớn thiết bị trên giàn khai thác. Với khả năng tập trung hóa dữ liệu và các tiến bộ về hệ thống truyền tải dữ liệu từ các giàn ngoài khơi, công cụ lập kế hoạch sẽ hỗ trợ cho việc tối ưu các hoạt động vận hành khai thác và bảo trì bảo dưỡng [1, 2].

Tại Bien Dong POC, công tác bảo trì bảo dưỡng được quản lý tập trung bằng phần mềm quản lý bảo trì thiết bị (Computerized Maintenance Management System -

CMMS). Việc tận dụng năng lực tính toán của máy tính và ứng dụng các thuật toán tiên tiến để tạo ra công cụ lập kế hoạch cho công tác bảo trì bảo dưỡng sẽ giúp rút ngắn thời gian triển khai, tối ưu hóa các nguồn lực, đảm bảo sự thống nhất trong việc lập kế hoạch và tổ chức thực hiện.

## 2. Một số thuật toán được sử dụng lập kế hoạch cho công việc

Bài toán lập kế hoạch cho công việc dựa trên những điều kiện ràng buộc cho trước về thời gian, nguồn lực, mức độ ưu tiên để xác định thứ tự công việc. Các đặc trưng cơ bản của bài toán lập thời gian biểu cho công việc gồm:

Tập công việc: Mô tả tính chất công việc, ví dụ như lập danh sách mã công việc, lập danh sách các đơn vị, lập bảng thời gian làm việc của nhân công;

Nguồn lực (tài chính, máy móc thiết bị, nhân sự) để thực hiện công việc;

Thời gian giới hạn: Mô tả các dạng thời gian, ví dụ như thời gian cho từng mã công việc, ca làm việc, ngày làm việc;

Ràng buộc: Khi phân công công việc, cần cụ thể số lượng nhân công thực hiện;



Ngày nhận bài: 16/1/2024. Ngày phản biện đánh giá và sửa chữa: 16/1 - 5/2/2024.

Ngày bài báo được duyệt đăng: 5/2/2024.

Mục tiêu: Hoàn thành công việc nhiều nhất có thể với tài nguyên hiện có. Khi các mục tiêu thỏa mãn thì các điều kiện cũng được thỏa mãn.

Ngoài ra, do nguồn lực hạn chế, việc đáp ứng các yêu cầu như phân bố nguồn lực hợp lý, sắp xếp công việc liên tiếp nhau hay thời lượng dành cho công việc,... sẽ phụ thuộc vào tổng số công việc và nguồn lực đang có.

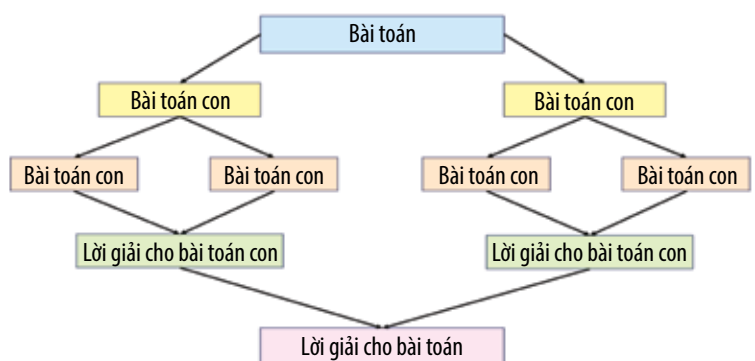
Trong các tình huống không quá phức tạp, khi các yếu tố ảnh hưởng đến thời gian biểu không thay đổi nhiều, việc thiết lập kế hoạch có thể được thực hiện thông qua thuật toán lập trình tuyến tính [3]. Tuy nhiên, khi số lượng công việc nhiều và phức tạp, nguồn lực hạn chế và điều kiện thường xuyên thay đổi, những thuật toán này thường gặp vấn đề khi tạo ra quá nhiều tổ hợp, dẫn đến khả năng đưa ra các giải pháp không thể thực hiện kịp thời theo sự thay đổi đã phát sinh. Một số nghiên cứu xây dựng các hướng dẫn logic, từ đó tạo ra một tập hợp giới hạn các giải pháp theo cách tiếp cận được xác định bởi thời gian cho phép, như lập luận từ phía sau (backward-chaining) [4] hoặc lập luận mờ (fuzzy reasoning) [5].

**2.1. Thuật toán Brute force**

Thuật toán Brute force giúp tìm ra phương án tối ưu bằng cách lựa chọn trong tập hợp tất cả các phương án của bài toán. Khi bài toán quá lớn, việc áp dụng thuật toán Brute force sẽ không đảm bảo về thời gian cũng như kỹ thuật. Để khắc phục nhược điểm này, trong quá trình duyệt sẽ luôn giữ lại “phương án mẫu” (sample statistics), có giá trị nhỏ nhất tại thời điểm được ghi nhận [6]. Một cách khác để sàng lọc phương án tối ưu là sử dụng phương pháp “đánh giá nhánh cận” (branch and bound). Bằng cách tính toán độ cải thiện từ việc xây dựng phương án theo hướng để ra so với “phương án mẫu”, tăng độ thực thi của thuật toán.

Khi lập kế hoạch, công việc sẽ được chia cho các trường hợp có thể xảy ra. Sau mỗi lần phân chia, các điều kiện ràng buộc sẽ được xem xét. Tập hợp công việc được phân phối nào thỏa mãn điều kiện thì sẽ được lấy.

- Ưu điểm: Với thuật toán này, đáp số cuối cùng của đầu ra (output) đảm bảo tối ưu nhất so với các thuật toán khác. Ngoài ra,



Hình 1. Lưu đồ của thuật toán chia để trị (divide and conquer) [8].

thuật toán này đòi hỏi ít bộ nhớ và cài đặt đơn giản [7].

- Nhược điểm: Thời gian thực thi lớn; việc thực hiện tương đương với phân chia công việc theo cách thủ công thông thường [7].

