

Małgorzata Oleś-Filiks

Sztuczna inteligencja w systemach informatycznych zarządzania w środowisku procesowym



Sekcja Wydawnicza
Wydziału Zarządzania
Uniwersytetu Warszawskiego



Małgorzata Oleś-Filiks

**Sztuczna inteligencja
w systemach informatycznych
zarządzania
w środowisku procesowym**



Sekcja Wydawnicza
Wydziału Zarządzania
Uniwersytetu Warszawskiego

Warszawa 2025



Małgorzata Oleś-Filiks
Wydział Zarządzania, Uniwersytet Warszawski, Polska
ORCID: 0000-0003-0567-9238

Publikacja dofinansowana z subwencji na utrzymanie i rozwój
potencjału badawczego na Wydziale Zarządzania
Uniwersytetu Warszawskiego

Recenzenci:
dr hab., prof. UEW Helena Dudycz
(Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu, Polska)
ORCID: 0000-0002-4304-6207

dr hab., prof. UŁ Anna Pamuła
(Uniwersytet Łódzki, Polska)
ORCID: 0000-0001-6597-8622

Redakcja:
Agnieszka B. Góralczyk

Projekt okładki:
Agnieszka Miłaszewicz

© Publikacja na licencji Creative Commons Uznanie autorstwa 3.0 PL
(CC BY 3.0 PL), pełna treść wzorca dostępna pod adresem:
<http://creativecommons.org/licenses/by/3.0/pl/legalcode>

ISBN pdf 978-83-235-7092-9
DOI: 10.7172/978-83-235-7092-9.swwz.33



Opracowanie komputerowe:
Dom Wydawniczy ELIPSA
ul. Inflancka 15/198, 00-189 Warszawa
tel. 22 635 03 01
e-mail: elipsa@elipsa.pl, www.elipsa.pl

Spis treści

Wstęp	6
Rozdział 1. Zarządzanie procesami biznesowymi	13
1.1. Procesy biznesowe w organizacji	13
1.2. Podejście procesowe w zarządzaniu organizacją	20
1.3. Kluczowe koncepcje wspierające zarządzanie procesami	28
1.4. Wąskie i szerokie ujęcie zarządzania procesami	35
1.5. Definicja modelu i istota modelowania procesów biznesowych	38
1.6. Strategie modelowania procesów biznesowych	42
1.7. Możliwości wykorzystania podejścia procesowego	45
1.8. Bariery i ograniczenia wdrożenia podejścia procesowego	48
Rozdział 2. Wprowadzenie do sztucznej inteligencji w zarządzaniu	51
2.1. Pojęcie i istota sztucznej inteligencji	51
2.2. Cechy sztucznej inteligencji	55
2.3. Główne metody sztucznej inteligencji	60
2.4. Możliwości zastosowania sztucznej inteligencji	65
Rozdział 3. Automatyzacja procesów przy użyciu sztucznej inteligencji	72
3.1. Zastosowanie sztucznej inteligencji w automatyzacji przepływu pracy	72
3.2. Wykorzystanie synergii robotycznej automatyzacji procesów i uczenia maszynowego do zadań powtarzalnych	76
3.3. Inteligentne reguły decyzyjne w zautomatyzowanych systemach procesowych	81
Rozdział 4. Integracja systemów wzbogaconych o komponenty sztucznej inteligencji z architekturą Business Process Management	86
4.1. Definicja i cechy systemów informacyjnych	86
4.2. Podział systemów informacyjnych zarządzania	90
4.3. Systemy informacyjne zarządzania zintegrowane ze sztuczną inteligencją	95
4.3.1. Ewidencyjno-sprawozdawcze systemy informacyjne zarządzania	95
4.3.2. Systemy informacyjne zarządzania zintegrowane ze sztuczną inteligencją	96
4.3.3. Systemy informacyjne zarządzania zintegrowane ze sztuczną inteligencją w środowisku BPM	98

4.4. Systemy wspomagające podejmowanie decyzji oparte na sztucznej inteligencji	100
4.4.1. Systemy wspomagające podejmowanie decyzji	100
4.4.2. Systemy wspomagające podejmowanie decyzji zintegrowane ze sztuczną inteligencją	102
4.4.3. Systemy wspomagające podejmowanie decyzji zintegrowane ze sztuczną inteligencją w środowisku BPM ...	103
4.5. Sztuczna inteligencja jako katalizator ewolucji systemów eksperckich	104
4.5.1. Systemy eksperckie	104
4.5.2. Systemy eksperckie zintegrowane ze sztuczną inteligencją ...	106
4.5.3. Systemy eksperckie zintegrowane ze sztuczną inteligencją w środowisku BPM	107
4.6. Systemy Business Intelligence nowej generacji	109
4.6.1. Systemy Business Intelligence	109
4.6.2. Systemy Business Intelligence zintegrowane ze sztuczną inteligencją	114
4.6.3. Systemy Business Intelligence zintegrowane ze sztuczną inteligencją w środowisku BPM	116
Rozdział 5. Praktyczne aspekty wdrażania sztucznej inteligencji w zarządzaniu procesami	119
5.1. Od analizy potrzeb po wdrożenie sztucznej inteligencji w zarządzaniu procesami	119
5.2. Budowa zespołu projektowego	123
5.3. Dobór narzędzi i dostawców sztucznej inteligencji	128
Zakończenie	132
Literatura	137
Spis rysunków	152

Wstęp

Niniejsza monografia powstała w wyniku interdyscyplinarnych studiów, ocen i analiz autorki prowadzonych na styku informatyki i nauk o zarządzaniu. Została ona oparta na krytycznym przeglądzie literatury przedmiotu, raportach oraz obserwacjach osób uczestniczących we wdrażaniu systemów informatycznych związanych z procesami biznesowymi, w tym również z wykorzystaniem technologii sztucznej inteligencji (SI) (ang. *Artificial Intelligence*, AI). W dalszej części opracowania określenie „sztuczna inteligencja” będzie stosowane w ujęciu uproszczonym jako skrót myślowy odnoszący się do metod, narzędzi i zastosowań sztucznej inteligencji w szeroko rozumianych systemach informacyjnych¹.

Monografia stanowi próbę wypełnienia luki badawczej w zakresie integracji sztucznej inteligencji z wybranymi typami systemów informatycznych zarządzania, ze szczególnym uwzględnieniem zarządzania procesami biznesowymi (ang. *Business Process Management*, BPM) jako środowiska sprzyjającego implementacji sztucznej inteligencji i tym samym narzędzia wspomagającego sterowanie, analizę i optymalizację procesów biznesowych.

Konsekwencją postępującej cyfryzacji niemal wszystkich obszarów życia gospodarczego i społecznego jest lawinowy wzrost ilości danych generowanych nie tylko przez systemy informatyczne, ale również przez uczestników procesów organizacyjnych, zarówno wewnętrznych, jak i tych funkcjonujących w zewnętrznym otoczeniu firmy. Dane te mają charakter złożony, są produkowane w czasie rzeczywistym i obejmują informacje strukturalne, a także niestukturalne pochodzące z mediów społecznościowych, czujników, komunikacji cyfrowej czy systemów transakcyjnych. W tej rzeczywistości

¹ „Sztuczna inteligencja” występuje w monografii pod polską nazwą SI oraz jeśli stanowi część oprogramowania znanego pod nazwami anglojęzycznymi – w angielskiej wersji językowej AI.

dane stają się nie tylko zasobem, ale fundamentem współczesnego zarządzania organizacją.

W obliczu tak dynamicznego i zróżnicowanego strumienia informacji tradycyjne metody analityczne okazują się niewystarczające. Coraz większe znaczenie zyskują narzędzia oparte na sztucznej inteligencji, które umożliwiają nie tylko przetwarzanie i analizę dużych wolumenów danych, ale również identyfikację wzorców, zależności przyczynowo-skutkowych oraz predykcję przyszłych zdarzeń. Algorytmy uczenia maszynowego, głębokiego uczenia czy przetwarzania języka naturalnego wspierają procesy decyzyjne poprzez dostarczanie kontekstowych, spersonalizowanych i trafnych rekomendacji, nawet w warunkach wysokiej niepewności.

Sztuczna inteligencja to interdyscyplinarny obszar nauki, której głównym celem jest projektowanie i rozwijanie systemów komputerowych zdolnych do realizacji zadań wymagających inteligencji charakterystycznej dla człowieka. Do takich zadań zalicza się między innymi: logiczne rozumowanie, uczenie się na podstawie danych, rozpoznawanie i interpretację obrazów oraz dźwięków, podejmowanie decyzji w warunkach niepewności, jak również rozumienie i generowanie języka naturalnego.

Charakterystyczną cechą sztucznej inteligencji jest jej silne osadzenie na styku wielu dyscyplin naukowych. W swojej strukturze teoretycznej i praktycznej łączy osiągnięcia informatyki, matematyki, kognitywistyki, neurobiologii, lingwistyki oraz filozofii. Ta złożona, wielowymiarowa natura sprawia, że sztuczna inteligencja to dynamicznie rozwijająca się gałąź wiedzy, ale również obszar o wyjątkowym potencjale transformacyjnym w kontekście współczesnych wyzwań technologicznych, gospodarczych i społecznych.

Współcześnie, sztuczna inteligencja odgrywa coraz bardziej znaczącą rolę nie tylko w obszarze badań akademickich, lecz przede wszystkim w zastosowaniach praktycznych: od automatyzacji procesów biznesowych, przez systemy wspomagania decyzji aż po personalizację usług w czasie rzeczywistym. Jej wdrażanie w ramach procesów zarządczych otwiera nowe możliwości optymalizacji działań operacyjnych, poprawy efektywności oraz zwiększenia elastyczności organizacyjnej w szybko zmieniającym się otoczeniu rynkowym.

Aktywne wykorzystanie danych przy wsparciu sztucznej inteligencji może stać się zatem technologicznym usprawnieniem, ale i strategiczną koniecznością. Podejmowanie skutecznych decyzji w organizacji XXI wieku wymaga podejścia opartego na precyzyjnym pomiarze, wielowymiarowej analizie oraz automatyzacji wnioskowania.

Wysoka pozycja, jaką w dzisiejszych organizacjach zajmuje usprawnianie procesów biznesowych, stanowi potwierdzenie rosnącej dojrzałości zarząd-

czej i szerokiej świadomości potrzeby wdrażania podejścia procesowego. Orientacja na procesy, rozumiana jako systematyczne projektowanie, monitorowanie i optymalizacja działań operacyjnych oraz strategicznych, przestała być wyłącznie modnym trendem, stała się natomiast kluczowym elementem konkurencyjności współczesnych organizacji. Kierownicy procesów coraz częściej traktują zarządzanie procesami nie jako jednorazową reformę, lecz jako ciągły cykl doskonalenia i adaptacji do zmiennych warunków rynkowych, technologicznych oraz regulacyjnych.

Transformacja w kierunku podejścia procesowego zyskuje nowy wymiar dzięki integracji ze sztuczną inteligencją, która znacząco podnosi skuteczność i precyzję działań optymalizacyjnych. Systemy wspierane przez SI umożliwiają głęboką analizę wydajności procesów w czasie rzeczywistym, identyfikację tzw. wąskich gardeł, błędów operacyjnych oraz przewidywanie możliwych zakłóceń zanim jeszcze wystąpią. W szczególności techniki, takie jak eksploracja procesów, predykcyjne modelowanie czy uczenie maszynowe, pozwalają nie tylko na rekonstrukcję rzeczywistego przebiegu procesów, ale również na ich automatyczne doskonalenie w oparciu o analizę danych historycznych i bieżących.

Sztuczna inteligencja w służbie zarządzania procesowego wzmacnia też zdolność organizacji do szybszego reagowania na zmiany rynkowe. Przykładowo, system BPM zintegrowany z SI może dynamicznie przekierować zasoby, zmodyfikować reguły decyzyjne lub dostosować ścieżkę procesu w odpowiedzi na nowe okoliczności, zapewniając płynność operacyjną. Co więcej, dzięki wykorzystaniu przetwarzania języka naturalnego komunikacja pomiędzy użytkownikami a systemami zarządzania procesami staje się bardziej intuicyjna, co znacząco zwiększa ich dostępność również dla osób bez zaawansowanego przygotowania technicznego.

W świetle powyższego procesowe podejście do zarządzania wykorzystujące sztuczną inteligencję podnosi efektywność operacyjną, ale staje się także filarem odporności organizacyjnej i innowacyjności. To właśnie sztuczna inteligencja umożliwia przejście od reaktywnego usprawniania do proaktywnego, samodoskonalącego się zarządzania procesami, dzięki czemu organizacje są lepiej przygotowane na wyzwania gospodarki cyfrowej i globalnej konkurencji.

Przewiduje się, że w nadchodzących latach sztuczna inteligencja stanie się jednym z kluczowych elementów zarządzania procesami w wielu sektorach gospodarki, w tym w: logistyce, analizie danych, ochronie zdrowia oraz edukacji. Prognozy międzynarodowych instytucji wskazują, że do 2030 roku SI odegra fundamentalną rolę w transformacji operacyjnej przedsiębiorstw poprzez automatyzację procesów, personalizację usług oraz usprawnienie

przepływu informacji (World Economic Forum, 2023). W obszarze zarządzania procesami biznesowymi sztuczna inteligencja umożliwia identyfikację tzw. wąskich gardeł, przewidywanie zakłóceń oraz dynamiczne dostosowanie działań operacyjnych do zmieniających się warunków rynkowych. W logistyce SI wspiera zarządzanie łańcuchem dostaw poprzez prognozowanie popytu, optymalizację tras dostaw, a także zarządzanie zapasami. Narzędzia oparte na uczeniu maszynowym umożliwiają automatyczną analizę danych pogodowych, danych GPS, warunków drogowych i innych czynników, co prowadzi do szybszego i bardziej precyzyjnego podejmowania decyzji (Choi, Wallace i Wang, 2018). W ochronie zdrowia SI wpływa na zarządzanie procesami klinicznymi i administracyjnymi m.in. dzięki wykorzystaniu systemów do wspomagania diagnozy, przetwarzania dokumentacji medycznej czy automatycznego przydzielania pacjentów do specjalistów. Narzędzia te usprawniają przepływ informacji, skracają czas reakcji i redukują koszty operacyjne (Topol, 2019). W sektorze edukacyjnym sztuczna inteligencja rewolucjonizuje sposób zarządzania programami nauczania, oceną postępów uczniów i planowaniem ścieżek edukacyjnych. Dzięki algorytmom predykcyjnym możliwe jest wcześnie wykrywanie trudności edukacyjnych i dostosowywanie metod nauczania do indywidualnych potrzeb uczniów (Holmes, Bialik i Fadel, 2019). Sektor usług publicznych również wykorzystuje automatyzację procesów administracyjnych np. przy użyciu sztucznej inteligencji w zakresie obsługi zapytań obywateli, rozpatrywania wniosków czy zarządzania dokumentacją. Pozwala to na redukcję obciążeń biurokratycznych oraz poprawę jakości świadczonych usług publicznych (OECD, 2025). Wszystkie powyższe przykłady pokazują, że sztuczna inteligencja nie tylko zwiększa efektywność operacyjną, lecz również może stać się integralnym elementem strategii zarządzania w organizacjach, wymagając od menedżerów kompetencji cyfrowych oraz elastycznego podejścia do zmian.

Trudno sobie wyobrazić współczesny świat bez technologii i udogodnień, które z biegiem lat stały się nieodłącznym elementem codziennego życia. Biorąc to pod uwagę należy zauważyć, iż nowoczesna gospodarka stawia przed menedżerami wysokie wymagania obejmujące wszechstronną wiedzę i umiejętność korzystania z technologii informacyjnych, a także zdolność adaptacji do dynamicznie rozwijających się narzędzi cyfrowych (Turek, 2010).

Zastosowanie sztucznej inteligencji w biznesie przekształca sposób podejmowania decyzji, zarządzania zasobami, analizy danych oraz komunikacji. Dzięki sztucznej inteligencji możliwe jest automatyzowanie procesów, przewidywanie trendów rynkowych, personalizacja oferty dla klientów czy usprawnienie relacji wewnętrznych w organizacji.

Współczesne systemy informacyjne zarządzania wraz z procesami biznesowymi odgrywają kluczową rolę w funkcjonowaniu organizacji, wspierając zarówno codzienne operacje, jak i strategiczne decyzje. Dynamiczny rozwój technologii sztucznej inteligencji zmienia sposób projektowania i wykorzystywania tych systemów. SI staje się nie tylko dodatkiem technologicznym, lecz integralnym elementem umożliwiającym automatyczne przetwarzanie danych, inteligentne podejmowanie decyzji oraz adaptację działań do zmieniających się warunków otoczenia. W szczególności rekomendowane jest wykorzystanie sztucznej inteligencji w systemach, które muszą przetwarzać duże ilości informacji w czasie rzeczywistym, analizować złożone zależności oraz usprawniać i automatyzować rutynowe zadania o dużej powtarzalności, realizowane najczęściej w procesach biznesowych. Sztuczna inteligencja może znaleźć dziś zastosowanie w niemal wszystkich kluczowych typach systemów informacyjnych zarządzania, w szczególności w:

- ewidencyjno-sprawozdawczych systemach informacyjnych zarządzania (ang. *Management Information Systems*, MIS) – gdzie zadaniem SI jest zwiększenie jakości, szybkości i przydatności informacji generowanej w raportach zarządczych;
- systemach wspomagających podejmowanie decyzji (ang. *Decision Support Systems*, DSS) – SI umożliwia predykcyjne modelowanie, rozpoznawanie wzorców i generowanie rekomendacji decyzyjnych na podstawie danych historycznych oraz bieżących;
- systemach eksperckich (ang. *Expert Systems*, ES) – SI umożliwia wdrożenie procesów decyzyjnych klasy *enterprise*, które nie tylko odwzorowują przebieg pracy, ale także inteligentnie reagują na dane i kontekst;
- systemach *Business Intelligence* (ang. *Business Intelligence*, BI) – SI wspiera automatyzację analiz, personalizację dashboardów, wykrywanie anomalii oraz adaptacyjne rozpoznawanie wzorców w danych.

Celem niniejszego opracowania, biorąc pod uwagę powyższe rozważania, jest przedstawienie typów systemów informacyjnych zarządzania, w których wdrożenie SI przynosi największe korzyści, ze szczególnym uwzględnieniem *Business Process Management* jako środowiska, w którym sztuczna inteligencja może być skutecznie osadzona w funkcji komponentu sterującego i analitycznego. Integracja ta umożliwia, nie tylko podniesienie efektywności i elastyczności organizacji, lecz także realne przejście w kierunku organizacji kognitywnej, która zdolna jest do samouczenia się i adaptacji w oparciu o dane.

Warto w tym miejscu zwrócić również uwagę, iż BPM jako podejście zorientowane na projektowanie, wdrażanie i optymalizację procesów biz-

nesowych, stanowi obecnie jedno z najważniejszych pól integracji sztucznej inteligencji z systemami zarządzania.

BPM zapewnia spójność i przejrzystość realizowanych działań, natomiast SI umożliwia inteligentną analizę danych, predykcję rezultatów i podejmowanie decyzji w czasie rzeczywistym. W połączeniu z technologiami uczenia maszynowego i reguł decyzyjnych BPM przekształca się w inteligentny system zarządzania procesami (ang. *intelligent Business Process Management*, iBPM). Dzięki temu możliwe staje się dynamiczne dostosowywanie przebiegu procesów do aktualnych uwarunkowań operacyjnych i strategicznych. SI umożliwia automatyczne identyfikowanie anomalii w przepływach pracy, przewidywanie punktów krytycznych oraz inicjowanie działań naprawczych bez udziału człowieka.

Teoretyczne i praktyczne implikacje podjętej problematyki mogą przyczynić się do lepszego zrozumienia organizacyjnych oraz technologicznych aspektów wpływu sztucznej inteligencji na funkcjonowanie systemów informatycznych zarządzania w środowisku BPM.

W perspektywie najbliższych lat źródłem przewagi konkurencyjnej organizacji nie będzie już jedynie automatyzacja poszczególnych czynności operacyjnych, ale przede wszystkim zdolność do inteligentnej automatyzacji całego zarządzania procesami biznesowymi. Oznacza to przejście od tradycyjnych modeli BPM, skupiających się na statycznym projektowaniu i wykonywaniu procesów, do nowoczesnych rozwiązań klasy inteligentnego zarządzania procesami biznesowymi, które integrują narzędzia sztucznej inteligencji w celu ciągłego doskonalenia i adaptacji przebiegu procesów w czasie rzeczywistym.

Współczesne podejście do zarządzania procesami wymaga elastyczności, szybkości działania i zdolności do przewidywania. Dzięki technologiom, takim jak uczenie maszynowe, przetwarzanie języka naturalnego, algorytmy predykcyjne czy autonomiczne silniki decyzyjne, systemy zarządzania procesami mogą nie tylko monitorować bieżący przebieg działań, ale również dynamicznie dostosowywać ich strukturę w odpowiedzi na zmiany w otoczeniu biznesowym, preferencje klientów, dostępność zasobów czy wystąpienie nieoczekiwanych zakłóceń.

Sztuczna inteligencja umożliwia modelowanie procesów, które są zdolne do samoopptymalizacji, uczą się na podstawie danych, analizują efektywność poszczególnych wariantów działania i proponują najlepsze ścieżki realizacji zadań, minimalizując czas, koszty oraz ryzyko. Takie podejście pozwala budować organizacje o wysokim poziomie odporności operacyjnej i zdolności adaptacyjnej, które potrafią błyskawicznie przeorganizować wewnętrzne

mechanizmy działania, aby skutecznie reagować na dynamiczne i nieprzewidywalne zmiany rynkowe.

Co więcej, dzięki zautomatyzowanemu zarządzaniu cyklem życia procesów (od ich identyfikacji, poprzez projektowanie, symulację, wdrożenie aż po ewaluację) SI pozwala znacząco skrócić czas potrzebny na wprowadzenie innowacji organizacyjnych. Przedsiębiorstwa zyskują zatem nie tylko większą sprawność operacyjną, ale i strategiczną zwinność, co w warunkach globalnej konkurencji stanowi jeden z najważniejszych czynników sukcesu.

W rezultacie inteligentna automatyzacja zarządzania procesami staje się kluczowym elementem transformacji cyfrowej, a sztuczna inteligencja przekształca tradycyjne systemy BPM w systemy, które nie tylko wspierają, ale i współkształtują decyzje zarządcze w sposób dynamiczny, skalowalny i kontekstowy.

* * *

*Marysi i Mai,
moim kochanym córkom
i największemu szczęściu*

Rozdział 1

Zarządzanie procesami biznesowymi

1.1. Procesy biznesowe w organizacji

T. Kasprzak identyfikował orientację procesową z zarządzaniem procesami (Kasprzak, 2005), w leksykonie zarządzania znajduje się zaś definicja, zgodnie z którą zarządzanie procesowe jest tożsame z lepiej oddającym istotę rzeczy i rozpowszechnionym w praktyce określeniem „zarządzanie procesami” (Koźmiński i Piotrowski, 2007).

Zarządzanie procesowe (zarządzanie procesami) kładzie nacisk na spełnienie potrzeb klienta oraz jest skoncentrowane na dynamicznym funkcjonowaniu organizacji (Trocki, 2012). Zarządzanie procesami to poszukiwanie takiej struktury składników procesów, która byłaby maksymalnie ukierunkowana na tworzenie wartości dodanej dla całego systemu organizacyjnego (Grajewski, 2009). Zarządzanie procesowe zakłada skupienie działań wszystkich członków organizacji na realizacji procesów przez kumulację czynności składających się na całościowe procesy, które wcześniej zostały zrealizowane przez pracowników w różnych działach funkcjonalnych i przydzielono je jednej osobie lub grupie ludzi (Kraśniak, 2004). Zarządzanie procesami polega na dynamicznym opisie przebiegu procesów w przedsiębiorstwie, uwzględniającym czynnik czasu. W ramach tego podejścia rezygnuje się z tradycyjnego opisu organizacji opartego na „stanowiskach pracy” na rzecz definiowania „ról organizacyjnych”. Proces zarządzania obejmuje strukturalizację działań poprzez precyzyjne określenie czynności, decyzji, dokumentacji oraz ich przepływów, a także działań i zachowań uczestników procesu. Ważnym elementem jest uproszczenie struktury organizacyjnej poprzez redukcję poziomów zarządzania oraz uelastycznienie jej konstrukcji, co sprzyja interaktywnej wymianie z otoczeniem. Dodatkowo zarządzanie procesami zakłada przestrzenny opis przebiegu działań, czyli przypisanie konkretnym jednostkom organizacyjnym odpowiedzialności za poszczególne elementy

procesu. Istotnym aspektem jest także podkreślenie dominującej roli klienta w całym systemie zarządzania (Perechuda, 1998).

Analiza procesów zachodzących w organizacji pozwala lepiej zrozumieć sposób jej funkcjonowania, w tym również to, jak przebiega przepływ danych i informacji w organizacji. Procesy występują niezależnie od tego, czy zostały formalnie zidentyfikowane i opisane. Często jednak pozostają one niezauważone, co może utrudniać skuteczne zarządzanie nimi. Dlatego istotne jest, aby pracownicy byli świadomi ich istnienia, potrafili je rozpoznawać i analizować. Punktem wyjścia do tych działań jest zrozumienie samej istoty pojęcia procesu.

Zarządzanie działaniem systemu informatycznego wymaga istnienia sprawnego systemu: przesyłania, zbierania, prezentacji i przetwarzania informacji. System informacyjny zarządzania jest rozwiązaniem, które zajmuje się przetwarzaniem danych technicznych i ekonomicznych, opisujących organizację gospodarczą wraz z informacjami, które ułatwiają podejmowanie decyzji, jej otoczeniem oraz zdarzeniami i zachodzącymi w niej procesami (Januszewski, 2012).

Koncepcja zarządzania procesami ewoluowała, a pojęcie zarządzania procesami zmieniało swoje znaczenie. Na początku skupiono się na radykalnej zmianie procesów zgodnie z koncepcją reinżynierii procesów (ang. *Business Process Reengineering, BPR*) (Hammer i Champy, 1993; Davenport, 1993). Następnie, gdy prawie 70% inicjatyw BPR w radykalnej odmianie zakończyło się niepowodzeniem (Hall, Rosenthal i Wade, 1993), podejście złagodzone, kierując się w stronę koncepcji doskonalenia procesów (ang. *Business Process Improvement, BPI*). *Skoncentrowano się na ewolucyjnej zmianie i usprawnianiu procesów poprzez ulepszanie ich w każdej fazie cyklu życia procesu biznesowego oraz zaczęto doceniać element organizacyjny i ludzki w reinżynierii procesów* (Hammer, 2001). Współczesna koncepcja zarządzania procesami uwzględnia integrację z technologiami sztucznej inteligencji, co umożliwia bardziej dynamiczne, precyzyjne i zautomatyzowane zarządzanie procesami w czasie rzeczywistym.

