

Potencjał i zastosowania agentów LLM w cyklu życia procesu biznesowego

Krystian Lewandowski

Federacja Naukowa WSB-DSW Merito

e-mail: krystian.lewandowski@gdansk.merito.pl

ORCID: [0009-0005-0240-6658](https://orcid.org/0009-0005-0240-6658)

© 2026 Krystian Lewandowski

Praca opublikowana na licencji Creative Commons Uznanie autorstwa-Na tych samych warunkach 4.0 Międzynarodowe (CC BY-SA 4.0). Skrócona treść licencji dostępna jest online na <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.pl>

Cytuj jako: Lewandowski, K. (2026). Potencjał i zastosowania agentów LLM w cyklu życia procesu biznesowego. *Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu*, 70(3), 70-85.

DOI: [10.15611/pn.2026.3.06](https://doi.org/10.15611/pn.2026.3.06)

JEL: M11, M15, O33

Streszczenie

Cel: Celem artykułu jest rozpoznanie i uporządkowanie wiedzy o wykorzystaniu agentów na bazie dużych modeli językowych (LLM) w zarządzaniu procesami biznesowymi (BPM). Przedmiotem badań są rozwiązania agentowe analizowane pod kątem zastosowania w etapach cyklu życia procesu biznesowego.

Metodyka: Zastosowano metodę systematycznego przeglądu literatury (SLR) opartą na standardzie PRISMA. Kwerendą objęto bazy Scopus i Web of Science (lata 2023-2026). Procedura polegała na selekcji i przyporządkowaniu 22 wybranych narzędzi do konkretnych faz cyklu życia procesu biznesowego.

Wyniki: Najsilniej wspieranym obszarem jest faza tworzenia. W fazach przystosowania i dojrzałości LLM pełnią funkcje obronne i uelastyczniające. Wykazano też zdecydowaną dominację systemów funkcjonujących jako agenci wspierający (20 na 22 badane narzędzia).

Implikacje i rekomendacje: Badanie wskazuje na lukę badawczą: marginalny udział w pełni autonomicznych agentów oraz brak narzędzi dla fazy załamania. Rekomenduje się rozwój badań o systemy wspierające głęboką restrukturyzację niewydolnych procesów.

Oryginalność/wartość: Wartością opracowania jest usystematyzowanie nowej wiedzy technologicznej poprzez jej osadzenie w klasycznym cyklu życia procesu biznesowego. Artykuł prezentuje nowatorską klasyfikację narzędzi AI, rozróżniając agentów wspierających oraz autonomicznych.

Słowa kluczowe: BPM, cykl życia procesu biznesowego, agenci LLM, *Large Language Models*, systematyczny przegląd literatury (SLR)

1. Wstęp

Zarządzanie procesami biznesowymi (ang. *Business Process Management*, BPM) cechuje interdyscyplinarny charakter (Senderovich i in., 2026, s. 20). To historyczne powiązanie z technologiami informatycznymi (ang. *Information Technology*, IT) bezpośrednio napędza tempo badań nad sztuczną inteligencją (ang. *Artificial Intelligence*, AI) w obszarze BPM (Fettke i Di Francescomarino, 2025, s. 68).

Dynamiczny rozwój narzędzi AI opartych na dużych modelach językowych (ang. *Large Language Models*, LLM) znacząco przyspieszył od początku 2023 roku, co było bezpośrednim następstwem popularyzacji ChatGPT (Liang i in., 2025, s. 1). Busch i Leopold (2024, s. 1) zauważają wzrost liczby organizacji, które wdrażają narzędzia oparte na modelach LLM, poprzez opracowanie własnych modeli lub wykorzystując ogólnodostępne narzędzia za pośrednictwem interfejsów API. De Nicola i in. (2024, s. 1245, 1262) w swoim badaniu porównawczym wprost zaznaczają, że chatboty oparte na modelach LLM są łatwe w użyciu i nie wymagają umiejętności programistycznych, co stanowi ich ogromną przewagę nad klasycznymi technikami przetwarzania języka naturalnego (ang. *Natural Language Processing*, NLP) (De Nicola i in., 2024, s. 1245, 1262). Badacze podkreślają, że LLM to bardzo obiecujące narzędzie dla osób ze świata biznesu, które nie posiadają technicznych umiejętności programowania, niezbędnych przy tradycyjnym NLP (De Nicola i in., 2024, s. 1245).

Mimo tak dużej dynamiki wdrażania agentów bazujących na dużych modelach językowych (ang. *LLM-Based Agents*), problemem badawczym pozostaje odpowiedź na pytanie, jak w rzeczywistości wyglądają badania w tej sferze oraz dla jakich faz cyklu życia procesu biznesowego te innowacyjne rozwiązania stanowią obecnie największe wsparcie. Wymaga to precyzyjnego ustalenia, które etapy ewolucji procesu są już skutecznie wspierane przez rozwiązania agentowe, a które wciąż definiują istotną lukę wymagającą dalszej eksploracji.

W odpowiedzi na nakreślony problem głównym celem niniejszego artykułu jest rozpoznanie, naświetlenie i uporządkowanie bieżącego stanu wiedzy na temat wykorzystania agentów LLM w zarządzaniu procesami biznesowymi. Aby zrealizować ten cel, w badaniu przyjęto metodę systematycznego przeglądu literatury (SLR) w oparciu o rygorystyczny standard PRISMA. Zastosowanie tej metodyki pozwoliło na powtarzalną selekcję, klasyfikację oraz docelowe przyporządkowanie dostępnych i projektowanych rozwiązań do konkretnych faz cyklu życia procesu biznesowego.

2. Podstawy teoretyczne i ramy pojęciowe badania

2.1. Fazy cyklu życia procesu biznesowego

Ważną częścią publikacji jest rozróżnienie cyklu życia procesu biznesowego (ang. *Business Process Lifecycle*) od cyklu zarządzania procesami biznesowymi (ang. *Business Process Management Lifecycle*). Analizę porównawczą tych dwóch pojęć prezentuje poniższa tabela 1.

Tabela 1. Analiza porównawcza cyklu życia procesu i cyklu zarządzania procesami biznesowymi

Kryterium analityczne	Cykl życia procesu biznesowego	Cykl zarządzania procesami biznesowymi
Definicja	Opisuje skończony cykl życia pojedynczego procesu (Grajewski, 2012, s. 54). Definiuje naturalne starzenie się struktur i jest nastawiony na ewolucyjny charakter procesu, zakłada on potrzebę usprawnień procesu w celu uniknięcia	Przekształca liniową, degeneracyjną naturę cyklu życia procesu w model cykliczny i iteracyjny (Dumas i in., 2022, s. 41). W efekcie rygorystyczna pętla analityczna utrzymuje proces biznesowy w permanentnym stanie wysokiej skuteczności, nie dopuszczając do jego