Về mặt nguyên tắc, thuật toán luôn tìm được nghiệm nếu bài toán có nghiệm bằng cách kiểm tra toàn bộ tập trường hợp xảy ra. Nhưng trên thực tế, các bài toán lập kế hoạch không áp dụng phương pháp này, vì số công việc và số lần lặp lại rất cao trong khi thời gian tính toán, năng lực và dung lượng bộ nhớ đều có hạn.

**2.2. Thuật toán chia để trị (divide and conquer)**

Thuật toán chia để trị sử dụng kỹ thuật từ trên xuống (top-down approach), chia bài toán lớn thành nhiều bài toán nhỏ và tương đương. Từng lớp bài toán nhỏ tiếp tục được chia đến khi gặp “bài toán cơ sở” (preliminary problem) có thể dễ dàng thu được kết quả. Sau khi giải các bài toán cơ sở này, kết quả được phân tích và tổng hợp ngược lại để có lời giải cho các bài toán nhỏ và cuối cùng có được kết quả cho bài toán lớn. Thuật toán này được chia thành 2 luồng xử lý chính: chia bài toán (từ trên xuống) và tổng hợp kết quả (từ dưới lên). Mục tiêu chính là chia công việc lớn thành các công việc nhỏ hơn, đến khi có thể phân chia công việc trực tiếp.

- Ưu điểm: Khi gặp việc khó xử lý, chia nhỏ thành các việc nhỏ dễ dàng hơn, để giảm thiểu độ phức tạp. Một nhiệm vụ có thể có nhiều tác vụ nhỏ thực hiện song song. Tiêu tốn ít tài nguyên bộ nhớ khi phân bố [9].

Nhược điểm: Việc sử dụng đệ quy để tổng hợp kết quả tiêu tốn nhiều thời gian. Khó hiện thực hóa thuật toán để có thể phân bố từng lớp bài toán, khả năng cao tồn tại vòng lặp bài toán trước đó đã phân chia [9].

Bài toán sắp xếp kế hoạch công việc theo công việc có độ phức tạp cao trên tập cơ sở dữ liệu lớn và là bài toán đa mục tiêu. Vì vậy, nếu xem xét chia nhỏ công việc để giảm bớt độ phức tạp, sau đó khi kết hợp kết quả có thể xảy ra xung đột thời gian công việc. Ví dụ, công việc có thể bị chia thành quá nhiều việc nhỏ không cần thiết hoặc lặp lại, làm phát sinh vấn đề tối ưu hóa để thỏa mãn đầu ra. Vì vậy, không nên

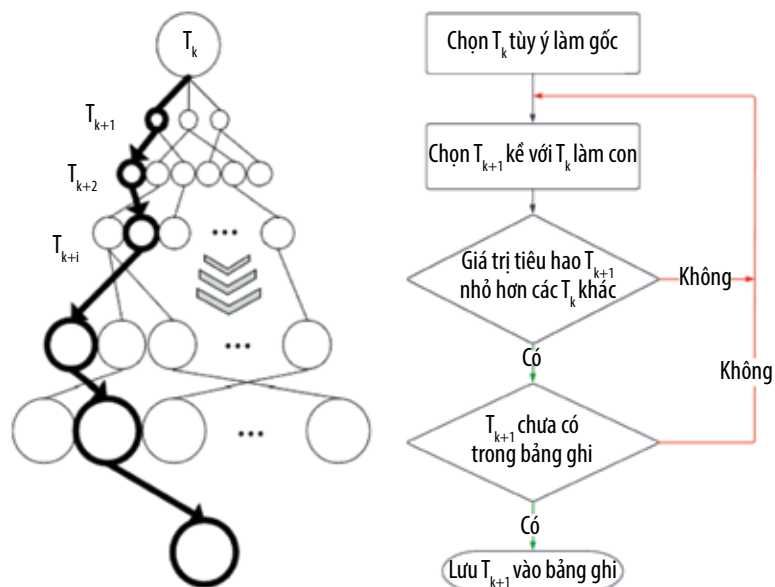
chỉ áp dụng đơn thuần thuật toán chia để trị mà nên kết hợp với các phương pháp khác để tối ưu nguồn lực.

**2.2. Thuật toán Heuristic**

Thuật toán Heuristic được thiết kế để giải quyết bài toán nhanh hơn và hiệu quả hơn so với các phương pháp truyền thống bằng cách đổi tính tối ưu, độ chính xác hoặc tính đầy đủ để có được tốc độ xử lý cao. Để làm điều này, thuật toán Heuristic tạo ra giải pháp riêng lẻ hoặc được sử dụng để cung cấp đường cơ sở tốt dựa trên phân tích yếu tố cụ thể gắn với bài toán và được bổ sung các thuật toán tối ưu hóa để xác định phương hướng tìm kiếm lời giải [10].

Những thuật toán cơ sở dành cho bài toán lập kế hoạch đã nêu trên đều có thể xây dựng thành thuật toán Heuristic dựa vào các nguyên lý sau:

- Nguyên lý vét cạn thông minh (intelligent brute-forcing): Trong bài toán tìm kiếm công việc tối ưu có điều kiện, khi không gian tìm kiếm lớn, không gian tìm kiếm được giới hạn lại hoặc thực hiện kiểu tìm kiếm đặc biệt dựa vào đặc thù của công việc hoặc thông tin thêm và cụ thể về điều kiện ràng buộc để nhanh chóng tìm ra mục tiêu;
- Nguyên lý tham lam (greedy): Tiêu chuẩn tối ưu của toàn bộ công việc sẽ được chọn để làm hành động cho phạm vi cục bộ của từng bước trong quá trình tìm kiếm công việc thỏa mãn điều kiện;
- Nguyên lý thứ tự (sorting): Các công việc sẽ thực hiện dựa trên cấu trúc thứ tự hợp lý của không gian đang khảo sát để nhanh chóng đạt được một tập phân lịch biểu tốt;
- Nguyên lý hướng đích (heuristic initiative): Khi xây dựng thuật toán Heuristic thường sử dụng các hàm đánh giá thô và kết quả phụ thuộc vào trạng thái hiện tại của bài toán tại mỗi bước giải. Nhờ giá trị này, có thể chọn được cách hành động tương đối hợp lý trong từng bước của thuật toán [12, 13].



