

LIÊN HIỆP CÁC HỘI KHOA HỌC VÀ KỸ THUẬT VIỆT NAM
HỘI KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ MỎ VIỆT NAM



HỘI THẢO KHOA HỌC
**CHUYỂN ĐỔI SỐ
DOANH NGHIỆP MỎ**



NHÀ XUẤT BẢN CÔNG THƯƠNG
Hà Long, tháng 9 năm 2022

MỤC LỤC

Lời nói đầu 5

1. **Đổi mới sáng tạo, tối ưu vận hành: Chìa khoá thúc đẩy tăng trưởng nhanh bền vững của Doanh nghiệp trong bối cảnh tình hình mới** 7

Tập đoàn Công nghiệp Than - Khoáng sản Việt Nam (TKV)

2. **Chiến lược chuyển đổi số đến năm 2025, định hướng đến năm 2030 của TKV** 11

KS. Nguyễn Trung Dũng, TS. Nguyễn Tiến Chính

Tập đoàn Công nghiệp Than - Khoáng sản Việt Nam (TKV)

3. **Chuyển đổi số và phương pháp luận ST-235** 15

GS. Hồ Tú Bảo

Viện Nghiên cứu cao cấp về Toán

TS. Nguyễn Nhật Quang

Viện Khoa học & Công nghệ VINASA

4. **Đánh giá mức độ trưởng thành số: Bước quan trọng trong quy trình chuyển đổi số** 20

ThS. Đào Trung Thành

Phó TGD Công ty Tái cấu trúc - Chuyển đổi số Dr. SME

5. **Tình hình áp dụng chuyển đổi số, công nghệ số trong doanh nghiệp và ngành năng lượng Việt Nam** 25

PGS.TS. Nguyễn Cảnh Nam

Hội Khoa học và Công nghệ Mở Việt Nam

6. **Chuyển đổi số lĩnh vực thăm dò - khai thác dầu khí** 32

Nguyễn Anh Đức

Tập đoàn Dầu khí Việt Nam - (Email: ducna@pvn.vn)

Phan Ngọc Trung

Hội Dầu khí Việt Nam, Viện Dầu khí Việt Nam - (Email: trungpn@pvn.vn)

7. **Chuyển đổi số trong khai thác tài nguyên khoáng sản: Hiện trạng và một số đề xuất** 40

TS. Nguyễn Hồng Minh

Hội Dầu khí Việt Nam

Email: nguyenhongminh@vpi.pvn.vn

8. **Thực hiện chuyển đổi số Công ty Cổ phần Than Cao Sơn – TKV, giai đoạn 2022 đến năm 2025, định hướng đến năm 2030** 45

Công ty Cổ phần than Cao Sơn - TKV

- 9. Thực hiện chuyển đổi số tại Công ty TNHH MTV Nhôm Lâm Đồng - TKV** 48
*Vũ Minh Thành, Nguyễn Văn Phòng, Nguyễn Đức Thái,
 Võ Văn Hiếu, Nguyễn Văn Tình, Hồ Thanh Tùng*
- 10. Về chuyển đổi số, công nghệ số và các phương pháp chuyển đổi số trong doanh nghiệp** 52
TS. Lưu Thị Thu Hà, TS. Đông Thị Bích
 Trường Đại học Mở - Địa chất
- 11. Kinh nghiệm quốc tế về chuyển đổi số trong doanh nghiệp mở** 57
GS.TS. Võ Chí Mỹ
 Hội Khoa học và Công nghệ mở Việt Nam
TS. Nguyễn Quốc Long, ThS. Võ Ngọc Dũng
 Trường Đại học Mở - Địa chất
- 12. Chuyển đổi số trong doanh nghiệp khai thác mỏ Việt Nam - Xu hướng thuận lợi, thách thức và giải pháp thực hiện** 62
TS. Giang Quốc Khánh, NCS. Vũ Thị Duyên, TS. Lãnh Thị Hòa
 Trường Đại học Công nghiệp Quảng Ninh - Email: quockhanh@edu.misis.ru
TS. Hoàng Thị Bến
 Trường Đại học Ngoại thương
- 13. Một số định hướng về chuyển đổi số trong Doanh nghiệp mở ở Việt Nam từ kinh nghiệm của thế giới** 73
ThS. Nguyễn Bảo Linh; TS. Vũ Kim Hùng; TS. Đào Duy Anh
 Viện KH và CN Mỏ - Luyện kim
 Email: mineralvimluki@gmail.com
- 14. Kinh nghiệm ứng dụng chuyển đổi số trong thiết kế nhà máy tuyển than** 80
Bùi Huyền Trang, Trần Tiễn Huệ
 Công ty CP Tư vấn Đầu tư mỏ và công nghiệp - Vinacomin
- 15. Ứng dụng công nghệ số trong ngành luyện kim Việt Nam nhìn từ kinh nghiệm của thế giới** 86
Đỗ Văn Quảng, Đào Duy Anh
 Viện Khoa học và Công nghệ Mỏ - Luyện kim
 (*)Email: dovanquang@vimluki.vn
- 16. Nghiên cứu xây dựng cơ sở dữ liệu phục vụ chuyển đổi số công tác quản lý, điều hành sản xuất cấp công trường phân xưởng thuộc các lĩnh vực sản xuất của TKV** 93
TS. Phan Văn Việt, TS. Nhữ Việt Tuấn, TS. Dương Đức Hải
 Viện Khoa học Công nghệ Mỏ - Vinacomin