Od kilku lat jesteśmy świadkami rewolucji, jaka dokonuje się w zarządzaniu i spowodowana jest coraz szybszymi i intensywniejszymi zmianami na rynkach, zmianami w wymaganiach i oczekiwaniach klientów oraz rosnącą świadomością ich własnej roli w organizacji. Zadaniem menedżerów stało się dostosowanie przedsiębiorstwa do zmieniających się warunków, przede wszystkim po to, aby zdobyć przewagę konkurencyjną oraz umocnić pozycję organizacji na rynku. Organizacje, aby utrzymać się na rynku, za cel stawiają sobie w maksymalnym stopniu zaspokojenie wymagań klientów, któ-

rzy zawsze oczekiwać będą produktów/usług jak najtańszych, jak najwyższej jakości i w jak najkrótszym czasie. Klienci nie są zainteresowani wewnętrznymi aspektami firmy, ideami, metodami wytwarzania, stylami zarządzania, strukturami oraz rozwiązaniami wykorzystywanymi w organizacji, istotne jest dla nich to, czy końcowy produkt lub usługa zaspokoi ich potrzeby, a jeśli nie zaspokoi, będą szukać lepszego rozwiązania u konkurencji. Dla przedsiębiorstwa utrata klienta jest najczęściej bezpowrotna. W związku z powyższym, zadaniem kierowników stała się taka organizacja prac, aby zapewnić rezultat oczekiwany przez klientów. Zarządzanie poszczególnymi elementami działań, choćby nawet skuteczne, okazało się zbyt wycinkowe, aby objąć wszystkie potrzebne elementy niezbędne w zapewnieniu efektu na odpowiednim poziomie. Niezbędne jest, więc kompleksowe zarządzanie całymi procesami i koncentrowanie się na ich właściwej organizacji. Na procesach i zarządzaniu nimi koncentruje się wielu badaczy i praktyków z różnych dziedzin, w tym informatycy, którzy dążą do jak najlepszej obsługi działania biznesu, koordynacji badań i wykonywanych zadań z pracami kierowników.

Pojęcie procesu zostało wprowadzone do nauk o organizacji przez F. Taylora w 1911 roku w książce *Zasady naukowego zarządzania*. Myśl F. Taylora upowszechniali i rozwijali teoretycy i praktycy organizacji, m.in. K. Adamiecki, którego prace stały się częścią podstaw nauki organizacji i zarządzania. Procesy interpretowane były jako zestaw działań opisujący kolejne operacje oraz umożliwiały wygodne połączenie opisu działania ludzi i maszyn. Z czasem podejście procesu porzucono jako degradujące rolę człowieka w wytwarzaniu. W latach 90. XX wieku pojęcie procesu powróciło w koncepcji przebudowy (ang. *reengineeringu*) procesów M. Hammera, J. Champy'ego (1993) oraz T. Davenporta (1993) i zostało wykorzystane we wszystkich działaniach w przedsiębiorstwie. Pojęcie procesu jest bardzo istotne dla podejścia procesowego (Brilman, 2002).

W literaturze przedmiotu istnieje wiele definicji procesu biznesowego. M. Hammer i J. Champy (1993) definiują proces biznesowy (ang. *business process*) jako uporządkowany zbiór czynności zaprojektowany w celu wytworzenia określonego wyjścia dla szczególnego klienta lub rynku. Proces biznesowy prezentuje, więc ciąg zdarzeń wymaganych do wytworzenia wyrobu lub usługi. H. Smith i P. Fingar (2003) przedstawiają definicję procesu biznesowego jako kompletnego i dynamicznie skoordynowanego zbioru transakcyjnych i wymagających współpracy działań, który dostarcza wartość dla klienta. G. Rummler i A. Brache definiują proces jako ciąg czynności zaprojektowanych tak, aby w ich wyniku powstał produkt lub usługa (Rummler i Brache, 2000). J. Brilman procesem określa strumień działań przetwarzających zaopatrzenie (surowce lub informacje) pochodzące od dostawców w produkcję dla

klientów zawierającą wartość dodaną (Brilman, 2002). Norma ISO 9000:2015 definiuje proces biznesowy jako zbiór działań wzajemnie powiązanych lub oddziałujących, które przekształcają wejścia w wyjścia za pomocą odpowiednich zasobów (Bitkowska, 2018). Procesem są, więc uporządkowane działania i ich celowość wyrażona w korzyści dla końcowego odbiorcy. Analizując definicję procesu, można stwierdzić, że proces biznesowy jest złożony z trzech elementów:

- logiki działania (sterowania) – przedstawia połączenia i przejścia między poszczególnymi elementami procesu. Podczas realizacji procesu wykonywane są czynności, w których biorą udział wykonawcy oraz coraz częściej otoczenie. Czynności te powinny być wykonywane z zachowaniem – wzajemnych relacji i zależności, odpowiedniej koordynacji, reguły i swoistej logiki oraz spójnie ze sobą;
- działań – opisują, jakie czynności są konieczne do wykonania, aby zrealizować proces. Mają one swoje ograniczenia (zasobowe i czasowe) oraz warunki realizacji (warunki inicjacji określające, co musi być spełnione, zanim działanie zostanie rozpoczęte, oraz warunki końcowe opisujące, co musi być spełnione, aby działanie można było uznać za zakończone);
- zasobów materialnych i niematerialnych – są to wszystkie elementy potrzebne do wykonania działań. Zasoby dzielą się na materialne (np. półprodukty, maszyny, media, surowce, materiały, infrastruktura) i niematerialne (np. umiejętności, komunikacja, wiedza i kompetencje ludzi, dokumenty i oprogramowanie wspomagające pracę).

Warto zwrócić uwagę, iż przytoczone powyżej definicje procesu mają wspólne cechy. Proces to ciąg czynności bądź działań, którego celem jest wytworzenie produktu dla jego odbiorcy, w ramach których zachodzi przepływ i transformacja materiałów, informacji, operacji bądź decyzji (Bitkowska, 2018). Procesy biznesowe występują w każdym przedsiębiorstwie, niezależnie od tego, w jaki sposób jest zarządzane, jaką ma strukturę czy do jakiego sektora zostało zakwalifikowane. Wynika to z faktu, że procesy przebiegają horyzontalnie, przekraczając granice poszczególnych działów funkcjonalnych organizacji, pracownicy natomiast widzą jedynie ich fragmenty, nie starając się nawet łączyć swoich działań z działaniami innych.

Obecnie proces można zdefiniować jako grupę powiązanych ze sobą czynności, wymagającą na wejściu wkładu i dającą na wyjściu rezultat (czynności, które mają określoną wartość dla klienta). Uważa się również, że proces to *zbiór czynności przebiegających równolegle, warunkowo lub sekwencyjnie, prowadzący do zmian zasobów przedsiębiorstwa na wejściu w efekty końcowe w postaci produktu lub usługi* (Ziemia i Obłąk, 2012).

Bardzo szczegółowo definiuje proces P. Grajewski (2003):

- proces jest łańcuchem sekwencyjnych czynności, które transformują mierzalne wejścia (materiały, informacje, urządzenia, metody) w mierzalne wyjścia (produkty, usługi, informacje) – polega zatem na dodaniu do zasileń nowej wartości (dodanej);
- proces ma mierzalny cel – najogólniej jest nim tworzenie wartości uznanej i zweryfikowanej przez odbiorcę, zawartej w produkcie, usłudze, informacji lub innym możliwym do zdefiniowania efekcie;
- proces ma dostawcę i klienta, a zatem jego granice wyznaczone są przez jakiś zdefiniowany rodzaj transakcji zakupu zasileń i sprzedaży wytworu;
- proces może być powtarzany, co oznacza, że możliwe jest jego zapisanie w formie umożliwiającej odczytanie jego przebiegu przez realizatorów.

W związku z powyższym procesem funkcjonuje zbiór zadań i działań, w wyniku których elementy wprowadzone do procesu ulegają transformacjom i przekształcane są w oczekiwany rezultat. Jednym z najważniejszych aspektów procesu jest jego celowość i ukierunkowanie na osiągnięcie określonego wyniku. Do tej perspektywy nawiązuje J. Lichtarski (2004), definiując proces *jako ciąg wzajemnie powiązanych lub zależnych czynności i innych zdarzeń wywołujących określone zmiany i zmierzających do osiągnięcia określonego wyniku końcowego*.

Pojęcie procesu nawiązuje do podejścia procesowego (ang. *Business Process Orientation*, BPO), które zorientowane jest na procesy biznesowe. Podejście procesowe za najważniejszy element przedsiębiorstwa wskazuje proces, na który składa się ciąg czynności. Istotą podejścia procesowego staje się odejście od sztywnych struktur funkcjonalnych i zastąpienie ich strukturą macierzową, gdzie zarządzanie zespołami i poszczególnymi zadaniami pozwala na większą elastyczność (Ziomba i Obłąk, 2012). W ten sposób firma może wyznaczyć i osiągnąć cel przez takie zarządzanie zadaniami, które umożliwia sprawne i szybkie zidentyfikowanie oraz zaspokojenie zarówno potrzeb, jak i oczekiwań odbiorcy. Podejście procesowe ma szerokie zastosowanie w teorii i praktyce zarządzania, a zastosowanie go oznacza zarządzanie całymi sekwencjami działań realizowanymi przez różne komórki funkcjonalne. Polega to na wykonywaniu kolejno zdefiniowanych czynności w ramach danego procesu, poprzez zaangażowanie wszystkich zasobów przedsiębiorstwa, które są odpowiedzialne za ich wykonanie (Ziomba i Obłąk, 2012).

W związku z tym, że pojęcie proces jest różnorodne oraz wieloznaczne, jego rozpatrywanie jako zjawiska organizacyjnego wymusiło dodanie określenia identyfikacyjnego – „biznesowy” (Nosowski, 2010). Procesy biznesowe

charakteryzują się tym, że są (Humphrey, 1988; Debenham, 2011; Romanowska, 2004; Gabryelczyk, 2006):

- związane z realizacją celów organizacji,
- inicjowane i oceniane przez klientów wewnętrznych lub zewnętrznych,
- zależne od wiedzy i osądu użytkownika – często zawierają działania, których nie może wykonać komputer ze względu na ich nieustrukturalizowanie, potrzebę dialogu z innymi uczestnikami procesu, wykorzystanie informacji w celu zmiany przebiegu procesu i konieczność szybkich reakcji na niespodziewane zmiany,
- powtarzalne, rozległe, złożone, reprezentujące przepływy: informacji, materiałów, kompetencji, wartości, wiedzy i działań biznesowych (potwierzeń, negocjacji, uzgodnień),
- wymagające szybkiej komunikacji między uczestnikami,
- dynamiczne, zmienne i odpowiadające na bieżące zapotrzebowania i ograniczenia rynkowe,
- rozproszone, przekraczające granice przedsiębiorstwa, korporacji, państw, a nawet kultur,
- rozproszone technologicznie, wykorzystujące wiele aplikacji i technologii na różnych platformach,
- zróżnicowane czasowo: od kilkunastosekundowych prostych transakcji aż po długotrwałe – trwające godziny, dni, tygodnie, a nawet lata,
- zróżnicowane strukturalnie, składają się zarówno z działań rutynowych i strukturalizowanych, które stosunkowo łatwo zautomatyzować, jak i w coraz większej części z działań niestrukturalizowanych, wymagających dużego doświadczenia, kompetencji, wiedzy, których maszynowe wspomaganie jest bardzo trudne, często ukryte i trudne w ujawnieniu i wizualizacji. Są często nieudokumentowane, wbudowane w aplikacje, procedury, bazy danych lub wrośnięte w kulturę organizacji, jej historię i w świadomość członków organizacji.

Bez względu na wielkość przedsiębiorstwa nie można analizować go wyłącznie przez pryzmat pojedynczych procesów. Każda organizacja funkcjonuje jako sieć wzajemnie powiązanych działań, które wspólnie tworzą podstawę modelu biznesowego i bezpośrednio wpływają na jakość oferowanych produktów oraz usług. Warto podkreślić, że zarządzanie procesami to zagadnienie złożone i przede wszystkim ciągłe, obejmujące m.in. identyfikację, analizę, modelowanie, wdrażanie oraz ocenę istniejących procesów (Turek i Wojtczuk-Turek, 2017). Najistotniejszym spośród wymienionych etapów jest identyfikacja procesów polegająca na ich klasyfikacji, opisie według

określonych kryteriów (takich jak działania, wykonawcy czy produkty) oraz określeniu wzajemnych relacji między nimi (Szczepańska i Budgol, 2016). Skuteczna identyfikacja procesów umożliwia ich właściwą priorytetyzację oraz klasyfikację na procesy podstawowe i pomocnicze, zgodnie z koncepcją łańcucha wartości Portera (Bitkowska, 2019). W późniejszym czasie jako trzecia została dodana kategoria procesów zarządczych (Dumas, La Rosa, Mendling i Reijers, 2022). Warto podkreślić, że podział procesów na wspomniane kategorie jest ściśle uzależniony od specyfiki danej organizacji, dlatego nie istnieje uniwersalny schemat klasyfikacji, który można zastosować we wszystkich przypadkach.

Procesy podstawowe, nazywane również biznesowymi, obejmują działania bezpośrednio związane z działalnością operacyjną przedsiębiorstwa, których celem jest realizacja głównych założeń biznesowych. Wspólną cechą tych procesów stanowi to, że na ich podstawie można ocenić jakość i efektywność funkcjonowania całej organizacji. Ich rezultatem jest produkt lub usługa bezpośrednio związana z kluczową działalnością firmy. Przykładami procesów podstawowych są procesy produkcyjne, logistyczne (zarówno wewnętrzne, jak i zewnętrzne), marketingowe oraz sprzedażowe. Procesy pomocnicze (wspierające) nie wpływają bezpośrednio na wartość dostarczaną klientowi, jednak często są niezbędne do prawidłowego funkcjonowania procesów podstawowych. Ich znaczenie polega na tym, że tworzą środowisko umożliwiające sprawną realizację głównych działań organizacji. Procesy te mogą być realizowane wewnętrznie (w obrębie firmy) lub zewnętrznie – na styku z otoczeniem rynkowym, co stwarza możliwość ich zlecenia na zewnątrz (ang. *outsourcing*). Do tej grupy należą m.in. procesy związane z zarządzaniem zasobami ludzkimi, księgowością oraz obsługą administracyjną. Procesy zarządcze mają charakter strategiczny i pełnią funkcję nadrzędną wobec procesów podstawowych i pomocniczych. Obejmują działania planistyczne, organizacyjne, kontrolne oraz nadzorcze, a także odpowiadają za definiowanie misji, strategii i zasad funkcjonowania organizacji. Mimo że nie generują bezpośrednio wartości dodanej dla klienta, są kluczowe dla zapewnienia spójności, efektywności i długofalowego rozwoju przedsiębiorstwa. Przykładowe procesy zarządcze to: zarządzanie strategiczne, kontroling, doskonalenie procesów oraz zarządzanie zmianą (Grajewski, 2012; Szczepańska i Budgol, 2016).

Współczesne organizacje funkcjonujące w dynamicznym, zglobalizowanym i coraz bardziej złożonym otoczeniu rynkowym nie powinny już polegać wyłącznie na tradycyjnych, funkcjonalnych modelach zarządzania. Dziś kluczowym czynnikiem sukcesu staje się procesowe podejście do zarządzania, w którym najważniejszym elementem struktury organizacyjnej nie jest pionowa hierarchia, lecz horyzontalnie przebiegające procesy biznesowe. Procesy te są ściśle

powiązane z wartością dostarczaną klientowi i stanowią fundament działalności operacyjnej przedsiębiorstwa – zarówno w wymiarze produkcyjnym, usługowym, jak i zarządczym. Ich efektywne zarządzanie pozwala na osiągnięcie kluczowych celów: elastyczności operacyjnej, wyższej jakości, redukcji kosztów oraz zwiększenia szybkości reagowania na potrzeby rynku.

Warto również zwrócić uwagę na to, że współczesne procesy biznesowe są coraz bardziej złożone, nieustrukturalizowane i rozproszone, a ich efektywność zależy w dużej mierze od kompetencji pracowników, współpracy międzydziałowej, jakości informacji i zdolności adaptacyjnych całej organizacji. W tym kontekście rośnie znaczenie technologii informatycznych – zarówno w zakresie wspomagania realizacji procesów, jak i ich monitorowania, modelowania oraz ciągłego doskonalenia. Z tego powodu integracja narzędzi IT z praktyką zarządzania procesowego staje się w większości przypadków koniecznością. Podejście procesowe przestaje być jedynie narzędziem optymalizacyjnym, a staje się ono fundamentem nowoczesnego zarządzania organizacją, które umożliwia reagowanie na zmienne potrzeby rynku, integrację rozproszonych działań oraz zwiększenie wartości dostarczanej klientowi. W tym świetle każda organizacja, która dąży do trwałej przewagi konkurencyjnej, powinna traktować zarządzanie procesami nie jako projekt jednorazowy, lecz jako ciągłą strategię rozwoju i innowacji.

1.2. Podejście procesowe w zarządzaniu organizacją

Tradycyjna, funkcjonalna struktura organizacyjna ma solidne podstawy i jest dobrze ugruntowana. Każdy pracownik zna swoje zadania i specjalizuje się w określonych obszarach działalności, a scentralizowane zarządzanie pozwala na optymalizację kosztów. Struktura ta ma charakter prosty i hierarchiczny, co sprawia, że relacje służbowe są jasne i z góry określone. Organizacja przedsiębiorstwa opiera się na podziale na działy i departamenty, które tworzą pionowe struktury oparte na specjalistycznej wiedzy i kompetencjach związanych z konkretnymi obszarami działalności (Lichtarski, 2004). Biorąc pod uwagę wszystkie zalety firmy zorientowanej funkcjonalnie, należy zwrócić uwagę na to, że nie spełnia ona wymagań współczesnego rynku. Obecnie skupienie się na tym, co się robi, zamiast na tym, jak i dla kogo, nie jest wystarczające. Wcześniej stabilna struktura, dziś nie przystaje do szybko zmieniających się wymagań klientów i konkurencji (Davenport, 1993). Uwaga przedsiębiorstwa została skupiona na kliencie i jego najsprawniejszej obsłudze. Klient nie widzi wewnętrznych rozwiązań stosowanych w organizacji i nie interesują go one. Jest zainteresowany jedynie efektem jego żądań, który jest wynikiem ciągu działań zachodzących na zewnątrz

i wewnątrz organizacji. Zarządzanie konkretnymi elementami, skupianie się wyłącznie na zasobach, stało się za bardzo wycinkowe i mało skuteczne, aby objąć wszystko to, co jest potrzebne i zapewnić rezultat na odpowiednim poziomie. Konieczne jest zarządzanie procesami w całości i podporządkowanie ich właściwej organizacji (Jokiel, 2009). Rozwiązania klasyczne, które oparte są na podziale funkcjonalnym i pionowej, wieloszczeblowej hierarchii, coraz mniej nadają się do wykorzystania w zmieniających się firmach cywilizacji wiedzy i informacji, co nie oznacza, że w ogóle nie znajdują zastosowania w pewnych praktycznych obszarach. Nieustannie poszukiwane są nowe sposoby działania i nowe struktury organizacyjne. Obecnie wymienia się tu organizacje: wiedzy, wirtualne, sieciowe (Grajewski, 2007). Zdecydowana większość nowych sposobów zarządzania koncentruje się na zarządzaniu procesami zachodzącymi w przedsiębiorstwie, ze szczególnym uwzględnieniem procesów, w których jest tworzona wartość dla klienta, i których końcowym celem jest klient, a efektem – jego zadowolenie i zysk dla przedsiębiorstwa.

Współczesne wyzwania wymagają podejścia opartego na zarządzaniu procesami jako całością oraz ich podporządkowaniu właściwej organizacji. W tym kontekście kluczową rolę zaczyna odgrywać sztuczna inteligencja, która dzięki zdolnościom do analizy dużych zbiorów danych, automatyzacji i podejmowania decyzji w czasie rzeczywistym, pozwala na holistyczne zarządzanie procesami. SI umożliwia identyfikację tzw. wąskich gardeł, przewidywanie ryzyka oraz optymalizację przebiegu procesów, co znacząco zwiększa skuteczność i elastyczność zarządzania. W efekcie organizacje mogą nie tylko reagować na zmiany, ale też proaktywnie doskonalić swoje działania, osiągając lepsze wyniki i przewagę konkurencyjną.

Na podejście procesowe zwraca uwagę również M. Porter, który w książce *Competitive advantage* przedstawił koncepcję łańcucha wartości jako spójnego zbioru między funkcjonalnymi działaniami biznesowymi, które przyczyniają się do powstawania wartości dla klienta (Porter, 1985). Idea łańcucha wartości idealnie połączyła się z koncepcją procesów biznesowych (Rummler i Brache, 2000), a zrozumienie użyteczności i istotności tego podejścia doprowadziło na początku lat 90. XX wieku M. Hammera i J. Champy'ego oraz T. Davenporta do sformułowania idei reinżynierii procesów biznesowych (Hammer i Champy, 1993; Davenport, 1993). W 2001 roku K. McCormack i W. Johnson opublikowali książkę *Business Process Orientation: Gaining the EBusiness Competitive Advantage* (2001). W recenzji do niej B. Hakanson napisał: *we współczesnym biznesie konkurencja odbywa się już nie między poszczególnymi przedsiębiorstwami, ale między procesami, w których te przedsiębiorstwa uczestniczą. Orientacja procesowa i integracja procesów między firmami będą więc kluczową*

przewagą zwycięzców. Podobnie sądzi E. Huller: *Najważniejszym czynnikiem przekształcenia dawnych organizacji w nowe jest stopień, w jakim zostaną w nich zrozumiane i zoptymalizowane procesy biznesowe. A kluczem do tego jest orientacja procesowa* (McCormack i Johnson, 2001).

Podejście procesowe zyskało również swoje miejsce w systemie oficjalnej oceny weryfikacji i certyfikacji firm. W normie ISO 9000:2000 procesowe podejście oraz partnerstwo wszystkich interesariuszy ma status unormowanych działań podlegających certyfikacji. Tym samym zarządzanie procesowe zostało uznane za warunek wstępny, niezbędny do utrzymania konkurencyjności na współczesnym, coraz szybciej zmieniającym się rynku (Szelągowski, 2005). Idee podejścia procesowego trafiły na podatny grunt i zbiegły się w czasie z początkiem gwałtownego rozwoju technologii informatycznych, wzmocnionych jeszcze falą powstających technologii internetowych. Przekształcenie przedsiębiorstwa z organizacji działającej funkcjonalnie do firmy, w której sprawnie realizowane są procesy, jest zadaniem trudnym i długotrwałym.

Modelowanie procesów biznesowych odgrywa kluczową rolę w definiowaniu i optymalizacji głównych działań przedsiębiorstwa, stanowiąc fundament efektywnego zarządzania organizacją. Poprawnie skonstruowany model procesów pozwala na identyfikację i eliminację zbędnych oraz redundantnych czynności, co prowadzi do zwiększenia efektywności operacyjnej. Ponadto umożliwia dostosowanie struktury i funkcjonowania organizacji do dynamicznie zmieniających się warunków otoczenia zewnętrznego, wspierając tym samym jej zdolność adaptacyjną oraz elastyczność wobec zmian rynkowych i technologicznych. Współcześnie, modelowanie procesów biznesowych stało się nieodłącznym elementem projektowania i wdrażania systemów informatycznych wspierających zarządzanie przedsiębiorstwem. Standardową i powszechnie akceptowaną notacją w tym obszarze jest BPMN (ang. *Business Process Model and Notation*), która dzięki swojej graficznej i intuicyjnej formie umożliwia precyzyjne odwzorowanie skomplikowanych procesów biznesowych. BPMN pozwala na wizualizację przepływu informacji, działań oraz zależności między poszczególnymi elementami procesów, co znacząco ułatwia ich analizę, interpretację oraz późniejsze modyfikacje. Zastosowanie BPMN wykracza poza samą dokumentację procesów, stanowi podstawę nowoczesnego zarządzania procesowego, umożliwiając integrację z narzędziami do automatyzacji i monitorowania procesów. Szczegółowa i systematyczna analiza modeli procesów pozwala na identyfikację niepożądanych rezultatów, takich jak opóźnienia, błędy czy nadmierne koszty, oraz wychwycenie tzw. wąskich gardeł, które ograniczają wydajność i skuteczność działania organizacji. Dzięki temu możliwe jest wprowadzenie ukierunkowanych działań doskonalących, które

prowadzą do optymalizacji przebiegu procesów, poprawy jakości usług oraz wzrostu satysfakcji klientów. Co więcej, modelowanie procesów sprzyja lepszemu zrozumieniu wewnętrznych mechanizmów funkcjonowania organizacji przez jej pracowników i menedżerów, co wpływa na efektywniejszą komunikację i współpracę między działami. W konsekwencji modelowanie procesów biznesowych stanowi strategiczne narzędzie wspierające zarządzanie zmianą oraz innowacyjność w przedsiębiorstwie (Ziomba i Obłąk, 2012).

Wykorzystywanie procesów powoduje lepsze uwzględnienie w działaniach wykonawców wymagań klientów wewnętrznych oraz zewnętrznych i pozwala zidentyfikować ich rolę. Podejście procesowe realizuje założenie optymalizacji działań mających na względzie procesy, a nie funkcje i dlatego proces jest naturalną determinantą osiągania wzrostu efektywności współczesnej firmy. Usprawnianie funkcjonowania na podstawie analizy procesów pozwala na dynamizację całego systemu organizacyjnego. Zmiana przedsiębiorstwa w organizację zorientowaną procesowo polega na dostosowaniu zadań, struktur organizacyjnych i zasobów przedsiębiorstwa, aby aktywność tych części ukierunkowana była na jak najlepszą realizację procesów biznesowych.