**Hình 2.** Lưu đồ của thuật toán Heuristic giải quyết bài toán Traveling salesman đơn giản hóa [11].

- Ưu điểm: Tìm được lời giải tốt, dễ hiểu và dễ thực thi; chi phí giải bài toán sử dụng thuật toán Heuristic thấp hơn đáng kể do dễ dàng và nhanh chóng đưa ra kết quả so với thuật toán tối ưu; kết quả đạt được gần với cách suy nghĩ và hành động của con người [14].

- Nhược điểm: Thuật toán Heuristic chỉ dừng tại kết quả mà thuật toán cho là tốt, song có thể bỏ qua những kết quả khác còn tốt hơn, thậm chí tốt nhất; khó đáp ứng yêu cầu khi bài toán ngày càng lớn; khi thêm bớt điều kiện hoặc đầu vào công việc cần tinh chỉnh lại thuật toán cho phù hợp với cấu hình, gây mất thời gian [14].

Khi lập kế hoạch, các dữ liệu công việc trước và sau đều có mối quan hệ chặt chẽ. Do đó, các công việc không hiệu quả hoặc gây khó khăn về sau trong tập hợp sẽ bị loại bỏ ngay từ đầu. Đây chính là nhiệm vụ phù hợp của thuật toán di truyền sử dụng thuật toán Heuristic nhằm tìm ra thế hệ thỏa mãn bài toán.

Do bản chất của các công việc không thể biết trước, không có giải pháp chính xác hoặc công thức chưa được biết, thuật toán Heuristic ưu tiên thời gian hoàn thành nhanh nhất cho toàn bộ công việc và hạn chế tối thiểu vòng lặp, đồng thời, là công cụ mạnh mẽ để tính toán tiệm cận các giải pháp theo tiệm cận nhánh (branch and bound), cho phép tìm độ rộng công việc.

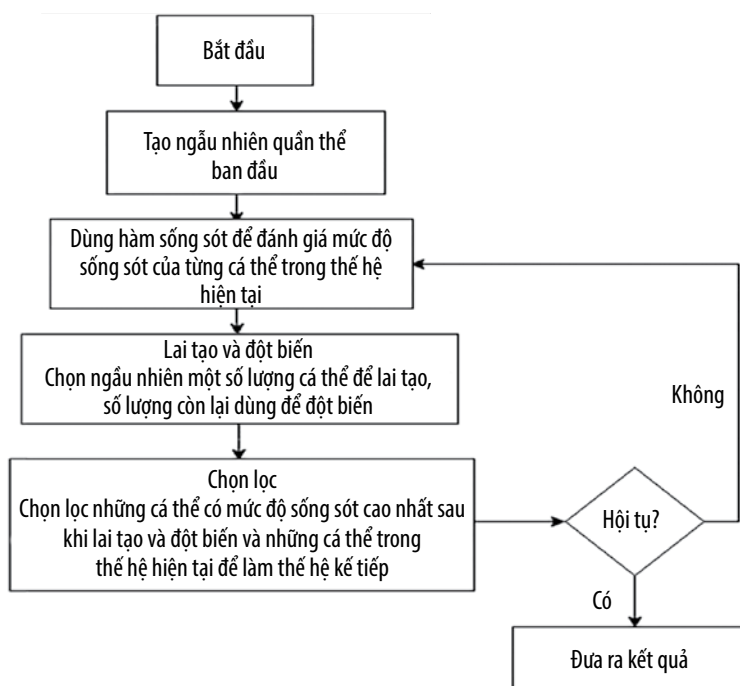
Một số bài toán áp dụng thuật toán Heuristic vẫn chưa xây dựng được hướng đi ưu việt. Một số bài toán xây dựng được thuật toán song không thể áp dụng được do không đủ tài nguyên để cung cấp. Các vấn đề như vậy có thể giải quyết đơn giản bằng cách thu thập thêm dữ liệu mà không tốn tài nguyên xử lý hoặc phải xem xét các vấn đề nội bộ xảy ra khi áp dụng thuật toán.

**2.3. Thuật toán di truyền**

Thuật toán di truyền (genetic algorithm, GA) được phân lớp thuật toán tiến hóa và lấy cảm hứng từ quá trình chọn lọc tự nhiên. Trong bối cảnh thứ-và-sai ngẫu nhiên (random

**Bảng 1.** So sánh thuật ngữ tiến hóa và thuật ngữ giải quyết vấn đề dưới góc nhìn tiến hóa

Tiến hóa (Evolution)	Giải quyết vấn đề (Problem solving)
Môi trường (environment)	Vấn đề (problem)
Cá thể (individual)	Giải pháp (candidate solution)
Mức sống sót (fitness)	Chất lượng (quality)



**Hình 3.** Lưu đồ phương hướng lập thời gian biểu công việc bằng cách sử dụng thuật toán di truyền.

trial-and-error), hay còn được gọi là quy trình giải quyết vấn đề theo kiểu tạo và thử nghiệm, sẽ tồn tại tập hợp những cá thể có mức độ thích nghi và sống sót cao nhất. Chất lượng xác định cơ hội các cá thể sẽ được lưu giữ và sử dụng làm hạt giống để xây dựng các thế hệ tiếp theo.