17. Nghiên cứu ứng dụng công nghệ số nhằm nâng cao hiệu quả khai thác trên các mỏ than - khoáng sản lộ thiên Việt Nam 99

Đoàn Văn Thanh, Lê Bá Phúc, Bùi Duy Nam, Đỗ Văn Triều

Viện Khoa học Công nghệ Mỏ - Vinacomin - Email: doanthanh.vimsat@gmail.com

Trần Đình Bão, Nguyễn Tuấn Thành

Trường Đại học Mỏ - Địa chất

18. Phương pháp tính toán ổn định bờ mỏ lộ thiên với đồng bộ ứng dụng tin học 109

PGS.TS. Kiều Kim Trúc

Hội Khoa học Công nghệ Mỏ Việt Nam

19. Sử dụng thuật toán trí tuệ nhân tạo nhằm tối ưu hóa quá trình tuyển nổi và khả năng ứng dụng tại Việt Nam 118

Nhữ Thị Kim Dung, Vũ Thị Chinh, Trần Văn Được

Trường Đại học Mỏ - Địa chất

20. Hoàn thiện hệ thống thông tin thống kê trong doanh nghiệp mỏ hướng tới chuyển đổi số trong quản lý doanh nghiệp 125

TS. Nguyễn Thị Bích Ngọc; ThS. Nguyễn Trọng Tuyên

Trường Đại học Mỏ - Địa chất; Email: nguyenthibichngoc@humg.edu.vn

Ban Khoa học, Công nghệ Thông tin và Chiến lược phát triển,

Tập đoàn Công nghiệp Than - khoáng sản Việt Nam

21. Nghiên cứu quy trình công nghệ thành lập bản đồ thành phố 3D trên nền Web phục vụ quá trình chuyển đổi số 132

Vương Trọng Kha

Trường Đại học Mỏ Địa chất

Trịnh Lê Hùng

Học viện Kỹ thuật Quân sự

22. Giải pháp đảm bảo chất lượng thông tin kế toán của doanh nghiệp khai thác than trong thời kỳ chuyển đổi số 138

TS. Phạm Thị Hồng Hạnh, TS. Nguyễn Thị Bích Ngọc

Trường Đại học Mỏ - Địa chất

Email: phamthihonghanh@humg.edu.vn

23. Giải pháp công nghệ kỹ thuật số trong công tác quản lý, giám sát và cảnh báo mức độ an toàn đối với đập hồ thải quặng đuôi tại Việt Nam 146

Vũ Đình Trường, Nguyễn Thị Thu

Viện Khoa học và Công nghệ Mỏ - Luyện Kim;

Phạm Văn Việt

Trường Đại học Mỏ - Địa chất

24. Ứng dụng công nghệ thông tin trong nghiên cứu, thiết kế hệ thống tự động hóa dòng khí trên thiết bị tuyển nổi kiểu thùng trụ tròn (Tankcell)

ThS. Trần Thị Hiền, TS. Đào Duy Anh, ThS. Phạm Đức Phong
Viện Khoa học và Công nghệ Mỏ - Luyện kim

ThS. Nguyễn Mạnh Thắng
Viện Nghiên cứu Điện tử, Tin học, Tự động hoá

25. Ứng dụng công nghệ số tính toán chế độ cung cấp điện trong các xí nghiệp mỏ

Đỗ Như Ý, Hồ Việt Bun
Đại học Mỏ - Địa chất
Email: donhuy@humg.edu.vn

26. Ứng dụng công nghệ thông tin trong giảng dạy các ngành khai thác khoáng sản và kỹ thuật

xây dựng tại Trường đại học Mỏ - Địa chất

PGS. TS. Nguyễn Xuân Mãn
Viện Công nghiệp môi trường
Email: manxdoky@gmail.com

27. Xu hướng phát triển ngành công nghiệp môi trường trong điều kiện chuyển đổi số gắn liền với các doanh nghiệp khai khoáng mỏ ở Việt Nam