I. Borucińska prezentuje syntetyczną definicję organizacji procesowej, która uwzględnia rolę i znaczenie uczestników procesów: *Organizacja procesowa to firma, w której pracownicy znają swoją rolę w procesach i wiedzą, jakiej wartości dodanej się od nich oczekuje, gdyż jej dostarczenie jest podstawą pozytywnej oceny pracy, rozumieją, kto jest ich klientem zewnętrznym i wewnętrznym oraz jak się definiuje jakość otrzymywanych produktów lub usług. Potrafią także definiować wymagania względem swoich dostawców; w tym wewnętrznych, tak, aby wykorzystać ich kompetencje do uzyskania jak najlepszych parametrów wejściowych procesu, za który sami odpowiadają* (Borucińska, 2007). Organizacja procesowa to system ukierunkowujący relacje między realizatorami jej zadań na działania zawarte w zaprojektowanych procesach. Struktura firmy skoncentrowana jest na procesowym charakterze jej działania i konfiguruje elementy systemu, uwzględniając procesy, a nie tylko funkcje. Biorąc pod uwagę ten punkt widzenia, organizacja procesowa powinna być budowana na podstawie następujących założeń (Grajewski, 2007):

- wszystkie wyodrębnione organizacyjnie elementy są z zasady równoważne ze względu na ich przydatność w realizacji zamówień wewnętrznych;
- każdy obszar przedsiębiorstwa jest klientem i ma możliwość wyboru realizacji zamówienia zarówno wewnątrz, jak i na zewnątrz przedsiębiorstwa;
- każdy obszar firmy jest usługodawcą wewnętrznym i może lokować swoje usługi na rynku zarówno wewnętrznym, jak i zewnętrznym (z wyjątkiem usług zastrzeżonych do użytku wewnętrznego);

- procesy przedsiębiorstwa są konfigurowane w perspektywie klientów „od zewnątrz do wewnątrz”, co oznacza, że projektowanie rozpoczyna się od zdefiniowania oczekiwań klienta, a następnie podąża się wstecz, konfigurując procesy wewnątrz firmy tak, aby osiągnąć rezultat (wartość) przez niego oczekiwany. Jest to zastosowanie przeciwstawne do tradycyjnego, produkuje się to, co się umie, a następnie podejmuje się działania w celu zbycia tego produktu na rynku;
- stałym elementem systemu działania jest możliwość negocjacji warunków dostawy usług wewnątrz sekwencyjnego łańcucha tworzenia wartości;
- system organizacyjny, w tym struktura, powinien być przekonfigurowany z układu funkcjonalnego na procesowy.

Zarządzanie procesem biznesowym tworzącym wartość dla użytkowników nie może obecnie sprowadzać się jedynie do rutynowego, powtarzalnego wykonywania tego samego, nawet najlepiej zoptymalizowanego i wdrożonego procesu. Oczekiwania, przyzwyczajenia oraz możliwości użytkowników są zróżnicowane, więc kluczem do sukcesu staje się nie tyle „optymalny proces biznesowy”, ile najbardziej umiejętnie przeprowadzony proces dynamicznego kształtowania procesów biznesowych zgodnie z wymaganiami indywidualnego klienta (Szelągowski, 2006). Ciągłe doskonalenie procesów jest nieodłącznym elementem podejścia procesowego wymuszonym zmiennością warunków działania współczesnego przedsiębiorstwa.

W niniejszej pracy przyjęto następującą definicję podejścia procesowego: orientacja na klienta i maksymalizacja możliwości zaspokojenia jego wymagań, co w konsekwencji determinuje ciągłe doskonalenie procesów biznesowych organizacji polegające na stałym poszukiwaniu możliwości ulepszania w codziennej działalności realizowanych procesów, z zachowaniem założonej metodyki rozwiązywania problemów i z wykorzystaniem doświadczeń wynikających z popełnianych błędów. Kluczową ideą ciągłego doskonalenia jest to, że większość pracowników organizacji każdego dnia odkrywa możliwości usprawniania procesów, które realizuje oraz znajduje, analizuje, testuje i wdraża rozwiązania służące nie tylko do osiągnięcia wzrostu produktywności, ale również jakości działań i produktów, bez czego organizacja nie byłaby konkurencyjna.

Brzeziński twierdzi, że *niewątpliwie paradygmatem, który w ostatnich latach dokonał skokowych zmian w naukach o zarządzaniu, jest paradygmat myślenia procesami. Przechodzenie od myślenia strukturalnego, tradycyjnie stosowanego przez dziesięciolecia, do myślenia procesowego stworzyło nową filozofię zarządzania, której istotą jest podatność na zmiany i odchodzenie od linearnego spojrzenia na organizację na rzecz prawidłowości przepływu* (Brzeziński, 2014).

Rozumiane w ten sposób podejście procesowe sprawia, że dobra organizacja procesów staje się głównym zasobem organizacji. P. Senge z Massachusetts Institute of Technology zauważa, że *na dłuższą metę jedynym pewnym źródłem konkurencyjnej przewagi przedsiębiorstwa jest jego zdolność do uczenia się szybciej niż inni* (Senge, 1990). Jeśli chodzi o podejście procesowe, jest to wiedza o tym, jak organizować procesy, jak nimi zarządzać i szybko dostosowywać je do zmiennych warunków rynku. Zdaniem E. Deminga, jeśli w działalności organizacji pojawiają się problemy, jeżeli jakość lub wydajność nie spełniają naszych oczekiwań, to w 85% przypadków przyczyn należy szukać po stronie procesu, a jedynie w 15% przypadków – po stronie ludzi (Deming, 1986). Podobną opinię formułują E. Skrzypek i M. Hofman: *analizując przypadki wielu przedsiębiorstw można stwierdzić, że problemem nie jest jakość produktów czy usług, lecz poziom jakości procesów, które owe produkty lub usługi tworzą. Można zatem stwierdzić, że jakość produktów i usług jest pochodną jakości procesów. Poprawa jakości produktów i usług jest konsekwencją poprawy jakości procesów* (Skrzypek i Hofman, 2010).

W tym miejscu należy również zaznaczyć, że potrzebne jest tu zachowanie odpowiedniej równowagi między tym, co zmienne, mobilne (ang. *agile*), łatwe w rekonfiguracji a tym, czego nie należy zmieniać, co stabilne, pryncypialne, pewne i niezmiennie. Jedynie taka równowaga da możliwość odpowiedniej reakcji na zmiany oraz ochroni przed nadmierną wrażliwością na nie i popadnięciem w chaos (Lisiecka, 2010). W związku z powyższym, procesami należy zarządzać w sposób dynamiczny, ze względu na to, że nie da się przewidzieć wszystkich potrzeb klientów, a firma powinna szybko adaptować procesy do indywidualnych potrzeb konkretnego wykonania. Wymaganie dynamiczności zarządzania stawia przed menedżerami wyzwanie utrzymywania procesów w stanie aktualnym. Nowe procesy trzeba inicjować w bardzo krótkim czasie, a istniejące dopasowywać do coraz szybszych zmian zachodzących w firmie i jej otoczeniu.

Podobnie stwierdza S. Nowosielski: *znacznie ważniejsze od prognozowania coraz trudniej przewidywalnej rzeczywistości staje się projektowanie takich rozwiązań organizacyjnych, w tym modelowania procesów gospodarczych, które pozwolą szybko i elastycznie reagować na zmieniające się potrzeby klientów i warunki funkcjonowania* (Nowosielski, 2009). Podstawowym zadaniem właściciela procesów nie jest przewidywanie wszystkiego, co się stanie, ale stworzenie systemu organizacyjnego pozwalającego na obsłużenie nieprzewidzianych wyzwań. Użytkownicy obsługujący dany proces otrzymują do zrealizowania „proces standardowy”, zaprojektowany według obecnie najlepszej wiedzy organizacji. Jest to proces standardowy na obecną chwilę, ponieważ standard pod wpływem wymagań klientów, zmian technologii czy nowych doświadczeń przedsię-

biorstwa może się zmieniać. W związku z tym, że w praktyce nie istnieją dwa takie same warunki wykonania, procesy standardowe „na dzisiaj” powinny być dynamicznie dostosowywane przez użytkowników do wymogów realizacyjnych. Klasycznie wykorzystywany cykl doskonalenia procesów przez liderów, zawierający modelowanie procesów, obserwację realizacji, wyciąganie wniosków, wykorzystywanie zdobytej wiedzy do ulepszenia procesu, jest dziś zbyt wolny i niewystarczający (Szelągowski, 2006).

W literaturze przedmiotu różnie definiuje się nie tylko same pojęcia zarządzania procesami biznesowymi, zarządzania procesowego, podejścia procesowego i orientacji procesowej, lecz także relacje pomiędzy nimi.

Zarządzanie procesowe obejmuje wiele faz, etapów i czynności, których zestaw tworzy metodykę zarządzania procesowego. Obejmuje ona swym zakresem organizowanie prac, projektowanie procesu, wdrażanie go oraz nadzór nad jego realizacją. Podejście procesowe natomiast to sposób podejścia do zarządzania koncentrujący się na sekwencjach działań podejmowanych w firmie i poza nią oraz powiązaniach pomiędzy nimi w celu osiągnięcia zamierzonych wspólnie rezultatów (Romanowska, 2004).

W niniejszej monografii przyjęto, że podejście procesowe do zarządzania jest terminem ogólniejszym, rozumianym jako sposób widzenia całości lub fragmentu określonej rzeczywistości organizacyjnej przez pryzmat procesów w niej realizowanych. Pojęcie orientacji procesowej to całościowy sposób działania danej organizacji, w której priorytetowo traktuje się realizowane procesy (Nosowski, 2010). Orientacja procesowa może być definiowana także jako przedsięwzięcie organizacyjne w kierunku uczynienia z procesów biznesowych fundamentu budowy struktur organizacyjnych oraz przedmiotu planowania strategicznego (Kohlbacher i Gruenwald, 2011). Nie można jednak mówić o orientacji procesowej, jeśli menedżerowie nie mają realnego wpływu na realizację procesów oraz zarządzanie nimi. Zarządzanie zorientowane na procesy nie jest możliwe bez sprawnego zarządzania samymi procesami.

Zarządzanie procesami biznesowymi to prężnie rozwijająca się praktyka zarządzania, która zapewnia firmie środki do podnoszenia konkurencyjności i stabilności na globalnym rynku. Dla osób praktycznie wykorzystujących zarządzanie procesami w pracy zawodowej jest ono głównie transformowaniem i usprawnianiem procesów biznesowych oraz organizowaniem i harmonizacją projektów. Praktycy postrzegają zarządzanie procesami w różnych perspektywach, w których główną rolę odgrywają (Reiter, Stewart, Bruce, Bandara i Rosemann, 2010):

- orientacja na łańcuch wartości dodanej i podkreślanie kreowania wartości dla klienta,
- orientacja na klienta i zaspokojenie jego potrzeb,

- przeciwstawienie dla podejścia funkcjonalnego i skupienie się na organizacji działań,
- podejście holistyczne (ang. *end-to-end*), którego główną ideą jest objęcie wszystkich działań jednym systemem zarządzania,
- podjęcie wysiłku w celu usprawnienia i optymalizacji kolejnych działań,
- zarządzanie z naciskiem na definiowanie celów i włączanie wykonawców w ich osiąganie,
- zarządzanie z naciskiem na realizację całego cyklu życia procesu.

Podejście procesowe stanowi dziś jedno z kluczowych założeń współczesnego zarządzania organizacją, zwłaszcza w warunkach dynamicznie zmieniającego się otoczenia rynkowego, rosnących oczekiwań klientów oraz potrzeby zachowania elastyczności i efektywności operacyjnej. Zasadniczą wartością podejścia procesowego jest jego holistyczny charakter. Przedstawia organizację jako system powiązanych działań zmierzających do tworzenia wartości dodanej dla klienta, a nie jako zbiór niezależnych jednostek funkcjonalnych. Dzięki temu eliminuje się tzw. silosowe zarządzanie, zastępując je współpracą między działami, integracją danych oraz lepszą orientacją na rezultaty. Zarządzanie procesowe uwypukla również znaczenie logiki działania, co nabiera szczególnego znaczenia w kontekście cyfryzacji i wdrażania systemów informatycznych zarządzania. Systemy te, uzupełnione o komponenty sztucznej inteligencji, pozwalają automatyzować działania operacyjne, monitorować przepływy zasobów i danych oraz wspierać decyzyjność w czasie rzeczywistym.

Warto zaznaczyć, że współczesne procesy są coraz częściej niestrukturne, rozproszone i wymagające adaptacji, co zwiększa zapotrzebowanie na technologie umożliwiające ich elastyczne modelowanie, symulację i optymalizację. W tym kontekście zastosowanie sztucznej inteligencji staje się nie tylko korzystne, lecz wręcz konieczne do zapewnienia konkurencyjności i odporności operacyjnej organizacji.

Z punktu widzenia teorii zarządzania, podejście procesowe nie tylko redefiniuje struktury organizacyjne, ale również promuje myślenie systemowe, podejście ciągłego doskonalenia *kaizen* i orientację na klienta. Z kolei w praktyce biznesowej umożliwia tworzenie metryk efektywności procesów, np. KPI, ich mapowanie i stałe monitorowanie, co prowadzi do lepszego zarządzania jakością, kosztami i czasem.

Podejście procesowe oparte na zarządzaniu złożonymi, dynamicznymi i klientocentrycznymi sekwencjami działań, jest dziś nie tylko aktualne, ale i nieodzowne. Jego wdrażanie wymaga jednak odpowiedniej kultury organizacyjnej,

technologii wspierających oraz strategicznego zaangażowania kadry kierowniczej. W tym świetle integracja sztucznej inteligencji z podejściem procesowym może stanowić fundament przyszłościowej transformacji organizacyjnej, umożliwiając nie tylko automatyzację, lecz również inteligentną adaptację do zmian.

1.3. Kluczowe koncepcje wspierające zarządzanie procesami

Podejście procesowe prowadzi do istotnych korzyści po stronie zarówno wydajności, jak i spójności całego systemu zarządzania, umożliwia ulepszenie całych łańcuchów generowania wartości, które mogą być przekrojowe i wychodzić poza ramy jednego działu czy pionu firmy, a nawet na zewnątrz organizacji.

Należy w tym miejscu zwrócić uwagę na to, że koncepcja podejścia procesowego ma swoje początki w pracach A. Smitha (2007) lub F. Taylora (1911). Koncepcja ta nie stanowiła wtedy całościowego podejścia do zarządzania organizacją, ale jedynie postulat zwiększający wydajność, którego istotą był podział prac na odpowiednie zadania wykonywane w odpowiedniej kolejności, aby prowadziły do uzyskania pożądanego efektu. F. Taylor kładł dodatkowo nacisk na standaryzację wykonywanych zadań, co przekładało się pośrednio na normalizację procesu wytwórczego produktu jako całości.

Następnym etapem rozwoju zarządzania zgodnego z podejściem procesowym była próba modelowania zadań, jakie muszą zostać wykonane do osiągnięcia założonego celu. H.L. Gantt wydał pierwszą publikację zawierającą wizualną reprezentację przepływu pracy w 1910 roku. Oczywiście wykresy Gantta nie ujmowały definicji procesu z równą siłą, ale pozwalały już na określenie czasu, kosztu oraz identyfikacji wszystkich niezbędnych zadań w danym procesie wraz z ich zależnościami czasowymi (Gantt, 1919).

Podobną metodę wizualizacji zadań opracował polski teoretyk zarządzania K. Adamiecki (1931). Pierwsze wykresy zwane przez niego harmonogramami powstały w 1896 roku podczas jego pracy w hucie (Adamiecki, 1931). Znaczącym elementem podejścia procesowego stało się zarządzanie obciążeniem i spiętrzeniami prac na poszczególnych stanowiskach czy etapach procesu. Wprowadzenie podziału prac, systemu normowania pracy, harmonogramów w znacznym stopniu zwiększało efektywność procesów, zwłaszcza o charakterze produkcyjnym.

W obszarze usług organizacja napotykała dodatkowe wyzwania związane ze strumieniem zgłoszeń, obsługą zgłoszeń klientów i dynamiczną alokacją zasobów. Zauważył to A.K. Erlang (1909) i na podstawie procesu obsługi połączeń telefonicznych opracował i opublikował w 1909 roku teorię ruchu

telefonicznego, nazywaną również teorią kolejek. Teoria dostarcza narzędzi do badania i obliczania takich parametrów, jak czas oczekiwania, czas, kiedy stanowisko jest zajęte, czas obsługi czy innych parametrów związanych z mierzeniem wydajności kolejek. Teoria uwzględnia również obsługę równoległą polegającą na dzieleniu zasobów obsługujących oraz strategię obsługi zgłoszeń o różnym priorytecie. Należy jednak zwrócić uwagę, że pewne założenia tej teorii są mało realistyczne, jak działanie w zupełnej izolacji od innych procesów oraz to, że zdarzenia następują po sobie zgodnie z rozkładem Poissona, a także założenie o nieskończonej pojemności kolejek.

Kolejnym etapem rozwoju zarządzania firmą na podstawie procesów była chęć zapewnienia im wykorzystywania swojego pełnego potencjału i dostarczania oczekiwanych produktów na wyjściu. Pierwszą metodą, w której zastosowano kontrolę procesu, była metoda statystycznego kontrolowania procesów (SKP) W.A. Shewharta wynaleziona na początku lat 20. XX wieku i wdrożona na skalę przemysłową podczas II wojny światowej przez W.E. Deminga (1986). Kluczową cechą metody SKP jest badanie procesu, biorąc pod uwagę dwa rodzaje przyczyn odchyleń: pierwszej grupy związanej bezpośrednio z procesem o charakterze rutynowym i drugiej specjalnej, występującej sporadycznie, jak np. awarie.

W obszarze zarządzania zmianą, pierwszą rozpowszechnioną metodą był czteroetapowy cykl ciągłego doskonalenia procesów i produktów znany jako PDCA (ang. *plan-do-check-act*). Cykl PDCA rozpoczyna etap (ang. *plan*) polegający na zaplanowaniu z wyprzedzeniem zmiany, określeniu, jaki wpływ będzie ona miała, ustaleniu, jaki rezultat jest zamierzony oraz w jaki sposób będzie można zmierzyć jego osiągnięcie. Etap planowania uwzględnia zaangażowanie niezbędnych zasobów do wykonania zmiany, przewiduje również udział właścicieli zmienianych procesów biznesowych. Drugi etap cyklu PDCA (ang. *do*) skupia się na wykonaniu zaplanowanego działania, czyli uruchomieniu procesu lub wyprodukowaniu produktu. Trzeci etap cyklu (ang. *check*) to zbieranie i analizowanie danych w celu zmierzenia poziomu osiągniętych celów przy użyciu wskaźników przewidzianych na etapie planowania. Ostatnim etapem cyklu PDCA jest (ang. *act*), czyli poprawa istniejącego stanu rzeczy. Po zidentyfikowaniu pożądanych przyszłych zmian bieżący cykl dobiega końca i następuje przejście do etapu pierwszego kolejnego cyklu.

W latach 80. XX wieku W.E. Deming w swoim dziele *Out of the Crisis* (Deming, 1986) opublikował 14 zasad stanowiących również zbiór najważniejszych elementów podejścia *total quality management* (TQM), czyli zarządzania przez jakość. Zasady te są kluczem do sprawnego funkcjonowania firmy, część z tych zasad dotyczy procesów i została zaadaptowana do koncepcji zarządzania przez procesy. TQM skupia się jednocześnie na

osiągnięciu sukcesu w zadowoleniu klientów, a także na zachowaniu korzyści dla firmy i społeczeństwa. Istotą TQM jest zintegrowanie celów organizacji z celami jego klientów, przy jednoczesnym połączeniu z zaangażowaniem wszystkich uczestników do ciągłego doskonalenia. TQM zakłada dążenie do doskonałości poprzez ciągłe poprawianie produktów i sposobów działania.

Kolejnym podejściem skoncentrowanym na jakości jest podejście SixSigma, którego celem jest zapewnienie znikomej liczby defektów produktu lub usługi. W tym podejściu dąży się do minimalizacji odchyleń w procesach biznesowych, przy czym oczekiwany poziom wynosi poniżej 3 defektów na milion wytworzonych produktów/usług. Dzięki zrealizowaniu postulatu obniżenia liczby defektów do minimum i zapewnieniu ciągłości i przewidywalności procesów rozwinęły się techniki optymalizacji zasobów w procesach.

Następnym podejściem wykorzystywanym w zarządzaniu firmą jest *lean manufacturing* koncentrujący się na zapewnieniu realizacji wymagań klientów po jak najniższym koszcie wytwórcy produktu/usługi. Podejście *lean manufacturing* w odróżnieniu od wcześniejszych podejść skupia się na optymalizacji całego przedsiębiorstwa, nie tylko na poziomie procesów. Ideą, która pozwala na realizację optymalizacji, jest obniżenie strat do minimum. W celu uzyskania płynności wymagane jest zapewnienie wysokiego poziomu jakości, tak aby nie dopuszczać do nieplanowanych przestojów i skupić się na dostarczaniu potrzebnych zasobów jedynie w momencie, gdy są one potrzebne.

Sposób dojścia do poziomu konkurencyjności z wykorzystaniem podejścia TQM, SixSigma oraz *lean manufacturing*, dzięki stosowaniu podejścia ciągłego, stopniowego doskonalenia procesów i produktów, nie był wystarczający dla organizacji oczekujących kluczowych zmian w krótkim okresie. W celu zaspokojenia tych potrzeb powstała koncepcja radykalnych zmian procesowych (vom Brocke i Rosemann, 2010), która umożliwiała odniesienie korzyści w krótkim czasie. Pierwszy krok w BPR to wybór procesów, które mają zostać przeprojektowane. Kolejno budowany jest zespół odpowiedzialny za wdrażanie zmian. Następnie zostaje dogłębnie przeanalizowany już istniejący proces i opracowany nowy proces, a na końcu dochodzi do przebudowy istniejącego procesu i jego wdrożenia. BPR swoją uwagę skupia przede wszystkim na wskazaniu jednostek organizacyjnych odpowiedzialnych za dany proces, precyzuje zakres odpowiedzialności właścicieli procesów biznesowych oraz wprowadza centralne repozytorium procesów biznesowych jako niezbędne źródło informacji do prawidłowego planowania, a przez to zarządzania firmą.

Podejście procesowe do zarządzania przedsiębiorstwem stanowi rozwinięcie i uzupełnienie wcześniej wykorzystywanych metod w zakresie zarządzania procesami biznesowymi, które wykorzystują rozwiązania technologiczne, w szczególności oprogramowanie do kompleksowego zarządzania procesami.

W literaturze przedmiotu wyróżniono trzy koncepcje zarządzania umożliwiające wyodrębnienie procesów przedsiębiorstwa:

- pierwszą z nich jest zarządzanie jakością, mające na celu stworzenie filozofii organizacji wykorzystującej zarządzanie zasobami ludzkimi i procesy biznesowe w celu zwiększania zadowolenia klienta na każdym etapie poprzez wytworzenie wysokiej jakości produktów lub usług (Ishikawa, 1985). Koncepcja TQM skupia się na podnoszeniu jakości przez realizację procesu poprawnie za pierwszym razem i nie dopuszcza możliwości popełnienia błędu.
- następnie powstała koncepcja reorganizacji (reinżynierii) procesów biznesowych BPR, wykorzystująca jednorazowe, radykalne przeprojektowanie wszystkich dotychczas istniejących procesów i zbudowanie zupełnie nowych, ukierunkowanych na kluczowe aspekty działalności firmy (Hammer i Champy, 1993).
- trzecią koncepcją jest doskonalenie procesów biznesowych BPI skupiające się na stopniowym ulepszaniu istniejących już procesów, przy jednoczesnym wprowadzaniu nowej strategii, która uwzględnia potrzeby firmy, technologię i czynnik ludzki (Davenport, 1993). Różnicą między BPI a BPR jest to, że w BPR wszystkie procesy tworzone są od nowa, BPI natomiast zajmuje się doskonaleniem już istniejących.

Przedstawione wyżej koncepcje ewoluowały i podejście procesowe zostało rozszerzone o nową teorię zarządzania procesami biznesowymi, wprowadzoną przez H. Smitha i P. Fingara (2003). BPM to wynik połączenia wielu nurtów, takich jak reorganizacja procesów biznesowych, modelowanie procesów, zarządzanie zmianą, zarządzanie przepływem pracy. BPM jest podejściem wspierającym zarządzanie procesami w firmie w sposób systematyczny i zorganizowany, wykorzystując dostępne informacje, techniki, zasoby ludzkie, narzędzia oraz dążąc do ujednolicenia procesów biznesowych, aby wspierały ten sam cel.

BPM daje możliwość przekształcenia nieformalnej wiedzy w ustrukturyzowaną i przystępną, tak aby można było dzielić się nią w firmie (Kalpic i Bernus, 2002). Firma Gartner definiuje zarządzanie procesami biznesowymi jako *dyscyplinę zarządzania, która traktuje procesy biznesowe jako aktywa bezpośrednio wpływające na poprawę wydajności przedsiębiorstwa poprzez wprowadzenie kontroli działalności operacyjnej i elastyczności biznesowej. BPM pozwala rozpatrywać organizację jako jedną całość, w której spójnie zdefiniowane zależności między działaniami pozwalają na precyzyjne wyznaczenie celu. To natomiast sprzyja wykorzystaniu zasobów ludzkich, procesów i technologii jako spójnego systemu do osiągnięcia wyznaczonego wcześniej celu* (Gartner,

2012). *Business Process Management* to podejście zarządcze i technologiczne służące do modelowania, automatyzowania, wykonywania, monitorowania i optymalizacji procesów biznesowych (Aalst, 2013).