### 2.3.1. Các thành phần trong thuật toán di truyền

Những thuật ngữ cơ bản trong thuật toán di truyền:

- **Quần thể (population):** Một quần thể ban đầu sẽ bao gồm các cá thể có các đặc tính khác nhau, những đặc tính này dùng để quy định khả năng sinh tồn của cá thể;
- **Lai tạo (crossover):** Phương pháp dùng 2 cá thể ngẫu nhiên để lai tạo nhằm tạo ra cá thể có độ thích nghi với môi trường tốt hơn thế hệ trước;
- **Đột biến (mutation):** Phương pháp thay đổi ngẫu nhiên một phần của gen trong một cá thể trong quần thể. Việc này giúp tạo ra sự đa dạng gen trong quần thể, làm tăng khả năng tìm kiếm cá thể có độ thích nghi tốt với môi trường;
- **Chọn lọc (selection):** Giữ lại các cá thể ưu việt thích nghi tốt với môi trường tự nhiên và loại bỏ các cá thể yếu kém;
- **Mức sống sót (fitness function):** Để đánh giá mức độ thích ứng của cá thể đối với môi trường.

### 2.3.2. Quá trình xử lý thuật toán di truyền

Thuật toán di truyền sẽ tạo ngẫu nhiên quần thể ban đầu (initial population) có số lượng cá thể (individual) cho trước. Trong quá trình thực thi, cá thể nào có mức độ thích nghi với môi trường cao hơn, phát triển hơn (có độ sống sót cao) thì sẽ được giữ lại, đồng thời loại bỏ các cá thể yếu kém. Thuật toán di truyền giải quyết bài toán theo thứ tự:

Lai tạo (crossover) → Đột biến (mutation) → Chọn lọc (selection)

Điều kiện tiên quyết để thực hiện thuật toán di truyền là phải xác định được quần thể ban đầu cũng như đề xuất ra được hàm mục tiêu thích hợp nhằm giải quyết bài toán tối ưu. Đối với bài toán lập thời gian biểu cho công việc hiện tại - sắp xếp kế hoạch cho từng nhóm với số lượng nhiệm vụ cho trước, lưu đồ cho hướng giải quyết như Hình 3.

## 3. Phân tích dữ liệu bảo trì, bảo dưỡng của Bien Dong POC

### 3.1. Bảng dữ liệu danh mục công việc

Tập dữ liệu danh mục công việc được cung cấp gồm 37 cột, trong đó có 8 cột mang thông tin quan trọng được sử dụng cho thuật toán di truyền bao gồm:

- **WONUM (work order number):** Mã số định danh công việc, ví dụ như H13779495;
- **PARENT:** Cờ định danh công việc bao hàm toàn bộ công việc khác (hay còn gọi là công việc lớn sẽ bao gồm nhiều công việc nhỏ và thời gian diễn ra công việc nhỏ phải được thực hiện xong trong thời gian của công việc lớn chứa nó);
- **PRIORITY:** Mức độ ưu tiên của công việc, bao gồm 4 mức độ chính: khẩn cấp (urgent), cao (high), trung bình (medium), thấp (low);
- **SITE:** Địa điểm làm việc, có 2 địa điểm chính: Hải Thạch (HT) và Mộc Tinh (MT);
- **ESTDUR:** Thời gian hoàn thành công việc tương ứng với WONUM cùng hàng. Chỉ số này được tính theo giờ;
- **TARGSTARTDATE:** Mốc thời gian bắt đầu công việc (được ghi theo định dạng tháng/ngày/năm giờ/phút/giây);

- TARGCOMPDATE: Mốc thời gian hoàn thành công việc (được ghi theo định dạng tháng/ngày/năm giờ/phút/giây);

- BDPOCDISCIPLINE: Nhóm sẽ thực hiện WONUM tương ứng cùng hàng, bao gồm 4 nhóm chính là: E&I, PROD, MECH và RES.

Một phần của bảng dữ liệu công việc trong khoảng thời gian 1 tháng được trích xuất cho mục đích nghiên cứu thuật toán. Theo đó, số lượng công việc cần phải được lập kế hoạch là 53 công việc. Một phần của bảng dữ liệu danh mục công việc được thể hiện tại Hình 4.

**3.2. Bảng dữ liệu về nguồn lực**

Tập dữ liệu được cung cấp thể hiện nhân công làm việc (resource) tại mỗi địa điểm Hải Thạch và Mộc Tinh, trong đó có 4 cột mang thông tin quan trọng sử dụng cho thuật toán di truyền bao gồm:

- DATE: Ngày làm việc (với định dạng tháng/ngày/năm);

- BDPOCDISCIPLINE: Nhóm sẽ nhận việc tương ứng với dữ liệu của cột DATE, bao gồm 4 nhóm đã liệt kê ở phần trên;

- MANDAY\_HT: Số nhân công của nhóm tương ứng cùng hàng dữ liệu trên giàn khai thác Hải Thạch;

- MANDAY\_MT: Số nhân công của nhóm tương ứng cùng hàng dữ liệu trên giàn khai thác Mộc Tinh.

Một phần của bảng dữ liệu về nguồn lực được thể hiện tại Hình 5.

Date	HT	MT	Bdpocdiscipline
1/3/2022	4	1	DECK
1/3/2022	4	1	MECH
1/3/2022	11	1	PROD
1/3/2022	3	0	RES
1/3/2022	6	2	E&I
2/3/2022	4	1	DECK
2/3/2022	4	1	MECH