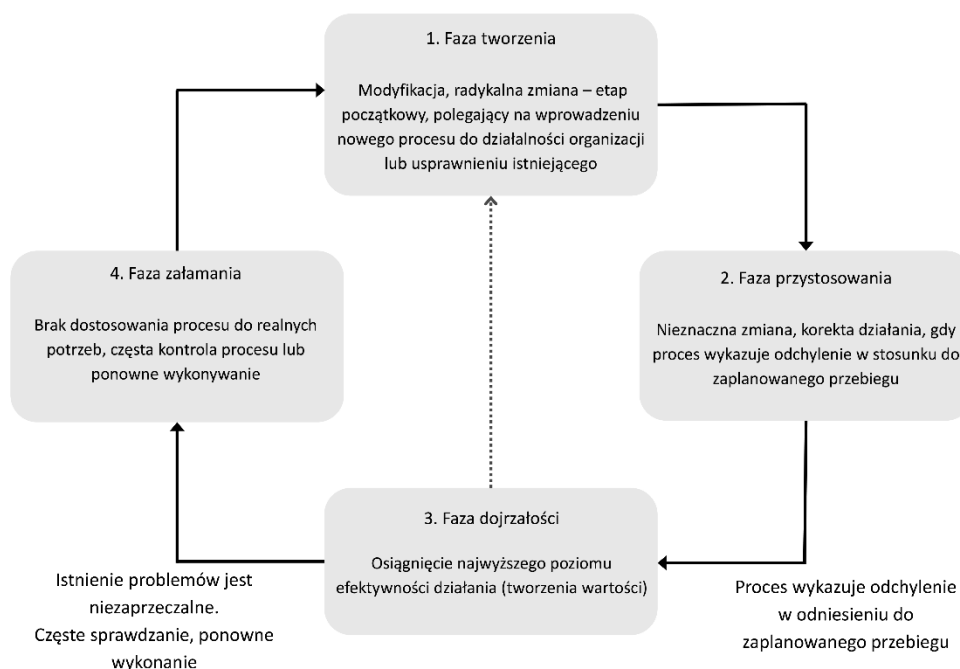
Kryterium analityczne	Cykl życia procesu biznesowego	Cykl zarządzania procesami biznesowymi
	najgorszego scenariusza (fazy załamania). Brak celowej interwencji prowadzi do degradacji każdego procesu w przedsiębiorstwie. Celem jego badania jest wczesne rozpoznanie symptomów odchylenia i utraty skuteczności rynkowej procedur (Potoczek, 2018, s. 60-61)	ewolucyjnej degradacji. Służy diagnozowaniu, optymalizowaniu i ciągłemu dostosowywaniu środowiska pracy do strategii przedsiębiorstwa (Bitkowska, 2019, s. 28). Cel to utrzymanie ciągłości biznesowej i stałej innowacyjności (Bitkowska, 2019, s. 37-38)
Fazy	Koncepcja Adair-Heeley i Murraya (2002) wyszczególnia cztery następujące po sobie etapy (Potoczek, 2018, s. 60): 1. Faza tworzenia, innowacyjnego usprawnienia 2. Faza przystosowania 3. Faza instytucjonalnej dojrzałości 4. Faza załamania	Powszechne modele metodyczne wskazują na zamkniętą pętlę aktywności (Bitkowska, 2019, s. 33; Dumas i in., 2022, s. 42): 1. Identyfikacja procesu 2. Rozpoznanie procesu 3. Analiza procesu 4. Przeprojektowanie procesu 5. Implementacja procesu 6. Monitorowanie procesu

Źródło: opracowanie własne.

Badacze tacy, jak Grajewski, Bitkowska oraz Potoczek, bezpośrednio odwołują się do klasycznej koncepcji cyklu życia procesu biznesowego, opracowanej przez Adair-Heeley i Murraya (2002) (Bitkowska, 2009, s. 70; Grajewski, 2012, s. 54; Potoczek, 2018, s. 60). Model ten zakłada, że każdy proces ma skończony czas życia, którego kres może nastąpić w przypadku braku odpowiednich interwencji menedżerskich w trakcie cyklu, mających na celu usprawnienie procesu (Grajewski, 2012, s. 54-55). Nieuchronnie zmierza w kierunku entropii, czyli chaosu i utraty skuteczności. Zgodnie z powyższą literaturą cykl składa się z czterech faz, następujących po sobie:

- Faza tworzenia (lub innowacyjnego usprawnienia) – początkowy, intelektualny etap projektowania optymalnego łańcucha powiązań, który transformuje zasoby w wartość dla klienta (Grajewski, 2012, s. 54; Potoczek, 2018, s. 60). Jego wdrożenie w realia organizacyjne natychmiast wymusza jednak weryfikację pierwotnych założeń (Bitkowska, 2009, s. 70).
- Faza przystosowania – organizacja narzuca na działający proces niezbędne modyfikacje (Adair-Heeley i Murray, 2002, s. 35). Wbudowuje się w niego mechanizmy korekcyjne podnoszące zwinność i bezpieczeństwo (Grajewski, 2012, s. 54). Pojawiają się tu jednak pierwsze symptomy zagrożenia – naturalna stopniowo narastająca skłonność do mnożenia nadmiarowych procedur kontrolnych (Bitkowska, 2009, s. 70).
- Faza instytucjonalnej dojrzałości – krytyczny moment przełomowy, w którym nadmiar wykreowanych procedur obciąża operacje (Adair-Heeley i Murray, 2002, s. 36). Proces traci elastyczność, ulega biurokratyzacji i staje się wysoce kapitałochłonny (Potoczek, 2018, s. 61). To sygnał ostrzegawczy, że proces wyczerpał swój potencjał i wymaga pilnej, przemyślanej reorganizacji poprzez uruchomienie mechanizmów usprawniających (faza innowacyjnego usprawniania) (Grajewski, 2012, s. 54).
- Faza załamania – następuje w przypadku braku działań korygujących w poprzednim etapie (Grajewski, 2012, s. 54), prowadząc do radykalnej degradacji standardów obsługi i utraty satysfakcji klienta (Potoczek, 2018, s. 61). Zjawisko to występuje najczęściej tam, gdzie logikę procesową wdrożono powierzchownie, bez zmiany kultury pracy (Grajewski, 2012, s. 54). Wyprowadzenie procesu z tego etapu jest trudne i wymaga radykalnej zmiany (Bitkowska, 2009, s. 71).

Model ontologiczny autorstwa Adair-Heeley i Murraya (2002) jednoznacznie dowodzi, że samo wdrożenie logiki procesowej nie gwarantuje sukcesu organizacji. Warunkiem koniecznym utrzymania wydajnego, optymalnego, a przede wszystkim działającego procesu oraz powstrzymania go przed wejściem w fazę załamania jest narzucenie na niego stałego rygoru analitycznego w postaci ciągłego doskonalenia (Potoczek, 2018, s. 60-61).



Rys. 1. Fazy cyklu życia procesu biznesowego

Źródło: opracowanie własne na podstawie (Adair-Heeley i Murray, 2002, s. 37).

Na potrzeby niniejszego badania przyjęto, jak wskazuje Grajewski (2012, s. 54), najpopularniejszą wersję cyklu życia procesu biznesowego zaproponowaną przez Adair-Heeley i Murraya (2002). Osadzenie badania w cyklu życia procesu biznesowego ma na celu sięgnięcie do korzeni i ustalenie, które fazy cyklu mogą być wspierane przez narzędzia oparte na modelach LLM.

2.2. Ramy klasyfikacyjne dla przeglądu literatury

W celu przeprowadzenia badania określono kryteria, które pozwalają dokonać kategoryzacji poszczególnych narzędzi opartych na LLM w cyklu życia procesu biznesowego. Wspomniane kryteria przedstawiono w poniższej tabeli 2.

Tabela 2. Kryteria klasyfikacji narzędzi LLM w fazach cyklu życia procesu biznesowego

Etap cyklu życia procesu biznesowego	Kryteria i uzasadnienie przyporządkowania do fazy
Faza tworzenia	Do tej fazy przyporządkowano publikacje opisujące narzędzia LLM, które inicjują powstawanie nowych procesów. Zalicza się tu rozwiązania, w których sztuczna inteligencja podejmuje inteligentne działanie polegające na poszukiwaniu łańcucha logicznych sprzężeń i wczesnej strukturyzacji zjawisk
Faza przystosowania	W tej fazie sklasyfikowano publikacje badające systemy oparte na LLM, które funkcjonują jako interaktywne wsparcie działającego procesu. Wprowadzają one dodatkowe elementy korygujące i wykrywające błędy, chroniąc system przed odchyleniami i wzmacniając jego elastyczność
Faza dojrzałości	Do tej kategorii zaliczono publikacje, w których narzędzia sztucznej inteligencji aplikowane są w procesach tracących elastyczność z powodu obciążeń biurokratycznych i nadmiaru operacji. Celem LLM jest tu radykalne cięcie kosztów operacyjnych oraz meta- optymalizacja zastążeń zasobów
Faza załamania	W tej fazie umieszczono literaturę opisującą systemy LLM wykorzystywane do działań interwencyjnych w sytuacjach głębokiego kryzysu organizacyjnego, który przejawia się drastycznym obniżeniem standardów i wydajności operacyjnej

Źródło: opracowanie własne.

W artykule przyjęto następujące definicje agentów:

- Agent autonomiczny (ang. *Agentic AI*) – to wysoce niezależny system sztucznej inteligencji, zdolny do intencjonalnego podejmowania decyzji i samodzielnego inicjowania działań (Hofman, 2025, s. 7). Został zaprojektowany do realizacji złożonych zadań poznawczych, a jego docelowym stanem jest pełna samodzielność operacyjna w zadanym środowisku, bez konieczności nadzoru czy zewnętrznej ingerencji ze strony człowieka (Hofman, 2025, s. 73-74).
- Agent wspierający (ang. *Assistant Agent*) – jest ukierunkowany na ścisłą kooperację z człowiekiem, realizuje operacje na podstawie jego bezpośrednich poleceń (Hofman, 2025, s. 119). Poprzez przejmowanie części obowiązków odciąża pracowników, co stwarza im przestrzeń do rozwoju nowych kompetencji (Hofman, 2025, s. 134). Ponadto, dzięki zdolności zapamiętywania historii interakcji, system potrafi elastycznie dostosowywać się do preferencji użytkownika, a nierzadko proaktywnie przewidywać jego potrzeby (Hofman, 2025, s. 119).

