

**KHAIPHÁ VÀ MÔ PHÒNG QUY TRÌNH DỰA TRÊN TRÍ TUỆ NHÂN TẠO
HỖ TRỢ CẢI TIẾN CHU TRÌNH QUẢN LÝ QUY TRÌNH NGHIỆP VỤ:
NGHIÊN CỨU TÌNH HUỐNG TRÊN QUY TRÌNH NGHIỆP VỤ P2P
(PROCURE-TO-PAY)**

Trần Thị Phương Chi*, Nguyễn Quang Hưng

Khoa Công nghệ Thông tin, Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế

*Email: phuongchi0910@husc.edu.vn

Ngày nhận bài: 14/6/2026; ngày hoàn thành phản biện: 22/6/2026; ngày duyệt đăng: 30/6/2026

TÓM TẮT

Quản lý quy trình nghiệp vụ (BPM) bao gồm các phương pháp, kỹ thuật và công cụ nhằm hỗ trợ việc thiết kế, xây dựng các quy tắc, quản lý và phân tích các thao tác nghiệp vụ. Mặc dù quản lý quy trình nghiệp vụ đóng vai trò then chốt trong việc vận hành doanh nghiệp nhưng đang đối mặt với nhiều rào cản như xử lý thủ công, thiếu khả năng giám sát toàn diện và khó xác định điểm nghẽn. Bài báo này trình bày nghiên cứu thực nghiệm đánh giá hiệu quả của giải pháp khai phá và mô phỏng quy trình nghiệp vụ tích hợp trí tuệ nhân tạo (AI) nhằm cải tiến các giai đoạn trong chu trình BPM. Bằng việc sử dụng phương pháp nghiên cứu tình huống trên tập dữ liệu nhật ký sự kiện thực tế của quy trình từ mua hàng đến thanh toán P2P (Procure-to-Pay), nghiên cứu đã tái hiện mô hình vận hành thực tế, tự động phát hiện hai điểm nghẽn cốt lõi ở khâu phê duyệt yêu cầu mua hàng và phê duyệt hóa đơn. Thông qua kịch bản mô phỏng "What-if", nhóm tác giả đánh giá định lượng tác động của việc cải tiến thời gian xử lý tại điểm nghẽn, giúp rút ngắn thời gian lưu chuyển trung bình toàn bộ quy trình. Kết quả cho thấy tính thực tiễn và khả năng hỗ trợ ra quyết định của các nền tảng khai phá quy trình dựa trên AI, đồng thời chỉ ra một số hạn chế và hướng phát triển tự xây dựng thuật toán riêng trong tương lai.

Từ khóa: Chu trình BPM, Khai phá quy trình, Quy trình nghiệp vụ P2P, Trí tuệ nhân tạo.

1. MỞ ĐẦU

Quản lý quy trình nghiệp vụ được xem là cầu nối giữa các doanh nghiệp và lĩnh vực công nghệ thông tin với hướng thực thi các thao tác nghiệp vụ (Hanh Huu Hoang

và cộng sự, 2010). Quản lý quy trình nghiệp vụ bao gồm các phương pháp, kỹ thuật và công cụ nhằm hỗ trợ việc thiết kế, xây dựng các quy tắc, quản lý và phân tích các thao tác nghiệp vụ. Quản lý quy trình nghiệp vụ hiện nay đối mặt với các rào cản cốt lõi như xử lý khối công việc lớn mang tính thủ công, không có khả năng hiển thị toàn bộ quy trình một cách rõ ràng, khó xác định điểm nghẽn trong toàn bộ quy trình vận hành dẫn đến giảm hiệu suất và lãng phí nguồn lực. Bên cạnh đó theo Tim King (2019) khoảng 80% dữ liệu doanh nghiệp hiện nay nằm ở dạng phi cấu trúc hoặc dữ liệu không đầy đủ điều này làm ảnh hưởng đến lỗi mô hình và ra quyết định.

Trong quản lý quy trình nghiệp vụ, khai phá quy trình đóng vai trò như một cầu nối dữ liệu thực tế với quản trị chiến lược, giúp doanh nghiệp thấy rõ cách thức các quy trình nghiệp vụ thực tế đang diễn ra thay vì dựa vào giả định hay mô hình trên lý thuyết. Khai phá quy trình nghiệp vụ là được xem như kính hiển vi dữ liệu giúp cải tiến chu trình BPM từ thiết kế, thực thi, giám sát, tối ưu quy trình nghiệp vụ trở nên chính xác, nhanh chóng và hiệu quả hơn.

Trong bối cảnh công nghệ bùng nổ, trí tuệ nhân tạo (AI) đang trở thành “trợ thủ đắc lực” giúp doanh nghiệp tối ưu hoạt động, nâng cao hiệu suất và tạo lợi thế cạnh tranh. Theo báo cáo của McKinsey (2024), có đến 65% doanh nghiệp toàn cầu đã ứng dụng AI vào ít nhất một hoạt động vận hành, và con số này dự kiến sẽ tiếp tục tăng mạnh trong những năm tới. Ứng dụng AI trong khai phá quy trình nghiệp vụ hiện nay đang được xem là một xu hướng tất yếu, giúp tối ưu chi phí, nâng cao hiệu quả thực thi quy trình nghiệp vụ.

Tích hợp AI trong khai phá quy trình nghiệp vụ là quá trình ứng dụng trí tuệ nhân tạo để tự động thu thập, phân tích nhằm tái hiện lại luồng vận hành thực tế của doanh nghiệp dựa trên dữ liệu nhật ký sự kiện của các hệ thống (event logs) và thao tác của người dùng. Dựa trên phân tích các nhật ký sự kiện từ các hệ thống thông tin (như hệ thống hoạch định nguồn lực doanh nghiệp ERP, quản lý quan hệ khách hàng CRM), trí tuệ nhân tạo thu thập, chuẩn hóa dữ liệu để tái hiện quy trình nghiệp vụ, phân tích các tác vụ chi tiết ở các bước của quy trình, phát hiện điểm bất thường, điểm nghẽn, mô phỏng nhằm dự báo và đề xuất phương án tối ưu để cải thiện quy trình làm việc thực tế. Đây chính là động lực cho chúng tôi thực hiện nghiên cứu và các đóng góp mới của bài báo bao gồm: (1) nghiên cứu tích hợp AI trong khai phá quy trình nghiệp vụ nhằm cải tiến quy trình nghiệp vụ BPM, (2) khai phá và mô phỏng quy trình nghiệp vụ tích hợp AI đối với quy trình nghiệp vụ từ mua hàng đến thanh toán P2P (Procure-to-Pay)