*Hình 5. Một phần bảng dữ liệu về nguồn lực.*

Wonum	Description	Status	Worktype	Location	Estdur	Bdpocdiscipline	Targstartdate	Targcompdate
H13828313	36M - RT-HT1-90XX-EI-0009/10 - PAGA beacon loop 01/02B- Visual check, preservation	SCHED	PM	HT1-PAGB	24	E&I	3/1/2022	3/31/2022
H13828335	1M-PM FREE FALL LIFEBOAT, Free Fall Lifeboat, HT-SCF-8601B	SCHED	PM	HT-SCF-8601B	20	MECH	3/1/2022	3/31/2022
H13828407	6M-CFT & Calibration Fire and Gas Sys at PQP-Cellar Deck	SCHED	PM	HT-CD-FG	90	E&I	3/1/2022	3/31/2022
H13829771	6M-CFT & Calibration Fire and Gas Sys at PQP-Helli Deck & LQ Roof	SCHED	PM	HT-A01	36	E&I	3/1/2022	3/31/2022
H13829908	6M PM for Radio System MT1	SCHED	PM	MT1-RADIO	30	E&I	3/1/2022	3/31/2022
H13830695	12 months PM devices for system 86A- PQP Lifeboat	SCHED	PM	HT-SCF-8601B	20	E&I	3/1/2022	3/31/2022
H13830851	12 months PM devices for system 86B- PQP Lifeboat	SCHED	PM	HT-SCF-8601A	20	E&I	3/1/2022	3/31/2022
H13831013	12M-PM Shutoff/ Control Valve of Gas Turbine Generator 1	SCHED	PM	NULL	8	MECH	3/1/2022	3/31/2022
H13831015	3M PM LQ Food Container, LQ Freezer PQP, HT-LQ-CONT	SCHED	PM	HT-LQ-CONT	4	MECH	3/1/2022	3/31/2022
H13831410	PM and Calibration Portable Gas Detector	SCHED	PM	HT-GO-OFFICE	24	E&I	3/3/2022	3/31/2022
H13831566	3M-PM HVAC GO UNIT, HVAC Control Panel (General Office Building), HT-CH-7161A	WMATL	PM	HT-CH-7161A	40	MECH	3/4/2022	3/31/2022
H13831741	6M PM LQ Refrigeration Equipment, Galley equipment, HT-GL	WMATL	PM	HT-GL	22	MECH	3/8/2022	3/31/2022
H13831779	1M PM PQP Crane, PQP South Crane, HT-CR-7301	WMATL	PM	HT-CR-7301	40	MECH	3/11/2022	3/31/2022
H13831792	12M - Maintenance and EX inspection for electrical equipment of Air Compressor B - System 61	SCHED	PM	HT-K-6110B	24	E&I	3/13/2022	3/31/2022

*Hình 4. Một phần bảng dữ liệu danh mục công việc.*

#### 4. Xây dựng thuật toán lập thời gian biểu công việc dựa trên bộ dữ liệu

##### 4.1. Các bước xây dựng thuật toán

Dựa trên tập dữ liệu quan sát được, thuật toán cần thành lập thời gian biểu sao cho mỗi công việc phải được hoàn thành trong khoảng thời gian cho trước, số lượng nhân công yêu cầu cho 1 ngày phải nhỏ hơn số nhân công được cho sẵn và các công việc yêu cầu phải làm liên tiếp nhau. Từ mục tiêu để ra, bài toán lập thời gian biểu cho công việc bao gồm 3 bước chính:

- Bước 1 - Xử lý và mã hóa: Tiến hành chuyển các dữ liệu cần tìm thành dạng chuỗi bit;
- Bước 2 - Sử dụng thuật toán di truyền: Sử dụng các phương pháp lai tạo và đột biến nhằm hướng đến kết quả tốt nhất;
- Bước 3 - Đánh giá kết quả: Sau khi chạy xong thuật toán di truyền, so sánh mức sống sót cao nhất qua từng epoch, đồng thời thống kê tổng số lỗi vi phạm điều kiện (output number of errors).

##### 4.2. Xử lý và mã hóa dữ liệu

a, Đối với cột TARGSTARTDATE và TARGCOMPDATE: Cắt bỏ thông tin giờ/giây/phút sau dấu tháng/ngày/năm bởi thông tin này có thể hiển thị hoặc không trên một số dữ liệu. Sau đó, tiến hành chuyển đổi định dạng thông tin lịch biểu từ tháng/ngày/năm sang thành ngày/tháng/năm. Cuối cùng, cách thể hiện năm được quy định năm hiện tại là 0001 và năm kế tiếp là 0002. Các bước thể hiện quá trình trên được biểu diễn ở Hình 6.

Tất cả dữ liệu thuộc vùng thời gian tương ứng của bảng dữ liệu về nguồn lực được khoanh vùng và lọc ra. Gọi  $dR$  là tập miêu tả vùng này, End of File - EOF là hàng cuối tập tin bảng tính, cần lọc ra thông tin các hàng  $r$  với bộ lọc  $f$  thỏa mãn điều kiện (1).



Hình 6. Biến đổi định dạng thời gian 2 cột TARGSTARTDATE và TARGCOMPDATE.

Bảng 2. Ánh xạ cấp độ bằng từ ngữ qua thể hiện bằng chữ số

Cấp độ miêu tả bằng chữ	Cấp độ miêu tả bằng số
Gấp (URGENT)	3
Cao (HIGH)	2
Trung bình (MEDIUM)	1
Thấp (LOW)	0

wonum	parent	priority	site	bdpocdiscipline	estdur	targstartdate	targcompdate	r_estdur	
0	H13779495	NaN	0	HT	MECH	20.0	01/03/0002	31/03/0002	2
1	H13824912	NaN	1	HT	MECH	20.0	01/03/0002	31/03/0002	2
2	H13824914	NaN	1	HT	PROD	1.0	01/03/0002	31/03/0002	1
3	H13824916	NaN	1	HT	E&I	12.0	01/03/0002	31/03/0002	2
4	H13824920	H13824916	1	HT	E&I	2.0	01/03/0002	31/03/0002	1

Hình 7. Một phần bảng dữ liệu sau xử lý.