Przejęcie z organizacji tradycyjnej w kierunku organizacji procesowej sprawia, że przedsiębiorstwo zmienia swój charakter. A. Blikle wyróżnił 10 najważniejszych cech organizacji procesowej (Kasprzak, 2005; Bitkowska, 2009; Nowosielski, 2009; Lisiecka, 2010; Grajewski, 2012; Blikle, 2018):

- Przedmiotem zarządzania są procesy, a podmiotem – ludzie. W celu doskonalenia działalności przedsiębiorstwa analizowane są i doskonalone procesy, pracownicy natomiast są kształceni. W przypadku wystąpienia komplikacji w pierwszym rzędzie poszukujemy przyczyny w procesie, a nie winnego pracownika.
- Doskonalenie procesów skupia się nie tylko na doskonaleniu ich struktury (relacji dostawca–odbiorca), lecz także na wyposażeniu narzędziowym, w tym na wiedzy ich wykonawców.
- Wiedza traktowana jest jako wyraźny zasób, którym należy zarządzać, tzn. taki, który należy pomnażać i pielęgnować. Organizacja realizuje koncepcję przedsiębiorstwa tworzącego wiedzę.
- Menedżerowie pracujący w organizacji (właściciele procesów) odpowiedzialni są za cały obszar procesu i związanej z nim wiedzy, a nie tylko za obszar jednego zespołu.
- Właściciele procesów wyznaczają pełnomocników, dzięki czemu znacznie poszerza się zakres merytorycznego awansu pracowników wszystkich szczebli. W takiej sytuacji każdy pracownik ma szansę na objęcie procesowego stanowiska kierowniczego, dzięki czemu zaangażowanie pracowników w wykonywaną pracę wzrasta, a praca staje się atrakcyjniejsza.
- Kierowników projektów uwalnia się od nierealnego obowiązku bycia ekspertem we wszystkim, czym zajmują się członkowie tego zespołu. W sprawach merytorycznych pracownicy zwracają się do właścicieli procesów.
- Rynkowe standardy jakości wyznaczane są przez klienta zewnętrznego poprzez wykorzystanie relacji dostawca–odbiorca. Standardy te są następnie rozpisywane na wszystkie stanowiska pracy.
- Relacja dostawca–odbiorca wyznacza funkcjonalną strukturę organizacji, co determinuje podstawową zasadę relacji pomiędzy zespołami wykonawców, jaką jest współpraca, a nie współzawodnictwo.
- Obszarem optymalizacji działalności jest proces, a nie zespół, warunki zewnętrzne optymalizacji wyznacza natomiast standard jakości określony przez klienta procesu. Pozwala to uniknąć negatywnego zjawiska optymalizacji lokalnej. W tradycyjnie zarządzanych organizacjach prowizyjnie wynagradzani sprzedawcy prowadzą lokalną optymalizację swojej dzia-

łałości, co zwykle stoi w sprzeczności z globalnym, długoterminowym interesem całego przedsiębiorstwa.

- Wszystkie czynności rutynowe opisane są za pomocą norm w formie procedur, instrukcji i standardów. Normy te są tworzone i modyfikowane z udziałem ich późniejszych użytkowników. Udział użytkowników w tworzeniu norm zapewnia ich emocjonalne zaangażowanie się w późniejsze przestrzeganie tych norm.

W niniejszym opracowaniu przyjęto następującą definicję organizacji procesowej: organizacja procesowa to taka, w której zarządzanie zorientowane jest na procesy uwzględniające procesową strukturę przedsiębiorstwa zawierającą poziome i pionowe relacje zachodzące w organizacji. Bieżące zadania realizowane są przez zdefiniowane procedury, instrukcje i standardy powstające we współpracy wszystkich wykonujących je pracowników.

Warto w tym miejscu zaznaczyć również, iż korzyści z przejścia do organizacji procesowej podaje wielu autorów (Kasprzak, 2005; Perechuda, 2007; Obłój, 2007; Bitkowska, 2009; Rokita, 2010), a syntetycznie wskazali je B. Andersen i T. Fagerhaug (Andersen i Fagerhaug, 2001):

- skupienie się na procesach prowadzi do lepszego skupienia się na wymaganiach klientów;
- pojawia się możliwość łatwiejszego określenia elementów, które składają się na łańcuch wartości dodanej;
- prawidłowo zdefiniowane wzorce procesów pozwalają na lepsze zrozumienie zadań przez pracowników oraz sprawniejszą komunikację między działami;
- zarządzanie procesami i funkcjonowanie na poziomie wyższym niż konkretne działy, minimalizuje ryzyko suboptymalizacji i pomaga w poszukiwaniu rozwiązań optymalnych w skali całego przedsiębiorstwa;
- wyznaczanie właściciela procesu pozwala na jasne określenie odpowiedzialności;
- przypisywanie zasobów do konkretnych procesów pozwala na lepszą kontrolę ich wykorzystania oraz kontrolę wykorzystania czasu pracy.

Organizacja procesowa umożliwia połączenie: dostępnych zasobów wiedzy, ważnych kompetencji, obszarów aktywności biznesowej oraz współpracy z otoczeniem firmy z orientacją na obsługę klienta. Wdrożenie podejścia procesowego w systemie zarządzania organizacji pozwala na zrealizowanie dodatkowych możliwości (Maier i Remus, 2001):

- orientację na łańcuch wartości dodanej realizowaną poprzez uświadomienie użytkownikom, jakiej wartości dodanej oczekuje się od nich podczas realizacji procesu biznesowego,
- rozszerzenie odpowiedzialności pracowników na cały proces – poza granice stanowiska i działu,
- dostępność wielu powszechnie znanych i wykorzystywanych metod usprawniania procesów,
- wewnętrzny oraz zewnętrzny *benchmarking procesów biznesowych*,
- orientację na przepływy wiedzy oraz informacji jako procesy, które wspierają główne procesy,
- lepszą kontrolę kosztów i zysków,
- lepszą interpretację, lokalizację wiedzy oraz wprowadzenie do systemów zarządzania wiedzą procesowo zorientowanych struktur nawigacyjnych, a także procesowo zorientowanych map wiedzy.

Istotą podejścia procesowego jest traktowanie organizacji jako układu wzajemnie powiązanych procesów, których głównym celem jest tworzenie wartości dla klienta. W porównaniu do tradycyjnych, silosowych modeli zarządzania, podejście to pozwala na lepszą koordynację działań, eliminację zbędnych kosztów oraz szybszą reakcję na zmiany rynkowe.

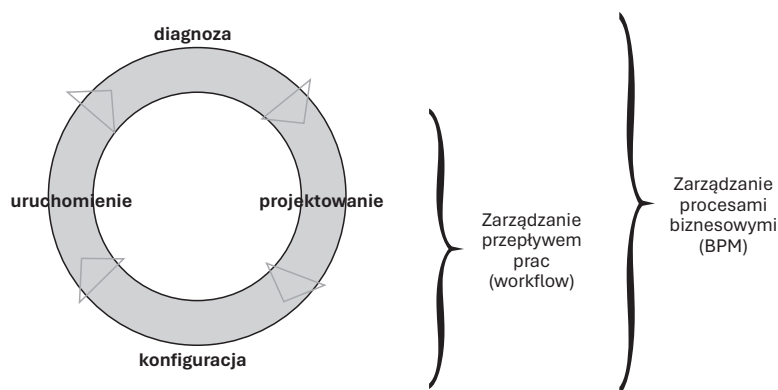
Zastosowanie orientacji procesowej wiąże się z koniecznością nieustannego doskonalenia, standaryzacji i modelowania przebiegów operacyjnych. Kluczowym elementem tego podejścia jest koncentracja na mierzalnym wyniku końcowym, co sprzyja efektywnemu wykorzystaniu zasobów i podnosi jakość oferowanych produktów oraz usług. Istotną rolę odgrywa również silna orientacja na klienta, zarówno wewnętrznego, jak i zewnętrznego, co przekłada się na zwiększenie satysfakcji oraz lojalności odbiorców.

Współcześnie coraz częściej obserwujemy synergiczne połączenie podejścia procesowego z nowoczesnymi technologiami informatycznymi, w tym systemami klasy BPM oraz narzędziami opartymi na sztucznej inteligencji. SI poprzez zdolność do analizy dużych zbiorów danych, wykrywania anomalii, przewidywania zachowań czy automatyzacji decyzji operacyjnych, staje się kluczowym czynnikiem wspierającym i optymalizującym procesy. Pozwala to na osiągnięcie wyższego poziomu elastyczności, precyzji i responsywności organizacyjnej. Podejście procesowe w zarządzaniu organizacją nie tylko odpowiada na współczesne wyzwania dynamicznego otoczenia biznesowego, ale również tworzy solidną podstawę do wykorzystania nowoczesnych rozwiązań technologicznych, w tym sztucznej inteligencji, w celu zwiększenia konkurencyjności i trwałego rozwoju organizacji.

1.4. Wąskie i szerokie ujęcie zarządzania procesami

W. Aalst, A. Hofstede i M. Weske przedstawiają wąską definicję zarządzania procesami biznesowymi jako *wspieranie procesów biznesowych przy wykorzystaniu metod, technik i narzędzi informatycznych do projektowania, realizacji, kontroli i analizy procesów, obejmujące ludzi, organizacje, aplikacje, dokumenty i inne źródła informacji* (Aalst, Hofstede i Weske, 2003). Definicja ta ogranicza BPM do procesów na poziomie operacyjnym, a więc wyłącza z nich procesy na poziomie strategicznym oraz procesy, których nie da się jednoznacznie opisać. Autorzy wskazują również na związek między systemami przepływu prac (ang. *workflow systems*) a systemami zarządzania procesami biznesowymi. BPM rozszerza tradycyjnie rozumiane zarządzanie przepływami prac o fazę diagnozy i analizy procesów, co schematycznie zostało zaprezentowane na rysunku 1.

Rysunek 1. Porównanie workflow i BPM



Źródło: Aalst, W., Hofstede, A., Weske, M. (2003). Business process management: A survey. W: W. M. P. van der Aalst, i in. (red.), *Proceedings of the International Conference on Business Process Management* (s. 5), BPM 2003, 2678. Springer-Verlag.

J. Brilman twierdzi, że: *zarządzanie procesami polega na dokonywaniu systematycznej oceny ich efektów, podtrzymywaniu ich funkcjonowania i wprowadzaniu korekt, jeśli osiągnięte rezultaty odbiegają od normy* (Brilman, 2002). W podobny sposób definiuje zarządzanie procesami P. Grajewski, według którego jest to działanie polegające na optymalizacji struktury elementów przedsiębiorstwa, biorąc pod uwagę ich wpływ na kreowanie wartości efektu wyodrębnionych procesów. To dążenie do maksymalnego udziału w strukturze elementów, które dodają wartość, i do wykluczenia udziału operacji nieefektywnych. Z praktycznego punktu widzenia stanowi to poszukiwanie struktury operacji (składników procesu) maksymalnie ukierunkowanej na

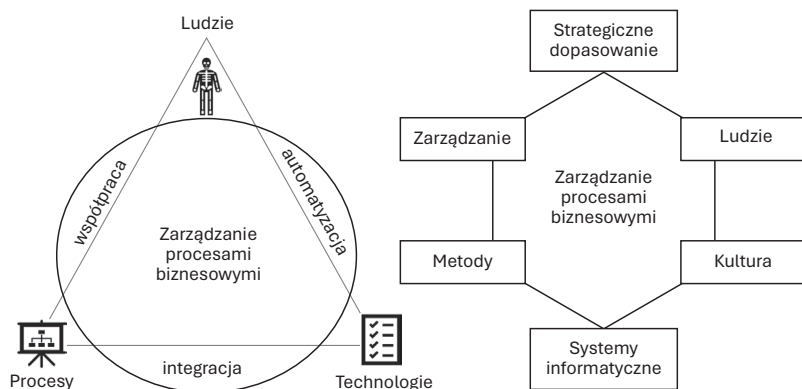
tworzenie wartości dodanej dla całego systemu organizacyjnego, a więc i jego poszczególnych części (Grajewski, 2012).

Zarządzanie procesami zostało szeroko zdefiniowane przez A. Scheera, W. Josta i K. Wagnera (Scheer, Jost i Wagner, 2005), według których z zarządzaniem procesami mamy do czynienia tylko wtedy, gdy obejmuje ono całą pętlę: od identyfikowania, definiowania i analiz procesów, poprzez ich implementację z systemami informatycznymi aż do automatyzacji wykonania procesów, ich monitoringu, kontroli i mierzenia efektów.

Szerokie spojrzenie na zarządzanie procesami przedstawili także E. Skrzypek i M. Hofman: *zarządzanie procesami może być zdefiniowane jako planowanie, organizowanie i kontrolowanie systemu procesów. To również motywowanie osób zaangażowanych w realizację poszczególnych procesów podejmowane w celu zapewnienia skuteczności i efektywności działania przedsiębiorstwa. Zarządzanie procesami to kreatywna i twórcza działalność menedżerów skoncentrowana na poszukiwaniu optymalnego sposobu funkcjonowania systemu procesów* (Skrzypek i Hofman, 2010).

Vom J. Brocke i M. Rosemann wyszczególnili i opisali sześć kluczowych elementów składowych BPM, takich jak: dopasowanie strategiczne, zarządzanie, metody, technologie informatyczne, ludzie i kultura organizacyjna, co graficznie zostało zaprezentowane po prawej stronie rysunku 2. Tym samym dokonali oni rozszerzenia klasycznego trójkąta zarządzania procesami biznesowymi, który został przedstawiony po lewej stronie rysunku 2. Jednocześnie autorzy zbliżyli się do podanego przez S. Nowosielskiego (2009) opisu strategicznego zarządzania procesami.

Rysunek 2. Klasyczny trójkąt i sześciokąt zarządzania procesami biznesowymi



Źródło: Rosemann, M., vom Brocke, J. (2010). The six core elements of business process management. W: J. vom Brocke, M. Rosemann (red.), *Handbook on Business Process Management 1: Introduction, Methods and Information Systems* (s. 107–122). Springer.

W niniejszej monografii, biorąc pod uwagę powyżej przytoczone definicje, przyjęto, że zarządzanie procesami w ujęciu szerokim jest ciągłym i usystematyzowanym oddziaływaniem na procesy realizowane w firmie poprzez wykorzystywanie odpowiednich koncepcji, metod i narzędzi usprawniania, projektowania czy redukowania procesów, tak aby w pełni zrealizować cele przedsiębiorstwa oraz jak najlepiej zaspokoić potrzeby jego klientów zewnętrznych i wewnętrznych. Zarządzanie procesami w ujęciu węższym to kierowanie procesami, podejmowanie decyzji, które prowadzą dzięki wykorzystaniu posiadanych zasobów do osiągnięcia założonych celów. Tak rozumiane zarządzanie procesami realizuje się poprzez podstawowe funkcje zarządzania. Zarządzanie procesami biznesowymi to obszar badań w naukach o zarządzaniu, gdzie pomaga się menedżerom w sposób ciągły poprawiać procesy mające największy wpływ na osiąganie przez organizacje strategicznych celów. Współczesne zarządzanie procesami może być wspomagane przez odpowiednie środowisko informatyczne pozwalające na modelowanie i wykonanie procesów oraz zapewniające monitorowanie i nadzór nad zadaniami wykonywanymi zarówno przez pracowników, jak i maszyny, umożliwiając w ten sposób ciągłe usprawnianie procesów (vom Brocke i Rosemann, 2010). Oznacza ono nieustanne balansowanie pomiędzy optymalnym wykorzystaniem posiadanych zasobów i redukcją kosztów a zaspokojeniem potrzeb klienta na satysfakcjonującym poziomie. W niniejszej pracy zarządzanie procesami biznesowymi jest traktowane zgodnie z definicjami podkreślającymi działanie w szerszej perspektywie zarządczej i w odniesieniu do całego cyklu życia procesu poszerzonego o wykorzystywane w nim technologie komunikacyjno-informatyczne.

Przedstawione w podrozdziale rozróżnienie pomiędzy wąskim i szerokim ujęciem zarządzania procesami biznesowymi stanowi wartościowy fundament do zrozumienia ewolucji tego podejścia od zarządzania operacyjnego do holistycznego, strategicznego modelu funkcjonowania organizacji. Kluczowe znaczenie ma tu nie tylko precyzyjne definiowanie pojęć, takich jak zarządzanie procesami, zarządzanie procesowe czy orientacja procesowa, ale również ich praktyczne rozumienie w kontekście celów organizacyjnych oraz wykorzystywanych technologii. Wąskie ujęcie BPM koncentrujące się na technikach informatycznych wspierających projektowanie, realizację i kontrolę procesów, doskonale sprawdza się w automatyzacji działań rutynowych i standaryzowanych, jednakże ograniczenie się jedynie do poziomu operacyjnego może prowadzić do utraty szerszego kontekstu m.in. strategicznych celów organizacji, kultury organizacyjnej, zaangażowania pracowników czy zmieniających się potrzeb klientów. Z kolei szerokie ujęcie zarządzania procesami postrzegające je jako element integralny całego systemu zarządza-

nia, pozwala na pełniejsze wykorzystanie potencjału BPM jako narzędzia transformacji i innowacji. Uwzględnienie elementów, takich jak dopasowanie strategiczne, zarządzanie zmianą czy technologie komunikacyjno-informatyczne, otwiera przestrzeń dla integracji z nowoczesnymi rozwiązaniami, w tym sztuczną inteligencją oraz platformami *low-code*.

W tym kontekście istotne wydaje się podkreślenie rosnącej roli technologii SI w doskonaleniu zarówno wąskiego, jak i szerokiego podejścia do BPM. W wąskim ujęciu SI wspiera automatyzację zadań, analizę danych i predykcję zdarzeń, natomiast w ujęciu szerokim może pełnić funkcję komponentu strategicznego wspomagającego podejmowanie decyzji, identyfikację ryzyka i rekomendowanie zmian w strukturze procesowej. Tym samym granice pomiędzy techniczną a organizacyjną warstwą BPM coraz bardziej się zacierają.

Współczesne zarządzanie procesami nie powinno być rozpatrywane wyłącznie z jednej perspektywy technicznej czy organizacyjnej. Konieczne jest ujęcie hybrydowe, w którym narzędzia technologiczne, w tym sztuczna inteligencja, są trwale zintegrowane z celami strategicznymi organizacji oraz kulturą procesową. Tylko wtedy BPM może skutecznie wspierać rozwój i adaptację przedsiębiorstwa w dynamicznym, cyfrowym środowisku.

1.5. Definicja modelu i istota modelowania procesów biznesowych

Model procesu to sformalizowane odwzorowanie rzeczywistego przebiegu procesu, utworzone przy użyciu określonej notacji. Umożliwia ono przedstawienie struktury procesu oraz ukazanie zależności występujących pomiędzy jego poszczególnymi elementami, takimi jak czynności, dane, zasoby i inne składniki operacyjne (Bitkowska, 2013). Zasadniczym celem modelowania jest przedstawienie działania, procesu w sposób ustandaryzowany, który pozwala na czytelny sposób jego opisu, zrozumiały dla wszystkich zaangażowanych osób (Bitkowska, 2018). Modelowanie procesów może być wykorzystywane nie tylko do diagnozowania nieefektywnie funkcjonujących procesów, lecz także do ich optymalizacji i dostosowywania do zmian organizacyjnych, technologicznych czy rynkowych. Ponadto stanowi ono narzędzie wspierające projektowanie zupełnie nowych, dotychczas nierealizowanych procesów, umożliwiając ich przemyślaną strukturę już na etapie planowania. Dzięki modelowaniu możliwe jest również symulowanie wariantów działań, identyfikacja potencjalnych zagrożeń i testowanie usprawnień przed ich wdrożeniem, co znacząco minimalizuje ryzyko operacyjne (Bitkowska, 2013). Biorąc po uwagę powyższe definicje, określenia model używa się w dwojakim znaczeniu: jako wzorzec, a więc coś do czego się dąży i co w zasadzie

nie może być osiągnięte oraz jako odwzorowanie rzeczywistości (Trzecieliński, Adamczyk i Pawłowski, 2013). To świadczy o tym, że można rozpatrywać procesy w kontekście tego, jak są lub jak powinny być realizowane (Turek i Wojtczuk-Turek, 2017).

Podejście diagnostyczne w modelowaniu procesów polega na odwzorowaniu rzeczywistego przebiegu procesu w jego aktualnym, niezmienionym stanie tzw. modelu AS-IS. Celem tego etapu jest szczegółowa analiza istniejących rozwiązań, identyfikacja nieefektywności, punktów krytycznych (np. tzw. wąskich gardeł, zbędnych czynności, nadmiernych kosztów) oraz postawienie trafnej diagnozy dotyczącej obecnego funkcjonowania procesu. Model AS-IS stanowi podstawę do dalszych działań usprawniających i z założenia przyjmuje się, że istnieje tylko jedna wersja odwzorowująca stan faktyczny (Bitkowska, 2013).

Podejście antycypacyjne koncentruje się na projektowaniu pożądanego, przyszłego stanu procesu lub całej organizacji, bez konieczności wcześniejszego odwzorowywania stanu obecnego. Tworzony w ramach tego podejścia model określany jest jako TO-BE, a jego celem jest przedstawienie docelowej architektury procesów, która najlepiej odpowiada strategicznym celom przedsiębiorstwa. W przeciwieństwie do podejścia diagnostycznego modelowanie antycypacyjne umożliwia opracowanie wielu alternatywnych wersji procesów docelowych. Porównanie tych wariantów stanowi podstawę do podjęcia decyzji biznesowej dotyczącej wyboru najefektywniejszego rozwiązania, zarówno pod względem operacyjnym, jak i kosztowym czy technologicznym. Podejście to jest szczególnie przydatne w kontekstach transformacyjnych i innowacyjnych, w których zakłada się istotne zmiany strukturalne, organizacyjne lub technologiczne. Znajduje ono zastosowanie m.in. w podejściu prognostycznym, które ma na celu przewidywanie przyszłych scenariuszy funkcjonowania organizacji, a także w koncepcji *Business Process Reengineering*, gdzie zakłada się radykalne przeprojektowanie procesów w celu osiągnięcia znaczącej poprawy w zakresie efektywności, jakości i obsługi klienta (Trzecieliński, Adamczyk i Pawłowski, 2013).

Bez względu na wybrane podejście (diagnostyczne czy antycypacyjne) model procesu nie powinien być tworzony w oderwaniu od otoczenia biznesowego, lecz musi stanowić integralną część całej struktury procesów organizacyjnych. Kluczowe jest uwzględnienie wzajemnych powiązań oraz zależności pomiędzy poszczególnymi elementami procesów, takimi jak zasoby, dane, uczestnicy, działania operacyjne czy cele strategiczne (Misiak, 2024).

Każdy proces powinien być analizowany indywidualnie, z uwzględnieniem jego funkcjonalnych i informacyjnych powiązań z innymi procesami w obrębie organizacji. Często jednak ta analiza prowadzona jest bez odniesienia do

pełnej, holistycznej architektury procesów biznesowych, co może ograniczać możliwości identyfikacji zależności systemowych i wpływu zmian w jednym procesie na inne obszary działalności. W praktyce do modelowania takich jednostkowych procesów najczęściej wykorzystuje się narzędzia graficzne, takie jak schematy blokowe oraz notacje formalne, przede wszystkim BPMN, a w niektórych przypadkach również starszą notację EPC (ang. *Event-driven Process Chain*). Obie notacje umożliwiają wizualne odwzorowanie przebiegu procesów oraz zdefiniowanie kluczowych zdarzeń, czynności, ról i zależności między nimi, co stanowi istotne wsparcie w ich analizie i doskonaleniu (Drejewicz, 2017). Niezależnie od zastosowanej notacji modelowania proces modelowania powinien być oparty na uniwersalnych zasadach, które zapewniają spójność, przejrzystość i funkcjonalność tworzonych modeli. Do kluczowych reguł należą (Bitkowska, 2009):

- Wyodrębnienie procesu – każdy modelowany proces powinien mieć jasno zdefiniowane punkty: początkowy i końcowy, określające jego granice operacyjne. Należy także jednoznacznie zidentyfikować oczekiwane rezultaty (ang. *outputs*) oraz wymagania wejściowe (ang. *inputs*), które warunkują rozpoczęcie procesu. Precyzyjne określenie tych elementów umożliwia jego właściwe osadzenie w strukturze organizacyjnej i powiązanie z innymi procesami.
- Strukturalizacja procesu – proces powinien być rozłożony na logiczne, hierarchicznie uporządkowane czynności oraz komponenty składowe, takie jak decyzje, dokumenty, role wykonawcze i zasoby. Taka dekompozycja pozwala na identyfikację zależności między działaniami i jest niezbędna do efektywnej analizy oraz dalszej optymalizacji.
- Określenie odpowiedzialności za proces – dla każdego procesu należy wskazać właściciela biznesowego (ang. *process owner*), który odpowiada za jego realizację, nadzór oraz ciągłe doskonalenie. Jasne przypisanie odpowiedzialności umożliwia lepsze zarządzanie i monitorowanie efektywności procesów w czasie.
- Koncentracja na tworzeniu wartości – w procesie modelowania należy eliminować czynności, które nie wnoszą wartości dodanej dla klienta wewnętrznego lub zewnętrznego. Analiza wartości dodanej (ang. *value-added analysis*) pomaga identyfikować elementy zbędne, generujące straty czasu, zasobów lub kosztów.
- Kształtowanie przebiegu procesu – proces powinien być projektowany z uwzględnieniem dostępnych zasobów (ludzkich, technologicznych, finansowych) oraz czynnika czasu. Celem jest wyznaczenie najbardziej efektywnej ścieżki realizacji, tzn. takiej, która minimalizuje opóźnienia i koszty, a maksymalizuje jakość i skuteczność działań.

Notacja BPMN jest uznanym, kompleksowym standardem służącym do precyzyjnego modelowania procesów biznesowych. Została opracowana przez organizację Object Management Group (OMG) i cechuje się niezależnością od konkretnych dostawców oprogramowania, co przekłada się na jej uniwersalność oraz szerokie zastosowanie w różnych sektorach gospodarki. Notacja BPMN opisana formalnie w normie ISO/IEC 19510:2013, stanowi fundament współczesnych metod modelowania procesów biznesowych. Obecnie najczęściej wykorzystywaną wersją jest BPMN 2.0, która znajduje zastosowanie zarówno w projektowaniu i optymalizacji procesów, jak i w praktykach zarządzania procesami w organizacjach o różnym profilu działalności (Object Management Group, 2013).

Podsumowując, procesy w organizacji funkcjonują jako złożony, dynamiczny system powiązanych komponentów, w którym zmiana jednego elementu wpływa na cały układ operacyjny. Z tego względu skuteczne modelowanie wymaga nie tylko kontekstu wewnętrznego (np. struktura organizacyjna, kompetencje, zasoby technologiczne), ale również uwzględnienia czynników zewnętrznych, takich jak presja konkurencyjna, oczekiwania klientów, zmiany regulacyjne czy postęp technologiczny.

W tym miejscu warto zaznaczyć, że współczesne podejścia do modelowania procesów coraz częściej wykorzystują sztuczną inteligencję jako narzędzie wspierające analizę, optymalizację i automatyzację procesów biznesowych. SI umożliwia przetwarzanie i analizowanie dużych zbiorów danych procesowych (ang. *process mining*), co pozwala na identyfikację ukrytych wzorców, tzw. wąskich gardeł, odchyłeń od standardów oraz obszarów wymagających poprawy.