Trong bài báo này, phần 2 trình bày các nghiên cứu liên quan đến quản lý quy trình nghiệp vụ và các thách thức BPM phải đối mặt trong bối cảnh toàn cầu hóa hiện nay, phần 3 là khai phá quy trình nghiệp vụ cải tiến quy trình nghiệp vụ BPM dựa trên nền tảng trí tuệ nhân tạo đồng thời so sánh đánh giá giải pháp tích hợp AI so với phương pháp khai phá truyền thống. Ứng dụng khai phá, mô phỏng thực khai phá quy trình

ng nghiệp vụ trên tập dữ liệu nhật ký sự kiện quy trình nghiệp vụ từ mua hàng đến thanh toán P2P được minh họa ở phần 4 và cuối cùng là kết luận và hướng phát triển của bài báo.

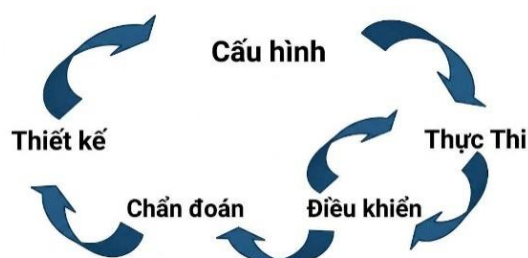
2. QUẢN LÝ QUY TRÌNH NGHIỆP VỤ VÀ CÁC THÁCH THỨC HIỆN NAY

2.1. Tổng quan về quản lý quy trình nghiệp vụ

Trong những năm qua, quản lý quy trình nghiệp vụ đang thu hút được sự quan tâm của cộng đồng quản trị doanh nghiệp và nghiên cứu khoa học máy tính. Một trong những mối quan tâm lớn của các nhà quản trị doanh nghiệp là cải tiến các hoạt động của doanh nghiệp với mục đích tạo ra các sản phẩm, dịch vụ nhằm đáp ứng hơn nữa các yêu cầu của khách hàng trong môi trường thương mại điện tử. Công nghệ thông tin trở thành phương tiện để trợ giúp, tối thiểu hoá các giai đoạn, đơn giản quá trình quản lý, rút gọn thời gian và công sức để đạt được hiệu quả và lợi ích cho các doanh nghiệp.

Quản lý quy trình nghiệp vụ được xem là cầu nối giữa các doanh nghiệp và lĩnh vực công nghệ thông tin hướng tiếp cận thực thi xử lý nghiệp vụ với sự hỗ trợ công nghệ thông tin dưới góc độ quy trình nghiệp vụ hơn là góc độ kỹ thuật (Branimir Wetzstein et al., 2007; Hepp M et al., 2005; Paavo Kotinurmi et al., 2006). Theo W.M.P Van der Aalst và cộng sự (2003) “Quản lý quy trình nghiệp vụ bao gồm các phương pháp, kỹ thuật và công cụ hỗ trợ việc thiết kế, thực thi, kiểm soát, quản lý, phân tích các quy trình nghiệp vụ giao tác liên quan đến con người, các tổ chức, ứng dụng, các tài liệu và các nguồn thông tin khác nhằm hỗ trợ cho các quy trình nghiệp vụ”.

BPM là chủ đề từ lý thuyết cho đến thực tế được nhìn nhận dưới nhiều quan điểm, nhiều định nghĩa và nhiều góc độ khác nhau. Tuy nhiên để hiểu được quá trình hình thành và phát triển BPM, chu trình BPM được xem như là một cái nhìn tổng quát nhất cho quá trình hình thành và phát triển của BPM. Mặc dù có nhiều quan điểm khác nhau về chu trình BPM, chu trình BPM của Van der Aalst và cộng sự (2007) ở hình 1 được xem như là chu trình BPM tổng quát bởi sự cô đọng và tương quan lẫn nhau giữa các giai đoạn của chu trình BPM. Theo Van der Aalst và cộng sự (2007) chu trình BPM bao gồm các giai đoạn sau: thiết kế, cấu hình hệ thống, thực thi, điều khiển và chẩn đoán.



Hình 1. Chu trình quản lý quy trình nghiệp vụ (BPM).

Chú thích. Từ “Khai phá quy trình và vai trò trong quản lý quy trình nghiệp vụ BPM,” của Bùi Thị Hồng Nhung và Phan Thanh Đức, 2014, Tạp chí Tin học Ngân hàng, tr. 15. Bản quyền 2014 thuộc về Tạp chí Tin học Ngân hàng.

2.2. Các thách thức của quản lý quy trình nghiệp vụ

Hiện nay quản lý quy trình nghiệp vụ (BPM) đang phải đối mặt với những thách thức lớn từ môi trường doanh nghiệp biến động và sự phát triển nhanh chóng của công nghệ, đặc biệt là trí tuệ nhân tạo. Có thể kể đến một số thách thức chính sau. Trước hết, BPM phụ thuộc rất nhiều vào dữ liệu đầu vào; dữ liệu không đầy đủ hoặc không chính xác dẫn đến việc thực thi quy trình bị tắc nghẽn và các quyết định chiến lược bị sai lệch. Bên cạnh đó, điểm tắc nghẽn là mắt xích khó xác định nhất, khiến toàn bộ quy trình nghiệp vụ bị trì trệ; mặc dù xác định điểm tắc nghẽn là mục tiêu cốt lõi của BPM, cách làm truyền thống lại chủ yếu dựa vào thao tác thủ công, giảm hiệu suất và tối ưu hóa hoạt động nghiệp vụ không được khai thác triệt để.

Theo Bùi Thị Hồng Nhung & Phan Thanh Đức (2014), trong chu trình BPM còn tồn tại khoảng cách lớn giữa thiết kế và thực thi quy trình nghiệp vụ. Ở giai đoạn thiết kế, quy trình được mô hình hóa bằng ký hiệu đồ họa dựa trên hiểu biết của chuyên viên phân tích nghiệp vụ, mang tính thủ công. Phần lớn công cụ mô hình hóa hiện hành mới dừng ở chức năng biểu diễn, chưa tích hợp cơ chế kiểm chứng tính hợp lý cũng như đo lường tác động của những thay đổi và điều chỉnh quy trình. Hệ quả là các quy trình mới khi triển khai trong thực tế thường gặp rủi ro về tính khả thi.