Bảng 3. Các thành phần thuật toán di truyền và cách biểu diễn tương ứng

Thành phần	Biểu diễn
Đặc trưng (representation)	Chuỗi bit (Bit-strings)
Chọn cha mẹ (parent selection)	Phương pháp chọn ngẫu nhiên (Random selection)
Kết hợp lai (recombination)	Phương pháp lai tạo (crossover)
Đột biến (mutation)	Phương pháp lật bit (bit-flip)
Chọn kế thừa (survival selection)	Mức sống sót (fitness proportional)

$$dR = \{3/1/2022 \rightarrow 31/5/2022\}$$

$$\forall \{r \in (TARGSTARTDATE, TARGCOMPDATE), 0 < r \leq EOF\}, (1)$$

$$f: (r \in dR \rightarrow store) \wedge (r \notin dR \rightarrow remove)$$

b, Đối với cột EST\_DUR: Thông tin EST\_DUR được chuyển đổi số giờ hoàn thành công việc về số ngày hoàn thành công việc, với nguyên tắc quy đổi 1 ngày làm việc là 10 giờ (1 ngày = 10 giờ).

c, Đối với cột PRIORITY: Phép ánh xạ mức độ bằng các con số được thực hiện giúp cho việc sắp xếp độ quan trọng theo thứ tự nhất định để có thể dễ dàng phát hiện việc nào làm trước, việc nào làm sau. Cách ánh xạ phân loại được thể hiện qua Bảng 2.

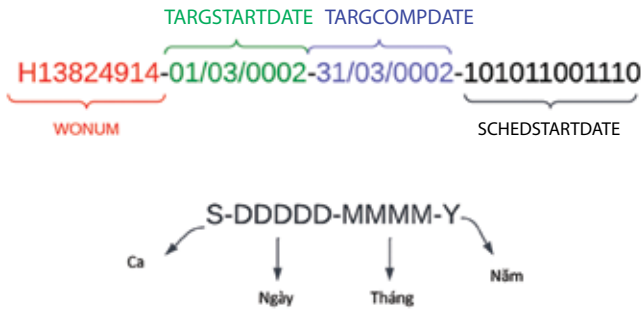
Sản phẩm của quá trình xử lý dữ liệu thô là bảng dữ liệu con cô đọng hơn, được sắp xếp tuần tự, thông tin được biểu diễn linh hoạt và logic. Một phần của bảng dữ liệu con này được thể hiện tại Hình 7.

#### 4.3. Sử dụng thuật toán GA

Đối với bài toán lập thời gian biểu cho công việc hiện tại, từng phương pháp ứng với mỗi thành phần của thuật toán di truyền được thể hiện trong Bảng 3.

##### 4.3.1. Đặc trưng (representation)

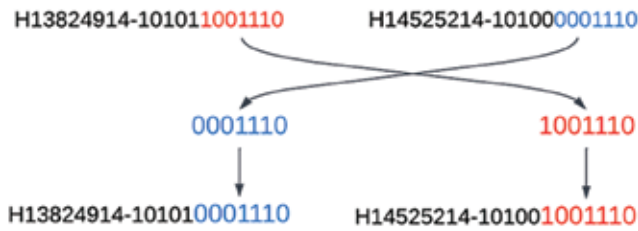
Dựa trên sự quan sát trên tập dữ liệu cho trước, mỗi cá thể (chromosome) sẽ bao gồm tập hợp các nhiệm vụ được phân phối cho một nhóm xác định. Hình 8 biểu diễn chuỗi cá thể đã được mã hóa với các thông số sau:



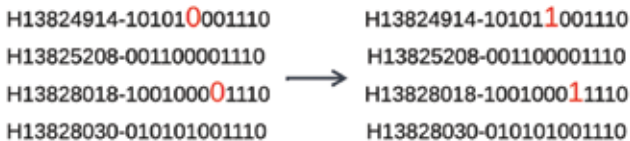
Hình 8. Các thành phần mã hóa của một cá thể dữ liệu được đặt ra.



Hình 9. Chọn ngẫu nhiên 2 trong 3 cá thể vào nguồn giao phối.



Hình 10. Giao hoán 7 bit cuối của hai cá thể để lai tạo.



Hình 11. Kỹ thuật lật bit chuyển bit 0 thành bit 1.

- **WONUM**: Dùng để phân biệt từng nhiệm vụ riêng biệt;
- **TARGSTARTDATE** và **TARGCOMPDATE**: Là thông số thời gian bắt đầu và kết thúc công việc để tính độ fitness;
- **SCHEDSTARTDATE**: Là thông số thời gian được lên kế hoạch để thực hiện công việc và được biểu diễn bằng chuỗi bit.

Cấu trúc chuỗi **SCHEDSTARTDATE** bao gồm 12 bit, với các cụm bit được định dạng như sau:

- 1 bit đầu tiên thể hiện thời gian ca làm việc của ngày. Trong đó, 0 là ca sáng, 1 là ca chiều;

- 5 bit tiếp theo để thể hiện số thứ tự ngày của tháng (thể hiện 30 hoặc 31 ngày).

- 4 bit tiếp theo thể hiện số thứ tự tháng hiện tại;
- 1 bit cuối cùng thể hiện năm của công việc đang làm (0 là năm hiện tại và 1 là năm kế tiếp). Quy định năm hiện tại là 0001 và năm kế tiếp là 0002;

Khi thực hiện lai tạo hay đột biến, từng chuỗi bit trong mỗi nhiệm vụ được thực thi nhằm tạo ra những cá thể mới (chuỗi bit). Chuỗi bit của mỗi công việc sẽ được giải mã (decode) ra ngày, tháng, năm thực tế sau khi chạy xong thuật toán.

#### 4.3.2. Chọn cha mẹ (parent selection)

Ở thành phần này, các cá thể không trùng nhau được lựa chọn một cách ngẫu nhiên để làm nguồn giao phối (mating pool) cho bước kết hợp lai (recombination). Vì trong lúc lai tạo sẽ có xác suất tạo ra các cá thể có độ sống sót cao hơn so với thế hệ cũ nên không cần chọn nguồn nguyên liệu để lai tạo có mức sống sót cao. Thay vào đó, việc chọn ngẫu nhiên sẽ cho 1 nguồn gen có thể sinh sản ra thế hệ con có mức sống sót tối ưu hơn.

