

# 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.

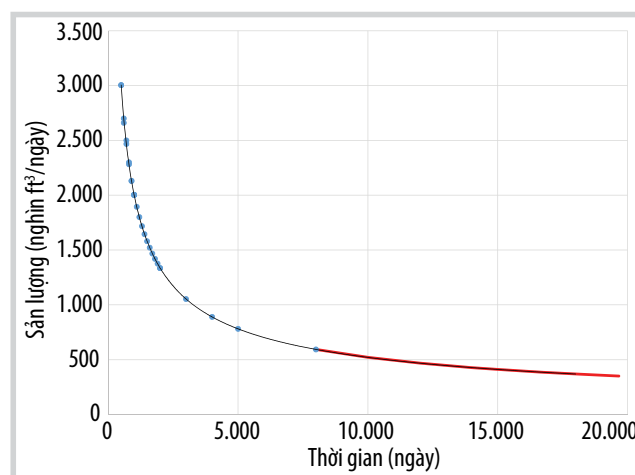
**Từ khóa:** Học máy, đường cong suy giảm, áp suất đầu giếng, dự báo, trữ lượng.

## 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

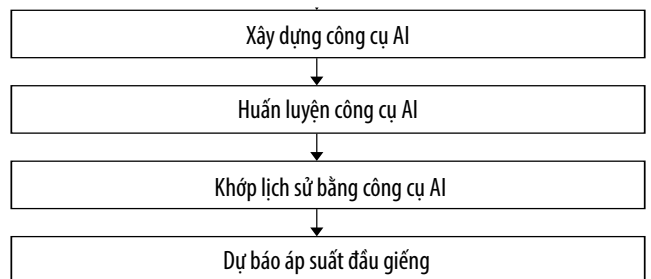
ảnh hưởng của các thông số và kỹ thuật kiểm tra chéo đã được áp dụng để tránh hiện tượng quá khớp. Trong cả 3 mô hình, 80% lượng dữ liệu được sử dụng cho việc huấn luyện, 20% còn lại được sử dụng để kiểm tra độ chính xác của mô hình. Kết quả dự báo từ cả 3 mô hình được so sánh với thực tế và cho thấy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

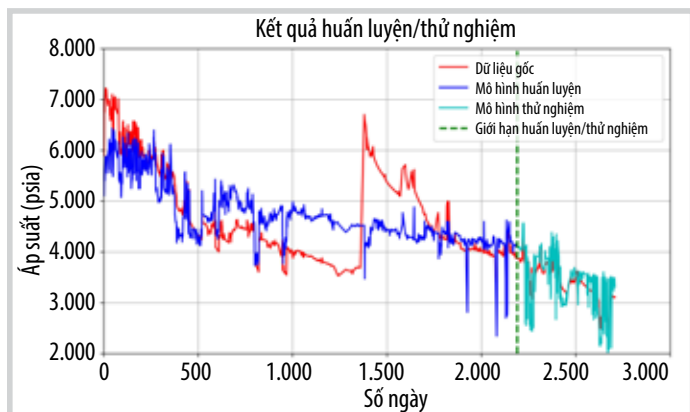
**2. Phương pháp nghiên cứu**

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].

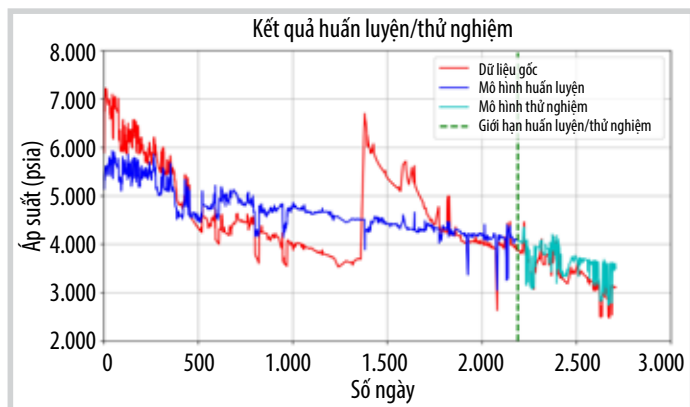
Công cụ học máy trong nghiên cứu này được xây dựng để thực hiện 2 nhiệm vụ. Nhiệm vụ đầu tiên là đưa ra một đường cong suy giảm đi qua các điểm trong lịch sử khai thác. Sau khi đã khớp được dữ liệu lịch sử, nhiệm vụ thứ hai của công cụ học máy là dự báo xu hướng suy giảm của áp suất đầu giếng trong tương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