3. Metoda badawcza

W celu rozwiązania głównego problemu badawczego podjętego w pracy zastosowano metodę systematycznego przeglądu literatury. Wybór tego podejścia podyktowany jest koniecznością rygorystycznej, transparentnej i powtarzalnej analizy zgromadzonego dorobku naukowego, co pozwala zminimalizować subiektywizm badacza i w sposób całościowy zmapować dany obszar wiedzy. Metoda ta ułatwia nie tylko zidentyfikowanie kluczowych obszarów badawczych, ale przede wszystkim pozwala na rzetelne odnalezienie luk w dotychczasowych analizach dotyczących wykorzystania AI w obszarze BPM. Cały proces badawczy został ustrukturyzowany i oparty na wytycznych standardu PRISMA.

Proces pozyskiwania materiału literaturowego oparto na kwerendzie w dwóch bazach bibliograficznych: Scopus oraz Web of Science. Ze względu na bardzo dynamiczny rozwój algorytmów AI, w tym w szczególności modeli LLM, ramy czasowe wyszukiwania zostały celowo zawężone do najnowszych publikacji z lat 2023-2026. Jak wspomniano we wstępie, takie ograniczenie czasowe było podyktowane rozwojem narzędzi opartych na modelach LLM, którego przyspieszenie nastąpiło od początku 2023 roku. Zapytanie wyszukiwawcze zostało skoncentrowane na skrzyżowaniu pojęć z zakresu BPM z terminologią opisującą systemy oparte na agentach LLM. Zastosowanie ustrukturyzowanych zapytań pozwoliło na ekstrakcję pełnego spektrum prac poruszających temat narzędzi opartych na modelach LLM.

Na poziomie przeszukiwania baz bibliograficznych zastosowano poniższe kryteria przeszukiwania przedstawione w poniższej tabeli 3.

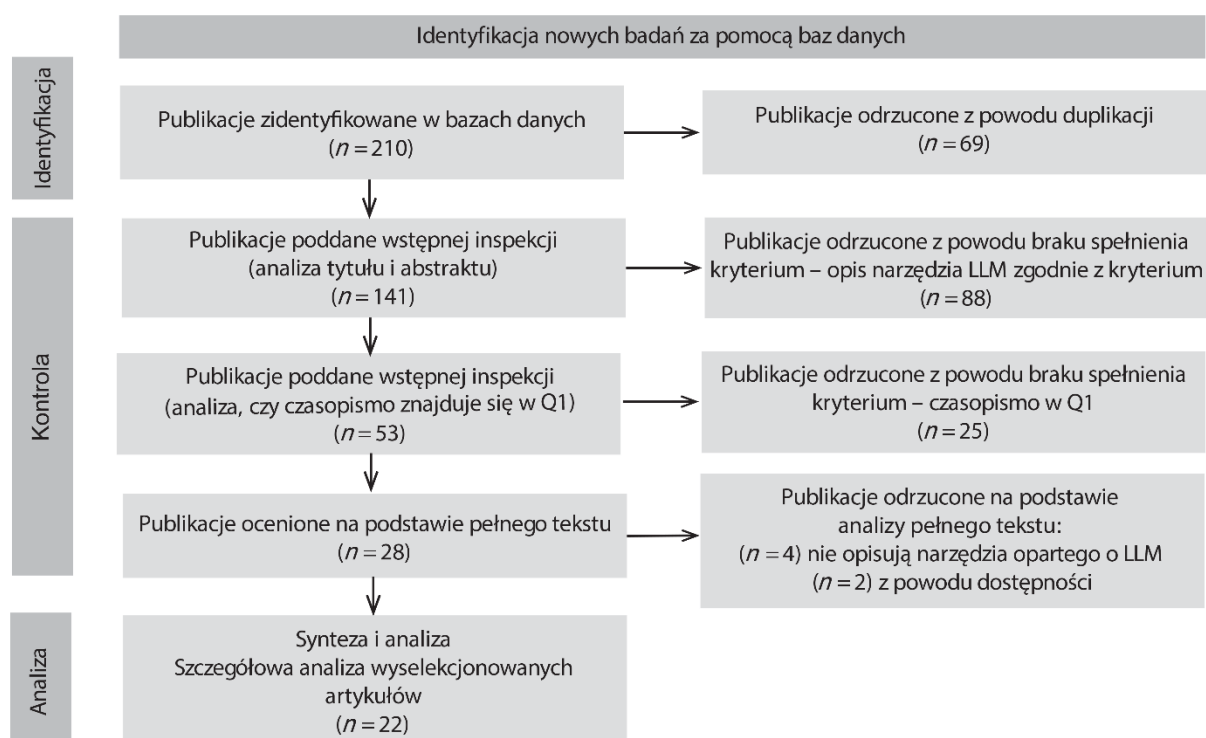
Warto zaznaczyć, że we wszystkich kategoryzacjach wykorzystano definicje z podrozdziału 2.2. W pierwszym etapie wyszukano 106 rekordów z bazy Web of Science i 104 rekordy z bazy Scopus. W sumie pozyskano 210 rekordów z obu baz, z powodu duplikacji odrzucono 69 rekordów. W dalszej części przeanalizowano 141 pozycji pod kątem tytułu i abstraktu, co spowodowało odrzucenie 88 rekordów, które nie spełniły kryteriów narzędzia LLM określonych w rozdziale 2.2.

Tabela 3. Kryteria wstępnego przeszukania bazy Web of Science i Scopus

Bazy danych	Web of Science oraz Scopus
Fraza wyszukiwawcza	("large language model*" OR "LLM*" OR "NLP" OR "natural language processing" OR "generative AI" OR "GenAI") AND ("business process management" OR "BPM" OR "business process*")
Zakres czasowy	2023-2026 (do dn. 19.04.2026 r.)
Język publikacji	angielski
Typ dokumentu	artykuł
Status publikacji	finalny

Źródło: opracowanie na podstawie badań własnych.

W celu zachowania najwyższego rygoru metodologicznego z badania w następnym etapie wykluczono publikacje pochodzące z czasopism niesklasyfikowanych w pierwszym kwartylu (Q1). Kryterium to zastosowano jako filtr, gwarantujący rzetelność i jakość włączonych publikacji. Zgodnie z zaleceniami metodycznymi, skupienie się na wiodących periodykach pozwala na wyselekcjonowanie publikacji, które charakteryzują się najwyższymi standardami recenzji i wywierają największy wpływ na kształtowanie się dyskursu w badanym środowisku naukowym (Hensel, 2020, s. 24). Efektem analizy czasopism pod kątem czasopism Q1 było wykluczenie 25 pozycji. W następnym etapie analizy pełnego tekstu wykluczono 6 rekordów z powodu braku opisu w artykule konkretnego narzędzia LLM, według ustalonych kategorii opisanych w rozdziale 2.2 lub braku dostępu do publikacji. Finalnie do szczegółowej analizy artykułów włączono 22 rekordy. Całościowy obraz badania systematycznego przeglądu literatury obrazuje diagram PRISMA widoczny na rysunku 2.



Rys. 2. Diagram PRISMA przedstawiający procedurę doboru artykułów

Źródło: opracowanie na podstawie badań własnych.

Dalsza procedura badawcza zakładała selekcję, klasyfikację oraz przyporządkowanie zidentyfikowanych rozwiązań opisanych w artykułach do poszczególnych faz cyklu życia procesu biznesowego, co stanowi podstawę do zidentyfikowania struktury ilościowej dostępnych badań. Opracowanie prezentuje klasyfikację dostępnych i projektowanych rozwiązań agentowych.