Dzięki zastosowaniu algorytmów uczenia maszynowego, modele TO-BE mogą być dynamicznie dostosowywane do zmieniających się warunków, przewidując potencjalne scenariusze i rekomendując najbardziej efektywne warianty procesów. Co więcej, technologie SI, takie jak przetwarzanie języka naturalnego czy systemy predykcyjne, pozwalają na lepsze zrozumienie danych niefinansowych (np. opinii klientów), wspierając projektowanie procesów zorientowanych na potrzeby użytkowników końcowych.

Sztuczna inteligencja znajduje również zastosowanie w automatyzacji procesów (np. za pomocą inteligentnych botów w ramach RPA+AI, tzw. inteligentnej automatyzacji), co pozwala nie tylko na zwiększenie efektywności operacyjnej, ale również na odciążenie pracowników od powtarzalnych zadań i skupienie się na działaniach wymagających kreatywności oraz myślenia strategicznego.

Włączenie SI do procesu modelowania i zarządzania procesami biznesowymi znacząco rozszerza możliwości decyzyjne organizacji, umożliwiając

przejście od klasycznego modelowania opartego na wiedzy eksperckiej do modelowania opartego na danych i algorytmach. W rezultacie przedsiębiorstwa zyskują narzędzia nie tylko do opisu i analizy procesów, ale także do ich ciągłego doskonalenia w sposób proaktywny, elastyczny i skalowalny.

1.6. Strategie modelowania procesów biznesowych

Istotnym elementem procesu modelowania jest wybór podejścia i strategii gromadzenia danych dotyczących przebiegu procesu. W literaturze przedmiotu można znaleźć cztery podstawowe strategie (Nowosielski, 2009):

- od dołu do góry (ang. *bottom-up*),
- od góry do dołu (ang. *top-down*),
- rozprzestrzeniania (ang. *inside-out*),
- mieszana (ang. *mixed*).

Podejście konstrukcyjne, określane także jako metoda od dołu do góry (ang. *bottom-up*), polega na szczegółowym odwzorowaniu procesów na poziomie operacyjnym poprzez dokładny opis poszczególnych działań i czynności wykonywanych w codziennej pracy. Na tym etapie modele poszczególnych procesów są tworzone oddzielnie, a następnie łączone w bardziej złożone, zagregowane struktury, które umożliwiają uzyskanie całościowego obrazu funkcjonowania organizacji (Recker, 2006). Główną zaletą tego podejścia jest wykorzystanie wiedzy oraz doświadczenia pracowników bezpośrednio zaangażowanych w realizację procesów, co sprzyja zwiększeniu ich motywacji do uczestnictwa w modelowaniu i zapewnia wysoką zgodność modeli z rzeczywistym przebiegiem działań. Dzięki temu powstają modele wiernie odzwierciedlające faktyczne funkcjonowanie procesów, co jest kluczowe dla skutecznej ich analizy i optymalizacji. Jednakże, podejście to niesie ze sobą ryzyko ograniczonego uwzględnienia perspektywy strategicznej, co może prowadzić do fragmentarycznego postrzegania procesów i utrudniać ich integrację na poziomie całej organizacji. Ponadto różnorodność i szczegółowość lokalnych modeli mogą powodować trudności w standaryzacji oraz harmonizacji procesów, co jest istotne dla spójnego zarządzania i efektywnego wdrażania zmian na poziomie korporacyjnym.

Inną strategią modelowania procesów jest podejście *top-down*, czyli modelowanie od góry do dołu. W tym przypadku proces projektowania rozpoczyna się od szerokiego, ogólnego spojrzenia na funkcjonowanie organizacji, zdefiniowania głównych celów oraz zakresu danego procesu na poziomie strategicznym. Dopiero w kolejnych etapach następuje systematyczne uszczegółowienie procesu poprzez identyfikację poszczególnych działań, czynności oraz

podprocesów, które składają się na realizację głównych zadań (Nowosielski, 2009). Takie podejście umożliwia zapewnienie spójności modelowanego procesu z ogólną strategią organizacji, a także ułatwia identyfikację wzajemnych zależności i powiązań między różnymi procesami funkcjonującymi w przedsiębiorstwie. Dzięki temu możliwe jest lepsze zarządzanie przepływem pracy i optymalizacja na poziomie całej organizacji, co sprzyja osiąganiu jej celów biznesowych. Do głównych ograniczeń tego podejścia należy jednak zaliczyć jego czasochłonność, zwłaszcza na etapie szczegółowego rozwijania modelu, co może wydłużać cały proces projektowy. Ponadto istnieje ryzyko pominięcia lub niedocenienia niektórych operacyjnych czynności, które mogą wydawać się mniej istotne na poziomie strategicznym, lecz mają kluczowe znaczenie dla efektywności codziennej działalności przedsiębiorstwa.

Strategia rozprzestrzeniania (ang. *dissemination approach*) znajduje zastosowanie w organizacjach, które posiadają już częściowo zdefiniowane i zamodelowane kluczowe procesy biznesowe. Te istniejące procesy traktowane są jako punkt wyjścia do identyfikacji oraz modelowania pozostałych procesów, a także stanowią podstawę do ich dalszej optymalizacji i integracji (SAP SE, 2017). W ramach tego podejścia szczególną uwagę zwraca się na konieczność ciągłego dostosowywania procesów do zmieniającego się otoczenia biznesowego oraz potrzeb rynku. Procesy muszą być elastyczne i reagować na czynniki zewnętrzne, takie jak zmiany technologiczne, regulacyjne, czy preferencje klientów, aby zapewnić organizacji konkurencyjność i efektywność działania. Należy jednak mieć świadomość, że bazowanie wyłącznie na już istniejących, wewnętrznych modelach procesów może prowadzić do ryzyka pominięcia istotnych czynników zewnętrznych oraz wpływów środowiskowych. Dlatego też istotnym elementem tej strategii jest systematyczne monitorowanie otoczenia oraz uwzględnianie jego dynamiki w procesie modelowania i optymalizacji, co pozwala na pełniejsze i bardziej realistyczne odwzorowanie rzeczywistych warunków funkcjonowania organizacji.

Strategia mieszana (ang. *middle-out*) łączy w sobie elementy podejść *top-down* oraz *bottom-up*, dążąc do wykorzystania zalet obu tych metod. W tym modelu analiza procesów rozpoczyna się od szczegółowego poziomu operacyjnego, gdzie identyfikowane są konkretne działania i czynności. Następnie, po wykryciu powtarzających się wzorców lub standardowych procesów, są one wykorzystywane jako modele referencyjne, które służą do dalszej analizy i budowy całościowego obrazu procesów w organizacji (Fleischmann i in., 2018). Takie podejście pozwala na osiągnięcie wysokiej elastyczności i efektywności w modelowaniu procesów, umożliwiając szybkie reagowanie na potrzeby biznesowe oraz uwzględnianie realiów operacyjnych. Dzięki temu organiza-

cja może tworzyć modele procesów, które są zarówno zgodne ze strategicznymi celami, jak i wiernie odzwierciedlają codzienną działalność. Jednakże, wdrożenie strategii mieszanej może wiązać się z koniecznością zaangażowania dodatkowych zasobów, szczególnie w obszarze zarządzania i koordynacji procesu zbierania, konsolidacji i analizy danych. Efektywne wykorzystanie tego podejścia wymaga, więc sprawnego systemu komunikacji między zespołami oraz odpowiednich narzędzi wspomagających współpracę i integrację informacji na różnych poziomach organizacji.

Współczesne strategie modelowania procesów biznesowych, z uwzględnieniem takich podejść, jak *bottom-up*, *top-down*, *inside-out* oraz *mixed*, odzwierciedlają rosnącą złożoność i dynamikę funkcjonowania nowoczesnych organizacji. Wybór konkretnej strategii powinien być ściśle powiązany z kontekstem organizacyjnym, celem modelowania oraz dojrzałością procesową przedsiębiorstwa. Z perspektywy efektywności zarządczej, szczególnie istotne wydaje się podejście mieszane, które łączy zalety podejścia operacyjnego i strategicznego. Daje ono możliwość uzyskania spójnego, a jednocześnie realistycznego obrazu procesów, zarówno z punktu widzenia codziennej działalności, jak i długofalowych celów biznesowych. Tego typu hybrydowość staje się szczególnie cenna w środowiskach dynamicznych, gdzie konieczna jest szybka adaptacja do zmian, a jednocześnie zachowanie zgodności z misją i strategią organizacji. Dodatkowo coraz szersze zastosowanie sztucznej inteligencji w analizie i optymalizacji procesów stwarza nowe możliwości dla modelowania procesów zarówno w zakresie precyzji diagnozy, jak i projektowania docelowych scenariuszy w sposób predykcyjny. Integracja SI z notacją BPMN oraz podejściem modelowym pozwala nie tylko na lepsze odwzorowanie złożoności procesów, ale także na ich automatyzację i samodoskonalenie w czasie.

Należy jednak pamiętać, że sukces strategii modelowania nie zależy wyłącznie od doboru narzędzi czy podejścia, ale przede wszystkim od świadomości procesowej w organizacji, dostępności wiarygodnych danych oraz zdolności do holistycznego myślenia systemowego. Procesy nie mogą być analizowane w izolacji, lecz muszą być rozumiane jako elementy wzajemnie zależnego ekosystemu organizacyjnego. W związku z tym modelowanie procesów należy traktować nie jako jednorazowy projekt, ale jako ciągły proces uczenia się organizacji, który wymaga współpracy interdyscyplinarnej, wspólnego języka i otwartości na zmiany technologiczne, w tym rosnącą rolę SI w zarządzaniu operacyjnym.

1.7. Możliwości wykorzystania podejścia procesowego

Modelowanie i identyfikacja procesów biznesowych stanowią fundamentalne narzędzia wspierające analizę, optymalizację oraz usprawnienie komunikacji wewnętrznej w organizacji. Umożliwiają one nie tylko lepsze zrozumienie przebiegu działań operacyjnych, ale również pozwalają na skuteczne diagnozowanie problemów, zarządzanie przepływem informacji oraz projektowanie zmian zgodnych z celami strategicznymi przedsiębiorstwa (Bitkowska, 2009). Warto jednak podkreślić, że żaden proces nie funkcjonuje w izolacji, wszystkie procesy w organizacji są wzajemnie powiązane, tworząc złożoną strukturę współzależności. Oznacza to, że zmiana lub optymalizacja jednego procesu może bezpośrednio lub pośrednio wpływać na inne obszary działalności. Każda organizacja, niezależnie od jej wielkości, branży czy struktury, funkcjonuje w oparciu o systemy procesowe, nawet jeśli nie są one formalnie zidentyfikowane i opisane. Procesowe podejście do zarządzania staje się zatem nie tylko narzędziem, ale wręcz koniecznością w dynamicznym i konkurencyjnym otoczeniu rynkowym.

Wdrożenie podejścia procesowego w organizacjach przynosi szereg istotnych korzyści, które wpływają zarówno na codzienne funkcjonowanie przedsiębiorstwa, jak i jego długoterminowy rozwój oraz konkurencyjność na rynku. Przede wszystkim systematyczne opisanie i standaryzacja procesów umożliwiają eliminację zbędnych i nieefektywnych działań, co przekłada się na znaczną poprawę efektywności operacyjnej oraz skrócenie czasu realizacji poszczególnych zadań. Dzięki temu organizacja jest w stanie szybciej reagować na zmiany rynkowe i lepiej wykorzystywać dostępne zasoby. Kluczowym elementem podejścia procesowego jest umiejscowienie klienta w centrum uwagi. Procesy biznesowe projektowane są tak, aby w jak największym stopniu odpowiadały na potrzeby i oczekiwania klientów, co ma bezpośredni wpływ na jakość dostarczanych produktów i usług. Orientacja na klienta dotyczy zarówno klienta zewnętrznego, czyli odbiorcy końcowego produktu lub usługi, jak i klienta wewnętrznego, osób lub działów w obrębie organizacji, które są kolejnymi ogniwami łańcucha wartości i korzystają z rezultatów poprzednich etapów procesu. Ujęcie to sprzyja płynności przepływu informacji i materiałów oraz lepszej koordynacji działań między różnymi jednostkami organizacyjnymi (Nicoletta, 2014). Ponadto takie podejście zwiększa przejrzystość działań i umożliwia ciągłe doskonalenie procesów na podstawie regularnej analizy ich wyników oraz informacji zwrotnych od klientów. W efekcie organizacje zorientowane procesowo mogą budować trwałą przewagę konkurencyjną, skuteczniej adaptując się do zmieniających się warunków rynkowych i rosnących wymagań interesariuszy.

Podejście procesowe umożliwia osiągnięcie wyższej jakości realizowanych działań, co przekłada się bezpośrednio na wzrost satysfakcji klientów, zarówno wewnętrznych, jak i zewnętrznych. Poprawa jakości jest efektem eliminacji zbędnych czynności, standaryzacji i optymalizacji procesów, co zapewnia większą spójność i przewidywalność rezultatów. W konsekwencji organizacja buduje silniejszą relację z klientem oraz wzmacnia swoją pozycję na rynku (Gębczyńska i Jagodziński, 2017). Z perspektywy strategicznej podejście procesowe odgrywa kluczową rolę w realizacji celów biznesowych. Precyzyjnie zdefiniowane procesy pozwalają na wyznaczanie konkretnych, mierzalnych wskaźników efektywności (ang. *Key Performance Indicators*, KPI), które stanowią podstawę systematycznego monitoringu i zarządzania wynikami. Dzięki temu kierownictwo może podejmować świadome decyzje oparte na rzetelnych danych, co sprzyja ciągłemu doskonaleniu i optymalizacji działań.

W tym kontekście rosnące znaczenie zyskują technologie sztucznej inteligencji, które stanowią wsparcie w zarządzaniu procesami biznesowymi. SI pozwala na automatyzację rutynowych zadań, szybszą analizę dużych zbiorów danych oraz przewidywanie trendów i potencjalnych problemów w procesach. Wykorzystanie algorytmów uczenia maszynowego i analizy predykcyjnej umożliwia nie tylko optymalizację bieżących działań, ale również proaktywne zarządzanie zmianami i identyfikację nowych możliwości rozwojowych. Sztuczna inteligencja wspiera również podejmowanie decyzji na podstawie rzeczywistych danych w czasie rzeczywistym, co podnosi efektywność zarządzania oraz pozwala na dynamiczne dostosowanie się do zmieniających się warunków rynkowych. Ponadto, wdrożenie podejścia procesowego sprzyja rozwojowi elastyczności organizacyjnej oraz kształtowaniu kultury opartej na ciągłym doskonaleniu. Organizacje stają się zdolne do szybkiego reagowania na zmiany w otoczeniu biznesowym, adaptując swoje procesy i strategię w odpowiedzi na nowe wyzwania, technologie czy oczekiwania klientów. Taka kultura organizacyjna, wzbogacona o narzędzia sztucznej inteligencji, pozwala na jeszcze bardziej efektywne identyfikowanie obszarów do usprawnień, co stanowi fundament zrównoważonego rozwoju i budowania przewagi konkurencyjnej w dynamicznym środowisku rynkowym.

Podejście procesowe, które ewoluowało na przestrzeni lat, pozostaje jednym z kluczowych narzędzi wspierających rozwój i konkurencyjność współczesnych organizacji. Każde przedsiębiorstwo dążące do zwiększenia efektywności operacyjnej oraz umocnienia swojej pozycji rynkowej, powinno świadomie rozważyć wdrożenie tego podejścia, jednocześnie dostosowując je do własnych możliwości, specyfiki branży oraz warunków działania. Chociaż transformacja procesowa często wiąże się z istotnymi inwestycjami, szczególnie w obszarze zasobów ludzkich, zmian kulturowych oraz infrastruktury technologicznej, jej

skuteczne przeprowadzenie zapewnia solidne podstawy dla długoterminowego wzrostu i zrównoważonego rozwoju organizacji. Warto podkreślić, że współczesne wdrożenia podejścia procesowego coraz częściej integrują zaawansowane technologie, w tym sztuczną inteligencję, która znacząco zwiększa potencjał optymalizacji i automatyzacji procesów. SI pozwala na automatyczne monitorowanie i analizę procesów w czasie rzeczywistym, identyfikację tzw. wąskich gardeł, prognozowanie obciążeń oraz wspieranie podejmowania decyzji na podstawie zaawansowanych algorytmów i uczenia maszynowego. Integracja SI w zarządzaniu procesami umożliwia także dynamiczne dostosowywanie modeli procesowych do zmieniających się warunków rynkowych i operacyjnych, co zwiększa elastyczność i odporność organizacji na zewnętrzne zakłócenia. W efekcie przedsiębiorstwa korzystające z synergii podejścia procesowego i sztucznej inteligencji są lepiej przygotowane do innowacji, szybciej reagują na potrzeby klientów i efektywniej wykorzystują swoje zasoby, co przekłada się na przewagę konkurencyjną i trwały sukces rynkowy.

Pojawia się pytanie, na ile podejście procesowe jest przygotowane na integrację ze sztuczną inteligencją, której znaczenie dynamicznie rośnie we wszystkich sektorach gospodarki. Współczesne organizacje funkcjonują w rzeczywistości dynamicznej, złożonej i silnie zdigitalizowanej, co wymusza konieczność nieustannego doskonalenia struktur wewnętrznych i sposobów działania. W tym kontekście podejście procesowe nie tylko zachowuje swoją aktualność, ale staje się fundamentem dla budowania organizacji przyszłości: zwinnej, elastycznej i zdolnej do samodoskonalenia. Procesowe spojrzenie na organizację umożliwia uporządkowanie działań operacyjnych, lepsze zarządzanie przepływem informacji oraz koncentrację na wartości dostarczanej klientowi. Jednak kluczowe znaczenie dla efektywnego wykorzystania potencjału tego podejścia ma dziś integracja z nowoczesnymi technologiami, w szczególności z narzędziami sztucznej inteligencji. SI diametralnie zmienia sposób, w jaki można analizować, modelować i optymalizować procesy. Dzięki zastosowaniu algorytmów uczenia maszynowego możliwe jest przetwarzanie ogromnych wolumenów danych operacyjnych w czasie rzeczywistym, identyfikacja wzorców, które dla człowieka mogłyby pozostać niezauważone, a także przewidywanie potencjalnych zakłóceń w przepływie pracy. Zintegrowanie podejścia procesowego ze sztuczną inteligencją otwiera również nowe możliwości w zakresie automatyzacji. Automatyzacja nie ogranicza się już do prostych, powtarzalnych czynności, natomiast za sprawą inteligentnych agentów możliwe jest delegowanie bardziej złożonych decyzji operacyjnych, opartych na danych, analizach kontekstowych i logice decyzyjnej. Co istotne, automatyzacja procesów biznesowych w oparciu o *Intelligent Process Automation* umożliwia adaptację działań do zmieniających się warunków rynkowych niemal w czasie rzeczywistym.

Szczególnie ważny staje się również aspekt zarządzania wiedzą i uczenia się organizacyjnego. W podejściu procesowym SI może pełnić funkcję katalizatora dla kultury ciągłego doskonalenia, analizując dane z realizowanych procesów, identyfikując miejsca generowania strat lub odchyleń od norm, a następnie proponując działania usprawniające. Tego typu rekomendacje wspierają decyzje menedżerskie na poziomie strategicznym i operacyjnym. W dłuższej perspektywie organizacja może budować zdolność do samodoskonalenia, w której procesy są nieustannie monitorowane, adaptowane i udoskonalane przy wsparciu sztucznej inteligencji.

Z punktu widzenia zarządzania strategicznego połączenie podejścia procesowego ze sztuczną inteligencją pozwala nie tylko lepiej realizować cele operacyjne, ale również przekształcać sposób, w jaki definiowane są cele strategiczne. W erze big data i cyfrowych modeli biznesowych zarządzanie staje się bardziej oparte na danych, co zwiększa precyzję planowania, redukuje niepewność i pozwala szybciej reagować na zmiany rynkowe.

Podejście procesowe w połączeniu z narzędziami sztucznej inteligencji nie tylko zwiększa efektywność i jakość działań organizacyjnych, ale również sprzyja tworzeniu innowacyjnych, adaptacyjnych modeli zarządzania. Kluczem do sukcesu nie jest wyłącznie wdrożenie nowych technologii, ale świadome ich zintegrowanie z kulturą organizacyjną, strukturami decyzyjnymi oraz kompetencjami pracowników. W takiej synergii tkwi potencjał budowania długofalowej przewagi konkurencyjnej w zmiennym, niepewnym, złożonym i niejednoznacznym świecie.

1.8. Bariery i ograniczenia wdrożenia podejścia procesowego

Osiągnięcie wyższych poziomów dojrzałości procesowej w organizacji wymaga spełnienia szeregu warunków oraz przeprowadzenia istotnych zmian strukturalnych, proceduralnych i kulturowych. W praktyce wdrożenie takiego podejścia jest złożonym procesem, nierzadko obarczonym licznymi wyzwaniami, które mogą znacząco utrudniać osiągnięcie zamierzonych efektów (Bitkowska, 2019). Jednym z kluczowych czynników determinujących skuteczność implementacji jest kultura organizacyjna, która często stanowi barierę w adaptacji nowych metod zarządzania procesami. Opór pracowników wobec zmian jest zjawiskiem powszechnym i wynika przede wszystkim z trudności w pełnym zrozumieniu istoty podejścia procesowego oraz korzyści, jakie ono przynosi zarówno dla organizacji, jak i dla poszczególnych jednostek czy pracowników. Niedostateczne przygotowanie personelu, zwłaszcza na poziomie kierowniczym oraz brak ich zaangażowania w proces zmian potęgują niechęć i sceptycyzm wśród pracowników niższego szczebla,

co może prowadzić do blokowania inicjatyw oraz do nieskuteczności podejmowanych działań. Ponadto brak odpowiedniego wsparcia ze strony liderów i menedżerów, którzy powinni być ambasadorami kultury procesowej, znacząco obniża szanse na trwałe wdrożenie zmian. Pracownicy często obawiają się utraty stabilności, zmian w dotychczasowych obowiązkach lub niejasności co do nowych wymagań, co wymaga z kolei prowadzenia kompleksowej komunikacji i edukacji na wszystkich poziomach organizacji. Wprowadzenie mechanizmów angażujących, takich jak szkolenia, warsztaty oraz narzędzia wspierające zarządzanie zmianą, jest niezbędne do przełamania oporu i budowania pozytywnego nastawienia wobec transformacji. Dodatkowo w dobie rosnącej cyfryzacji i automatyzacji procesów kluczową rolę odgrywa także integracja nowoczesnych technologii, takich jak sztuczna inteligencja, które mogą wspierać proces zmian poprzez automatyzację rutynowych zadań, analizę danych i monitorowanie efektywności procesów w czasie rzeczywistym. Jednak nawet zaawansowane technologie nie zastąpią odpowiedniej kultury organizacyjnej i zaangażowania pracowników, które są fundamentem skutecznego i trwałego rozwoju dojrzałości procesowej. Podsumowując, skuteczne podniesienie poziomu dojrzałości procesowej wymaga holistycznego podejścia, które łączy aspekty techniczne, organizacyjne i kulturowe. Tylko wtedy możliwe jest osiągnięcie realnych i trwałych efektów, które przełożą się na zwiększoną efektywność, jakość i konkurencyjność przedsiębiorstwa.

Kolejnymi istotnymi barierami we wdrażaniu podejścia procesowego są niewystarczające kompetencje pracowników oraz niedobór zasobów niezbędnych do przeprowadzenia skutecznych zmian. Efektywne zarządzanie procesami wymaga posiadania zaawansowanych umiejętności analitycznych, a także znajomości specjalistycznych technik identyfikacji, modelowania, analizy i doskonalenia procesów. To z kolei pociąga za sobą konieczność zatrudnienia wykwalifikowanych specjalistów lub przeprowadzenia kompleksowych szkoleń dla obecnego personelu, co często bywa wyzwaniem zarówno pod względem organizacyjnym, jak i finansowym (Jagodziński i Ostrowski, 2015). Brak odpowiednich środków finansowych oraz niewystarczająca liczba zasobów ludzkich stanowią poważną przeszkodę w implementacji podejścia procesowego, zwłaszcza w początkowych fazach, które wymagają znaczącej przebudowy struktur organizacyjnych oraz inwestycji w nowoczesne narzędzia informatyczne wspierające zarządzanie procesami. Te inwestycje mogą obejmować systemy do modelowania procesów, platformy do monitoringu i analizy danych, a także rozwiązania oparte na sztucznej inteligencji, które pomagają automatyzować i optymalizować działania, jednak ich wdrożenie wymaga nakładów finansowych oraz kompetencji technicznych.

Dodatkowo zaangażowanie pracowników w proces zmian równocześnie z realizacją ich codziennych obowiązków, może prowadzić do przeciążenia zespołu, co z kolei skutkuje wydłużeniem czasu wdrożenia i obniżeniem motywacji. Taka sytuacja wymaga, więc przemyślanego zarządzania zasobami ludzkimi, w tym planowania harmonogramów, delegowania zadań oraz stosowania metod wspierających adaptację, takich jak coaching czy mentoring. Bez odpowiedniego wsparcia i dbałości o dobrostan pracowników proces transformacji może napotkać na opór i spadek efektywności, co znacznie utrudni osiągnięcie zamierzonych celów organizacyjnych. Podsumowując, skuteczne przeprowadzenie zmian procesowych wymaga nie tylko wiedzy i umiejętności, ale także adekwatnych zasobów finansowych i ludzkich oraz umiejętnego zarządzania nimi. Wykorzystanie nowoczesnych technologii, takich jak sztuczna inteligencja, może znacznie wspomóc ten proces, jednak sukces zależy przede wszystkim od holistycznego podejścia do zarządzania zmianą i zaangażowania wszystkich uczestników procesu.

Podsumowując, integracja sztucznej inteligencji z podejściem procesowym niesie za sobą szereg wyzwań. Po pierwsze, wymaga to odpowiedniego poziomu dojrzałości cyfrowej organizacji zarówno w kontekście infrastruktury IT, jak i kompetencji pracowników. Po drugie, niezbędne jest zapewnienie jakości danych, ponieważ to właśnie dane stanowią podstawę dla algorytmów SI. Po trzecie, skuteczna transformacja musi uwzględniać czynniki kulturowe – m.in. akceptację zmian technologicznych, gotowość do współpracy z systemami autonomicznymi oraz nowe role i odpowiedzialność ludzi w zautomatyzowanych środowiskach pracy.