Nhằm giải quyết những thách thức nêu trên, khai phá quy trình – hướng tiếp cận do Van der Aalst và Weijters (2004) khởi xướng – được xem là giải pháp tiềm năng. Kỹ thuật này dựa trên dấu vết thực thi được lưu trong nhật ký sự kiện để tái hiện quy trình đúng như nó đang diễn ra, thay vì dựa vào giả định hay mô hình trên lý thuyết, qua đó hình thành mối liên kết giữa dữ liệu vận hành ở tầng tác nghiệp và hoạt động điều hành ở tầng chiến lược.

3. KHAI PHÁ QUY TRÌNH NGHIỆP VỤ VÀ TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

3.1. Khai phá quy trình nghiệp vụ và phương pháp luận

Khai phá quy trình là một lĩnh vực nghiên cứu giữa học máy và khai phá dữ liệu, nó bao gồm các kỹ thuật, công cụ và phương pháp nhằm phát hiện, theo dõi và cải thiện các quy trình thực tế (Bùi Thị Hồng Nhung & Phan Thanh Đức, 2014). Theo Van der Aalst và cộng sự (2004) khai phá quy trình nhằm mục đích trích xuất thông tin từ nhật ký sự kiện để nắm bắt quy trình nghiệp vụ khi nó đang thực sự được vận hành. Để hiểu rõ được khai phá quy trình nghiệp vụ, các nhà khoa học đã đề xuất các phương pháp luận cho khai phá quy trình nghiệp vụ.

Phương pháp luận của khai phá quy trình nghiệp vụ là khung hướng dẫn mang tính hệ thống, kết hợp giữa khoa học dữ liệu và quản lý quy trình nghiệp vụ để triển khai một dự án khai phá quy trình từ thực tế dữ liệu thô cho đến khi tạo ra giá trị cải tiến cho doanh nghiệp. Phương pháp luận phổ biến và được chuẩn hóa rộng rãi nhất hiện nay là PM^2 (Process Mining Project Methodology) do Van der Aalst và các cộng sự tại Đại học Công nghệ Eindhoven đề xuất 2015. Theo phương pháp luận của Van der Aalst và các cộng sự (2015), khai phá quy trình nghiệp vụ bao gồm 6 bước: lập kế hoạch, trích xuất dữ liệu, xử lý dữ liệu, khai phá và phân tích quy trình, đánh giá, cải tiến và hỗ trợ vận hành. Trích xuất và xử lý dữ liệu, khai phá quy trình là các bước đóng vai trò quan trọng nhất trong các bước phương pháp luận của khai phá quy trình. Dữ liệu đầu vào khai phá quy trình là nhật ký sự kiện được trích xuất từ các hệ thống thông tin (như ERP, CRM,...). Một nhật ký sự kiện trong khai phá quy trình là tập hợp các dữ liệu ghi lại chi tiết các hoạt động đã diễn ra trong một quy trình kinh doanh. Mỗi dòng dữ liệu trong bản ghi sự kiện bắt buộc phải có đủ ba thông tin Case ID, Activity và Timestamp. Case ID là định danh duy nhất cho một chu trình công việc từ đầu đến cuối giúp hệ thống nhóm tất cả các bước liên quan lại thành một chuỗi quy trình hoàn chỉnh. Activity tên của các hoạt động hay tác vụ cụ thể đã được thực hiện trong quy trình (ví dụ: "Tạo đơn hàng", "Duyệt thanh toán", "Giao hàng cho đơn vị vận chuyển"). Timestamp là nhãn thời ghi nhận thời điểm hoạt động đó xảy ra (ngày, giờ, phút, giây), dùng để xác định thứ tự diễn ra các bước, tính toán thời gian xử lý và phát hiện các điểm tắc nghẽn. Theo Van der Aalst (2011) khai phá quy trình nghiệp vụ ba thành phần cốt lõi như sau:

- Khám phá quy trình: đóng vai trò là nền tảng cốt lõi trong khai phá quy trình nghiệp vụ. Chức năng chính của khám phá quy trình là tự động trích xuất dữ liệu nhật ký sự kiện để tái hiện mô hình luồng công việc thực tế.
- Kiểm tra sự tuân thủ: so sánh quy trình thực tế đang diễn ra với mô hình quy trình chuẩn để phát hiện ngay các điểm sai lệch, bỏ bước hoặc làm sai quy trình.
- Nâng cao và cải tiến quy trình: tối ưu hóa quy trình dựa trên dữ liệu phân tích bao gồm thời gian xử lý, chi phí, tài nguyên để xác định các điểm nghẽn từ đó đề xuất cải tiến hoặc tự động hóa quy trình.

3.2. Khai phá quy trình nghiệp vụ tích hợp trí tuệ nhân tạo

Tích hợp trí tuệ nhân tạo trong khai phá quy trình nghiệp vụ (AI) đã trở thành một động lực chuyển đổi mạnh mẽ trong nhiều ngành công nghiệp, cách mạng hóa cách tổ chức, quản lý và tối ưu hóa quy trình nghiệp vụ. Ứng dụng AI trong khai phá quy trình nhằm nâng cao hiệu quả cho chu trình phát triển quản lý quy trình nghiệp vụ (BPM), mang đến những cơ hội lớn để tăng hiệu quả hoạt động và cải thiện việc ra quyết định. Từ khai phá quy trình đến tự động hóa, AI đóng vai trò quan trọng trong mọi giai đoạn của quản lý quy trình nghiệp vụ, cung cấp các công cụ biến các thách thức của BPM trở thành cơ hội trong tương lai.

Công nghệ AI tập trung vào việc thiết lập các hệ thống máy tính hoặc robot có khả năng mô phỏng các quá trình suy nghĩ, học tập và giải quyết vấn đề giống như trí tuệ của con người. Thay vì chỉ thực hiện các câu lệnh được lập trình sẵn một cách cứng nhắc, các hệ thống AI có khả năng tự phân tích dữ liệu, tự học hỏi, nhận dạng mẫu, đưa ra các quyết định một cách tối ưu nhất. Russell và Norvig (2020) đề xuất cấu trúc lĩnh vực AI dựa trên những khả năng điển hình cần thiết để một máy móc có thể hành động giống con người bao gồm: tri thức, lập luận tự động, học máy, thị giác máy tính, và robot học.