4. Rezultaty badań

4.1. Tabela wynikowa z przeprowadzonego badania

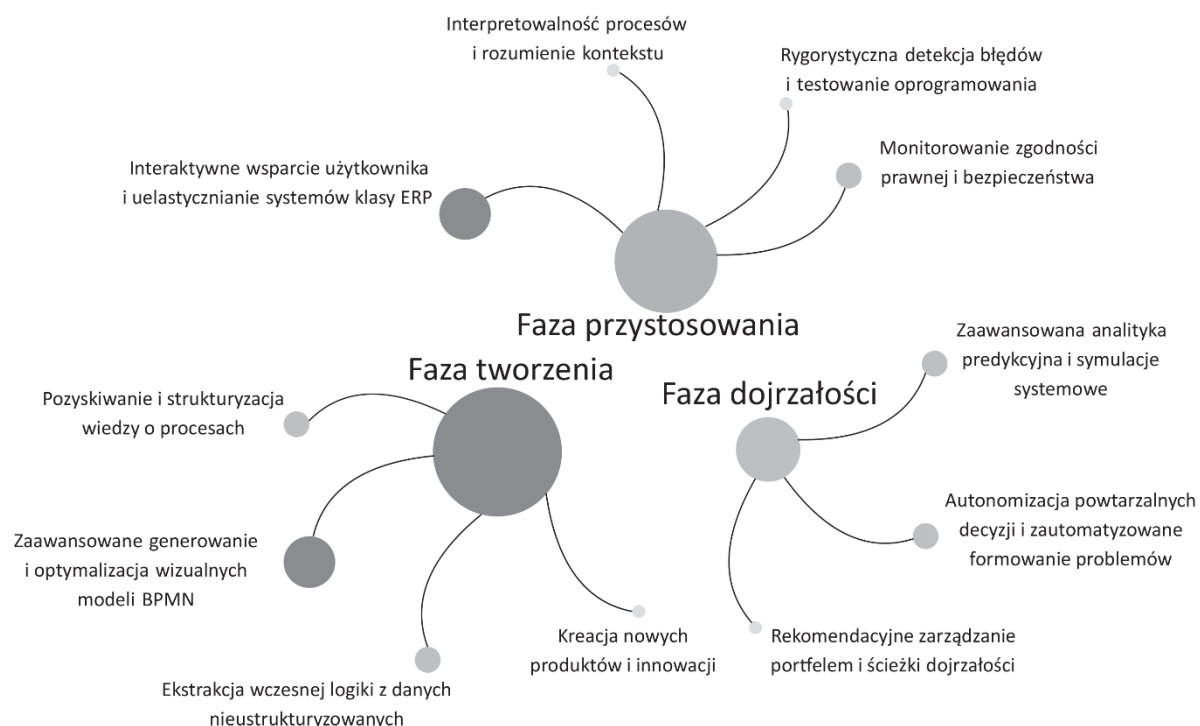
W toku badania szczegółowej analizie poddano 22 starannie wyselekcjonowane publikacje, opisujące narzędzia oparte na agentach LLM. Propozycje narzędzi z artykułów osadzono w konkretnych fazach cyklu życia procesu biznesowego, względem tego, dla której fazy cyklu są wsparciem. Tabela 4 widoczna poniżej zawiera dokładnie zestawiony wynik przeprowadzonego badania.

Tabela 4. Klasyfikacja badanych narzędzi LLM w podziale na fazy cyklu i typy agentów

Faza cyklu	Agent wspierający	Agent autonomiczny	Skategoryzowana lista publikacji (agent wspierający)	Skategoryzowana lista publikacji (agent autonomiczny)
Faza tworzenia	9	0	De Nicola i in. (2024), Schinckus i in. (2026), Li i in. (2025), Xu i in. (2026), Dekka i Devereux (2026), Ayad i Alsayoud (2025), Buss i in. (2026), Kodssi i in. (2026), Leung i in. (2026)	–
Faza przystosowania	7	1	Sarferaz (2025a; 2025b), Yuan (2026), Kourani i in. (2026), Fahland i in. (2025), Trong i in. (2026), Barrientos i in. (2026)	Park i Madisetti (2025)
Faza dojrzałości	4	1	Casciani i in. (2026), Cimino i in. (2026), Amarasinghe i in. (2026), Witkowski i Wodecki (2026)	Du i in. (2025)
Faza załamania	0	0	–	–
SUMA	20	2		

Źródło: opracowanie na podstawie badań własnych.

Pierwszym istotnym wnioskiem podczas analizy tabeli 4 jest ograniczona liczba narzędzi autonomicznych. Brakuje także narzędzi sklasyfikowanych do fazy załamania. Większość narzędzi zalicza się według założonego w badaniu kryterium do kategorii agenta wspierającego. Można również zaobserwować nierównomierny rozkład narzędzi w fazach cyklu życia. Faza tworzenia jest fazą najbardziej wspieraną przez narzędzia oparte na LLM. Dokładne kategorie tematyczne, które zostały zdefiniowane po analizie pełnego tekstu artykułów, zostały przedstawione na poniższym rysunku 3.



Rys. 3. Kategorie tematyczne artykułów, do których przypisano badane pozycje literaturowe

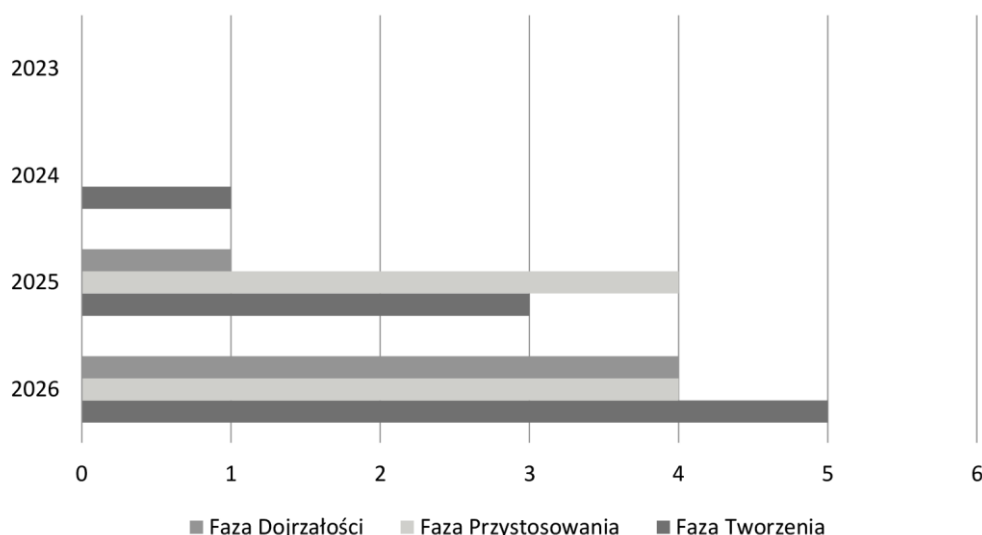
Źródło: opracowanie na podstawie badań własnych.

W poniższej tabeli 5 możemy zaobserwować interesujący fakt, że 59% z 22 artykułów włączonych do analizy zostało opublikowane w 2026 r. Warto zwrócić uwagę na fakt, że wyodrębnione tematycznie w toku badania artykuły były publikowane właściwie od 2025 r.

Tabela 5. Dynamika publikacji w latach 2024-2026

Rok publikacji	Faza tworzenia	Faza przystosowania	Faza dojrzałości	Procent ogólnej liczby (22 artykułów)
2026	5	4	4	59%
2025	3	4	1	36%
2024	1	0	0	5%
2023	0	0	0	0%
				100%

Źródło: opracowanie na podstawie badań własnych.



Rys. 4. Rozkład ilościowy badanych publikacji w latach 2023-2026

Źródło: opracowanie na podstawie badań własnych.

Na rysunku 4 przedstawiono rozkład badanych publikacji w poszczególnych latach, uwzględniając przyjęte ramy czasowe badania (od 2023 r. do 19.04.2026 r.).

4.2. Rezultaty badania dla fazy tworzenia

Dla fazy tworzenia z ogólnego zbioru 22 wyodrębniono podzbiór 9 publikacji. Badane pozycje skupiają się na najtrudniejszym etapie transformacji nieustrukturyzowanej ludzkiej wiedzy (wywiadów, luźnych tekstów, szkiców czy surowych danych z czujników) w formalne, zoptymalizowane modele, gotowe do wdrożenia.

4.2.1. Pozyskiwanie i strukturyzacja wiedzy o procesach

Pierwsza grupa narzędzi służy automatyzacji wywiadów i tworzeniu bazy wiedzy procesowej (ang. *Business Process Knowledge Base*, BPKB). Do tej kategorii przyporządkowano następujące artykuły:

- De Nicola i in. (2024) w swojej pracy analizują skuteczność dużych modeli językowych w porównaniu do tradycyjnego NLP przy budowie fundamentów wiedzy procesowej na podstawie

nieustrukturyzowanych wywiadów. W artykule porównano dwa podejścia do wsparcia analizy procesów biznesowych (ang. *Business Process Analysis*, BPA) przy budowie bazy wiedzy o procesach biznesowych. Narzędzie to, funkcjonujące jako agent wspierający, udowadnia empirycznie, że to właśnie modele LLM wykazują najwyższą skuteczność w roli asystentów dla analityków. Badacze wskazują na wyraźną przewagę spersonalizowanego promptowania (ang. *few-shot prompting*) nad metodami NLP w precyzyjnym generowaniu ustrukturyzowanego rdzenia bazy wiedzy procesowej (wyodrębnianie aktorów, procesów i obiektów).