Rozdział 2

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji w zarządzaniu

2.1. Pojęcie i istota sztucznej inteligencji

Sztuczna inteligencja jest interdyscyplinarnym obszarem nauki, którego zasadniczy cel stanowi tworzenie systemów komputerowych zdolnych do wykonywania zadań w naturalny sposób wymagających ludzkiej inteligencji. Zadania te obejmują między innymi: rozumowanie logiczne, uczenie się na podstawie danych (ang. *machine learning*), rozpoznawanie obrazów i dźwięków, podejmowanie decyzji w warunkach niepewności, a także rozumienie i generowanie języka naturalnego (ang. *Natural Language Processing, NLP*). SI łączy dorobek wielu dziedzin, w tym informatyki, matematyki, kognitywistyki, neurobiologii, lingwistyki oraz filozofii, co czyni ją jedną z najbardziej złożonych i dynamicznie rozwijających się gałęzi współczesnej nauki.

Sztuczna inteligencja nie ma jak dotąd prawnej definicji w ustawodawstwie polskim ani międzynarodowym (Rada Ministrów, 2020).

W dokumencie Komisji Europejskiej zatytułowanym *Definicja sztucznej inteligencji: główne możliwości i dyscypliny naukowe*, przygotowanym przez grupę niezależnych ekspertów ds. SI, zaproponowano następującą definicję: *Systemy sztucznej inteligencji to systemy oprogramowania (a być może także sprzętu) zaprojektowane przez ludzi, które, mając złożony cel, działają w wymiarze fizycznym lub cyfrowym poprzez postrzeganie swojego środowiska za pomocą pozyskiwania danych, interpretację zgromadzonych danych ustrukturyzowanych lub nieustrukturyzowanych, wnioskowanie na podstawie zgromadzonej wiedzy lub przetwarzanie informacji pozyskanych z tych danych oraz decydowanie o najlepszych działaniach, które należy podjąć, aby osiągnąć określony cel. Systemy AI mogą korzystać z reguł symbolicznych lub uczyć się modeli numerycznych, a także mogą dostosowywać swoje zachowanie, analizując, w jaki sposób ich poprzednie działania wpłynęły na środowisko* (European Commission, 2018).

W literaturze naukowej istnieje wiele definicji SI, które różnią się w zależności od perspektywy badawczej i kontekstu zastosowań.

Sztuczna inteligencja to zdolność maszyn do symulowania każdego aspektu uczenia się lub innych form inteligencji, pod warunkiem, że zostaną one dostatecznie precyzyjnie opisane. Taką definicję przedstawił J. McCarthy podczas konferencji w Dartmouth, która zapoczątkowała badania nad sztuczną inteligencją. J. McCarthy podkreślał, że celem SI jest nie tylko naśladowanie ludzkiej inteligencji, ale także tworzenie maszyn zdolnych do samodzielnego rozwiązywania problemów i podejmowania decyzji w zmieniającym się środowisku. Jego prace, takie jak rozwój języka programowania LISP, miały kluczowe znaczenie dla rozwoju tej dziedziny (McCarthy, Minsky, Rochester i Shannon, 1955).

Kluczowe pojęcia w tym kontekście to symulowanie i naśladowanie. Symulowanie odnosi się do zdolności maszyn do funkcjonalnego odtwarzania procesów charakterystycznych dla ludzkiej inteligencji, natomiast naśladowanie polega na odwzorowywaniu ludzkich zachowań w sposób zbliżony do naturalnego.

M. Minsky, amerykański naukowiec zajmujący się sztuczną inteligencją i współzałożyciel laboratorium sztucznej inteligencji na Uniwersytecie Massachusetts Institute of Technology (MIT), w swojej książce *The Society of Mind* zaproponował teorię, według której inteligencja nie jest jednorodną cechą, ale wynika z interakcji wielu prostych jednostek zwanych agentami. Każdy z tych agentów jest odpowiedzialny za wykonywanie prostych zadań, a ich współpraca prowadzi do złożonych procesów poznawczych. M. Minsky opisał to jako *społeczeństwo umysłu*, gdzie inteligencja powstaje z koordynacji działań wielu agentów (Minsky, 1986). Ponadto M. Minsky określił sztuczną inteligencję jako naukę o maszynach zdolnych wykonywać zadania, które wymagałyby inteligencji, jeżeli wykonywałby je człowiek (Dennis i Minsky, 2001).

P. Wang w swoim artykule zatytułowanym *What Do You Mean by 'AI'?* podjął próbę systematycznej analizy istniejących definicji sztucznej inteligencji (SI), zwracając uwagę na ich różnorodność oraz liczne ograniczenia. P. Wang zauważa, że wiele definicji SI jest często nieprecyzyjnych, co prowadzi do rozbieżności w rozumieniu tego pojęcia oraz do rozwoju różnych, a czasem rozbieżnych kierunków badań w obszarze sztucznej inteligencji. W odpowiedzi na te wyzwania P. Wang proponuje własną, bardziej operacyjną definicję sztucznej inteligencji, która koncentruje się na zdolności systemów do adaptacji w warunkach niepełnej wiedzy i ograniczonych zasobów. Według niego prawdziwa inteligencja powinna umożliwiać systemowi radzenie sobie z niepewnością, niekompletnością informacji oraz zmiennością oto-

czenia, co jest kluczowe dla zastosowań SI w rzeczywistych i dynamicznych środowiskach (Wang, 2008).

P. Wang podkreśla, że ta adaptacyjna zdolność odróżnia inteligentne systemy od prostych algorytmów działających w ściśle określonych warunkach. Jego podejście wskazuje na konieczność rozwoju takich metod i modeli SI, które potrafią efektywnie uczyć się, podejmować decyzje oraz działać pomimo niepewności i ograniczeń, co ma fundamentalne znaczenie dla praktycznych wdrożeń SI, np. w robotyce, systemach wspomagania decyzji czy autonomicznych pojazdach (Wang, 2008).

W literaturze polskiej, w *Przewodniku po sztucznej inteligencji* M. L. Żybula pisze, że: *AI skupia się na tworzeniu programów komputerowych zdolnych do wykonywania zadań, które wymagają ludzkiej inteligencji. Te zadania obejmują rozpoznawanie wzorców, rozumienie języka naturalnego, podejmowanie decyzji, uczenie się, planowanie i wiele innych. Głównym celem AI jest stworzenie systemów które są zdolne do myślenia i podejmowania decyzji na sposób przypominający ludzki* (IAB Polska, 2024).

Do najczęściej wymienianych zdolności, które mogą charakteryzować sztuczną inteligencję, należą: rozpoznawanie obrazów, przetwarzanie języka naturalnego (języka używanego przez ludzi do komunikacji interpersonalnej), podejmowanie decyzji, uczenie się, planowanie oraz adaptacja do zmieniających się warunków (Russell i Norvig, 2023).

Sztuczna inteligencja w edukacji (ang. *Artificial Intelligence in Education*, AIED) jest wyspecjalizowanym obszarem sztucznej inteligencji, wykorzystującym techniki komputerowe i przetwarzania danych do usprawnienia procesów nauczania. Obszar ten dynamicznie się rozwija oraz obejmuje tworzenie inteligentnych środowisk edukacyjnych (np. Librus Synergia). Istota AIED tkwi nie tylko w samych technologiach, ale również w ich powiązaniu z teoriami edukacyjnymi i pedagogicznymi. Powiązanie to determinuje sposób, w jaki sztuczna inteligencja jest wykorzystywana w edukacji, co prowadzi do powstania różnych paradygmatów AIED (Ouyang i Jiao, 2021).

Według definicji przedstawionej przez firmę IBM, sztuczna inteligencja to obszar, który łączy naukę komputerową i zestawy danych w celu umożliwienia rozwiązywania problemów oraz obejmuje podobszary, takie jak uczenie maszynowe i głębokie uczenie.

W artykule *Artificial Intelligence: what is it?* sztuczna inteligencja zdefiniowana jest jako interdyscyplinarna dziedzina informatyki, która koncentruje się na tworzeniu systemów komputerowych zdolnych do naśladowania ludzkich zdolności poznawczych. Do tych zdolności zaliczają m.in. rozumowanie, uczenie się oraz rozwiązywanie problemów – kluczowe aspekty inteligencji naturalnej. Autorzy podkreślają, że sztuczna inteligencja nie ogranicza się

wyłącznie do wykonywania z góry zaprogramowanych czynności, lecz jest związana ze zdolnością systemu do przetwarzania informacji oraz generowania nowych informacji w oparciu o istniejącą wiedzę. Dzięki temu systemy SI mogą się adaptować do zmieniających się warunków środowiska, reagując na nieprzewidziane sytuacje i modyfikując swoje działanie w sposób autonomiczny. Takie podejście wskazuje, że SI jest dynamiczną i elastyczną technologią, zdolną do samodoskonalenia i dostosowywania się do nowych danych oraz wymagań. Ta adaptacyjność jest niezbędna w wielu praktycznych zastosowaniach SI, od systemów rekomendacyjnych, przez autonomiczne pojazdy aż po medycynę czy analizę danych (Suleimenov, Vitulyova, Bakirov i Gabrielyan, 2020). Wciąż nie wiadomo, jak sztuczna inteligencja miałaby osiągnąć poziom inteligencji ludzkiej, jednak odkrycia ostatnich lat otwierają nowe możliwości zastosowań w medycynie, transporcie, finansach i innych dziedzinach (Russell i Norvig, 2023).

Tworzenie systemów opartych na sztucznej inteligencji jest złożonym i wieloetapowym procesem, który można ująć w co najmniej trzech podstawowych fazach: projektowania algorytmu, trenowania modelu oraz implementacji interfejsów użytkownika. Pierwszym etapem jest opracowanie algorytmów sztucznej inteligencji, które stanowią formalne opisy zasad działania systemu. Algorytmy te definiują zbiór funkcji matematycznych i logicznych reguł, umożliwiających analizę danych oraz podejmowanie decyzji na ich podstawie. W przypadku systemów wykorzystujących uczenie maszynowe algorytmy te są podstawą dla tworzenia modeli predykcyjnych lub klasyfikacyjnych, które uczą się wzorców na podstawie dostarczonych danych treningowych (Goodfellow, Bengio i Courville, 2016). Drugim kluczowym krokiem jest proces trenowania modelu sztucznej inteligencji. Polega on na wprowadzaniu do wcześniej zaprojektowanego algorytmu dużych i reprezentatywnych zbiorów danych, które zostały odpowiednio przetworzone i oznaczone. Dzięki analizie danych wejściowych model nabywa zdolność generalizacji, czyli przewidywania lub interpretowania nowych, nieznanych danych na podstawie wcześniej przyswojonych informacji. Model stanowi odwzorowanie tego, czego „nauczył się” algorytm, czyli struktury i wagi przypisanym poszczególnym cechom danych, które uznaje za istotne w kontekście rozwiązywanego problemu (Domingos, 2015; LeCun, Bengio i Hinton, 2015). Ostatnim etapem jest implementacja gotowego modelu w praktycznych aplikacjach i systemach użytkowych. Modele SI są zazwyczaj osadzone w interfejsach użytkownika, takich jak aplikacje mobilne, systemy desktopowe, platformy internetowe czy urządzenia fizyczne (np. roboty, drony). Te złożone systemy stanowią warstwę pośredniczącą pomiędzy użytkownikiem a algorytmem SI, umożliwiając komunikację i realizację konkretnych zadań w sposób intuicyjny i dostępny.

W efekcie użytkownicy nie mają bezpośredniego dostępu do samego modelu ani algorytmu, lecz operują na ich funkcjonalnych reprezentacjach (Russell i Norvig, 2021).

Jak widać pojęcie sztucznej inteligencji ma wielowymiarowy i dynamiczny charakter, wskazując na złożoność w jego definiowaniu oraz na ewolucję rozumienia tego terminu w kontekście rozwoju nauk technicznych, kognitywnych i społecznych. Szczególnie cenne jest zestawienie różnych perspektyw od klasycznych ujęć McCarthy'ego i Minsky'ego po współczesne stanowiska Komisji Europejskiej, IBM oraz P. Wanga, który zwraca uwagę na operacyjną przydatność definicji SI w warunkach niepewności i ograniczonych zasobów.

Współczesna sztuczna inteligencja nie ogranicza się do czysto technicznego aspektu przetwarzania danych, jej rozwój pociąga za sobą konieczność ponownego przemyślenia takich pojęć, jak inteligencja, decyzja, uczenie się, a nawet autonomia. Słusznie podkreślono, że SI nie polega wyłącznie na odwzorowywaniu ludzkich zachowań, ale na tworzeniu systemów zdolnych do adaptacji, przewidywania i działania w złożonych środowiskach. Jest to szczególnie istotne w kontekście jej zastosowań w edukacji, biznesie, transporcie czy zdrowiu.

Obecnie wyzwaniem nie jest jedynie udoskonalanie modeli uczenia maszynowego, ale także zapewnienie, by wdrażane systemy SI były zrozumiałe, etyczne i zgodne z normami społecznymi oraz regulacyjnymi. Złożoność faz projektowania, trenowania i wdrażania systemów SI wymaga nie tylko interdyscyplinarnego podejścia, ale również ciągłego dialogu między twórcami technologii a ich użytkownikami. Tym samym sztuczna inteligencja staje się nie tylko technologicznym, lecz także społecznym i organizacyjnym fenomenem, który wymaga szerokiej refleksji i odpowiedzialności.

2.2. Cechy sztucznej inteligencji

Współczesny rozwój technologiczny stawia sztuczną inteligencję w centrum zainteresowania zarówno świata nauki, jak i praktyki gospodarczej. SI nie jest jedynie domeną informatyki, jej interdyscyplinarny charakter sprawia, że znajduje zastosowanie w takich dziedzinach jak medycyna, prawo, ekonomia, edukacja, a nawet sztuka. Pojęcie sztucznej inteligencji odnosi się do systemów komputerowych zdolnych do wykonywania zadań, które standardowo wymagają ludzkiej inteligencji, takich jak rozumowanie, uczenie się, percepcja czy podejmowanie decyzji (Russell i Norvig, 2021). Aby lepiej zrozumieć potencjał i ograniczenia sztucznej inteligencji, konieczne jest szczegółowe omówienie jej fundamentalnych cech. Cechy te definiują nie tylko zakres możliwości systemów SI, ale również kierunki ich dalszego rozwoju. Dzięki nim możliwe jest odróżnienie klasycznych algorytmów od systemów inteligentnych, które potra-

fią działać w złożonych i zmiennych środowiskach, wykazując cechy typowe dla inteligencji biologicznej: adaptacyjność, samodzielność czy zdolność do uczenia się na podstawie doświadczenia (Wang, 2008).

Sztuczna inteligencja charakteryzuje się specyficznymi cechami, które determinują jej zdolności oraz szerokie zastosowanie w rozwiązywaniu złożonych problemów. Poniżej wskazano najważniejsze cechy sztucznej inteligencji:

- Autonomia i samodzielne działanie – odnosi się do zdolności systemu do podejmowania decyzji i działania bez potrzeby ciągłego nadzoru człowieka. Systemy autonomiczne potrafią prowadzić interaktywne rozmowy w czasie rzeczywistym, dostosowując się do poziomu użytkownika i automatycznie identyfikując obszary wymagające poprawy. Dzięki tej zdolności sztuczna inteligencja może realizować zadania efektywnie i niezależnie od wiedzy pierwotnie dostarczonej przez twórców systemu. Autonomia pozwala na zwiększenie efektywności, skalowalności i niezawodności systemów (Wang, 2008).
- Zdolność uczenia się i adaptacja – systemy sztucznej inteligencji mają zdolność uczenia się na podstawie danych, co pozwala im skutecznie działać w dynamicznym i zmiennym środowisku. Uczenie się w kontekście SI oznacza zdolność systemu do poprawy swojej wydajności w wykonywaniu określonego zadania na podstawie doświadczenia, bez konieczności ręcznego programowania każdej reguły postępowania. Systemy uczące się potrafią przystosowywać się do nowych informacji, aktualizować swoje modele wewnętrzne i optymalizować podejmowane decyzje (Russell i Norvig, 2021). Proces ten opiera się na metodach uczenia maszynowego, takich jak uczenie się reprezentacji (Goodfellow, Bengio i Courville, 2016), czy techniki Hebbowskie (Russell i Norvig, 2021), które umożliwiają modyfikację zachowania systemu w odpowiedzi na nowe dane.
- Rozumowanie i podejmowanie decyzji – rozumowanie to zdolność systemu do analizowania informacji, wyciągania logicznych wniosków i podejmowania decyzji na podstawie dostępnych danych. W kontekście sztucznej inteligencji rozumowanie jest procesem przetwarzania wiedzy w celu rozwiązania problemu, oceny sytuacji lub przewidzenia skutków działań. Jest to jedna z kluczowych funkcji odróżniających inteligentne systemy od prostych, statycznych algorytmów. Rozumowanie umożliwia systemom analizę danych z różnych źródeł, takich jak obrazy, dźwięki czy teksty oraz podejmowanie decyzji na podstawie niepełnych informacji. Wykorzystanie struktur, takich jak sieci semantyczne, pozwala sztucznej inteligencji na organizowanie wiedzy i identyfikowanie powiązań między pojęciami (Nilsson, 1998). Podejmowanie decyzji w SI opiera się na wyborze najlepszego możliwego działania spośród dostępnych opcji,

często z wykorzystaniem algorytmów optymalizacyjnych lub metod opartych na uczeniu wzmacnianym (ang. *reinforcement learning*). Kluczowym celem jest maksymalizacja funkcji celu (np. zysku, bezpieczeństwa, precyzji) w zadanym kontekście (Russell i Norvig, 2021). P. Wang zwraca uwagę, że skuteczne rozumowanie wymaga nie tylko wiedzy, ale również umiejętności radzenia sobie z niejednoznacznością i niepewnością, co jest kluczowe dla inteligencji adaptacyjnej (Wang, 2008).

- Przetwarzanie dużych ilości danych – sztuczna inteligencja wykorzystuje zaawansowane algorytmy do analizy ogromnych zbiorów danych, identyfikując wzorce i wyciągając wnioski. Na przykład systemy *Business Intelligence* dzięki tej funkcji są w stanie dostarczać informacje analityczne i na ich podstawie podejmować decyzje dla przedsiębiorstw oraz organizacji (Chmielarz, 2013).
- Percepcja i interakcja z otoczeniem – percepcja w kontekście sztucznej inteligencji odnosi się do zdolności systemów SI do odbierania, przetwarzania i interpretowania informacji pochodzących z otoczenia, często za pomocą sensorów, kamer, mikrofonów lub innych urządzeń wejściowych. Jest to proces analogiczny do ludzkiego postrzegania świata poprzez zmysły. Interakcja z otoczeniem natomiast obejmuje zdolność systemów do reagowania na te informacje poprzez odpowiednie działania, czy to fizyczne, komunikacyjne, czy cyfrowe. Interakcja z otoczeniem wymaga nie tylko zdolności percepcyjnych, ale również tzw. aktuatorów (elementów wykonawczych) w przypadku systemów fizycznych, takich jak roboty, lub interfejsów użytkownika (GUI, API, systemy dialogowe) w systemach cyfrowych. SI reaguje na bodźce z otoczenia poprzez podejmowanie działań, na przykład zmieniając trasę pojazdu autonomicznego, modyfikując rekomendacje produktowe, czy prowadząc konwersację z człowiekiem w języku naturalnym. Jak wskazują S.J. Russell i P. Norvig, zdolność percepcji i działania w świecie rzeczywistym odróżnia inteligentne systemy od pasywnych algorytmów (Russell i Norvig, 2021). Z kolei K. Suleimenov i współautorzy podkreślają, że inteligencja – zarówno ludzka, jak i sztuczna – opiera się na zdolności do przetwarzania danych sensorycznych i podejmowania trafnych reakcji w kontekście zmieniającego się środowiska (Suleimenov, Vitulyova, Bakirov i Gabrielyan, 2020).
- Zdolność do rozwiązywania problemów – jednym z najważniejszych aspektów sztucznej inteligencji jest jej zdolność do identyfikowania, analizowania i rozwiązywania złożonych problemów. Umiejętność ta jest kluczowa w zastosowaniach praktycznych od diagnozowania chorób, przez planowanie logistyczne po sterowanie autonomicznymi pojazdami. W odróżnieniu od klasycznych programów komputerowych, które dzia-

łają zgodnie z ustalonymi regułami, systemy SI potrafią podejmować decyzje w środowiskach niepełnej informacji i dużej złożoności, często przy wielu możliwych rozwiązaniach (Russell i Norvig, 2021). M. Minsky uważał zdolność do rozwiązywania trudnych problemów za jeden z głównych wyróżników inteligencji. Podkreślał przy tym, że proces ten może być wynikiem współpracy wielu prostszych modułów, co zostało później opisane w jego koncepcji „społeczeństwa umysłu” (Minsky, 1986).

- Elastyczność i wszechstronność – rozumiane jako zdolność do zastosowania w różnych dziedzinach i do realizacji zróżnicowanych zadań, często bez potrzeby przebudowy podstawowego modelu. Systemy SI w zależności od zastosowanej architektury i sposobu uczenia mogą być przystosowywane do pełnienia różnych funkcji – od analizy danych medycznych, przez sterowanie robotami po generowanie języka naturalnego (Russell i Norvig, 2021).
- Komunikacja i interakcja z użytkownikami – zdolność sztucznej inteligencji do komunikacji i interakcji z użytkownikami jest jednym z kluczowych elementów skutecznej współpracy człowiek–maszyna. Odnosi się ona przede wszystkim do przetwarzania języka naturalnego, rozpoznawania mowy, generowania wypowiedzi oraz zdolności interpretowania intencji użytkownika w sposób zbliżony do ludzkiego (Jurafsky i Martin, 2024). Systemy SI potrafią rozumieć polecenia wydawane w języku naturalnym, prowadzić konwersacje w czasie rzeczywistym, odpowiadać na pytania, formułować logiczne, spójne i kontekstowo adekwatne odpowiedzi. Ta funkcja jest szczególnie widoczna w przypadku inteligentnych asystentów, chatbotów i systemów dialogowych. Efektywna komunikacja wymaga od SI nie tylko przetwarzania składniowego, ale także rozpoznawania kontekstu, intencji i emocji użytkownika (Cambria i in., 2013).
- Autokorekta i doskonalenie – systemy sztucznej inteligencji są zdolne do samodzielnego identyfikowania błędów i ich korygowania. Proces ten opiera się na iteracyjnym uczeniu, gdzie modele dostosowują swoje parametry w oparciu o wcześniejsze doświadczenia. Pomimo wyzwań, takich jak trudności w samodzielnym korygowaniu złożonych błędów przez duże modele językowe, mechanizmy autokorekty pozwalają systemom stopniowo zwiększać swoją dokładność, niezawodność i efektywność działania, co czyni je coraz bardziej przydatnymi w praktycznych zastosowaniach. Dzięki takim technikom jak uczenie ze wzmocnieniem, uczenie nadzorowane oraz uczenie nienadzorowane, systemy mogą samodzielnie wykrywać niezgodności pomiędzy przewidywaniami a rzeczywistymi rezultatami, a następnie dostosowywać swoje działanie, aby minimalizować przyszłe błędy (Huang i in., 2023). Cecha ta jest udoskonalana ze względu na swoją kluczową rolę w rozwoju inteligentnych systemów.

Sztuczna inteligencja dzięki swoim zdolnościom przekształca tradycyjne metody działania w wielu sektorach. Jej zdolność do analizy danych, automatyzacji oraz podejmowania trafnych decyzji przyczynia się nie tylko do wzrostu innowacyjności i konkurencyjności organizacji, ale także wspiera personalizację działań oraz automatyzację procesów oceniania, co przyczynia się do większej dostępności wiedzy i efektywności.

Cechy sztucznej inteligencji stanowią fundament jej wyjątkowości jako technologii transformacyjnej na poziomie technologicznym, ale również społeczno-organizacyjnym. Zdolność systemów SI do samodzielnego uczenia się, adaptacji i podejmowania decyzji w niepewnym i dynamicznym otoczeniu wskazuje, że mamy do czynienia z nową kategorią narzędzi, które stopniowo przechodzą od funkcji wspomagających do roli aktywnych uczestników procesów decyzyjnych. W tym sensie sztuczna inteligencja przestaje być wyłącznie narzędziem, a zaczyna pełnić funkcję kognitywnego partnera człowieka w systemach informacyjnych zarządzania, edukacji, zdrowia czy kulturze. Na szczególne podkreślenie zasługuje fakt, że cechy takie jak autonomia, percepcja, zdolność rozumowania czy interaktywność przybliżają sztuczną inteligencję do biologicznych modeli poznania, co czyni ją technologią nie tylko użytkową, lecz również filozoficznie przełomową. W przeciwieństwie do tradycyjnych systemów algorytmicznych, sztuczna inteligencja przejawia zdolności meta-poznawcze, może monitorować własne działanie, korygować błędy i usprawniać modele wewnętrzne. Z perspektywy zarządzania i organizacji właśnie te cechy sztucznej inteligencji mają potencjał redefiniować klasyczne podejścia do procesów biznesowych, w których kluczową rolę odgrywa adaptacja do zmieniających się warunków. W efekcie, sztuczna inteligencja nie tylko wspiera automatyzację, ale staje się katalizatorem nowego paradygmatu zarządzania opartego na inteligencji rozproszonej, zdolnej do integracji ludzi i maszyn w hybrydowe środowiska decyzyjne.

Analiza fundamentalnych cech sztucznej inteligencji pozwala spojrzeć na to zjawisko nie tylko jako na nowoczesne narzędzie technologiczne, ale jako na komponent o strategicznym znaczeniu dla przyszłości organizacji. Kluczowe właściwości sztucznej inteligencji, takie jak autonomia, zdolność uczenia się, adaptacyjność, percepcja i rozumowanie wskazują, że systemy te nie ograniczają się do realizacji z góry zaprogramowanych funkcji, lecz dynamicznie współtworzą środowisko informacyjne i decyzyjne. W kontekście zarządzania organizacją i transformacji cyfrowej sztuczna inteligencja powinna być postrzegana jako aktywny uczestnik procesów poznawczych i operacyjnych, nie zaś jedynie jako pasywny instrument wspierający człowieka. Przejście od automatyzacji czynności powtarzalnych do inteligentnej interpretacji danych, przewidywania oraz interakcji z użytkownikiem otwiera drogę do nowego podejścia

w modelowaniu procesów biznesowych. Cechy sztucznej inteligencji tworzą pomost między technologią a człowiekiem, umożliwiając budowę środowisk pracy opartych na współpracy człowieka i maszyny. W związku z tym rozwój sztucznej inteligencji należy analizować nie tylko przez pryzmat efektywności technologicznej, ale również wpływu na strukturę organizacyjną, kompetencje pracowników oraz kulturę zarządzania.