TS. Nông Việt Hùng; TS. Hoàng Văn Khanh; KS. Nông Việt Trung; KS. Nguyễn Ngọc Bảo
Viện Công nghiệp Môi trường

ThS. Ngô Thái Vinh
Trường Đại học Mỏ - Địa chất

SỬ DỤNG THUẬT TOÁN TRÍ TUỆ NHÂN TẠO NHẪM TỐI ƯU HÓA QUÁ TRÌNH TUYỂN NỔI VÀ KHẢ NĂNG ỨNG DỤNG TẠI VIỆT NAM

NHŨ THỊ KIM DUNG, VŨ THỊ CHINH, TRẦN VĂN ĐƯỢC

Trường Đại học Mở - Địa chất

Tóm tắt

Bài viết này cung cấp thông tin về một dự án của công ty Metso Outotec - Chi Lê, sử dụng sản phẩm công nghệ là camera (TPC) để mô tả và đo lường các thông số và tính chất của quá trình tuyển nổi trong lĩnh vực chế biến khoáng sản. Công ty Metso Outotec chuyên cung cấp thiết bị, dịch vụ và công nghệ với mục đích làm tăng lợi nhuận cho các doanh nghiệp mỏ. Ở Chi Lê, hơn 90% khách hàng của công ty là các doanh nghiệp khai thác mỏ. TPC cung cấp dữ liệu kiểm soát hệ thống của nhà máy thông qua camera và hệ thống phân tích hình ảnh, có lắp thêm bộ điều khiển làm tối ưu hóa quá trình tuyển nổi. Hiện tại, TPC không thể cung cấp đủ thông tin cho hệ thống điều khiển tự động hóa trong một số điều kiện, chẳng hạn như “không tuyển nổi”, hay “nổi không chọn lọc”, lúc này các hệ thống điều khiển bị vô hiệu hóa và quá trình được tối ưu hóa theo cách thủ công. Do đó, để tránh trường hợp này, một thiết bị tự động ghi nhận các điều kiện hoạt động bất thường được thiết kế, sử dụng hình ảnh TPC và kỹ thuật học máy (ML). Mô hình học tập có giám sát đã được ấn định và đào tạo để xác định các quy trình công nghệ tuyển nổi tối ưu, với hiệu suất trên 95% về độ chính xác và độ nhạy, có thể đưa ra các quyết định tốt hơn trong mọi điều kiện hoạt động và tối ưu hóa quá trình tuyển nổi. Một số trường hợp áp dụng mô hình trên tại các nhà máy tuyển nổi điển hình đã cho thấy tác động kinh tế của dự án như: hoạt động kinh doanh quá trình này tiết kiệm khoảng 0,9 triệu đô la Mỹ mỗi năm do giảm thất thoát khoáng sản vì “không tuyển nổi”, mặt khác việc giảm tác động của “nổi không chọn lọc” dẫn đến tăng lợi nhuận thêm 1,005 triệu đô la Mỹ mỗi năm. Bài báo cũng giới thiệu một số nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong ngành mỏ tại Việt Nam.

Từ khóa: Học máy, tuyển nổi, trí tuệ nhân tạo, tối ưu hóa

1. Giới thiệu

Trong khoa học máy tính, trí tuệ nhân tạo hay AI (artificial intelligence), đôi khi được gọi là trí thông minh nhân tạo, là trí thông minh được thể hiện bằng máy móc, trái ngược với trí thông minh tự nhiên của con người. Thông thường, thuật ngữ “trí tuệ nhân tạo” thường được sử dụng để mô tả các máy móc (hoặc máy tính) có khả năng bắt chước các chức năng “nhận thức” mà con người thường phải liên kết với tâm trí, như “học tập” và “giải quyết vấn đề”. Học máy (machine learning) là một lĩnh vực của trí tuệ nhân tạo liên quan đến việc nghiên cứu và xây dựng các kỹ thuật cho phép các hệ thống “học” tự động từ dữ liệu để giải quyết những vấn đề cụ thể.

Mặc dù cả hai khái niệm về trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy (ML) đều bắt nguồn từ những năm 1950, tuy nhiên, việc ứng dụng trong ngành công nghiệp khai khoáng tương đối chậm. Sự phát triển mạnh mẽ của bộ vi xử lý vào đầu những năm 1970 đã tạo ra những thay đổi trong thiết bị kiểm soát tự động quá trình công nghệ cho các ngành công nghiệp [1]. Nhóm các ngành công nghiệp như hóa dầu, hóa chất tổng hợp, công nghiệp sản xuất giấy, công nghiệp năng lượng và hơi nước sử dụng hệ thống điều khiển tuyến tính thông qua hệ thống điều khiển phân tán (DCS). Nhóm thứ hai phát triển từ kỹ thuật điện với mục đích kiểm soát tự động quá trình công nghệ nhà máy, trong đó yêu cầu đơn giản nhất là bật hoặc tắt các thiết bị phù hợp

để điều khiển công nghệ nhà máy. Sau đó, bộ điều khiển logic khả trình (PLC) cũng đã được phát triển, sử dụng tốc độ và độ chính xác của mạch vi xử lý thay thế các rơ le, bộ hẹn giờ và hệ thống dây điện kết nối.