Hình 2. Công nghệ AI trong khai phá quy trình nghiệp vụ

Phương pháp luận khai phá quy trình nghiệp vụ tích hợp AI bao gồm các bước sau:

- AI phân tích dữ liệu nhật ký sự kiện từ nhiều nguồn khác nhau để tự động nhận diện và vẽ lại mô hình quy trình nghiệp vụ thực tế mà không cần sự can thiệp thủ công của con người.
- Dựa trên dữ liệu từ các nhật ký sự kiện từ các hệ thống, AI so sánh (Fettke, P và cộng sự, 2025) mô hình quy trình thực tế được khai phá với các quy trình chuẩn (đã định nghĩa) bằng cách áp dụng học máy phát hiện các hoạt động bất thường, sự chậm trễ ở các bước tác vụ trong quy trình, các tác vụ bị bỏ qua hoặc thực hiện sai trình tự. Điều này cho phép doanh nghiệp xác định và giải quyết các vấn đề tiềm ẩn một cách kịp thời. Ngoài các sai lệch quy trình, AI có thể phát hiện ra các điểm yếu, sự dư thừa và tắc nghẽn trong các quy trình kinh doanh và đưa ra các đề xuất để tối ưu hóa các quy trình nghiệp vụ.
- Trí tuệ nhân tạo (AI) có thể hỗ trợ mô phỏng các quy trình bằng cách phân tích dữ liệu quy trình đã có. Thông qua việc sử dụng học máy và học sâu, các thuật toán AI có thể xác định các mẫu và sự phụ thuộc dữ liệu trong quy trình và tích hợp chúng vào mô hình mô phỏng. Trong mô hình mô phỏng này, nhiều kịch bản và biến thể quy trình khác nhau có thể được mô phỏng và kiểm thử. Điều này cho phép các doanh nghiệp tính toán các chỉ số hiệu suất như chi phí quy trình và thời gian thực hiện – cũng như xác định các điểm nghẽn và ước tính tác

động của các thay đổi quy trình trước đó. Dựa vào đó các doanh nghiệp có thể xác định nhanh chóng thời gian gian thực hiện mỗi bước của quy trình, nơi xảy ra sự chậm trễ trong quy trình, tần suất thực hiện một bước trong quy trình và chi phí của từng bước cũng như toàn bộ quy trình.

Bảng 1. So sánh khai phá quy trình nghiệp vụ truyền thống và tích hợp trí tuệ nhân tạo

Tiêu chuẩn	Khai phá quy trình nghiệp vụ truyền thống	Khai phá quy trình nghiệp vụ tích hợp trí tuệ nhân tạo
Xử lý dữ liệu đầu vào	Yêu cầu dữ liệu có cấu trúc được chuẩn hóa (Event Logs : Case ID, Activity, Timestamp).	Xử lý dữ liệu phi cấu trúc (Email, tài liệu PDF, đoạn chat, ghi chú...).
Phát hiện quy trình	Dựa trên các thuật toán đồ thị cố định (Alpha Miner, Heuristic Miner, Inductive Miner).	Ứng dụng học máy và mạng nơ-ron để nhận diện mẫu (patterns) phức tạp và hành vi bất thường tốt hơn.
Giao diện tương tác	Bảng điều khiển (Dashboards), biểu đồ luồng phức tạp.	Giao diện hội thoại (LLMs/Chatbot): Hỏi đáp bằng ngôn ngữ tự nhiên.
Phân tích nguyên nhân gốc rễ, phát hiện điểm nghẽn	Phụ thuộc vào các quy tắc nghiệp vụ, kiểm tra thủ công dựa vào các chuyên gia.	Tự động phát hiện dựa vào học máy không cần cài đặt quy tắc nghiệp vụ.
Khả năng thực thi, giám sát và đưa ra quyết định	Đưa ra báo cáo để con người tự đọc và quyết định.	Dự báo thời gian thực: dự báo thời gian và hỗ trợ ra quyết định.

Trong phạm vi nghiên cứu này, các công nghệ AI nêu trên được tích hợp và vận hành thông qua giải pháp ProcessMind. ProcessMind thực hiện khai phá quy trình bằng cách chuyển đổi nhật ký sự kiện từ các hệ thống thông tin thành quy trình nghiệp vụ trực quan theo cơ chế tự động hóa. Các bước thực hiện khai phá quy trình nghiệp vụ của ProcessMind dựa trên phương pháp luận của khai phá quy trình nghiệp vụ. Giai đoạn trích xuất và xử lý dữ liệu đầu vào sau khi tải lên tệp dữ liệu (Excel/CSV) hoặc kết nối trực tiếp với các hệ thống như ERP, CRM, thuật toán AI Column Mapping, kết hợp các kỹ thuật học máy và xử lý ngôn ngữ tự nhiên để nhận diện ba cột cốt lõi của nhật ký sự kiện (Case ID, Timestamp, Activity Name). Khai phá quy trình nghiệp vụ của ProcessMind bao gồm 3 thành phần cốt lõi ở phần 3.1 trình bày. Khám phá quy trình dựa vào mối liên hệ giữa Case ID và thời gian, thuật toán AI tự động xây chuỗi chuỗi sự kiện để xây dựng luồng công việc thực tế, bao gồm cả những ngoại lệ, bước lặp hoặc luồng đi không chính thức. Kiểm tra sự tuân thủ bằng cách đối chiếu và so sánh luồng thực tế với mô hình chuẩn BPMN 2.0 để phát hiện sai lệch. Hiển thị bảng điều khiển trực quan giúp chỉ

ra nút điểm nghẽn. Nâng cao và cải tiến quy trình bằng cách mô phỏng kịch bản giả lập ("What-If") để dự đoán hiệu quả trước khi áp dụng thay đổi thực tế.