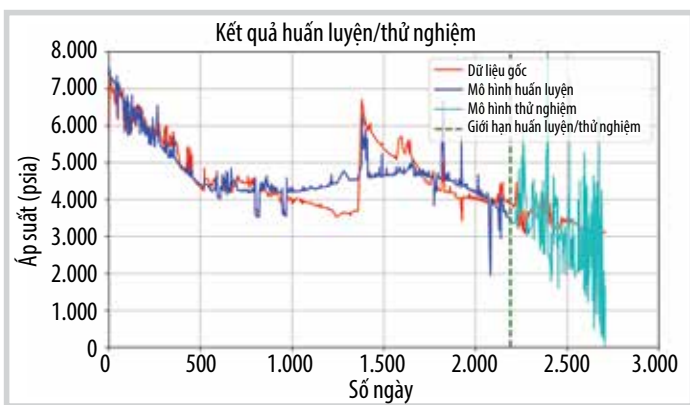
*Hình 2. Lưu đồ các bước trong phương pháp nghiên cứu.*



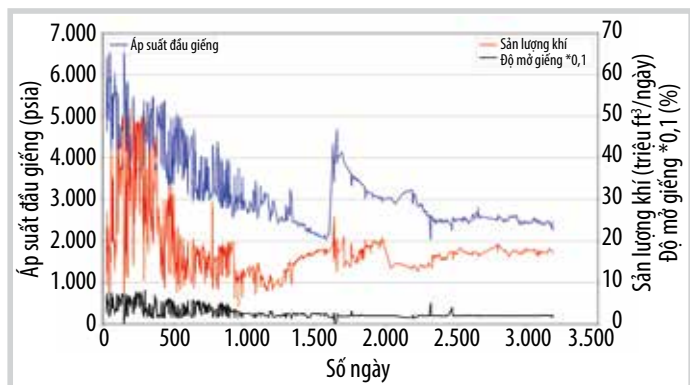
Hình 3. Kết quả huấn luyện và kiểm tra cho thuật toán XGBoost trên giếng HT-F còn nhiều hạn chế.



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**

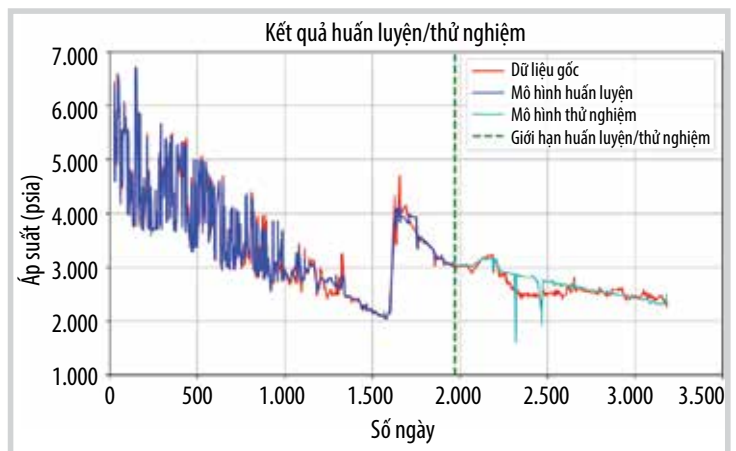
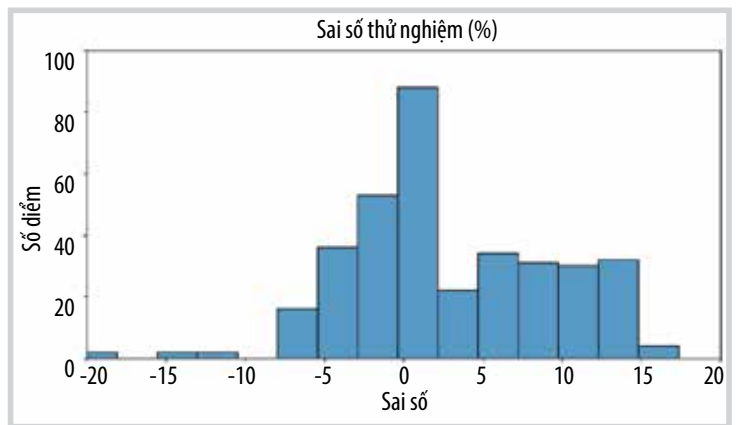
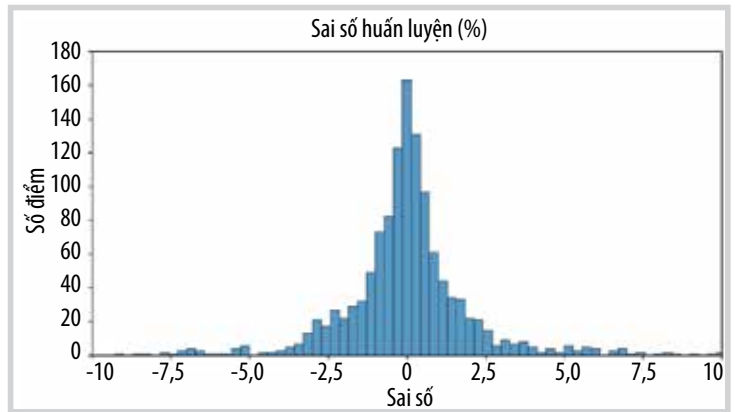
Để dự báo thời điểm áp suất đầu giếng chạm ngưỡng giới hạn, toàn bộ dữ liệu lịch sử khai thác được sử dụng thay vì chia tỷ lệ 50:50 như ở bước huấn luyện. Công cụ học máy sẽ được huấn luyện lại một lần nữa trên bộ dữ liệu mới nhằm tăng tính chính xác của dự báo. Sai số trong quá trình này vẫn sẽ được 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**