Trong những năm qua, ba kỹ thuật tự động hoá chủ yếu để kiểm soát quá trình công nghệ đã được sử dụng trong ngành mỏ là: bộ điều khiển vòng lặp, hay còn gọi là bộ điều khiển PID (bộ điều khiển tỷ lệ - tích phân - đạo hàm hoặc bộ điều khiển 3 kỳ), bộ điều khiển nâng cao (APC) và bộ điều khiển mạng lưới nơ-ron nhân tạo (ANN) [2]. Trong khi bộ điều khiển PID và APC đã được sử dụng nhiều năm trong các nhà máy tuyển và đặc biệt là trong nhà máy tuyển nổi quặng thì bộ điều khiển nơ-ron mạng vẫn chưa được áp dụng rộng rãi trong ngành mỏ.

Quá trình tuyển nổi kết hợp xử lý hình ảnh (IP) thông qua camera bổ sung, hoàn thiện thêm cho bộ điều khiển APC để đo được các đặc tính động học (tính di động, tính ổn định) của bọt tuyển nổi. Ngày nay, các thuật toán hiện đại trích xuất hình ảnh bọt tuyển nổi bao gồm lớp thống kê (kết cấu bọt) và lớp vật lý (phân bố kích thước, hình dạng và màu sắc bóng khí của bọt). Mục tiêu chính của thuật toán là sử dụng một sản phẩm công nghệ dựa trên camera (TPC) để xác định các thông số công nghệ tuyển nổi [3] như:

- a) Thiết lập các giới hạn kiểm soát mới;
- b) Đưa ra các quyết định điều khiển công nghệ trong bất kỳ điều kiện tuyển nổi nào;
- c) Giảm thiểu các điều kiện vận hành ảnh hưởng đến hiệu quả của quá trình tuyển nổi;

d) Cảnh báo người vận hành.

2. Phương pháp luận

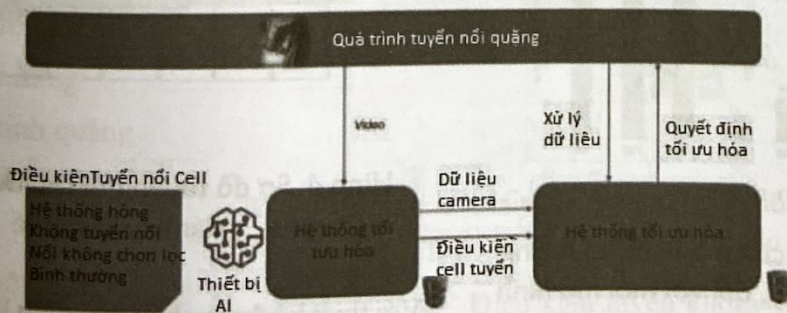
Nhiều năm qua, quá trình tuyển nổi được điều khiển nhờ con người, kỹ sư vận hành hay người vận hành của phòng điều khiển. Những năm gần đây, do sự gia tăng công suất của các nhà máy tuyển nổi khiến việc kiểm soát quá trình công nghệ trở nên khó khăn hơn, đặc biệt là khi xảy ra các sự cố [4]. Trong dự án này, với việc sử dụng bộ xử lý hình ảnh (IP) bằng camera sẽ xác định rõ các điều kiện tuyển nổi qua hình ảnh như:

- a) Hệ thống hỏng
- b) Không tuyển nổi
- c) Nổi không chọn lọc
- d) Bình thường

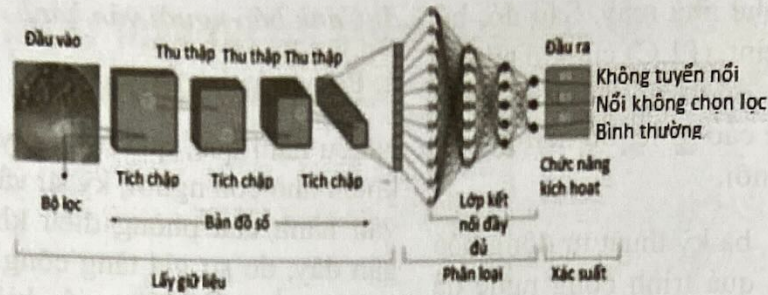
Hình 1 thể hiện hệ thống tự động hoá quá trình tuyển nổi hiện nay (hệ thống màu xanh), nếu có thêm học máy để tối ưu hoá hệ thống (APC) sẽ có thể kiểm soát hệ thống tốt hơn.