#### 4.3.3. Kết hợp lai (recombination)

Có nhiều phương pháp khác nhau để thực hiện việc lai tạo, ví dụ như lai tạo một điểm (one-point crossover), lai tạo n-điểm (n-point crossover) hoặc lai tạo đồng nhất (uniform crossover).

Kỹ thuật lai tạo 1 điểm được thực hiện bằng cách chọn ngẫu nhiên 1 nhiệm vụ trong 2 cá thể được chọn để lai tạo. Sau đó, chọn ngẫu nhiên một vị trí của chuỗi bit trong cả 2 nhiệm vụ vừa được chọn và giao hoán đuôi của cả 2 chuỗi bit cho nhau tại vị trí đó (Hình 10).

#### 4.3.4. Đột biến (mutation)

Đột biến là quá trình tạo ra thế hệ con bởi một cá thể thay vì cần đến 2 cá thể như phương pháp kết hợp lai. Trong quá trình đột biến, cá thể sẽ ngẫu nhiên thay đổi bất kỳ đoạn nào ở mã gen, ở đây là thay đổi chuỗi bit. Phương pháp lật bit (bit-flip) cho chuỗi nhị phân được sử dụng trong nghiên cứu này để làm giàu tính đa dạng cho thế hệ sau. Quá trình đột biến được minh họa ở Hình 11.

#### 4.3.5. Chọn kế thừa (survival selection)

Ở bước này, thế hệ con mới có độ thích ứng với môi trường cao hơn so với thế hệ cũ được chọn ra. Việc chọn ra kết quả tối ưu bằng cách xác định độ sống sót cho từng cá thể đã lai tạo, đột biến và từ thế hệ cũ. Từ đó, chọn được thế hệ mới từ những cá thể có độ sống sót cao nhất.

**Bảng 4.** Bộ ngũ đầu vào, thời gian thực thi và độ sống sót tối đa ghi nhận được

(IPS, n <sub>p</sub> , MR, E, T)	Thời gian thực thi (giờ)	Độ sống sót tối đa
(100,50,0,1,20,PROD)	477	0,0909
(200,100,0,1,20,PROD)	952	0,0909
(300,150,0,1,20,PROD)	1727	1,0000

WONUM	SCHEDSTARTDATE	SHIFT
H13830315	24/3/2022	1
H13830317	22/3/2022	1
H13830319	22/3/2022	1
H13830321	5/3/2022	0
H13830323	17/3/2022	1
H13830325	6/3/2022	0
H13831025	10/3/2022	0
H13831382	20/3/2022	1
H13831386	13/3/2022	0
H13831388	3/3/2022	0
H13831390	6/3/2022	0
H13831392	22/3/2022	1
H13831394	6/3/2022	0
H13831396	4/3/2022	0

**Hình 12.** Bảng dữ liệu kết quả đầu ra.

**4.3.6. Mức sống sót (fitness function)**

Mức sống sót là thang đo để tính mức độ thích ứng của từng chromosome với môi trường (ở đây là những điều kiện được đặt ra). Mức sống sót càng cao (hay thấp tùy vào hàm sống sót đã định nghĩa) thì thể hiện rằng cá thể đó thích nghi với môi trường càng tốt hoặc xấu. Trong hàm sống sót, các điều kiện được định nghĩa rõ và phân chia thành 2 loại như sau:

- Điều kiện cứng (hard constraint) là điều kiện mà cá thể không được phép vi phạm. Trong bài toán đang xét, thời gian SCHEDSTARTDATE (thời gian dự định bắt đầu thực hiện công việc) không được nằm ngoài khoảng thời gian cho trước (nằm ngoài TARGSTARTDATE và TARGCOMPDATE);
- Điều kiện mềm (soft constraints) là những điều kiện mà cá thể được phép vi phạm nhưng hạn chế ở mức độ thấp nhất để vẫn đảm bảo tối ưu kết quả. Ví dụ, khoảng thời gian giữa 2 nhiệm vụ liên tiếp không được cách nhau lớn hơn một khoảng cho trước.

Hàm fitness được định nghĩa như sau:

$$f(HC, SC) = \frac{1}{HC \times 10 + SC \times 3 + 1} \quad (2)$$

Trong đó:

HC: Điều kiện cứng;

SC: Điều kiện mềm.

Theo phương trình (2), độ sống sót càng cao thì kết quả càng tối ưu.

**4.4. Đánh giá kết quả**

Đối với việc xây dựng bài toán lập thời gian biểu cho công việc, những biến đầu vào cần điều chỉnh là:

- T (team): Những nhóm để lập thời gian biểu cho công việc như MECH, PROD, E&I;
- IPS (initial population size): Tổng số lượng cá thể ban đầu;
- n<sub>p</sub> (number of parents): Số lượng cá thể dùng cho việc lai tạo;
- MR (mutation rate): Tỷ lệ đột biến trên từng cá thể;
- E (epoch): Số vòng lặp để chạy mô hình.

Dữ liệu trên sẽ tạo thành một bộ ngũ (5-tuple) có dạng (IPS, n<sub>p</sub>, MR, E, T). Bảng 4 thể hiện kết quả của thuật toán cho các công việc của nhóm PROD với các bộ ngũ tương ứng. Có thể thấy, thuật toán có khả năng lập thời gian biểu cho công việc tốt với kết quả sống sót cao.

Kết quả đầu ra của thuật toán có thể được trích xuất thành bảng dữ liệu, với các cột mang thông tin gồm:

- WONUM: Mã số định danh công việc;
- SCHEDSTARTDATE: Thời gian mà thuật toán gợi ý bắt đầu thực hiện công việc tương ứng;
- SHIFT: Ca làm việc trong ngày mà thuật toán gợi ý có thể bắt đầu thực hiện công việc tương ứng, trong đó 0 là ca sáng và 1 là ca chiều.