- Schinckus i in. (2026) proponują architekturę PKAI, czyli wieloagentowy system asystujący analitykom na wczesnych etapach odkrywania procesów biznesowych. Narzędzie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, automatyzuje interaktywne pozyskiwanie nieustrukturyzowanej (ukrytej) wiedzy od ekspertów dziedzinowych poprzez wywiady z modelem LLM. Następnie system przekształca te informacje w formę jawną, generując na ich podstawie konkretne modele wizualne i dokumentację procesową (Schinckus i in., 2026, s. 8).

4.2.2. Zaawansowane generowanie i optymalizacja wizualnych modeli BPMN

Druga grupa koncentruje się na generowaniu gotowych modeli BPMN bezpośrednio z tekstu naturalnego i szkiców. Do tej kategorii przyporządkowano następującą literaturę:

- Li i in. (2025) proponują model Lumina BPM-10B, dostosowany do wysoce uregulowanych procedur sektora elektroenergetycznego. Narzędzie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, wykorzystuje mechanizm hybrydowej, rzadkiej uwagi (ang. *hybrid sparse self-attention*) do redukcji kosztów obliczeniowych przy analizie długich dokumentów. Ramy te pozwalają przetłumaczyć chiński tekst techniczno-regulacyjny bezpośrednio na czytelny język skryptowy Piperflow oraz strukturalne diagramy BPMN (Li i in., 2025, s. 4). Przeprowadzone eksperymenty dowodzą, że model ten generuje znacznie rzetelniejsze modele BPMN niż badane rozwiązania ogólnego przeznaczenia (Li i in., 2025, s. 9-11).
- Xu i in. (2026) proponują ramy LIEC-FT (ang. *LLM-Guided Iterative Error-Correction Fine-Tuning*) do ustrukturyzowanego modelowania procesów z tekstów proceduralnych. Narzędzie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, redukuje halucynacje strukturalne, wykorzystując trzystopniową metodę (w tym optymalizację DPO) do uczenia mniejszych modeli automatycznej korekty błędów. W rezultacie system precyzyjniej odwzorowuje sekwencyjność i skuteczniej definiuje złożone bramki decyzyjne niż komercyjne modele ogólnego przeznaczenia (Xu i in., 2026, s. 9).
- Zupełnie inne podejście obrali Deka i Devereux (2026), badając wykorzystanie modeli wizualno-językowych (*Vision-Language Models*, VLM). Rozwiązują oni problem luki na najwcześniejszym etapie koncepcyjnym. Wskazują, że ich technika agentowego promptowania skutecznie pozwala agentowi wspierającemu na konwertowanie obrazów diagramów BPMN i szkiców (Deka i Devereux, 2026, s. 2), transformując wizualny obraz z burzy mózgów przy tablicy w wykonywalny kod BPMN 2.0 XML (ang. *executable BPMN 2.0 XML*).
- Z kolei Ayad i Alsayoud (2025) koncentrują się na polepszaniu tzw. jakości pragmatycznej modeli BPMN. Zaproponowane rozwiązanie, funkcjonujące w architekturze jako agent wspierający, wykorzystuje dynamiczne promptowanie do generowania precyzyjnych etykiet dla zadań, bramek decyzyjnych oraz ścieżek wyjściowych (ang. *outgoing edges*). W sposób zautomatyzowany zwiększa to przejrzystość i interpretowalność nowo utworzonego modelu procesu biznesowego przed jego ostatecznym wdrożeniem.

4.2.3. Ekstrakcja wczesnej logiki z danych nieustrukturyzowanych

Narzędzia z tego nurtu odkrywają ukryte procesy (ang. *Process Discovery*), inicjując tworzenie świadomości o zdarzeniach, które do tej pory wymykały się systemom IT. W tej kategorii zidentyfikowano poniższe artykuły:

- Buss i in. (2026) wdrażają modele generatywne do zautomatyzowanego tworzenia dzienników zdarzeń zorientowanych na obiekty (ang. *Object-Centric Event Logs*, OCEL) bezpośrednio z nieustrukturyzowanych tekstów, takich jak np. e-maile. Narzędzie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, skutecznie wydobywa logikę biznesową z surowych danych, przewyższając ograniczenia tradycyjnych logów systemowych (Buss i in., 2026, s. 2).
- Kodssi i in. (2026) wprowadzają architekturę PRISMA (ang. *Physically-aware Reasoning and Intelligent Semantic Mining Architecture*), służącą do automatycznego odkrywania fizycznie realistycznych procesów biznesowych bezpośrednio na podstawie surowych danych z czujników internetu rzeczy (ang. *Internet of Things*, IoT). Narzędzie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, wykorzystuje modele LLM do semantycznego wzbogacania logów, co w pełni automatyzuje odkrywanie i modelowanie rzeczywistych procedur operacyjnych (Kodssi i in., 2026, s. 2).

4.2.4. Kreacja nowych produktów i innowacji

Leung i in. (2026) badają etap koncepcyjnego projektowania produktów (ang. *New Product Development*, NPD). Omawiane narzędzie, sklasyfikowane jako agent wspierający, integruje wizualne możliwości sieci GAN (ang. *Generative Adversarial Network*) z konwersacyjnymi zdolnościami modeli LLM. Połączenie to umożliwi zautomatyzowane generowanie nowatorskich rozwiązań projektowych, oferując inżynierom interaktywne środowisko do błyskawicznego prototypowania.

Podsumowując, należy podkreślić, że ze względu na najwyższy poziom abstrakcji i niepewności strategicznej wszystkie zidentyfikowane w fazie tworzenia rozwiązania stanowią 41% (9 z 22) narzędzi. Funkcjonują wyłącznie jako agenci wspierający. Ich rolą nie jest autonomiczne kreowanie struktur organizacji, lecz niwelowanie wąskich gardeł przy mapowaniu informacji – m.in. poprzez ekstrakcję wiedzy eksperckiej, interpretację szkiców czy transformację danych IoT na diagramy BPMN. Ostatecznie jednak (np. w architekturach LIEC-FT czy PKAI) system przekazuje sformalizowaną propozycję analitykowi, operując w bezpiecznym paradygmacie człowieka w pętli decyzyjnej (ang. *human-in-the-loop*).

4.3. Rezultaty badania dla fazy przystosowania

Do fazy przystosowania przypisano zbiór 8 publikacji. Wykorzystanie modeli LLM na tym etapie służy operacyjnemu zabezpieczeniu, monitorowaniu i uelastycznieniu istniejących procesów. Sztuczna inteligencja odgrywa tutaj rolę inteligentnych asystentów, strażników zgodności oraz systemów wczesnego ostrzegania. Analiza artykułów pozwoliła na pogrupowanie zidentyfikowanych rozwiązań w cztery nurty technologiczne, które bezpośrednio odpowiadają na potrzebę wprowadzania elementów korygujących i wzmacniających elastyczność procesu (Potoczek, 2018, s. 60).

4.3.1. Interaktywne wsparcie użytkownika i uelastycznianie systemów klasy ERP

Pierwsza, najsilniej reprezentowana grupa narzędzi koncentruje się na zastosowaniu konwersacyjnej AI do codziennej obsługi rozbudowanych systemów informatycznych przedsiębiorstw. Do tej kategorii przypisano poniższe artykuły:

- Sarferaz (2025a) bada zdolność konwersacyjnej sztucznej inteligencji do przełamywania barier użyteczności w złożonych środowiskach informatycznych. Zaproponowane rozwiązanie, sklasyfikowane w przeglądzie jako agent wspierający, wykorzystuje interfejsy oparte na języku naturalnym (np. asystent Joule w systemach SAP) do asystowania użytkownikom (Sarferaz, 2025a, s. 10). Autor wskazuje, że takie podejście uelastycznia nawigację i sterowanie systemem ERP, co bezpośrednio optymalizuje realizację zadań oraz znacząco zwiększa dostępność skomplikowanych procesów biznesowych.
- Sarferaz (2025b) bada ramy integracji generatywnej sztucznej inteligencji z systemami klasy ERP (ang. *Enterprise Resource Planning*), co pozwala na znaczące zwiększenie automatyzacji

i optymalizacji procesów. Narzędzie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, uelastycznia nawigację i pomaga użytkownikom w płynnym wykonywaniu konkretnych operacji systemowych (np. składaniu zamówień czy wprowadzaniu danych) w czasie rzeczywistym. Dzięki wektorowym mechanizmom osadzania (ang. *embeddings*) oraz zakotwiczeniu modelu w danych korporacyjnych (ang. *grounding*) rozwiązanie to pozwala pracownikom na intuicyjne realizowanie złożonych procedur biznesowych (Sarferaz, 2025b, s. 7).