2.3. Główne metody sztucznej inteligencji

Sztuczna inteligencja to nie jedna konkretna technologia, lecz zbiór wyspecjalizowanych metod i struktur, które wspólnie umożliwiają systemom analizę danych, podejmowanie decyzji oraz interakcję z otoczeniem. Sztuczna inteligencja wykorzystuje zaawansowane technologie i algorytmy umożliwiające maszynom przetwarzanie, analizę i interpretację złożonych danych. Jej kluczowe komponenty rozwijają się dynamicznie dzięki połączeniu podejść statystycznych, algorytmicznych i obliczeniowych, co pozwala tworzyć coraz bardziej zaawansowane systemy zdolne do samodzielnego i adaptacyjnego przetwarzania informacji (Goodfellow, Bengio i Courville, 2016; Russell i Norvig, 2021).

Jednym z kluczowych filarów sztucznej inteligencji jest uczenie maszynowe jako zestaw metod pozwalających na automatyczne budowanie modeli predykcyjnych na podstawie danych empirycznych (Sharifani i Amini, 2023). Rozwój uczenia maszynowego przyczynił się do powstania inteligentnych systemów, które posiadają zdolności poznawcze zbliżone do ludzkich. Algorytmy ML działają poprzez optymalizację funkcji błędu i generalizację wiedzy z danych treningowych (Domingos, 2015). W literaturze wyróżnia się trzy główne kategorie uczenia maszynowego (Bishop, 2006; Sutton i Barto, 2018):

- **Uczenie nadzorowane** (ang. *supervised learning*) – algorytmy uczą się na oznaczonych danych wejściowych, gdzie każdemu jest przypisana odpowiednia etykieta. Celem jest opracowanie modelu zdolnego do przewidywania etykiet dla nowych danych. Uczenie nadzorowane ma miejsce, gdy algorytmowi dostarczane są pary danych wejściowych i pożądanych danych wyjściowych, a algorytm sam znajduje sposób na wytworzenie pożądanych danych wyjściowych przy wskazanych danych wejściowych. W szczególności algorytm jest w stanie utworzyć dane wyjściowe dla danych wejściowych, których nigdy wcześniej nie widział, bez żadnej pomocy ze strony człowieka (Müller i Guido, 2023). To rodzaj uczenia maszynowego, w którym model jest trenowany na zbiorze danych, zawierającym zarówno dane wejściowe (cechy), jaki i odpowiadające im wyniki (etykiety).
- **Uczenie nienadzorowane** (ang. *unsupervised learning*) – to typ algorytmu, w którym znane są tylko dane wejściowe i żadne znane dane wyjściowe

nie są przekazywane do algorytmu. Chociaż istnieje wiele udanych zastosowań tych metod, są one zwykle trudniejsze do zrozumienia i oceny (Müller i Guido, 2023). Uczenie nienadzorowane polega na samodzielnym odkrywaniu struktur i zależności w nieoznaczonych danych. Algorytmy analizują dane bez etykiet w celu identyfikacji wzorców i struktur poprzez działania, takie jak grupowanie podobnych przykładów, szacowanie gęstości rozkładu danych czy redukcja wymiarowości.

- Uczenie ze wzmocnieniem (ang. *reinforcement learning*) – algorytmy uczą się poprzez interakcję ze środowiskiem i otrzymywanie nagród za optymalne decyzje. Celem jest znalezienie strategii, która długoterminowo maksymalizuje nagrody poprzez wybieranie najlepszych działań w danej sytuacji. W uczeniu przez wzmocnianie nie przygotowuje się zestawu danych uczących, tylko środowisko, z którego model będzie zbierał dane automatycznie. Jego celem jest zmaksymalizowanie zwracanej przez nie nagrody. Do agenta należy ocena, które z akcji wykonywanych przez niego przed wzmocnieniem były odpowiedzialne za osiągnięcie określonego wyniku i jak powinien on zmienić swe działanie w zamiarze osiągnięcia większych nagród w przyszłości (Russell i Norvig, 2023).

Współczesne zastosowania sztucznej inteligencji często opierają się również na uczeniu głębokim (ang. *Deep Learning*, DL), które stanowi rozwinięcie koncepcji uczenia maszynowego. Charakterystyczną cechą DL jest wykorzystanie wielowarstwowych sztucznych sieci neuronowych. Dzięki takiej architekturze surowe dane wejściowe są stopniowo przekształcane w coraz bardziej abstrakcyjne reprezentacje, co pozwala modelowi samodzielnie identyfikować istotne cechy danych, bez potrzeby ich ręcznego definiowania. *Deep Learning* opiera się na wielowarstwowych sieciach neuronowych, takich jak CNN (konwolucyjne) czy RNN (rekurencyjne), które różnią się od prostszych modeli ML zdolnością do hierarchicznego przetwarzania danych. Głębokie uczenie wymaga zastosowania zaawansowanych algorytmów optymalizacyjnych, takich jak *Adam Optimizer*, które minimalizują błędy predykcji poprzez iteracyjne dostosowywanie wag. Dodatkowo stosowane są techniki regularyzacji, takie jak *dropout*, aby skutecznie przeciwdziałać przeuczeniu modelu. Głębokie uczenie znajduje zastosowanie w analizie obrazów, systemach rekomendacyjnych i przetwarzaniu języka naturalnego (Bishop, 2006; Goodfellow, Bengio i Courville, 2016). *Deep learning* wymaga znacznie mniejszej interwencji człowieka niż uczenie maszynowe, jest bardziej samodzielne i często dokładniejsze w swych wynikach. W uczeniu głębokim początkowe warstwy neuronowe rozpoznają proste cechy danych, takie jak kształt czy kolory. Następnie kolejne warstwy korzystają z tych wniosków,

aby zidentyfikować bardziej złożone obiekty. Algorytmy stale korygują swoje błędy, aby doskonalić zdolność przewidywania.

Filarem SI jest również przetwarzanie języka naturalnego, które łączy dorobek lingwistyki, logiki formalnej i uczenia maszynowego. NLP pozwala maszynom analizować, rozumieć i generować tekst oraz mowę w języku ludzkim (Jurafsky i Martin, 2024). Przetwarzanie języka naturalnego stanowi kluczowy obszar sztucznej inteligencji, który umożliwia komputerom analizę, zrozumienie i generowanie ludzkiego języka. Modele statystyczne NLP uczą się na dużych korpusach tekstu oraz na źródłach dynamicznie rozwijających się, takich jak strony internetowe, blogi, podcasty, transkrypcje wideo oraz konwersacje użytkowników z chatbotami (Holmes, Bialik i Fadel, 2019). Na bazie architektury transformerowej powstały tzw. modele językowe dużej skali (ang. *Large Language Models*, LLM), takie jak BERT (ang. *Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), GPT-3 (*Generative Pre-trained Transformer 3*) oraz GPT-4 (*Generative Pre-trained Transformer 4*) (Devlin, Chang, Lee i Toutanova, 2019). Nowoczesne modele językowe osiągają znakomite wyniki w różnorodnych zadaniach przetwarzania języka naturalnego wymagających nie tylko poprawności składniowej, lecz także głębokiego rozumienia semantycznego. Potrafią m.in. odpowiadać na pytania, generować teksty, uzupełniać dokumenty, analizować tonację wypowiedzi oraz wydobywać informacje z obszernych zbiorów tekstowych. Kluczową zaletą współczesnych modeli NLP jest ich zdolność do adaptacji w różnych kontekstach zastosowań, co możliwe jest dzięki technikom tzw. *fine-tuningu* oraz *prompt engineeringu* – sztuce formułowania skutecznych zapytań i instrukcji kierowanych do modeli językowych (Brown i in., 2020).

Jednym z kluczowych obszarów sztucznej inteligencji jest wizja komputerowa (ang. *Computer Vision*, CV), która umożliwia systemom automatyczne rozpoznawanie, interpretację oraz analizę treści wizualnych, takich jak obrazy statyczne, sekwencje wideo czy dane przestrzenne (np. chmury punktów 3D). Wizja komputerowa to interdyscyplinarna dziedzina badań z pogranicza informatyki, sztucznej inteligencji i przetwarzania sygnałów, której celem jest umożliwienie maszynom analizy, interpretacji i rozumienia danych wizualnych – takich jak obrazy cyfrowe, sekwencje wideo, a także dane przestrzenne (np. skany 3D). Podstawą współczesnych rozwiązań CV są konwolucyjne sieci neuronowe (ang. *Convolutional Neural Networks*, CNN), które przetwarzają dane wizualne w sposób hierarchiczny, ucząc się złożonych reprezentacji cech od poziomu pikseli aż po semantyczne struktury obiektów (LeCun, Bengio i Hinton, 2015; Krizhevsky, Sutskever i Hinton, 2017). Zastosowania CV obejmują szerokie spektrum problemów: od rozpoznawania twarzy i detekcji obiektów, przez segmentację semantyczną obrazu po analizę zachowań w czasie rzeczywistym w nagraniach wideo (Goodfel-

low, Bengio i Courville, 2016). Ponadto rozwój technik, takich jak sieci typu YOLO (ang. *You Only Look Once*) czy Mask R-CNN umożliwił osiągnięcie wysokiej precyzji przy jednoczesnym zachowaniu efektywności obliczeniowej (Redmon i Farhadi, 2018). Równolegle, mimo dominacji podejść opartych na danych, nadal istotną rolę w systemach SI odgrywają symboliczne systemy reprezentacji wiedzy i wnioskowania, bazujące m.in. na logice pierwszego rzędu, ontologiach oraz regułach produkcyjnych (Russell i Norvig, 2021). Pozwalają one na eksplicitną reprezentację faktów oraz na przeprowadzanie formalnego wnioskowania, co jest szczególnie wartościowe w dziedzinach wymagających przejrzystości, weryfikowalności i zaufania, takich jak systemy doradcze, audytowe czy medycyna oparta na regułach (Brachman i Levesque, 2004). Choć metody te zostały częściowo wyparte przez modele probabilistyczne i uczenie głębokie, to wciąż są wykorzystywane w hybrydowych architekturach SI łączących symboliczne rozumowanie z uczeniem maszynowym (tzw. neurosymboliczne podejścia) (Garcez i Lamb, 2023).

Warto w tym miejscu zaznaczyć, iż sztuczna inteligencja wykorzystuje również systemy ekspertowe i symboliczne SI. Mimo dominacji metod statystycznych wciąż stosowane są systemy bazujące na symbolicznej reprezentacji wiedzy, logice, ontologiach i regułach. Są przydatne tam, gdzie konieczne jest formalne wnioskowanie i interpretowalność np. w medycynie, prawie czy finansach (Brachman i Levesque, 2004).

Sztuczna inteligencja opiera się także na technologiach generatywnych (ang. *Generative AI*). Modele generatywne, takie jak GAN (ang. *Generative Adversarial Networks*) czy modele autoregresyjne (GPT), umożliwiają tworzenie nowych treści – tekstów, obrazów, muzyki, kodu czy danych syntetycznych (Radford i in., 2019).

Mówiąc o sztucznej inteligencji należy scharakteryzować również autonomicznych agentów SI. Jest to system komputerowy osadzony w środowisku i zdolny do samodzielnego postrzegania, podejmowania decyzji i działania w celu realizacji określonych celów, bez ciągłej ingerencji człowieka. Autonomiczny agent SI wyróżnia się tym, że działa na podstawie własnych mechanizmów decyzyjnych, a nie wyłącznie według zaprogramowanych reguł, i jest w stanie uczyć się oraz adaptować do zmian w środowisku bez ingerencji człowieka (Russell i Norvig, 2021). Cechy charakterystyczne autonomicznych agentów, to (Franklin i Graesser, 1996; Wooldridge, 2009; Poole i MacKworth, 2017; Russell i Norvig, 2021):

- autonomia – agent funkcjonuje niezależnie, podejmując decyzje i wykonując działania bez bezpośredniego nadzoru człowieka; oznacza to zdolność do samodzielnego określania działań, często w oparciu o strategię lub uczenie się;

- percepcja – agent odbiera dane ze swojego otoczenia za pomocą sensorów (np. kamera, mikrofon, dane cyfrowe) i interpretuje je w kontekście swojej wiedzy i celów;
- decyzja i działanie – na podstawie percepcji i wbudowanych modeli decyzyjnych agent wybiera i wykonuje działania w swoim środowisku za pomocą realnych lub wirtualnych aktuatorów;
- intencjonalność – agenci są projektowani w taki sposób, aby realizować określone cele, przy czym potrafią planować i optymalizować swoje działania w czasie;
- adaptacyjność i uczenie się – nowoczesne autonomiczne systemy są wyposażone w mechanizmy uczenia maszynowego, co pozwala im doskonalić swoje decyzje na podstawie doświadczeń.

Przykładami autonomicznych agentów SI mogą być np. samojezdne pojazdy, które interpretują dane z otoczenia i podejmują decyzje w trakcie jazdy, roboty serwisowe i przemysłowe wykonujące złożone zadania fizyczne w dynamicznych środowiskach, wirtualni asystenci, którzy rozumieją mowę, odpowiadają na pytania oraz podejmują działania cyfrowe.

Z przedstawionej analizy wynika jasno, że opisane powyżej metody nie są jednolitą technologią, lecz dynamicznym ekosystemem wzajemnie uzupełniających się rozwiązań, które umożliwiają automatyzację, inteligentne przetwarzanie danych i interakcję z otoczeniem. Każda z omówionych metod pełni odrębną, ale komplementarną funkcję w architekturze nowoczesnych systemów informatycznych. Z mojej perspektywy kluczowym wnioskiem płynącym z tego zestawienia jest coraz wyraźniejsza konwergencja podejść statystycznych, neuronowych oraz symbolicznych, co prowadzi do powstania hybrydowych modeli sztucznej inteligencji zdolnych do rozumienia, uczenia się i wnioskowania na wielu poziomach poznawczych. Szczególnie istotne wydaje się znaczenie uczenia głębokiego i przetwarzania języka naturalnego, które radykalnie zmieniły paradygmat interakcji pomiędzy człowiekiem i komputerem. Modele typu LLM, takie jak GPT czy BERT, nie tylko skutecznie przetwarzają tekst, ale także stają się nowym medium do reprezentacji wiedzy, co wpływa na architekturę procesów biznesowych i sposób podejmowania decyzji. Oznacza to, że rola sztucznej inteligencji wykracza poza klasyczne wspomaganie użytkownika i przechodzi w kierunku współdziałania oraz współkreacji procesów poznawczych.

Nie mniej ważna pozostaje rola autonomicznych agentów, którzy w praktyce stanowią kolejny krok w kierunku decentralizacji i delegowania złożonych zadań decyzyjnych maszynom. Ich potencjał polega nie tylko na operacyjnej niezależności, ale również na zdolności adaptacji i samoopтимalizacji

w dynamicznych środowiskach. Taka forma sztucznej inteligencji wymaga redefinicji klasycznych pojęć kontroli i nadzoru w organizacjach. Wnioskiem strategicznym płynącym z przedstawionej treści jest to, że przyszłość SI leży nie tylko w doskonaleniu poszczególnych technologii, ale przede wszystkim w ich integracji. Kluczem do efektywnego wykorzystania SI w zarządzaniu będzie tworzenie elastycznych, zintegrowanych architektur informacyjnych, w których uczenie maszynowe, przetwarzanie języka, wizja komputerowa i systemy symboliczne współdziałają w ramach spójnej, adaptacyjnej struktury wspierającej decyzje i procesy biznesowe.

2.4. Możliwości zastosowania sztucznej inteligencji

Sztuczna inteligencja przestaje być jedynie koncepcją teoretyczną, a staje się technologią o szerokim i rosnącym zastosowaniu w wielu dziedzinach życia. Dzięki zdolnościom do uczenia się, przetwarzania dużych zbiorów danych, rozpoznawania wzorców i podejmowania decyzji, systemy SI coraz częściej wspierają lub zastępują człowieka w wykonywaniu złożonych zadań. Współczesne zastosowania SI obejmują zarówno sferę przemysłową, jak i usługi, medycynę, edukację, transport, finanse czy administrację publiczną. Technologia ta pozwala na zwiększenie efektywności procesów, redukcję kosztów, a także tworzenie nowych modeli biznesowych i usług opartych na danych. Jej wpływ jest również odczuwalny w sferze codziennego życia – od inteligentnych asystentów głosowych po personalizację treści w mediach społecznościowych. Sztuczna inteligencja rozwija się dynamicznie, rozszerzając zakres swoich zastosowań i otwierając nowe perspektywy w wielu sektorach. W medycynie sztuczna inteligencja wspomaga diagnostykę obrazową, przyspieszając identyfikację chorób (Rojek i Azierski, 2023). W przemyśle produkcyjnym optymalizuje linie produkcyjne i prognozuje awarie maszyn (Gawlik i Kiełbus, 2012).

Jednym z kluczowych obszarów zastosowania sztucznej inteligencji w Polsce jest przemysł. Coraz więcej polskich przedsiębiorstw wdraża systemy oparte na SI w celu automatyzacji procesów produkcyjnych, wpisując się w koncepcję Przemysłu 4.0. Przykładowo, w branżach takich jak motoryzacja czy inżynieria mechaniczna, algorytmy uczenia maszynowego są wykorzystywane do optymalizacji montażu oraz kontroli jakości. Dzięki tym technologiom możliwe jest nie tylko zwiększenie efektywności produkcji, ale także obniżenie jej kosztów, co przekłada się na wzrost konkurencyjności firm na rynku międzynarodowym. Dodatkowo sztuczna inteligencja znajduje zastosowanie w przewidywaniu awarii sprzętu technicznego. Systemy monitorujące, bazujące na danych z czujników, analizują w czasie rzeczywistym stan maszyn

i sygnalizują potencjalne usterki jeszcze przed ich wystąpieniem. Takie rozwiązania pozwalają znacząco skrócić czas przestojów oraz ograniczyć koszty związane z naprawami.

W logistyce algorytmy predykcyjne skracają czas transportu i zmniejszają emisję CO₂. Obecne trendy, takie jak rozwój generatywnych modeli sztucznej inteligencji oraz wdrażanie inteligentnych systemów edukacyjnych, ukazują rosnące znaczenie SI w dynamicznie zmieniającym się świecie. Przykładem może być Finlandia, która stała się jednym z liderów w integracji sztucznej inteligencji z systemem oświaty. Inicjatywa *AI Enabled School* pozwala fińskim szkołom na wdrażanie innowacyjnych metod nauczania wspieranych przez technologie SI, co skutkuje lepszym przygotowaniem uczniów na współczesne wyzwania edukacyjne (CCE Finland, n.d.).

Generatywne modele sztucznej inteligencji, takie jak DALL-E czy ChatGPT, odnotowały w ostatnich latach dynamiczny rozwój, szczególnie w obszarze przetwarzania języka naturalnego oraz generowania treści wizualnych. Modele te rewolucjonizują różne dziedziny poprzez zastosowanie mechanizmu uwagi (ang. *attention mechanism*), który pozwala lepiej interpretować kontekst i skuteczniej realizować złożone zadania (Wolf i in., 2020). Przykładem może być DALL-E, innowacyjny model, który generuje obrazy na podstawie opisu tekstowego, łącząc zaawansowane technologie sieci neuronowych z intuicyjnym interfejsem użytkownika (OpenAI, 2023). Z kolei ChatGPT oparty na modelu GPT, oferuje interaktywną konwersację z użytkownikiem, stale doskonaląc swoje możliwości poprzez dostrajanie (ang. *fine-tuning*) (Phan, 2023) oraz uczenie ze wzmocnieniem oparte na opiniach użytkowników (Abideen, 2023).

W sektorze usług sztuczna inteligencja również znajduje szerokie zastosowanie. Wiele organizacji działających w obszarze e-commerce wykorzystuje je do personalizacji ofert dla klientów. Algorytmy analizy dużych zbiorów danych pozwalają identyfikować preferencje użytkowników i proponować im produkty oraz usługi odpowiadające ich zainteresowaniom. Dzięki temu zwiększa się poziom satysfakcji klientów, ale także przyczynia się to do wzrostu sprzedaży. Chatboty oparte na technologiach SI stają się coraz bardziej popularne w obsłudze klienta. Są one w stanie przetwarzać zapytania użytkowników przez całą dobę i dostarczać natychmiastowych odpowiedzi na często zadawane pytania.

Rzeczywistość wzbogacona (ang. *augmented reality*, AR), rzeczywistość wirtualna (ang. *virtual reality*, VR), internet rzeczy (ang. *internet of things*, IoT) czy *blockchain*, prowadzi do powstania zaawansowanych środowisk nauczania. Połączenie

sztucznej inteligencji z AR i VR umożliwia tworzenie immersyjnych przestrzeni, które wspierają proces nauczania poprzez interaktywność i realizm (Semidot Infotech, 2024).

W sektorze usług finansowych wiele banków i instytucji finansowych wdraża rozwiązania oparte na SI do analizy danych klientów i komunikacji z nimi, co pozwala na lepsze dostosowanie ofert oraz zwiększenie bezpieczeństwa transakcji poprzez wykrywanie oszustw.

Rozwój systemów informacyjnych zarządzania koncentruje się obecnie na integracji zaawansowanych technologii informatycznych, takich jak systemy *Business Intelligence* oraz inteligentne algorytmy analityczne, których celem jest wspieranie procesów decyzyjnych na różnych poziomach organizacyjnych. Szczególne znaczenie w tym kontekście zyskują mobilne rozwiązania oparte na sztucznej inteligencji, umożliwiające szybki i elastyczny dostęp do informacji biznesowych oraz ich dynamiczne przetwarzanie. Dzięki temu możliwe staje się podejmowanie decyzji w czasie rzeczywistym, co stanowi odpowiedź na wyzwania związane z funkcjonowaniem w zmiennym, złożonym i nieprzewidywalnym otoczeniu rynkowym. Pojęcie inteligencji mobilnej, rozumianej jako zdolność systemów do analizy i interpretacji danych w ruchu, nabiera istotnego znaczenia w kontekście zwiększania efektywności operacyjnej i strategicznej współczesnych przedsiębiorstw (Chmielarz, Kisielnicki i Parys, 2013).

Istotnym wyzwaniem jest problem dezinformacji generowanej przez sztuczną inteligencję. Generatywne modele mogą być wykorzystane do tworzenia treści przypominających dzieła ludzkie, co stanowi zagrożenie dla wiarygodności informacji oraz stabilności społecznej (Lucas, Maung, Tabar i Lee, 2024), a nawet dla demokracji (sztuczna inteligencja zwiększa możliwość przeprowadzania ukierunkowanych kampanii dezinformacyjnych (Gaborit, 2024). Dlatego ważne są regulacje prawne i monitorowanie sposobów użycia tej technologii.

Sztuczna inteligencja odgrywa istotną rolę w transformacji współczesnych branż, oferując narzędzia zwiększające efektywność i elastyczność organizacji również w obszarze automatyzacji procesów. Wdrożenie sztucznej inteligencji umożliwia automatyzację rutynowych zadań, takich jak przetwarzanie danych, wprowadzanie informacji czy obsługa klienta, co bezpośrednio przekłada się na zwiększenie efektywności operacyjnej oraz obniżenie kosztów funkcjonowania organizacji. W przeciwieństwie do autonomii automatyzacja nie zakłada samodzielnego podejmowania złożonych decyzji, lecz opiera się na wykonywaniu ściśle zdefiniowanych działań zgodnie z wcześniej zaprogramowanymi regułami (Mathew, 2024). Kluczowym rozwiązaniem w tym zakresie jest *Robotic Process Automation* (RPA), która pozwala na uspraw-

nienie powtarzalnych procesów biznesowych przy minimalnym zaangażowaniu człowieka (Martinek-Jaguszewska, 2018). Zastosowanie sztucznej inteligencji w automatyzacji procesów nie ogranicza się jedynie do operacyjnych aspektów działalności, lecz może również stanowić impuls do wdrażania innowacyjnych praktyk zarządczych oraz strategicznego rozwoju organizacji (Gierszewska, 2005).

Współczesne kierunki rozwoju systemów informacyjnych zarządzania wykazują wyraźną tendencję do integracji zaawansowanych technologii informatycznych z rozwiązaniami opartymi na sztucznej inteligencji. Szczególne znaczenie w tym procesie mają systemy *Big Data* oraz *Business Analytics*, które umożliwiają automatyczne pozyskiwanie, przetwarzanie i wizualizację dużych, złożonych zbiorów danych, co znacząco wspiera procesy decyzyjne w organizacjach. Coraz większą rolę odgrywają również technologie wirtualnej i rozszerzonej rzeczywistości (VR/AR), które oferują nowe perspektywy w zakresie projektowania, szkoleń oraz interaktywnych form prezentacji danych. Z kolei rozwój rozwiązań opartych na przetwarzaniu w chmurze (ang. *cloud computing*) i na krawędzi sieci (ang. *fog/edge computing*) znacząco zwiększa dostępność, szybkość reakcji oraz bezpieczeństwo operacyjne systemów informacyjnych, zwłaszcza w środowiskach mobilnych. Wraz z dynamicznym rozwojem internetu rzeczy oraz jego rozszerzenia internetu wszechrzeczy (IoE) organizacje uzyskują możliwość budowania inteligentnych ekosystemów, w których dane są gromadzone i analizowane w czasie rzeczywistym, a współdziałanie ludzi, urządzeń i procesów opiera się na autonomicznych mechanizmach przetwarzania informacji. Wszystkie te elementy składają się na koncepcję inteligentnych systemów informacyjnych, które stanowią zintegrowane środowiska wspierające zarządzanie poprzez wykorzystanie potencjału sztucznej inteligencji (Krajewski i Chmielarz, 2019).