3.3. Khai phá và mô phỏng hóa quy trình nghiệp vụ – Khắc họa quy trình nghiệp vụ hiện tại và mô phỏng dự đoán tương lai

Khai phá, mô phỏng quy trình nghiệp vụ có mối quan hệ tương hỗ chặt chẽ, đây là hai mảnh ghép hoàn hảo tạo thành một vòng lặp cải tiến liên tục trong khai phá quy trình nghiệp vụ. Nếu khai phá quy trình cung cấp bức tranh hiện tại của quy trình nghiệp vụ dựa trên dữ liệu quá khứ, thì mô phỏng quy trình kiểm thử các kịch bản tương lai, và tự động hóa thực thi các thay đổi đã được kiểm chứng. Bức tranh dữ liệu quá khứ, xây dựng quy trình hiện tại, mô phỏng tương lai vụ được khắc họa bởi hai mảnh ghép sau:

- Khai phá quy trình - Dữ liệu quá khứ tạo nên bức tranh hiện tại: Sử dụng nhật ký sự kiện từ các hệ thống ERP, CRM để tái hiện lại chính xác cách thức quy trình nghiệp vụ đang diễn ra trong thực tế, tìm ra nút thắt và sai lệch.
- Mô phỏng quy trình - Dự báo tương lai: Dựng mô hình ảo dựa trên dữ liệu thực tế để chạy thử nghiệm các kịch bản "điều gì xảy ra nếu" (what-if) nhằm đánh giá tác động trước khi áp dụng vào thực tế. Bằng cách thay đổi các tham số, một loạt các trường hợp sử dụng có thể được thể hiện để phát triển thiết lập tối ưu mà không cần sử dụng tài nguyên thực. Nhờ AI, các mối quan hệ và tương tác đặc biệt phức tạp giữa các biến quy trình khác nhau có thể được mô hình hóa – góp phần vào sự hiểu biết tốt hơn. Nhìn chung, các doanh nghiệp có thể hiểu rõ hơn về các quy trình của mình, xác định rủi ro và cơ hội, và đưa ra các quyết định sáng suốt.

4. MÔ PHỎNG VÀ PHÂN TÍCH KẾT QUẢ

4.1. Kịch bản mô phỏng

Mô phỏng được triển khai trên quy trình nghiệp vụ từ mua sắm đến thanh toán P2P (Procure-to-Pay). Về mặt lý thuyết quy trình P2P chuẩn bao gồm các hoạt động: Yêu cầu mua hàng (Purchase Requisition), tạo đơn hàng (Purchase Order – PO), nhận hàng (Goods Receipt), nhận hóa đơn từ nhà cung cấp (Invoice Receipt), thanh toán hóa đơn (Payment). Để khai phá quy trình nghiệp vụ, nhật ký sự kiện cho quy trình từ mua sắm đến thanh toán (P2P Event Logs) là tập hợp dữ liệu ghi lại toàn bộ dấu vết kỹ thuật số của từng giao dịch mua sắm khi lưu vết qua các hệ thống ERP (như SAP, Oracle, NetSuite). Nhật ký sự kiện cần tối thiểu 3 thông tin cốt lõi: Case ID (Mã định danh), Activity (Hoạt động), Timestamp (Mốc thời gian). Để mô phỏng cho khai phá quy trình nghiệp vụ, chúng tôi sử dụng nguồn dữ liệu nhật ký sự kiện quy trình P2P <https://processmind.com/resources/docs/data/extracting-sap-data-for-purchase-to-pay>

và ứng dụng <https://app.processmind.com/> sử dụng trí tuệ nhân tạo để khai phá trên tập dữ liệu nhật ký sự kiện P2P. Trên nền tảng ProcessMind trí tuệ nhân tạo được tích hợp để đơn giản hóa quá trình khai phá, thiết kế và tối ưu hóa quy trình.

4.2. Kết quả mô phỏng và kiến nghị giải pháp

Kết quả mô phỏng ở hình 3 thể hiện các chỉ số hiệu suất của khai phá quy trình nghiệp vụ P2P sử dụng AI để phân tích. Các chỉ số tổng quan về quy trình bao gồm: chỉ số về khối lượng và chỉ số thời gian xử lý. Chỉ số về khối lượng: tổng số đơn hàng 934 đơn hàng và tổng số hoạt động 7782, trung bình mỗi đơn hàng phải thực hiện trung bình tầm 8.3 hoạt động. Về trạng thái: toàn bộ 934 đơn hàng đều đang ở trạng thái mở điều đó chứng tỏ 934 đơn hàng chưa kết thúc hoàn tất (Close case = 0). Chỉ số về thời gian xử lý: trung bình 87 ngày, trung vị: 40 ngày, nhanh nhất (Fastest Case) 24 ngày, chậm nhất (Slowest Case): 363 ngày, phân vị 90% (P90 Percentile): 358 ngày

Đánh giá ban đầu về việc phân tích các thông số: khoảng cách lớn giữa Median (40 ngày) và Avg (87 ngày), kết hợp với P90 lên đến 358 ngày cho thấy quy trình có độ lệch rất lớn (high variance). Có một nhóm đáng kể các đơn hàng bị tắc nghẽn rất nghiêm trọng kéo dài đẩy thời gian xử lý trung bình lên cao. Chỉ số phân vị 90% : 90% số lượng đơn hàng (khoảng 840 đơn hàng) xử lý khoảng thời gian từ 24 ngày đến 358 ngày và 10% số lượng đơn hàng còn lại (khoảng 94 đơn hàng) bị kéo dài từ 358 ngày đến 363 ngày. Mốc P90 = 358 ngày kết hợp với các chỉ số khác trên bảng điều khiển (*Median = 40 ngày, Avg = 87 ngày*) phản ánh hai vấn đề lớn: đó là sự chênh lệch cực kỳ lớn trong quy trình 50% đơn hàng chạy bình thường sẽ xong trong 40 ngày (Median) và đến mốc 90% đơn hàng thì thời gian đã bị vọt lên 358 ngày (gần 1 năm). Hiện tượng tắc nghẽn đuôi dài chứng tỏ doanh nghiệp đang có một nhóm khoảng 10% đơn hàng bị "ngâm" quá lâu do vướng mắc ở các khâu kiểm tra hàng, duyệt hóa đơn, hoặc đối chiếu ba bên .