- Yuan (2026) proponuje przeznaczoną dla małych i średnich przedsiębiorstw (ang. *small and medium-sized enterprises*, SMEs) architekturę hybrydową, łączącą systemy wieloagentowe z modelem ChatGLM (ang. *Chat Global Language Model*). Narzędzie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, koryguje luki w wiedzy pracowników w czasie rzeczywistym, co bezpośrednio zwiększa elastyczność i ciągłość bieżącej obsługi operacyjnej. Platforma ta funkcjonuje jako scentralizowana, inteligentna baza wiedzy, która automatyzuje procesy decyzyjne i skutecznie obniża bariery technologiczne dla mniejszych podmiotów gospodarczych.
- Kourani i in. (2026) wdrażają *framework* AIPA (ang. *AI-Powered Process Analyst*), który ma na celu ułatwienie zrozumienia zawiłych modeli procesowych przez użytkowników końcowych. Narzędzie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, wykorzystuje konwersacyjne modele LLM do interaktywnego analizowania i odpytywania procesów (Kourani i in., 2026, s. 2). Podejście to na bieżąco koryguje błędy poznawcze i braki w zrozumieniu, obniżając bariery technologiczne przy zarządzaniu złożonymi strukturami biznesowymi (Kourani i in., 2026, s. 15).

4.3.2. Interpretowalność procesów i rozumienie kontekstu

Gdy proces ulega odchyleniom (np. pojawiają się opóźnienia), organizacja wymaga natychmiastowych diagnoz w celu podjęcia interwencji. Fahland i in. (2025) proponują narzędzie SAX (ang. *Situation-Aware eXplainability*), sklasyfikowane jako agent wspierający. System ten działa jako krytyczny element korygujący, którego celem jest tłumaczenie przyczyn anomalii systemowych na zrozumiały język biznesowy. Wykorzystanie modeli LLM jako analitycznego bufora pozwala na generowanie poprawnych przyczynowo i w pełni interpretowalnych dla człowieka wyjaśnień (Fahland i in., 2025, s. 1). Takie podejście uelastycznia proces i skutecznie zapobiega niezrozumieniu zawiłych zdarzeń przez ludzkiego decydenta (Fahland i in., 2025, s. 4).

4.3.3. Rygorystyczna detekcja błędów i testowanie oprogramowania

Faza przystosowania wymaga stałej weryfikacji poprawności przepływów, aby uniknąć krytycznych awarii. Trong i in. (2026) opisują *framework* automatyzujący kompleksowe testowanie procesów biznesowych (ang. *End-to-End*, E2E). Zaproponowane rozwiązanie, sklasyfikowane jako agent wspierający, wykorzystuje modele LLM do automatycznego wykrywania błędów w procesie, ze szczególnym uwzględnieniem skrajnych i nietypowych scenariuszy (tzw. przypadków brzegowych). Autorzy dowodzą, że podejście to wymusza ścisłe przestrzeganie logiki stanów w skomplikowanych, składających się z wielu ról przepływach pracy, dzięki czemu algorytm funkcjonuje jako mechaniczny korektor skutecznie zapobiegający dysfunkcjom operacyjnym.

4.3.4. Monitorowanie zgodności prawnej i bezpieczeństwa

Ostatni nurt obejmuje narzędzia pełniące funkcję zautomatyzowanych strażników zgodności (ang. *gatekeepers*). Ich głównym zadaniem jest bieżące weryfikowanie, czy realizowane procesy nie naruszają obowiązujących przepisów prawa i regulacji branżowych. Do tej kategorii przyporządkowano następujące pozycje:

- Barrientos i in. (2026) przedstawiają ramy RC4PC (ang. *Requirements Change for Process Compliance*), służące do weryfikacji wpływu zmian wymogów prawnych na zgodność procesów biznesowych (Barrientos i in., 2026, s. 14). Narzędzie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, wykorzystuje modele LLM do automatycznego wykrywania odchyleń (np. niezgodności lub

nadmiernej zgodności) oraz generowania dla decydentów szczegółowych wyjaśnień powstałych luk. Precyzyjne dane wyjściowe umożliwiają błyskawiczne wdrożenie działań naprawczych, uelastyczniając procedury i zapobiegając utracie certyfikacji branżowych.

- Park i Madisetti (2025) wdrażają strukturę CAPRI, w której funkcjonuje lokalny model językowy pełniący rolę strażnika (ang. *gatekeeper*). System ten, sklasyfikowany w przeglądzie jako agent autonomiczny, monitoruje w czasie rzeczywistym wieloagentowe architektury pod kątem naruszeń prywatności. Algorytm, bez ingerencji człowieka, identyfikuje dane wrażliwe (ang. *Personally Identifiable Information*, PII) i dokonuje ich kontekstowej, odwracalnej pseudonimizacji przed wysłaniem zapytań do zewnętrznej chmury (Park i Madisetti, 2025, s. 1-2). Działanie to skutecznie chroni wdrożony proces przed błędami prawnymi i wymusza jego operacyjną poprawność, nie zakłócając przy tym głównego łańcucha wnioskowania agentów (Park i Madisetti, 2025, s. 10).

Analiza 8 narzędzi przypisanych do fazy przystosowania dowodzi, że modele LLM pełnią w systemach operacyjnych głównie funkcję obronną i stabilizującą. Działają one jako nawigatorzy zapobiegający pomyłkom (AIPA, SME Platform), systemy diagnozujące przyczyny awarii (SAX) oraz strażnicy zgodności prawnej (CAPRI).

Większość wykazanych rozwiązań to agenci wspierający, operujący w bezpiecznym paradygmacie człowieka w pętli decyzyjnej (ang. *human-in-the-loop*), których celem jest rekomendowanie diagnoz analitykom. Wyjątek stanowi system CAPRI (Park i Madisetti, 2025), wykazujący cechy agenta autonomicznego, który samodzielnie i bez ingerencji człowieka chroni dane, pełniąc funkcję aktywnego filtra poprzez pseudonimizację.

Fakt, że faza przystosowania obejmuje aż 36% zidentyfikowanych rozwiązań (8 z 22), świadczy o rosnącej dojrzałości technologicznej środowisk informatycznych. Sztucznej inteligencji z powodzeniem powierzono w nich zadania z zakresu diagnostyki błędów i uszczelniania procedur operacyjnych, czyniąc z niej tarczę ochronną dla wdrożonych ekosystemów biznesowych.

4.4. Rezultaty dla fazy dojrzałości

Z fazą dojrzałości powiązano 5 artykułów. Narzędzia oparte na modelach LLM służą na tym etapie do redukcji kosztów operacyjnych, automatyzacji rutynowych zadań oraz optymalizacji wykorzystania istniejących zasobów przedsiębiorstwa. Zidentyfikowano trzy wiodące nurty technologiczne.