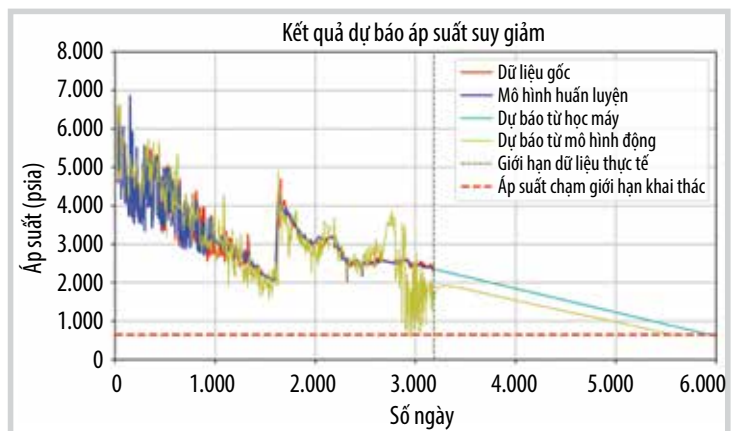
**3.1. Kết quả cho giếng HT-A**

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.

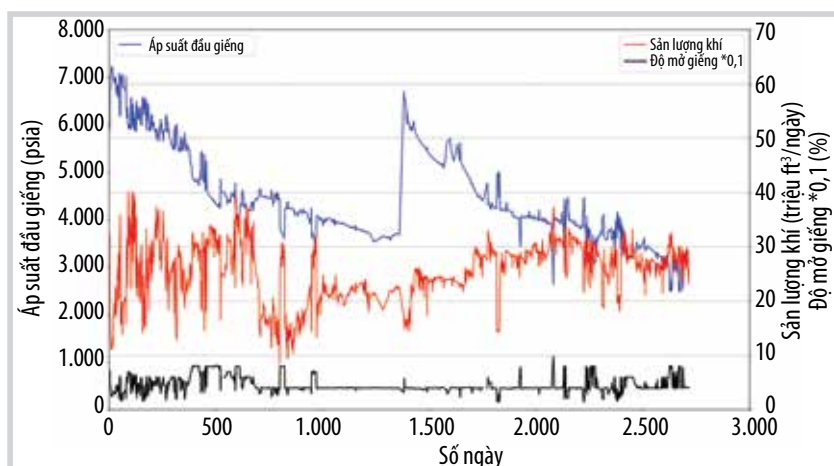
Theo kết quả dự báo từ công cụ học máy (Hình 8), với mức khai thác ổn định 18 triệu ft<sup>3</sup>/ngày thì giếng HT-A có thể khai thác đến Quý IV/2027. Mô hình động cho kết quả dự báo về thời điểm đóng giếng HT-A là Quý IV/2026, sớm hơn 1 năm so với kết quả của mô hình từ công cụ học máy. Nguyên nhân 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