Hình 2 cho thấy kỹ thuật sử dụng trong dự án là học máy với mạng nơ-ron phức hợp (CNN). Hình ảnh nhập vào mạng nơ-ron này được xử lý thông qua hai giai đoạn: khai thác các đặc điểm của hình ảnh và sau đó là giai đoạn phân loại sẽ quyết định ảnh tương ứng với loại hình ảnh nào.

Các dữ liệu hình ảnh nhập vào mạng nơ-ron là gần 14.000 hình ảnh, tương ứng với các điều kiện tuyển nổi. Bảng 1 và Hình 3 cho thấy hiệu suất của mô hình, số lượng thông số và điểm



Hình 1. Sơ đồ hệ thống sử dụng ML trong quá trình tuyển nổi quặng [5,6]

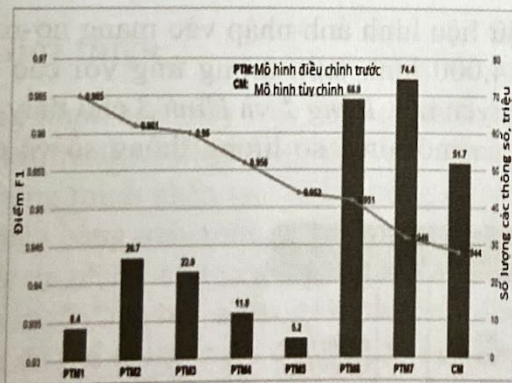


Hình 2. Cấu trúc của mạng nơ-ron phức hợp [1,6]

Mô hình	Các thông số (triệu)	Điểm F1	Nhớ lại	Độ chính xác	Điểm F1 đối với mỗi điều kiện thiết bị			
					Hệ thống hồng	Không tuyến nổi	Tuyến không chọn lọc	Bình thường
PTM1	8,4	0,965	0,960	0,971	1	0,96	0,93	0,98
PTM2	26,7	0,961	0,957	0,967	1	0,95	0,92	0,97
PTM3	22,9	0,960	0,957	0,965	1	0,95	0,94	0,95
PTM4	11,8	0,956	0,948	0,967	1	0,95	0,90	0,98
PTM5	5,2	0,952	0,944	0,964	1	0,95	0,89	0,97
PTM6	68,9	0,951	0,950	0,953	0,98	0,95	0,94	0,94
PTM7	74,4	0,946	0,947	0,949	1	0,93	0,92	0,94
CM	51,7	0,944	0,959	0,934	1	0,93	0,89	0,96

Bảng 1. Hiệu suất của mô hình, số lượng thông số và điểm F1 đối với mỗi mô hình thử nghiệm [6]

F1 cho mỗi mô hình. Nó bao gồm 7 mô hình được điều chỉnh trước (PTM) và một mô hình tùy chỉnh (CM). Khi đã xác định được mô hình có hiệu suất tốt nhất, tiến hành đánh giá hiệu quả kinh tế.

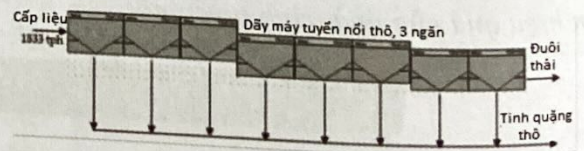


Hình 3. Hiệu suất của mô hình, số lượng thông số và điểm F1 đối với mỗi mô hình thử nghiệm [6]

3. Kết quả nghiên cứu của công ty Metso Outotec - Chi Lê [6]

3.1. Nghiên cứu trường hợp 1: Không tuyến nổi

Thiết kế và vận hành một sơ đồ tuyển nổi có lưu lượng bùn đầu 1833 t/h với ba dây chuyền hoạt động song song, mỗi dây chuyền bao gồm 8 ngăn máy 300 m³, như thể hiện trong Hình 4.



Hình 4. Sơ đồ tuyển nổi thô được dùng để đánh giá kinh tế

Với thiết kế được chọn, hai điều kiện chính được xác định để đánh giá tác động kinh tế của ứng dụng “không tuyến nổi”. Bảng 2 xem xét các thông số vận hành, chi phí và lợi nhuận hàng

năm để đánh giá tác động kinh tế của trường hợp không tuyển nổi.