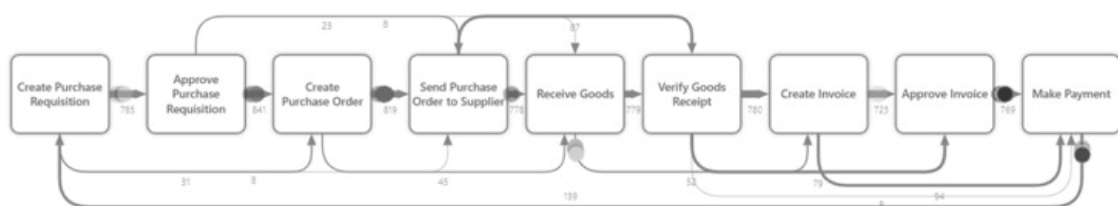


Hình 3. Chỉ số hiệu suất quy trình nghiệp vụ P2P phân tích dựa trên AI

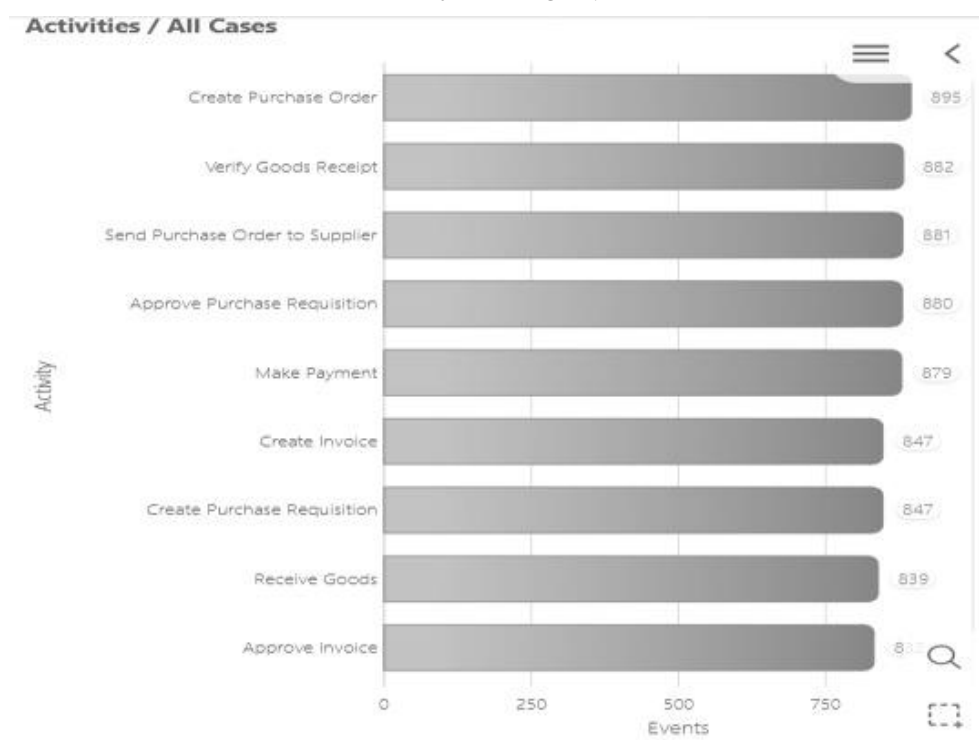
Quy trình nghiệp vụ P2P được xây dựng dựa trên tập dữ liệu nhật ký sự kiện được mô tả ở hình 4. Dựa vào hình 4, quy trình nghiệp vụ gồm 9 bước tạo yêu cầu mua

sắm (847 đơn hàng), phê duyệt yêu cầu mua sắm (880 đơn hàng), tạo đơn đặt hàng (895 đơn hàng), gửi PO cho nhà cung cấp (881 đơn hàng), nhận hàng (839 đơn hàng), kiểm tra/xác nhận phiếu nhập kho (882 đơn hàng), tạo/ghi nhận hóa đơn (847 đơn hàng), phê duyệt hóa đơn (832 đơn hàng), thực hiện thanh toán (879 đơn hàng).

Việc ghi nhận 847 trên tổng 934 đơn hàng không thực hiện bước tạo yêu cầu mua sắm chênh lệch 87 đơn hàng chỉ ra hiện tượng khuyết truy vết sự kiện trong nhật ký hệ thống. Nguyên nhân 87 đơn này bị khuyết do các giao dịch mua sắm ngoại lệ khẩn cấp hoặc hạn mức nhỏ chuyển thẳng sang khâu Phê duyệt yêu cầu mua sắm.



Hình 4. Quy trình nghiệp vụ P2P



Hình 5. Biểu đồ số lượng đơn hàng (Activity/ All cases)

Dựa vào biểu đồ số lượng đơn hàng (Activity/ All cases) và quy trình nghiệp vụ P2P ở hình 5, có hai hoạt động phê duyệt chính xuất hiện điểm tắc nghẽn. Điểm tắc nghẽn thứ nhất ở khâu phê duyệt yêu cầu mua hàng (Approve Purchase Requisition) số lượng đơn hàng ghi nhận: 880 đơn hàng, vị trí hoạt động trong quy trình nghiệp vụ nằm ngay sau bước tạo yêu cầu mua hàng (Create Purchase Requisition: 847 đơn hàng). Đánh

giá nghìn: số lượng đơn hàng cần duyệt (880) cao hơn số lượng tạo mới đơn hàng (847), cho thấy có hiện tượng duyệt lại nhiều lần hoặc tồn đọng từ các kỳ trước. Đây là một trong những điểm tắc nghẽn đầu tiên khiến thời gian chuẩn bị đơn hàng bị kéo dài. Điểm tắc nghẽn thứ hai ở khâu phê duyệt hóa đơn (Approve Invoice): số lượng đơn hàng ghi nhận: 832 đơn hàng, vị trí hoạt động trong quy trình nghiệp vụ. Khâu cuối trước khi thực hiện thanh toán (Make Payment: 879 đơn hàng). Đánh giá nghìn: So với bước nhận hàng (Receive Goods: 839) và tạo hóa đơn (Create Invoice: 847), khâu duyệt hóa đơn diễn ra chậm hơn và tạo ra sự chênh lệch lớn về tổng thời gian hoàn tất toàn quy trình (khoảng cách giữa Median 40 ngày và P90 là 358 ngày).

4.3. Đề xuất cải tiến

ProcessMind sử dụng công nghệ AI cho phép mô phỏng quy trình - dự báo tương lai bằng cách dựng mô hình ảo dựa trên dữ liệu thực tế để chạy thử nghiệm các kịch bản "điều gì xảy ra nếu" (what-if) nhằm đánh giá tác động trước khi áp dụng vào thực tế. Chúng tôi thực hiện cải tiến điểm nghẽn phê duyệt yêu cầu mua hàng (Approve Purchase Requisition) bằng cách thay đổi tham số giảm thời gian xử lý (Processing Time) của bước Approve Purchase Requisition, các thông số kết quả mô phỏng sẽ thay đổi đáng kể theo chiều hướng tối ưu hóa quy trình.