Một phần của bảng dữ liệu đầu ra của thuật toán được thể hiện trong Hình 12. Dựa vào gợi ý của thuật toán, Bien Dong POC có thể nhanh chóng lập thời gian biểu cho công tác bảo dưỡng.

**5. Kết luận**

Nghiên cứu tập trung vào việc áp dụng thuật toán di truyền để lập kế hoạch cho công tác bảo trì bảo dưỡng, được thử nghiệm trên bộ dữ liệu bảo trì bảo dưỡng thu thập từ hệ thống quản lý trên các giàn khai thác của Bien Dong POC. Bộ dữ liệu được xử lý và mã hóa các điều kiện, gồm thời hạn phải thực thi, mức độ ưu tiên, nguồn lực, để chuyển đổi thành dạng chuỗi bit. Sau đó, thuật toán di truyền được áp dụng trên bộ dữ liệu đã được mã hóa, sử dụng phương pháp lai tạo và phương pháp đột biến để tạo ra kết quả tối ưu nhất.

Kết quả nghiên cứu cho thấy thuật toán có khả năng sắp xếp kế hoạch chính xác với độ khớp cao, có thể xử lý



nhiều điều kiện về thời gian, mức độ ưu tiên và nguồn lực cho từng công việc. Do đó, có thể triển khai các công cụ tự động sử dụng thuật toán này để hỗ trợ công tác lập kế hoạch bảo trì bảo dưỡng, từ đó giúp tối ưu nguồn lực, nâng cao hiệu suất và độ chính xác của quy trình quản lý bảo trì, bảo dưỡng.

### Tài liệu tham khảo

[1] Tran Vu Tung, Tran Ngoc Trung, Ngo Huu Hai, and Nguyen Thanh Tinh, "Digital transformation in oil & gas company - A case study of Bien Dong POC", *Petrovietnam Journal*, Volume 10, pp. 67 - 78, 2020.

[2] Trần Ngọc Trung, Trần Vũ Tùng, Hoàng Kỳ Sơn, Ngô Hữu Hải, và Đào Quang Khoa, "Thực tiễn triển khai nền tảng số hóa tập trung tại mỏ Hải Thạch - Mộc Tinh", *Tạp chí Dầu khí*, Số 12, trang 47 - 56, 2020.

[3] M. Alardhi and A.W. Labi, "Preventive maintenance scheduling of multi-cogeneration plants using integer programming", *Journal of the Operational Research Society*, Volume 59, Issue 4, pp. 503 - 509, 2008. DOI: 10.1057/palgrave.jors.2602386.

[4] Jae Kyu Lee and Sunh Beom Kwon, "An expert systems development planner using a constraint and rule-based approach", *Expert Systems with Applications*, Volume 9, Issue 1, pp. 3 - 14, 1995. DOI: 10.1016/0957-4174(94)00043-U.

[5] R. Pereira, J.L Sánchez, and J. Rives, "Knowledge-based maneuver and fire support planning", *Expert Systems with Applications*, Volume 17, Issue 2, pp. 77 - 87, 1999. DOI: 10.1016/S0957-4174(99)00025-1.

[6] Trần Đức Huyền, *Phương pháp giải các bài toán trong tin học*. Nhà xuất bản Giáo dục, 1999.

[7] Q. Larson, "Brute force algorithms explained", 6/1/2020. [Online]. Available: <https://www.freecodecamp.org/news/brute-force-algorithms-explained/>.

[8] Bhavya, "Divide and conquer algorithm in Python". [Online]. Available: <https://pythonwife.com/divide-and-conquer-algorithm-in-python/>.

[9] M. Manley, "Divide and conquer paradigm", *ACM Transactions on Computational Logic*, 2014.

[10] Gerd Gigerenzer, Ralph Hertwig, and Thorsten Pachur, *Heuristics: The foundations of adaptive behavior*. Oxford University Press, 2011. DOI: 10.1093/acprof:oso/9780199744282.001.0001.

[11] Yang Li, Junbin Gao, Mingyuan Bai, Chengjun Li, and Gang Liu, "A Heuristic algorithm based on tour rebuilding operator for the traveling salesman problem". DOI: 10.48550/arXiv.1911.01663.

[12] Gerd Gigerenzer and Wolfgang Gaissmaier, "Heuristic decision making", *Annual Review of Psychology*, Volume 62, Issue 1, pp. 451 - 482, 2011. DOI: 10.1146/annurev-psych-120709-145346.

[13] Stephen Dale, "Heuristics and biases: The science of decision-making", *Business Information Review*, Volume 2, Issue 2, pp. 93 - 99, 2015. DOI: 10.1177/0266382115592536.

[14] Zbigniew Michalewicz and David B. Fogel, *How to solve it: Modern heuristics*. Springer, 2013. DOI: 10.1007/978-3-662-04131-4

## DEVELOPING A TIME SCHEDULING ALGORITHM FOR MAINTENANCE TASKS: A CASE STUDY AT HAI THACH - MOC TINH FIELDS

**Dao Quang Khoa, Tran Ngoc Trung, Nguyen Thanh Trung, Tran Vu Tung, Hoang Ky Son, Ngo Huu Hai**

Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC)

Email: [trungtn@biendongpoc.vn](mailto:trungtn@biendongpoc.vn)

### Summary

Using dataset sourced from the maintenance management application of Bien Dong Petroleum Operating Company (Bien Dong POC), the authors studied to employ genetic algorithms to schedule maintenance tasks, thereby shortening planning time, optimizing the involved resources, ensuring the consistency of the maintenance planning and implementation. Findings indicate that genetic algorithms effectively generate schedules with a high degree of accuracy, addressing multiple constraints related to time, priority, and resources for each task code, while significantly reducing computation time compared to manual scheduling methods. The study manifests the potential for implementing tools that automatically deploy such algorithms to support engineers, enhancing the efficiency and precision of maintenance planning and management process, especially at large-scale production facilities.

**Key words:** Genetic algorithm, maintenance scheduling.