Trường hợp 1		
Vận hành và sản xuất		
Năng suất theo ngày	t/ngày	121440
Năng suất theo giờ	t/h	5500
Hàm lượng Cu trong quặng đầu	%	0,40
Thực thu Cu (mục tiêu)	%	81,5
Hàm lượng Cu trong sản phẩm tinh quặng	%	26,0
Khối lượng sản phẩm tinh quặng	t/ngày	1522
Khối lượng đồng kim loại	1000t/năm	14466
Chi phí hàng hóa		
Giá kim loại đồng	USD/pound	2,5
Chi phí khai thác	USD/tấn	1,5
Tỷ lệ chất thải/ quặng	-	3,5
Chi phí Mỏ (per-ton)	USD/tấn	6,8
Giá thành tuyển (per ton of mineral)	USD/tấn	7,0
Chi phí vận hành (direct)	USD/tấn	13,8
Chi phí hàng năm		
Bán hàng	Triệu USD	796
Chi phí trực tiếp	Triệu USD	609
Dòng tiền (EBIT)	Triệu USD	187

Bảng 2. Thông số vận hành, chi phí, lợi nhuận hàng năm

Trong trường hợp cơ sở này, thời gian tuyển nổi của mỗi ngăn máy được tính toán theo giả định rằng tất cả các ngăn máy đều đang tuyển nổi. Các thông số công nghệ sau được khảo sát để tính toán cho mỗi ngăn máy:

- Năng suất cấp liệu
- Tỷ lệ thu hồi đồng
- Hàm lượng tinh quặng
- Nồng độ bùn
- Mức bùn
- Cân bằng khối lượng
- a) Mật độ bùn đầu.
- b) Lưu lượng bùn đầu.

Theo thời gian tuyển được tính toán và trình bày trong Bảng 3, tác động kinh tế của quá trình tuyển nổi được đánh giá theo xác suất từ ngăn máy 1 đến ngăn máy 8, xác định được trường hợp có khả năng xảy ra trường hợp “không tuyển nổi”.

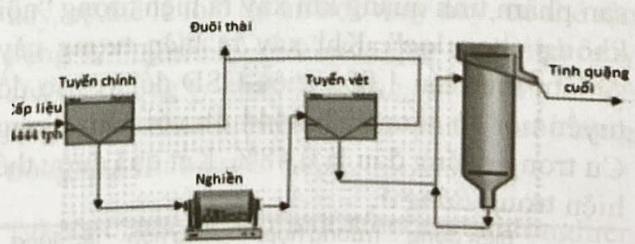
Ngăn máy tuyển	Thời gian tuyển, phút
C1	3,83
C2	3,95
C3	3,99
C4	4,03
C5	4,06
C6	4,08
C7	4,11
C8	4,14
Trung bình mỗi ngăn máy	4,02
Tổng	32,2

Bảng 3. Thời gian tuyển nổi trong các ngăn máy

Tác động kinh tế lý thuyết của dự án đối với hoạt động kinh doanh là đáng kể vì nó làm giảm tổn thất khoáng sản do “không tuyển nổi”, việc này giúp tiết kiệm 0,9 triệu USD mỗi năm đối với một nhà máy có năng suất 5500 t/h với hàm lượng Cu trong quặng đầu là 0,4%.

3.2. Trường hợp 2: Tuyển nổi không chọn lọc

Điều kiện vận hành sơ đồ dùng để đánh giá hiệu quả kinh tế là sơ đồ tuyển với lưu lượng 4444 t/h như trong Hình 5.



Hình 5. Sơ đồ tuyển nổi 3 giai đoạn dùng để đánh giá hiệu quả kinh tế

Điều kiện tuyển không chọn lọc có ảnh hưởng trực tiếp đến 5,7% đối với hàm lượng tinh quặng cuối cùng. Bảng 4 trình bày các thông số hoạt động, chi phí và lợi nhuận hàng năm để

Trường hợp 2				
Vận hành và sản xuất		Trường hợp cơ sở	Trường hợp nghiên cứu 2	
Năng suất theo ngày	t/ng	106667	106667	
Năng suất theo giờ	t/h	4444	4444	
Hàm lượng Cu trong quặng đầu	%	0,48	0,48	
Thực thu Cu (mục tiêu)	%	82,76	82,76	
Hàm lượng Cu trong sản phẩm tinh quặng	%	37,94	32,20	
Khối lượng sản phẩm tinh quặng	t/ng	1126	1325	
Sản phẩm đồng kim loại	t/n	153773	153773	
Chi phí mỏ và tuyển				
Giá thành sản xuất (tính cho 1 tấn tinh quặng)	USD/tấn	6600	6600	
Chi phí vận hành trực tiếp	USD/tấn	13,8	13,8	
Chi phí vận chuyển	USD/tấn	10,0	10,0	
Giá thành luyện				
Chi phí tuyển (TC)	USD/tấn	70,0	70,0	
Chi phí tinh luyện (RC)	USD/tấn	7,0	7,0	
Chi phí khác	%	4,0	4,0	
Doanh thu				
Chi phí mỏ và tuyển	Triệu USD	529920	529920	
Chi phí vận chuyển	Triệu USD	4053	4768	
TC	Triệu USD	28372	33378	
RC	Triệu USD	23730	23730	
Chi phí khác	Triệu USD	40596	40596	

Bảng 4. Thông số vận hành, chi phí, lợi nhuận hàng năm

đánh giá tác động kinh tế của điều kiện tuyển nổi không chọn lọc.