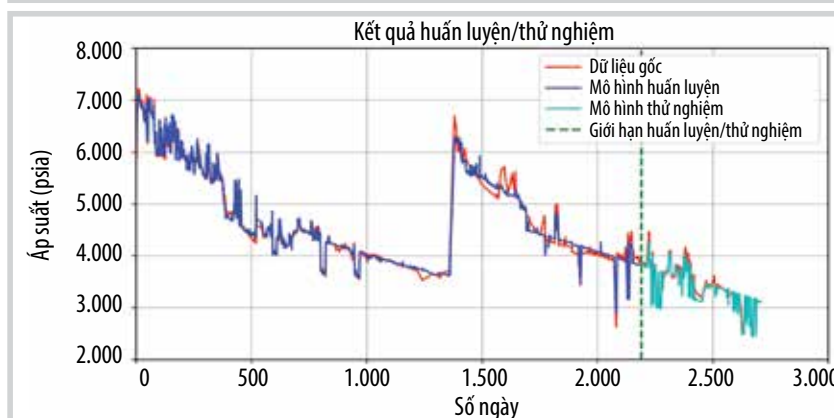
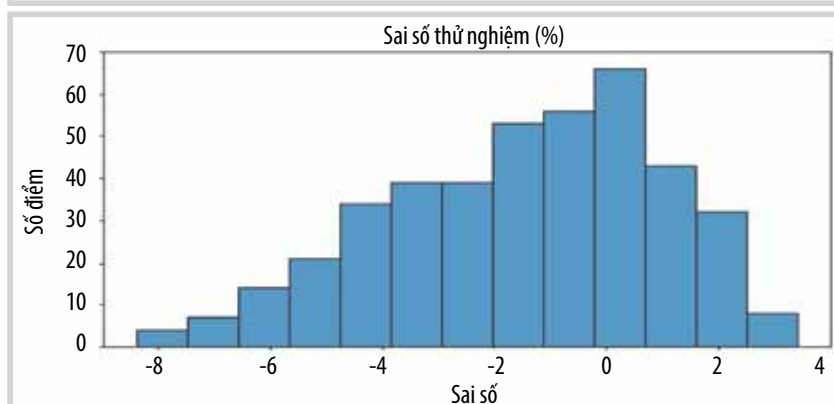
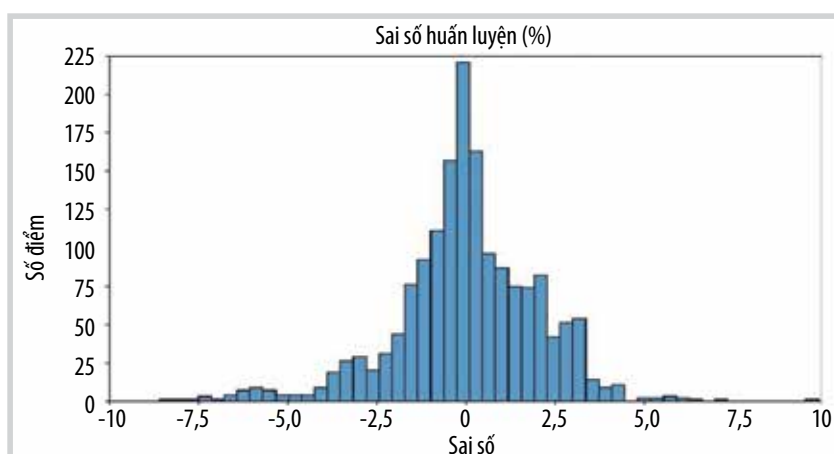
Tại thời điểm bắt đầu khai thác vào Quý II/2015, áp suất đầu giếng của giếng HT-F đạt mức trên 7.000 psia và giảm xuống dưới 4.000 psia sau gần 4 năm khai thác. Để cải thiện khả năng khai thác, giếng HT-F được bắn vỉa bổ sung vào Quý I/2019, ứng với datediff khoảng 1.400. Sau khi bắn vỉa bổ sung, áp 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).

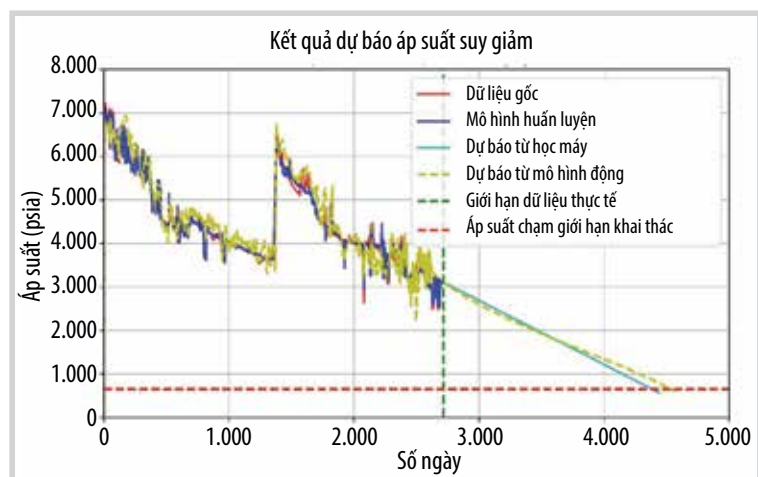
Áp suất đầu giếng của HT-F theo dự



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.