Để đánh giá tính bền vững và độ nhạy của mô hình mô phỏng, nhóm tác giả thực hiện phân tích độ nhạy mô hình dựa trên 5 kịch bản biến thiên thời gian xử lý (T = 20, 15, 10, 5 phút) và kiểm thử áp lực với lượng đơn hàng đầu vào tăng 20%.

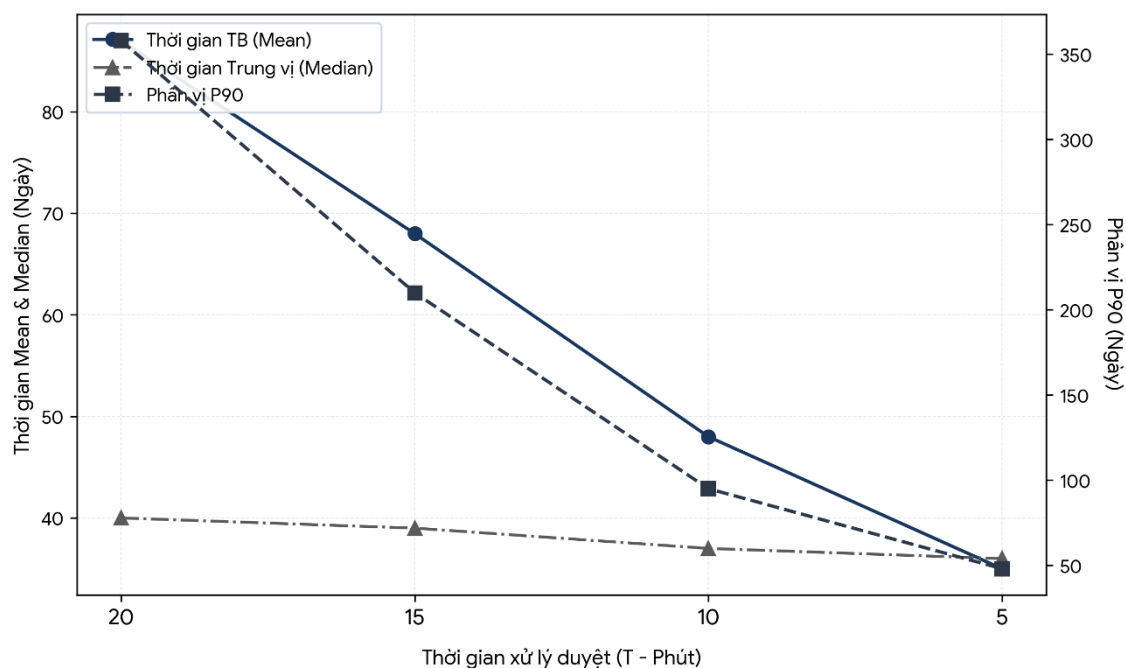
Bảng 2. Kết quả phân tích độ nhạy của mô hình mô phỏng

Thời gian xử lý	Tổng số lượng đơn hàng đầu vào	Số lượng đơn hàng chưa kết thúc	Thời gian Trung bình (Mean)	Thời gian Trung vị (Median)	Phân vị P90	Trạng thái hệ thống
20 phút	934 đơn	912 đơn	87 ngày	40 ngày	358 ngày	Nghẽn dồn nghiêm trọng
15 phút	934 đơn	896 đơn	68 ngày	39 ngày	210 ngày	Bắt đầu giải phóng
10 phút	934 đơn	879 đơn	48 ngày	37 ngày	95 ngày	Lưu thông tốt
5 phút	934 đơn	847 đơn	35 ngày	36 ngày	48 ngày	Tối ưu

5 phút	1120 đơn (Tăng 20% số lượng đơn hàng)	1016 đơn	38 ngày	37 ngày	55 ngày	Ổn định (Vẫn duy trì hiệu năng)
--------	--	----------	---------	---------	---------	--

Kết quả thực nghiệm cho thấy thời gian xử lý trung bình của quy trình Procure-to-Pay (P2P) biến thiên theo hàm phi tuyến. Trong đó ngưỡng $T = 5$ phút giúp giảm hiện tượng tích tụ đơn hàng tại phân vị P90, kéo giảm thời gian lưu chuyển từ 358 ngày xuống 48 ngày. Đáng chú ý, tại mô phỏng bản kiểm thử tăng khối lượng đơn hàng lên 20%, sau khi giải tỏa điểm nghẽn tại bước phê duyệt, hệ thống duy trì thời gian vận hành ổn định ở mức 38 ngày. Khi thay đổi tham số thời gian xử lý ở điểm nghẽn phê duyệt yêu cầu mua hàng từ 20 phút xuống 5 phút thì chỉ số hiệu suất quy trình nghiệp vụ P2P đã giảm số lượng đơn hàng còn chưa kết thúc từ 934 đơn hàng xuống 847 đơn hàng. Điều này chứng tỏ nếu công suất xử lý tại điểm nghẽn tăng lên đáng kể, giải phóng nhanh chóng các luồng công việc bị nghẽn. Tốc độ lưu chuyển được cải thiện giúp rút ngắn thời gian xếp hàng chờ đợi của từng hồ sơ. Mô phỏng cho thấy việc tối ưu hóa tại bước phê duyệt giúp giảm áp lực hàng đợi tích tụ, đưa thời gian lưu chuyển trung bình từ 87 ngày xuống 35 ngày. Chỉ số thời gian xử lý quy trình từ khi tạo yêu cầu đến khi kết thúc đã được rút ngắn. Hiệu suất của toàn bộ quy trình sau khi mô phỏng để chạy thử nghiệm các kịch bản "điều gì xảy ra nếu" (what-if) đánh giá và đo lường chính xác hiệu quả và tác động của các phương án cải tiến trước khi áp dụng chính thức vào vận hành được mô tả ở hình 6.