Từ thông tin thu được khi nghiên cứu trường hợp 2, có thể xác định tác động kinh tế đối với sản phẩm tinh quặng khi xảy ra hiện tượng “nổi không chọn lọc”. Khi xảy ra hiện tượng này sẽ làm thiệt hại 1,005 triệu USD đối với sơ đồ tuyển nổi có năng suất 4444 t/h với hàm lượng Cu trong quặng đầu là 0,48%. Kết quả được thể hiện trong *Bảng 5*.

	Biến động mức chất lượng tinh quặng	Trường hợp cơ sở	Trường hợp nghiên cứu 2	Tác động hàng năm, triệu USD
Dòng tiền (EBIT)	5,7	388229	382507	1,005

Bảng 5. Tác động kinh tế hàng năm đối với trường hợp 2

4. Khả năng ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong ngành mỏ tại Việt Nam

Trí tuệ nhân tạo (AI) không chỉ là một thuật toán, một công cụ, một nền tảng hoặc một quy trình mà là cả hệ sinh thái của các công nghệ và khả năng. Mỗi công nghệ và khả năng này có thể thay thế hoặc tăng cường một số năng lực nhất định của con người. Gần đây, ở Việt Nam có một số nghiên cứu liên quan đến việc ứng dụng AI. Các nghiên cứu này chủ yếu tập trung vào hoạt động khai thác mỏ.

Nghiên cứu “Sử dụng mạng neuron nhân tạo (ANN) để dự báo đặc điểm phân bố và chất lượng đá chứa carbonate Miocene bề trầm tích Phú Khánh” của Nguyễn Thu Huyền và các cộng sự [7] cho thấy, trong điều kiện số lượng giếng khoan hạn chế của bể Phú Khánh, mạng neuron nhân tạo (ANN) áp dụng hiệu quả thông qua việc tích hợp các kết quả phân tích tài liệu

địa chấn, địa vật lý giếng khoan và phân tích mẫu để đưa ra dự báo về phân bố và chất lượng đá chứa tiềm năng trong bể. Trần Đăng Tú và các cộng sự [8] đã nghiên cứu áp dụng học máy cho việc dự báo sản lượng từ việc hình thành tầng đá móng cho mỏ Bạch Hồ với ANN, cho thấy ANN cải thiện khả năng dự báo với độ chính xác cao. Đề tài “Nghiên cứu một số mô hình trí tuệ nhân tạo dự báo chấn động nổ mìn trong khai thác mỏ lộ thiên” của Nguyễn Hoàng [9] đã chứng minh trí tuệ nhân tạo là một công cụ hiệu quả có khả năng dự báo chấn động nổ mìn cho các mỏ lộ thiên với mức độ chính xác cao. Các mô hình trí tuệ nhân tạo lai (hybrid models) có khả năng cải thiện đáng kể mức độ chính xác của các mô hình trí tuệ nhân tạo đơn lẻ trong dự báo chấn động nổ mìn cho các mỏ lộ thiên Việt Nam.

Từ các nghiên cứu ứng dụng AI tại Việt Nam, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào quản lý và phân tích dữ liệu khoa học địa chất là rất khả quan, giúp đưa ra các quyết định thăm dò khai thác tốt hơn. Việc tích hợp dữ liệu khoan thăm dò, mô hình khối và các biện pháp kiểm soát mô hình vào một nền tảng ứng dụng công nghệ đám mây cũng giúp các doanh nghiệp tiết kiệm thời gian và cải thiện hiệu suất công việc. Với sự hỗ trợ của các hệ thống AI, hoạt động của nhà máy có thể được giảm bớt rất nhiều thông qua các biện pháp dự đoán và phòng ngừa đối với các sự cố kỹ thuật, từ đó, cảnh báo sớm tình trạng hỏng hóc thiết bị, tiết giảm chi phí bảo trì, giảm thời gian ngưng trệ, kéo dài tuổi thọ của tài sản... Việc ứng dụng AI trong thực hiện tối ưu hóa và tiết giảm chi phí sản xuất như từng bước “số hóa” hệ thống sản xuất, cho phép theo dõi, giám sát chất lượng sản phẩm và tài sản trong trong thời gian thực cũng có thể được triển khai để tiến tới đồng bộ “công nghệ hóa” toàn bộ quá trình sản xuất và quản trị.