4.4.1. Zaawansowana analityka predykcyjna i symulacje systemowe

Nurt ten wykorzystuje AI do monitorowania i ulepszania zoptymalizowanych już strumieni wartości w przedsiębiorstwie, zapobiegając stratom finansowym z tytułu przestojów lub tzw. wąskich gardeł – gdzie wąskie gardło należy interpretować jako etap w procesie biznesowym o najniższej wydajności, który ogranicza przepustowość całego systemu, powodując opóźnienia, zastoje i wyższe koszty (Dumas i in., 2022, s. 274, 276). Do tej kategorii przypisano poniższe artykuły:

- Casciani i in. (2026) łączą modele LLM z technologią RAG, aby precyzyjnie przewidywać kolejne kroki w ustrukturyzowanych procesach biznesowych (ang. *Next Activity Prediction*). Rozwiązanie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, analizuje historyczne logi systemowe w celu prognozowania przyszłych ścieżek wykonawczych. Autorzy dowodzą, że takie proaktywne podejście pozwala z wyprzedzeniem wykrywać odchylenia i unikać błędów, co bezpośrednio optymalizuje alokację zasobów i obniża koszty operacyjne dojrzałego systemu (Casciani i in., 2026, s. 2).
- Cimino i in. (2026) proponują przełomowy interfejs LLM zintegrowany z przemysłowymi systemami symulacyjnymi (m.in. cyfrowymi bliźniakami). Narzędzie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, ułatwia praktyki optymalizacyjne poprzez upowszechnienie dostępu do skomplikowanych danych analitycznych dla pracowników nietechnicznych (Cimino i in., 2026, s. 28). Badacze udowadniają, że wykorzystanie języka naturalnego transformuje tradycyjnie sztywne i zależne od ekspertów

środowiska w powszechnie dostępne platformy, co bezpośrednio uelastycznia wielopoziomowe zarządzanie w dojrzałych organizacjach (Cimino i in., 2026, s. 47).

4.4.2. Autonomizacja powtarzalnych decyzji i zautomatyzowane formowanie problemów

Druga grupa narzędzi dąży do zastąpienia kosztownej i powtarzalnej pracy inżynierów w rutynowych procesach planowania produkcji. Do tej kategorii przypisano poniższe artykuły:

- Amarasinghe i in. (2026) proponują dotrenowany system (ang. *fine-tuning*), który automatycznie tłumaczy polecenia w języku naturalnym na gotowy kod dla algorytmów optymalizacyjnych. Rozwiązanie to, sklasyfikowane jako agent wspierający, asystuje operatorom w złożonym planowaniu produkcji, skutecznie uniezależniając firmę od wąsko wyspecjalizowanych ekspertów. Autorzy wykazują, że taka automatyzacja drastycznie skraca cykle decyzyjne i zwiększa zwinność operacyjną cyfrowego zakładu (Amarasinghe i in., 2026, s. 11).
- Du i in. (2025) idą o krok dalej w stronę pełnej agentyzacji, tworząc system LLM-MANUF do autonomicznego podejmowania decyzji operacyjnych (np. przy diagnozowaniu awarii maszyn) w złożonych środowiskach produkcyjnych. Rozwiązanie to, sklasyfikowane jako agent autonomiczny, samodzielnie łączy wnioski z wielu niezależnych modeli za pomocą strategii adaptacyjnej fuzji (ang. *Adaptive Fusion Decision Strategy*, AFDS), generując ostateczną diagnozę operacyjną. Autorzy dowodzą, że podejście to skutecznie eliminuje subiektywne błędy ludzkie, uodparniając dojrzały system produkcyjny na kosztowne przestoje (Du i in., 2025, s. 1-2).

4.4.3. Rekomendacyjne zarządzanie portfelem i ścieżki dojrzałości

Witkowski i Wodecki (2026) opracowali ramy CLIMB2-OLIMP, wspierające optymalizację procesów rozwoju nowych produktów (ang. *New Product Development*, NPD). Omawiane narzędzie, sklasyfikowane jako agent wspierający, wykorzystuje modele LLM do diagnozy luk technologicznych i generowania szczegółowych raportów rekomendacyjnych (Witkowski i Wodecki, 2026, s. 43). Algorytmy wyznaczają alternatywne ścieżki wdrożeń, bezpośrednio wiążąc działania naprawcze z mierzalnymi wskaźnikami efektywności (KPI) oraz analizą kosztów i korzyści (ROI), co skutecznie obniża ryzyko finansowe w dojrzałych środowiskach produkcyjnych (Witkowski i Wodecki, 2026, s. 59).

Podsumowując, warto podkreślić, że faza dojrzałości odpowiada za ok. 23% (5 z 22) wszystkich artykułów odnalezionych w badaniu. Analiza artykułów z tej fazy dowodzi, że zastosowania modeli LLM w środowisku dojrzałym koncentrują się na zaawansowanej analityce i autonomizacji rutynowych procesów decyzyjnych. Dominacja agenta wspierającego (Amarasinghe i in., 2026; Cimino i in., 2026) opiera się na systemach operujących w paradygmacie człowieka w pętli decyzyjnej (ang. *human-in-the-loop*), które redukują koszty operacyjne poprzez upowszechnienie dostępu do zaawansowanej analityki dla kadr nietechnicznych. Jedno narzędzie, sklasyfikowane jako agent autonomiczny (Du i in., 2025), można określić jako rozwiązanie zdolne do samodzielnego finalizowania decyzji operacyjnych bez interwencji człowieka.

5. Dyskusja i wnioski

Przeprowadzony systematyczny przegląd literatury uporządkował 22 wyselekcjonowane artykuły, definiując kluczowe kierunki wykorzystania narzędzi opartych na modelach LLM w klasycznym cyklu życia procesu biznesowego. Wyniki wskazują na nierównomierny rozkład zainteresowania badawczego. Najsilniej wspieranym obszarem jest obecnie faza tworzenia, ukierunkowana na pozyskiwanie i wstępne porządkowanie wiedzy o procesach. Z kolei wyraźną luką badawczą stanowi brak narzędzi zaprojektowanych dla fazy załamania, co rodzi potrzebę konceptualizacji rozwiązań wspierających głęboką restrukturyzację niewydolnych procesów. Warto zadać pytanie o to, jak powinny wyglądać narzędzia wspierające tę fazę cyklu. Analiza potwierdza również, że wdrażane

systemy to w zdecydowanej większości agenci wspierający operujący w bezpiecznym paradygmacie człowieka w pętli decyzyjnej (ang. *human-in-the-loop*), natomiast pełna agentyzacja (agenci autonomiczni) stanowi ułamek obecnego dyskursu naukowego.

Przedstawione badanie i jego przyszłe rozwinięcie może stanowić obiekt obserwacji wskazujący badaczom oraz praktykom biznesu kierunek, w którym zmierza rozwój narzędzi wspierających proces biznesowy w poszczególnych fazach jego cyklu życia.

Zidentyfikowane w pracy ograniczenia najpewniej wynikają ze wczesnego stadium zainteresowania badawczego wykorzystaniem LLM w zarządzaniu procesami biznesowymi oraz z relatywnie wąskiego zasobu zakwalifikowanej literatury. Zawężenie pola poszukiwań wyłącznie do wiodących czasopism z pierwszego kwartyła (Q1) miało na celu poprawę jakości badania. Natomiast wpłynęło także na ograniczenie próby badawczej. Należy jednak zaznaczyć, że obrany kierunek badań jest wysoce perspektywiczny. Fakt, że 59% uwzględnionych publikacji ukazało się w 2026 r. (dane do badania pozyskiwane do 19.04.2026 r.), wskazuje na gwałtowny wzrost dynamiki i potencjału aplikacyjnego tej dziedziny.

Zarysowane w artykule ograniczenia oraz luki badawcze wyznaczają dwie główne ścieżki dla przyszłych dociekań naukowych w postaci systematycznego przeglądu literatury:

1. Poszerzenie bazy literaturowej o publikacje pochodzące z czasopism spoza pierwszego kwartyła (Q1) oraz wydłużenie badania na przyszłe okresy, co pozwoli na szybsze identyfikowanie wschodzących innowacji technologicznych oraz kierunków badawczych.
2. Implementacja nowej ramy pojęciowej, polegająca na osadzeniu narzędzi LLM w rozszerzonym cyklu życia zarządzania procesami biznesowymi (ang. *BPM Lifecycle*). Zastąpienie dotychczasowego cyklu życia procesu bardziej złożonym modelem zarządzania pozwoli precyzyjniej zbadać, jak AI wspiera proaktywne utrzymanie ciągłości biznesowej i stałą optymalizację przedsiębiorstwa.