Biến thiên của chỉ số Mean, Median và P90 theo Thời gian Phê duyệt



Hình 6. Phân tích hiệu suất quy trình nghiệp vụ P2P theo mốc thời gian phê duyệt

5. KẾT LUẬN

Nâng cao tự động hóa từ thiết kế, thực thi, giám sát, tối ưu quy trình nghiệp vụ là một trong những thách thức lớn trong chu trình phát triển quản lý quy trình nghiệp vụ hiện nay. Bài báo nghiên cứu ứng dụng AI trong khai phá quy trình nhằm nâng cao hỗ trợ hiệu quả cho chu trình phát triển quản lý quy trình nghiệp vụ (BPM), mang đến những cơ hội lớn để tăng hiệu quả hoạt động và cải thiện việc ra quyết định. Nghiên cứu đã khẳng định khai phá và mô phỏng hóa quy trình nghiệp vụ là hai mảnh ghép hoàn hảo tạo thành một vòng lặp cải tiến liên tục cho chu trình quản lý quy trình nghiệp vụ (BPM) tạo bức tranh toàn cảnh từ khai phá dữ liệu quá khứ để phản ánh chính xác quy trình nghiệp vụ đang diễn ra hiện tại, mô phỏng quy trình dự báo tương lai. Kết quả thực nghiệm trên quy trình nghiệp vụ P2P sử dụng ProcessMind tích hợp AI đã giúp phát hiện được hai điểm nghẽn của quy trình và thông qua kịch bản mô phỏng rút ngắn thời gian xử lý ở khâu phê duyệt đơn hàng từ 20 phút xuống 5 phút, kết quả thu được là hiệu suất của toàn bộ quy trình đã được cải thiện. Trên cơ sở đã đạt được của bài báo và ứng dụng AI trong khai phá quy trình nghiệp vụ trong tương lai mở rộng trích xuất dữ liệu đa cấu trúc thông qua xử lý ngôn ngữ tự nhiên và AI tạo sinh, phát triển thuật toán học sâu để theo dõi trạng thái quy trình nghiệp vụ theo thời gian thực, mở rộng thực nghiệm trên các quy trình nghiệp vụ khác. Tuy nhiên nghiên cứu hiện tại dừng lại ở mức ứng dụng nền tảng đóng gói, hướng phát triển tiếp theo của nhóm tác giả là tự lập trình và phát triển các thuật toán học máy riêng biệt để chủ động hơn trong xử lý dữ liệu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Bùi Thị Hồng Nhung & Phan Thanh Đức. (2014). Khai phá quy trình và vai trò trong quản lý quy trình nghiệp vụ BPM. *Tạp chí Tin học Ngân hàng*.
- [2]. Fettke, P., & Di Francescomarino, C. (2025). Business Process Management and Artificial Intelligence: Literature Survey and Future Research. *KI - Künstliche Intelligenz*, 39(2), 67–79.
- [3]. Hepp, M., Leymann, F., Domingue, J., Wahler, A., & Fensel, D. (2005). Semantic business process management: A vision towards using semantic Web services for business process management. In *Proceedings of the IEEE International Conference on e-Business Engineering (ICEBE'05)*, 535–540.
- [4]. Hoang, H. H., Tran, P.-C. T., & Le, T. M. (2010). State of the art of semantic business process management: An investigation on approaches for business-to-business integration. In N. T. Nguyen, M. T. Le, & J. Świątek (Eds.), *Intelligent information and database systems*, 154–165. https://doi.org/10.1007/978-3-642-12101-2_17

- [5]. King, T. (2019). *80 percent of your data will be unstructured in five years*. Solutions Review. <https://solutionsreview.com/data-management/80-percent-of-your-data-will-be-unstructured-in-five-years/>
- [6]. Kotinurmi, P., Vitvar, T., Haller, A., Richardson, R., & Boran, A. (2006). Semantic Web services enabled B2B integration. In J. Lee & J. S. Women (Eds.), *Data engineering issues in e-commerce and services*, 154–168.
- [7]. McKinsey & Company. (2024). *The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value*. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-2024>
- [8]. Russell, S. J., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- [9]. Van der Aalst, W. M. P., ter Hofstede, A. H. M., & Weske, M. (2003). Business process management: A survey. In W. M. P. van der Aalst, A. H. M. ter Hofstede, & M. Weske (Eds.), *Business process management*, 1–12.
- [10]. Van der Aalst, W. M. P., & Weijters, A. J. M. M. (2004). Process mining: A research agenda. *Computers in Industry*, 53(3), 231–244.
- [11]. Van der Aalst, W. M. P. (2011). *Process Mining: Discovery, Conformance and Enhancement of Business Processes*. Springer.
- [12]. Van der Aalst, W. M. P., Netjes, M., & Reijers, H. A. (2007). Supporting the full BPM lifecycle using process mining and intelligent redesign. *Contemporary Issues in Database Design and Information Systems Development*, 200–231.
- [13]. Van Eck, M. L., Lu, X., Leemans, S. J. J., & van der Aalst, W. M. P. (2015). PM²: A process mining project methodology. In J. Pernici & J. Lim (Eds.), *Advanced Information Systems Engineering*, 297–313.
- [14]. Wetzstein, B., Ma, Z., Filipowska, A., Kaczmarek, M., Bhiri, S., Losada, S., Lopez-Cobo, J.-M., & Cicurel, L. (2007). Semantic business process management: A lifecycle based requirements analysis. In M. Hepp, K. Hinkelmann, D. Karagiannis, R. Klein, & N. Stojanovic (Eds.), *Proceedings of the workshop on semantic business process and product lifecycle management (SBPM 2007)*, 1–11.

AI-DRIVEN PROCESS MINING AND SIMULATION FOR BUSINESS PROCESS MANAGEMENT LIFECYCLE IMPROVEMENT: A CASE STUDY ON THE PROCURE-TO-PAY (P2P) BUSINESS PROCESS

Tran Thi Phuong Chi*, Nguyen Quang Hung

Faculty of Information Technology, University of Sciences, Hue University

*Email: phuongchi0910@husc.edu.vn

ABSTRACT

Business Process Management (BPM) encompasses methods, techniques, and tools for designing, configuring, managing, and analyzing business processes. Although BPM plays a key role in business operations, it faces several challenges, including manual processing, limited end-to-end visibility, and difficulties in identifying bottlenecks. This paper presents an empirical study evaluating the effectiveness of an AI-integrated process mining and simulation solution in improving the BPM lifecycle. Using a case study with a real-world event log dataset from a Procure-to-Pay (P2P) process, the study reconstructed the actual process model and automatically identified two key bottlenecks: Purchase Requisition Approval and Invoice Approval. Through “what-if” simulation scenarios, the authors quantitatively assessed the impact of reducing processing times at these bottlenecks, resulting in a reduction in the average process time. The findings demonstrate the practical applicability and decision-support capabilities of AI-based process mining platforms, while also highlighting several limitations and suggesting future directions for developing custom algorithms.

Keywords: Artificial Intelligence, BPM lifecycle, Process mining, Procure-to-Pay (P2P) process.