Tại các nhà máy tuyển nổi quặng ở Việt Nam, quá trình điều khiển công nghệ được thực hiện bởi con người. Các chỉ tiêu công nghệ tuyển phụ thuộc vào rất nhiều yếu tố, điển hình như tính chất quặng đầu, chế độ nghiền, chế độ thuốc tuyển, máy móc thiết bị,... Vì vậy, nhiều thời điểm, con người không thể kiểm soát được

tất cả các yếu tố để quá trình tuyển nổi được tối ưu hóa, nâng cao hàm lượng và thực thu tinh quặng, giảm mất mát vào đuôi thải. Chất lượng sản phẩm không đạt yêu cầu cũng có thể là do các hạt khoáng không được tuyển nổi hay tuyển nổi không chọn lọc,... Trong tương lai, nếu nghiên cứu áp dụng thuật toán trí tuệ nhân tạo, sử dụng hình ảnh TPC và kỹ thuật học máy (ML) như dự án nghiên cứu của công ty Metso Outotec - Chi Lê, có khả năng làm tối ưu hóa quá trình tuyển nổi, giảm thất thoát khoáng sản vì “không tuyển nổi”, “nổi không chọn lọc”.

5. Kết luận

Mục tiêu chính của dự án tại Chi Lê là phát triển một mô hình dự đoán dựa trên hình ảnh và học máy nhằm xác định các điều kiện hoạt động trong các máy tuyển nổi cột. Dự án cho thấy, việc học thông qua các mô hình được điều chỉnh trước nhanh và hiệu quả hơn nhiều so với việc sử dụng một mô hình mới (tùy chỉnh mô hình). Đánh giá hiệu suất của các mô hình cho thấy, ba kiến trúc dự đoán tốt nhất về điều kiện hoạt động tương ứng là PTM1 (8,4 M), PTM2 (26,7 M) và PTM3 (22,9 M), với các giá trị điểm F1 trên 0,96.

Tác động kinh tế của dự án đối với hoạt động kinh doanh là đáng kể vì nó giảm thất thoát khoáng sản do “không tuyển nổi” khoảng 0,9 triệu đô la Mỹ mỗi năm. Mặt khác, giảm tác động của “nổi không chọn lọc” dẫn đến thu nhập 1,005 triệu đô la Mỹ mỗi năm. Việc triển khai các công nghệ này, cụ thể là loại dự án học máy này, có thể tận dụng sự “nghe nhẽ cổ chai” của quy trình nhà máy của một công ty khai thác, bằng cách tối đa hóa lực nổi và chất lượng của sản phẩm cuối cùng trong quá trình tuyển nổi.

Tại Việt Nam, đã có một số công trình nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong hoạt động khai thác mỏ. Kết quả nghiên cứu rất khả quan, giúp đưa ra các quyết định thăm dò khai thác tốt hơn. Định hướng trong thời gian tới, có thể nghiên cứu các thuật toán trí tuệ nhân tạo nhằm tối ưu hóa hoạt động của các nhà máy tuyển nổi.

Tài liệu tham khảo

- [1]. Géron, Aurélien. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow*. O'Reilly Media, Inc., 2019
- [2]. Howard, Jeremy and Gugger, Sylvain. *Deep Learning for Coders with Fastai & Pytorch*. O'Reilly Media, Inc., 2020
- [3]. Lynch, Alban. *Comminution handbook*, The Australasian Institute of Mining and Metallurgy, Australia, 2015
- [4]. Planche, Benjamin and Andres, Eliot. *Hands-On Computer Vision with TensorFlow 2*. Packt Publishing Ltd, 2019
- [5]. Quanan, H. and Abdelwahed, El Hassan. *Image processing and machine learning applications in mining industry: Mine 4.0*. University Sultan Moulay Slimane & Cadi Ayyad University, Morocco, 2019
- [6]. Felipe Ortiz, Sebastián Villalobos, Juan Opazo y Pablo Zúñiga. *Optimization of Ore Flotation Process using Artificial Intelligence algorithms*. Remote Services, Metso Outotec, Chile
- [7]. Nguyễn Thu Huyền và nnk. *Sử dụng mạng neuron nhân tạo (ANN) để dự báo đặc điểm phân bố và chất lượng đá chứa carbonate Miocene bề trầm tích Phú Khánh*. Tạp chí Dầu khí, 2013
- [8]. Trần Đăng Tú và nnk. *Nghiên cứu ứng dụng thuật toán học máy để dự báo khai thác cho đối tượng móng nứt nẻ, mỏ Bạch Hổ*. Tạp chí Dầu khí, 2020
- [9]. Nguyễn Hoàng. *Nghiên cứu một số mô hình trí tuệ nhân tạo dự báo chấn động nổ mìn trong khai thác mỏ lộ thiên*. Luận án tiến sĩ, Trường Đại học Mỏ - Địa chất, 2020