Bibliografia

- Adair-Heeley, C. B. i Murray, B. A. (2002). *Radykalna reorganizacja firmy*. Wydawnictwo Naukowe PWN.
- Amarasinghe, P. T., Nguyen, S., Sun, Y., Sobhan (Sean), A. i Alahakoon, D. (2026). Business Optimization for Digital Manufacturing: A Fine-Tuned Large Language Model Approach. *International Journal of Production Economics*, 295, 109934. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2026.109934>
- Ayad, S. i Alsayoud, F. (2025). Dynamic Prompt-Based Framework for Pragmatic Quality Improvement in Business Process Models. *IEEE Access*, 13, 107764-107782. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3580616>
- Barrientos, M., Winter, K. i Rinderle-Ma, S. (2026). Impact Analysis of Regulatory Requirement Changes on Business Process Compliance. *Information and Software Technology*, 194, 108079. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2026.108079>
- Bitkowska, A. (2009). *Zarządzanie procesami biznesowymi w przedsiębiorstwie*. Vizja Press & IT.
- Bitkowska, A. (2019). *Od klasycznego do zintegrowanego zarządzania procesowego w organizacjach*. Wydawnictwo C.H. Beck.
- Busch, K. i Leopold, H. (2024). Towards a Benchmark for Large Language Models for Business Process Management Tasks. arXiv:2410.03255. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.03255>
- Buss, A., Kecht, C., Kratsch, W., Röglinger, M., Sadeghianasl, S. i Wynn, M. T. (2026). Process Mining between the Lines: Extracting Object-Centric Event Logs from Textual Data. *Information Systems*, 140, 102713. <https://doi.org/10.1016/j.is.2026.102713>
- Casciani, A., Bernardi, M. L., Cimitile, M. i Marrella, A. (2026). Enhancing Next Activity Prediction in Process Mining with Retrieval-Augmented Generation. *Information Systems*, 137, 102642. <https://doi.org/10.1016/j.is.2025.102642>
- Cimino, A., Longo, F., Solina, V. i Veltri, P. (2026). Integrating Large Language Models with Industrial Simulation for Multi-Level Decision Support: An Innovation Management Perspective in Industry 5.0. *European Journal of Innovation Management*, 29(11), 27-53. <https://doi.org/10.1108/EJIM-10-2024-1246>
- De Nicola, A., Formica, A., Mele, I., Missikoff, M. i Taglino, F. (2024). A Comparative Study of LLMs and NLP Approaches for Supporting Business Process Analysis. *Enterprise Information Systems*, 18(10), 2415578. <https://doi.org/10.1080/17517575.2024.2415578>
- Deka, P. i Devereux, B. (2026). From Sketch to Structure: Agentic Prompting for Business Process Diagram Understanding with Vision-Language Models. *IEEE Access*, 14, 48575-48598. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2026.3678494>

- Du, K., Yang, B., Xie, K., Dong, N., Zhang, Z., Wang, S. i Mo, F. (2025). LLM-MANUF: An Integrated Framework of Fine-Tuning Large Language Models for Intelligent Decision-Making in Manufacturing. *Advanced Engineering Informatics*, 65, 103263. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2025.103263>
- Dumas, M., La Rosa, M., Reijers, H. A. i Mendling, J. (2022). *Business Process Management. Istota zarządzania procesami biznesowymi*. Wydawnictwo Naukowe PWN.
- Fahland, D., Fournier, F., Limonad, L., Skarbovsky, I. i Swevels, A. J. E. (2025). How Well Can a Large Language Model Explain Business Processes as Perceived by Users? *Data & Knowledge Engineering*, 157, 102416. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2025.102416>
- Fettke, P. i Di Francescomarino, C. (2025). Business Process Management and Artificial Intelligence: Literature Survey and Future Research. *KI – Künstliche Intelligenz*, 39(2), 67-79. <https://doi.org/10.1007/s13218-025-00891-y>
- Grajewski, P. (2012). *Procesowe zarządzanie organizacją*. Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne.
- Hensel, P. (2020). *Systematyczny przegląd literatury w naukach o zarządzaniu i jakości*. Wydawnictwo Naukowe Wydziału Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego. <https://doi.org/10.7172/978-83-66282-19-3.2020.wwz.2>
- Hofman, M. (2025). *Agenci AI bazujący na modelach językowych. Istota, konfiguracje, zastosowania*. Helion.
- Kodssi, I. E., Sbaj, H. i Mansour, N. A. (2026). PRISMA: Physically-Aware Reasoning and Intelligent Semantic Mining Architecture for IoT Process Discovery Using Deep Learning and Large Language Models. *IEEE Access*, 14, 32666-32689. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2026.3664833>
- Kourani, H., Berti, A., Hennrich, J., Kratsch, W., Weidlich, R., Li, C.-Y., Arslan, A., Van Der Aalst, W. M. i Schuster, D. (2026). *Leveraging Large Language Models for Enhanced Process Model Comprehension*. SSRN. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5017379>
- Leung, E. K. H., Balan, N., Lee, C. K. H. i Xie, S. (2026). The Generative Artificial Intelligence Large Language Product Design Multi-Model Framework for Manufacturing Operations. *Journal of the Operational Research Society*, 77(7), 2044-2070. <https://doi.org/10.1080/01605682.2025.2570407>
- Li, S., Liu, Z., Liu, X., Chen, G., Zhang, Y., Ling, H. i Huang, X. (2025). Structured Extraction and BPMN Generation from Chinese Procedural Texts via Hybrid Attention-Based Domain Language Models. *IEEE Access*, 13, 166241-166253. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3611811>
- Liang, W., Zhang, Y., Codreanu, M., Wang, J., Cao, H. i Zou, J. (2025). The Widespread Adoption of Large Language Model-Assisted Writing Across Society. *Patterns*, 6(12), 101366. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2025.101366>
- Park, J. H. i Madiseti, V. K. (2025). CAPRI: A Context-Aware Privacy Framework for Multi-Agent Generative AI Applications. *IEEE Access*, 13, 43168-43177. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3549312>
- Potoczek, N. (2018). *Zarządzanie zasobami ludzkimi w organizacji zorientowanej procesowo*. Wydawnictwo Naukowe PWN.
- Sarferaz, S. (2025a). Implementing Conversational AI Into ERP Software. *IEEE Access*, 13, 160238-160250. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3608477>
- Sarferaz, S. (2025b). Implementing Generative AI Into ERP Software. *IEEE Access*, 13, 73342-73354. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3564133>
- Schinckus, M., Simonofski, A. i Bono Rosselló, N. (2026). Large Language Models for Process Knowledge Acquisition: Designing and Evaluating a Multi-Agent System. *Business & Information Systems Engineering*, 68(1), 7-33. <https://doi.org/10.1007/s12599-025-00976-w>
- Senderovich, A., Cabanillas, C., Vanderfeesten, I. i Reijers, H. A. (red.). (2026). *Business Process Management: 23rd International Conference, BPM 2025, Seville, Spain, August 31 – September 5, 2025, Proceedings* (t. 16044). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-032-02867-9>
- Trong, M. P., Tung Son, N., Hai, L. N., Giang, V. T., Viet, B. H. i Tung, D. T. (2026). A Business Process-Centric Approach for LLM-Driven Functional Test Generation. *IEEE Access*, 14, 44120-44146. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2026.3671629>
- Witkowski, A. i Wodecki, A. (2026). A Prescriptive Generative AI Maturity Model for New Product Development Processes. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 37(9), 40-63. <https://doi.org/10.1108/JMTM-09-2025-0884>
- Xu, R., Fang, H., Fang, W., Wang, F. i Zhao, C. (2026). A Large-Language-Model-Guided Progressive Error-Correction Framework for Structured Process Modeling. *Expert Systems with Applications*, 317, 131998. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2026.131998>
- Yuan, D. (2026). Building an Intelligent Brain Platform for Small and Medium-Sized Enterprises Using ChatGLM and Multi-Agent Systems. *PLOS One*, 21(3), e0340964. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0340964>

The Potential and Applications of LLM Agents in the Business Process Lifecycle

Abstract

Aim: The article aims to identify and systematize knowledge on using Large Language Model (LLM) agents in Business Process Management (BPM). The research subject encompasses agentic solutions analyzed for their application across business process lifecycle stages.

Methodology: The Systematic Literature Review (SLR) method based on the PRISMA standard was applied. The Scopus and Web of Science databases were searched (2023-2026). The procedure included the selection and allocation of 22 tools to specific business process lifecycle phases.

Results: The creation phase is currently the most heavily supported area. In the adaptation and maturity phases, LLMs serve defensive and flexibilizing functions. A clear dominance of systems functioning as assistant agents was also demonstrated (20 out of 22 tools).

Implications and recommendations: The study highlights a research gap: a marginal share of fully autonomous agents and a lack of tools for the process breakdown phase. Future research should expand on systems supporting the deep restructuring of inefficient processes.

Originality/value: The value of this study lies in the systematization of new technological knowledge by situating it within the classic business process lifecycle. The article presents an innovative classification of AI tools, distinguishing between supporting agents and autonomous agents.

Keywords: BPM, business process lifecycle, LLM agents, Large Language Models, systematic literature review (SLR)