Wdrażanie rozwiązań opartych na sztucznej inteligencji staje się coraz istotniejszym elementem strategii przedsiębiorstw dążących do budowania trwałej przewagi konkurencyjnej. Proces ten wymaga przeprowadzenia kompleksowej analizy obejmującej potrzeby biznesowe, dostępność i jakość danych, a także prognozowany zwrot z inwestycji (ROI). Kluczowe decyzje strategiczne podejmowane przez menedżerów, poprzedzane są oceną możliwości technologicznych organizacji oraz ryzyka związanego z implementacją nowych rozwiązań. Skuteczność wdrożeń zależy w dużej mierze od trafnego dopasowania technologii SI do specyfiki danej branży, struktury organizacyjnej oraz poziomu dojrzałości cyfrowej. Jedną z najczęściej identyfikowanych barier we wdrażaniu sztucznej inteligencji są niedobory kompetencyjne. Zgodnie z danymi zawartymi w raporcie *IBM Global AI Adoption Index 2023* (IBM Global AI Adoption Index, 2023), aż 33% organizacji

wskazuje na brak odpowiednich umiejętności i wiedzy pracowników jako główne ograniczenie w skutecznym wykorzystaniu technologii SI. Problem ten podkreśla znaczenie inwestycji w rozwój kompetencji cyfrowych oraz konieczność prowadzenia szkoleń i działań edukacyjnych na poziomie całej organizacji. Istotną trudnością są również wysokie koszty wdrożenia oraz trudność w precyzyjnym oszacowaniu ROI, co stanowiło przeszkodę dla 49% badanych menedżerów (IBM Global AI Adoption Index, 2023). Istotnym wyzwaniem w procesie wdrażania sztucznej inteligencji pozostaje integracja nowych rozwiązań z istniejącą infrastrukturą informatyczną, która w wielu organizacjach opiera się na przestarzałych systemach. Tego rodzaju integracja wymaga nie tylko zaawansowanego zaplecza technologicznego, ale także starannie zaplanowanej i etapowo realizowanej transformacji cyfrowej. Równolegle pojawiają się poważne wyzwania o charakterze regulacyjnym i etycznym, związane z adaptacją technologii SI do obowiązujących norm prawnych i społecznych oczekiwań. Przykładem są przepisy zawarte w rozporządzeniu *AI Act* opracowanym przez Unię Europejską, które wprowadzają wymogi dotyczące przejrzystości algorytmów, nadzoru nad systemami uczącymi się oraz odpowiedzialności za decyzje podejmowane przez sztuczną inteligencję. Wymagania te wywołują wśród przedsiębiorstw obawy związane zarówno z ryzykiem prawnym, jak i potencjalnym wpływem na reputację organizacji (Paślowski, 2023).

Istotnym czynnikiem ograniczającym skuteczność wdrożeń sztucznej inteligencji w organizacjach jest również opór pracowników wynikający z niepewności dotyczącej wpływu automatyzacji na rynek pracy oraz zmieniającego się charakteru wykonywanych obowiązków. Obawy te często mają swoje źródło w lęku przed utratą zatrudnienia, zmniejszeniem autonomii decyzyjnej lub koniecznością szybkiego dostosowania się do nowych technologii, które wymagają odmiennych kompetencji niż dotychczas wykorzystywane. Tego rodzaju postawy mogą prowadzić do spadku motywacji, obniżenia zaangażowania oraz opóźnień w adaptacji nowych rozwiązań technologicznych. Dlatego skuteczne zarządzanie zmianą, komunikacja wewnętrzna oraz inwestycje w rozwój kompetencji cyfrowych stają się kluczowymi elementami wspierającymi transformację organizacyjną w erze sztucznej inteligencji.

Należy zauważyć, iż sztuczna inteligencja przestaje być jedynie narzędziem wspierającym wybrane aspekty działalności organizacji, a staje się katalizatorem transformacji zarządczej, technologicznej i kulturowej, jej zastosowania obejmują szerokie spektrum sektorów, potwierdzając rosnące znaczenie sztucznej inteligencji jako technologii o charakterze ogólnego przeznaczenia, to zaś implikuje konieczność systemowego podejścia do jej implementacji w zarządzaniu. W kontekście podejścia procesowego sztuczna inteligencja

może odgrywać podwójną rolę: z jednej strony umożliwia automatyzację rutynowych zadań i optymalizację przepływu informacji, z drugiej dostarcza dane i analizy wspierające podejmowanie decyzji strategicznych w czasie rzeczywistym. Integracja sztucznej inteligencji z procesami biznesowymi sprzyja zatem przejrzystości działań, zwiększa ich adaptacyjność, a także wzmacnia zdolność organizacji do funkcjonowania w dynamicznie zmieniającym się otoczeniu rynkowym. Ponadto sztuczna inteligencja ma potencjał przekształcenia tradycyjnego modelu zarządzania w kierunku modelu predykcyjnego i proaktywnego, opartego na analizie danych i wnioskowaniu. Systemy klasy *Business Intelligence* wzbogacone o algorytmy uczenia maszynowego, pozwalają na lepsze zrozumienie procesów i identyfikację zależności, których analiza byłaby trudna lub niemożliwa przy użyciu klasycznych metod.

Należy jednak pamiętać, że skuteczność wykorzystania sztucznej inteligencji w zarządzaniu nie zależy wyłącznie od dostępności technologii. Kluczowe pozostają kompetencje kadry zarządzającej, dojrzałość cyfrowa organizacji oraz gotowość na zmiany kulturowe. Wdrażanie sztucznej inteligencji wymaga odpowiedzialności, przejrzystości i zgodności z normami etycznymi – zwłaszcza w obszarach, gdzie podejmowane decyzje mogą wpływać na ludzi, ich prawa lub bezpieczeństwo. Sztuczna inteligencja nie tylko wzbogaca możliwości podejścia procesowego, ale również wymusza jego ewolucję w stronę większej elastyczności, automatyzacji i orientacji na dane. Organizacje, które potrafią skutecznie zintegrować sztuczną inteligencję z procesami zarządzania, zyskują szansę na trwałą przewagę konkurencyjną w erze cyfrowej transformacji.

Zastosowanie sztucznej inteligencji staje się jednym z najistotniejszych trendów współczesnej transformacji cyfrowej, który redefiniuje sposób funkcjonowania zarówno gospodarki, jak i społeczeństwa. Analiza aktualnych trendów pozwala stwierdzić, że sztuczna inteligencja przekracza etap eksperymentów laboratoryjnych, stając się narzędziem praktycznym, wszechobecnym i operacyjnym w wielu sektorach. Jej wartość nie ogranicza się jedynie do wzrostu efektywności operacyjnej, ale obejmuje również tworzenie nowych modeli wartości, sposobów organizacji pracy oraz paradygmatów decyzyjnych. Szczególnie istotne jest to, że sztuczna inteligencja nie jest już postrzegana wyłącznie jako technologia przyszłości, lecz jako komponent kluczowy w aktualnych strategiach rozwoju organizacji. Integracja sztucznej inteligencji z systemami informacyjnymi zarządzania, platformami analitycznymi, systemami klasy ERP, czy środowiskami BPM otwiera nowe możliwości zarządzania opartego na danych i predykcji. W tym kontekście szczególnego znaczenia nabiera generatywna sztuczna inteligencja, która wprowadza możliwości tworzenia nowych treści i decyzji wspieranych przez kontekstowe

rozumienie problemu. Z drugiej strony, niezwykle ważne jest, by entuzjazm technologiczny szedł w parze ze świadomością ryzyka i wyzwań. Sztuczna inteligencja nie tylko generuje korzyści, ale także rodzi pytania natury etycznej, prawnej i społecznej, dotyczące odpowiedzialności algorytmicznej, przejrzystości decyzji systemów autonomicznych czy potencjalnego wykluczenia cyfrowego. Wdrożenia technologiczne wymagają zatem nie tylko infrastruktury i danych, ale również dojrzałości organizacyjnej, kompetencji cyfrowych i zarządzania zmianą.

Warto zauważyć, że rzeczywistą miarą sukcesu w obszarze sztucznej inteligencji nie będzie liczba zastosowań, ale jakość ich integracji z procesami biznesowymi i wartość dostarczana interesariuszom. Kluczowe staje się zatem nie tyle, czy organizacja wdroży sztuczną inteligencję, ale jak to zrobi, z jaką refleksyjnością, odpowiedzialnością i wizją strategiczną. W przyszłości najbardziej konkurencyjne będą nie te organizacje, które posiadają najnowocześniejsze algorytmy, ale te, które potrafią nadać im sens w kontekście celów biznesowych, kultury organizacyjnej oraz społecznej odpowiedzialności.

Rozdział 3

Automatyzacja procesów przy użyciu sztucznej inteligencji

3.1. Zastosowanie sztucznej inteligencji w automatyzacji przepływu pracy

Wprowadzenie technologii wspierających automatyzację procesów może przynieść znaczące korzyści dla menedżerów. Dzięki centralizacji i integracji danych potrzeba ręcznego przetwarzania informacji maleje, co pozwala kierownikom skupić się na zadaniach o charakterze strategicznym. Wdrożenie nowoczesnych systemów automatyzuje generowanie raportów, obsługę obiegu dokumentów czy fakturowanie, co przekłada się na oszczędność czasu i redukcję kosztów operacyjnych.

Strategicznym celem funkcjonowania organizacji jest uzyskanie pewności, że organizacja będzie coraz lepiej odpowiadała na potrzeby swoich interesariuszy, a tym samym stale umacniała i potwierdzała swój mandat istnienia na rynku. W tym kontekście poszukuje się różnorodnych ścieżek prowadzących do osiągnięcia tego celu, przy czym jedną z najczęściej wybieranych jest dążenie do tworzenia oraz oferowania klientom wysokiej jakości spersonalizowanych procesów i usług, które są precyzyjnie dostosowane do ich indywidualnych oczekiwań i wymagań. Sztuczna inteligencja odgrywa w tym obszarze kluczową rolę, umożliwiając organizacjom analizę ogromnych zbiorów danych dotyczących zachowań, preferencji oraz potrzeb klientów w czasie rzeczywistym. Dzięki zaawansowanym algorytmom uczenia maszynowego oraz technikom predykcyjnym systemy SI mogą nie tylko identyfikować wzorce i trendy, ale również dynamicznie dostosowywać ofertę oraz procesy operacyjne do zmieniającego się otoczenia i wymagań rynku. W efekcie SI wspiera menedżerów w podejmowaniu bardziej trafnych i szybszych decyzji, co przekłada się na poprawę satysfakcji klienta, efektywności działania oraz przewagi konkurencyjnej organizacji. Ponadto wdrażanie rozwiązań opartych na SI pozwala na automatyzację wielu procesów biznesowych, co redukuje

koszty operacyjne i minimalizuje ryzyko błędów. Personalizacja doświadczeń klienta, optymalizacja zarządzania zasobami oraz innowacyjne modele biznesowe są zatem nie tylko technologicznymi możliwościami, ale również strategicznymi narzędziami umożliwiającymi organizacjom trwały rozwój i adaptację w szybko zmieniającym się środowisku rynkowym.

Wdrażanie automatyzacji procesów biznesowych z wykorzystaniem sztucznej inteligencji w przedsiębiorstwie wymaga na początku uporządkowania wiedzy o jego procesach poprzez identyfikację oraz stworzenie precyzyjnego modelu procesów z zastosowaniem odpowiednich metod i narzędzi. Modelowanie procesów w tym kontekście można zdefiniować jako proces dokumentacji i analizy przepływów pracy przy użyciu kombinacji opisu tekstowego oraz notacji graficznej, która umożliwia przedstawienie zarówno sekwencji działań, jak i decyzji podejmowanych w toku procesu. Projekty doskonalenia i automatyzacji *workflow* z udziałem SI wymagają zaangażowania wielu interesariuszy, takich jak menedżerowie wyższego szczebla, pracownicy różnych działów oraz eksperci technologiczni i konsultanci zewnętrzeni. Kluczowym aspektem współpracy jest zapewnienie, aby wszyscy uczestnicy posługiwali się spójną nomenklaturą oraz zrozumiałymi technikami modelowania procesów, co ułatwia komunikację i koordynację działań. Efektywność takich modeli wyraża się ich dopasowaniem do potrzeb odbiorców oraz możliwościami wspierania realizacji celów automatyzacji i optymalizacji procesów biznesowych z wykorzystaniem sztucznej inteligencji (Recker i Mendling, 2007; Kock, Verville, Genero, Poels i Piattini, 2008; Danesh-Pajou i DeLuca, 2009).

SI w *workflow automation* to zaawansowane podejście do automatyzacji procesów, które wykorzystuje sztuczną inteligencję do zwiększenia elastyczności, efektywności oraz zdolności adaptacyjnych organizacji. Tradycyjna automatyzacja *workflow* opiera się na ustalonych regułach i sztywnych schematach działania, natomiast SI wprowadza elementy inteligentnego uczenia się, analizy danych i podejmowania decyzji, co pozwala na dynamiczne dostosowywanie procesów do zmieniających się warunków i nieprzewidywalnych zdarzeń (Davenport i Ronanki, 2018).

W literaturze naukowej podkreśla się, że integracja SI z *workflow automation* umożliwia automatyczne rozpoznawanie wzorców, klasyfikację zadań, predykcję potencjalnych problemów oraz optymalizację kolejności i zasobów wykorzystywanych w procesach (Aalst, 2016). Uczenie maszynowe pozwala systemom na analizę historycznych danych procesowych i przewidywanie optymalnych ścieżek działania, co redukuje przestoje i poprawia jakość usług (Khan, 2024).

Przetwarzanie języka naturalnego stanowi kolejny kluczowy komponent SI w automatyzacji *workflow*, umożliwiając automatyczne przetwarzanie i klasy-

fikację dokumentów, e-maili czy zgłoszeń klientów bez potrzeby ręcznej ingerencji (van der Aa, Carmona, Leopold, Mendling i Padró, 2018). Systemy te potrafią także prowadzić inteligentne dialogi, co poprawia obsługę klienta i wewnętrzną komunikację w firmach (Diederich, Brendel i Kolbe, 2019).

Przykłady praktycznych zastosowań obejmują automatyzację procesów finansowych, zarządzania zasobami ludzkimi, obsługi klienta, a także procesów produkcyjnych i logistycznych. Według raportu Gartner przedsiębiorstwa wdrażające SI w *workflow automation* obserwują średni wzrost efektywności operacyjnej o 20–30%, a jednocześnie znaczące zmniejszenie liczby błędów i kosztów operacyjnych (Gartner, 2023).

Automatyzacja procesów biznesowych (ang. *workflow automation*) z wykorzystaniem sztucznej inteligencji polega na integracji technik uczenia maszynowego, przetwarzania języka naturalnego, wizji komputerowej oraz zaawansowanej analityki w celu automatycznego wykonywania i optymalizacji zadań w przepływach pracy. Należy wyróżnić następujące technologie i metody stosowane w *AI workflow automation*:

- uczenie maszynowe (ang. *Machine Learning*) – modele ML analizują dane procesowe, wykrywając wzorce i anomalie, co umożliwia przewidywanie kolejnych kroków procesu oraz identyfikację potencjalnych tzw. wąskich gardeł. Przykłady obejmują klasyfikację zadań, regresję predykcyjną oraz klastrowanie procesów (Aalst, 2016). W systemach *workflow* ML jest wykorzystywane do dynamicznego dostosowywania ścieżek procesów na podstawie danych historycznych i aktualnych parametrów środowiskowych (Khan, 2024);
- przetwarzanie języka naturalnego (NLP) – pozwala na automatyczne przetwarzanie nieustrukturyzowanych danych tekstowych, takich jak zgłoszenia klientów, e-maile, dokumenty czy formularze. Systemy *workflow* automatycznie ekstrahują istotne informacje, klasyfikują dokumenty oraz podejmują decyzje na podstawie rozpoznanych intencji (van der Aa, Carmona, Leopold, Mendling i Padró, 2018). Techniki, takie jak tokenizacja, rozpoznawanie bytów nazwanych (NER), analiza sentymentu czy transformery (np. BERT, GPT) są powszechnie stosowane;
- robotyczna automatyzacja procesów (RPA) z SI – połączenie RPA z SI (inteligentna automatyzacja procesów) umożliwia wykonywanie złożonych czynności wymagających percepcji i decyzji. Systemy mogą samodzielnie interpretować dokumenty, uczyć się na podstawie interakcji oraz adaptować się do zmiennych warunków operacyjnych, co zwiększa zakres automatyzacji poza sztywne reguły (Willcocks i Lacity, 2016);
- wizja komputerowa – w procesach wymagających analizy obrazów lub skanów dokumentów SI wspomaga *workflow* poprzez automatyczne roz-

poznawanie wzorców i klasyfikację wizualną (np. faktury, podpisy, etykiety) (Litjens i in., 2017);

- architektura systemowa – nowoczesne systemy *workflow* z SI wykorzystują mikroserwisy i architekturę opartą na zdarzeniach (ang. *event-driven architecture*), co zapewnia skalowalność i elastyczność (Aalst, 2016). Wykorzystuje się również technologie chmurowe i *edge computing* dla przetwarzania danych w czasie rzeczywistym, minimalizując opóźnienia i zwiększając niezawodność systemów (Shi, Cao, Zhang, Li i Xu, 2016).

Automatyzacja przepływu pracy to proces optymalizacji i digitalizacji ciągów zadań wykonywanych w organizacji w celu zwiększenia wydajności, zmniejszenia kosztów oraz ograniczenia liczby błędów ludzkich. Współczesna sztuczna inteligencja wprowadza nową jakość do automatyzacji, pozwalając nie tylko na wykonywanie prostych operacji, lecz również na inteligentne podejmowanie decyzji, rozpoznawanie wzorców czy predykcję zdarzeń.

Należy podkreślić, że zastosowanie sztucznej inteligencji w automatyzacji przepływu pracy stanowi jedno z najbardziej przełomowych rozwiązań współczesnego zarządzania operacyjnego. Integracja sztucznej inteligencji z *workflow automation* nie tylko redefiniuje sposoby wykonywania codziennych zadań, ale przede wszystkim otwiera nowe możliwości dla organizacji w zakresie skalowania, personalizacji i elastycznego reagowania na zmienność otoczenia biznesowego. Z perspektywy praktycznej sztuczna inteligencja wnosi do automatyzacji procesów wartość dodaną poprzez zdolność do uczenia się z danych, przewidywania zdarzeń oraz samodzielnego dostosowywania działań do nowych sytuacji. Oznacza to, że organizacje nie muszą już polegać wyłącznie na statycznych modelach procesów, ale mogą korzystać z dynamicznych systemów zdolnych do podejmowania decyzji w czasie rzeczywistym. Jest to szczególnie istotne w kontekście obsługi klienta, logistyki czy zarządzania zasobami, gdzie szybkość i trafność decyzji decydują o konkurencyjności.

Z technicznego punktu widzenia zastosowanie takich narzędzi, jak przetwarzanie języka naturalnego, robotyczna automatyzacja procesów wsparta sztuczną inteligencją czy uczenie maszynowe, tworzy nowy paradygmat współpracy ludzi i maszyn. Praca przestaje być liniowym zbiorem czynności, a staje się dynamicznym ekosystemem, w którym systemy oparte na sztucznej inteligencji wspierają człowieka nie tylko w zakresie fizycznej automatyzacji, ale także poznawczej i decyzyjnej. Zarządzanie automatyzacją ze sztuczną inteligencją to jednak nie tylko kwestia technologii, ale również transformacji kulturowej i organizacyjnej. Kluczowe staje się budowanie kompetencji w zakresie modelowania procesów, interpretacji danych oraz współpracy interdyscyplinarnej. W tym sensie sztuczna inteligencja nie zastępuje ludzi,

lecz zmienia charakter ich pracy i wymagania wobec pożądaných umiejętności. Podsumowując, sztuczna inteligencja w automatyzacji przepływu pracy to nie tylko technologia wspierająca efektywność, lecz również strategiczne narzędzie transformacji organizacyjnej. Przyszłość tej dziedziny będzie zależać od dalszego rozwoju algorytmów, ale także od zdolności firm do adaptacji, edukacji i zarządzania zmianą.

3.2. Wykorzystanie synergii robotycznej automatyzacji procesów i uczenia maszynowego do zadań powtarzalnych

Rozwój technologii cyfrowych, w szczególności w obszarze sztucznej inteligencji, stwarza nowe możliwości automatyzacji procesów biznesowych. Jednym z najbardziej obiecujących podejść w tym zakresie jest integracja robotycznej automatyzacji procesów (ang. *Robotic Process Automation*, RPA) z uczeniem maszynowym (ang. *Machine Learning*, ML). Połączenie to stanowi fundament tzw. inteligentnej automatyzacji procesów (ang. *Intelligent Process Automation*, IPA), która pozwala na automatyzację zadań rutynowych oraz procesów wymagających analizy, interpretacji czy podejmowania decyzji na podstawie danych. Połączenie tych dwóch technologii umożliwia automatyzację nie tylko zadań rutynowych, ale też procesów wymagających analiz decyzyjnych lub przetwarzania danych nieustrukturyzowanych (Brougham i Haar, 2018; Chakraborti, Sreedharan i Kambhampati, 2020; Deloitte, 2020a).

Robotyczna automatyzacja procesów polega na tworzeniu oprogramowania, które potrafi, naśladując czynności wykonywane przez człowieka, obsługiwać interfejsy użytkownika, kopiować dane, przetwarzać e-maile, wypełniać formularze czy generować raporty. W tradycyjnej formie RPA operuje na zestawie reguł i nie posiada zdolności uczenia się ani adaptacji. Integracja z ML rozszerza te możliwości o analizę danych nieustrukturyzowanych, klasyfikację dokumentów, predykcję zachowań oraz automatyczne podejmowanie decyzji. ML pozwala systemom komputerowym uczyć się na podstawie dostępnych danych i poprawiać swoje działanie bez konieczności bezpośredniego programowania. W połączeniu z RPA umożliwia tworzenie adaptacyjnych procesów, które reagują na zmiany w środowisku operacyjnym lub danych wejściowych (Ransbotham i in., 2018).

Inteligentna automatyzacja procesów może być wykorzystana w obsłudze dokumentów organizacji, w tym dokumentów finansowych. Działy finansowe organizacji są jednymi z obszarów, które najszybciej wdrażają narzędzia sztucznej inteligencji. Jest to idealną odpowiedzią na wyzwania stawiane przed współczesnymi finansami i rachunkowością, a głównie przed analizą

dużych zbiorów danych i wyciąganiem z nich wniosków. Zastosowanie zintegrowanych technologii RPA i ML w obszarze przetwarzania dokumentów finansowych znacząco usprawnia funkcjonowanie działów księgowości, kontrolingu oraz finansów przedsiębiorstw. W pierwszym etapie roboty RPA automatyzują procesy rutynowe, takie jak: pobieranie dokumentów z różnych źródeł (e-mail, systemy ERP, platformy B2B), zapisywanie i katalogowanie plików w odpowiednich lokalizacjach, wstępna weryfikacja integralności danych (np. brakujące pola, niepoprawny format) (Popović, Hackney, Coelho i Jaklič, 2012).

Następnie, dzięki narzędziom opartym na uczeniu maszynowym, możliwe jest zaawansowane rozpoznawanie i interpretowanie treści dokumentów. W szczególności stosuje się do tego celu (Willcocks i Lacity, 2016; Brougham i Haar, 2018):

- OCR (ang. *Optical Character Recognition*) – do ekstrakcji danych z dokumentów w formacie PDF, skanów lub zdjęć. Służy on do przekształcania danych z faktur i dokumentów na format zrozumiały dla systemów informatycznych. Mimo różnorodnych układów dokumentów, zawierają one podobne klasy danych, które OCR potrafi rozpoznać i uporządkować. OCR przekształca dane z faktur i dokumentów na format zrozumiały dla systemów informatycznych. Mimo różnorodnych układów dokumentów, zawierają one podobne klasy danych, które OCR potrafi rozpoznać i uporządkować.
- NLP (ang. *Natural Language Processing*) – do identyfikacji kluczowych informacji (np. numer faktury, NIP, kwoty, daty płatności) oraz klasyfikacji dokumentów według typu (np. faktura VAT, umowa, nota obciążeniowa).

Dzięki ML dokumenty są automatycznie klasyfikowane, przypisywane do odpowiednich kategorii kosztowych, a dane są integrowane z systemami finansowymi. Modele uczące się mogą również identyfikować anomalie np. podwójne faktury, niezgodności z zamówieniem lub odchylenia od normy, co może mieć zastosowanie w przeciwdziałaniu nadużyciom i wspieraniu audytu wewnętrznego. Takie zintegrowane podejście pozwala na skrócenie czasu przetwarzania dokumentów nawet o 60–80% (Deloitte, 2020a), zmniejszenie liczby błędów księgowych, automatyzację procesu obiegu dokumentów z zachowaniem zgodności z procedurami kontrolnymi, lepszą kontrolę płynności finansowej dzięki szybszemu księgowaniu zobowiązań i należności. Systemy wykorzystujące robotyczną automatyzację procesów oraz uczenie maszynowe są wykorzystywane przez globalne organizacje do automatycznego przetwarzania setek tysięcy dokumentów miesięcznie, integrując się z istniejącymi środowiskami ERP i zapewniając zgodność z międzynarodowymi standardami rachunkowości.

Kolejnym obszarem, który wykorzystuje synergię robotycznej automatyzacji procesów i uczenia maszynowego do zadań powtarzalnych jest rekrutacja i zarządzanie CV. Procesy rekrutacyjne to jeden z obszarów, w których integracja RPA i ML przynosi wymierne korzyści w zakresie efektywności, szybkości działania i jakości podejmowanych decyzji. Boty RPA automatyzują zadania, takie jak przeszukiwanie portali rekrutacyjnych pod kątem określonych słów kluczowych lub cech kandydatów, pobieranie i archiwizowanie CV oraz listów motywacyjnych, wprowadzanie danych kandydatów do systemów ATS (ang. *Applicant Tracking Systems*), wysyłanie powiadomień do kandydatów o statusie rekrutacji. Na dalszym etapie wykorzystywane jest uczenie maszynowe, które umożliwia: analizę treści CV przy użyciu NLP w celu klasyfikacji kandydatów pod kątem dopasowania do profilu stanowiska, identyfikację ukrytych kompetencji (np. transferowalnych umiejętności, doświadczenia z różnych branż), predykcję efektywności kandydata w oparciu o dane z poprzednich procesów rekrutacyjnych, ranking aplikacji według dopasowania do kluczowych wymagań (ang. *match score*). Systemy uczą się z każdą nową rekrutacją, poprawiając trafność selekcji kandydatów i eliminując typowe błędy poznawcze, jakie mogą występować w procesie oceny manualnej (Upadhyay i Khandelwal, 2018; Tambe, Cappelli i Yakubovich, 2019; Black i van Esch, 2020).

Obsługa klienta jest kolejnym obszarem integracji RPA i ML, który znacząco zwiększa efektywność operacyjną, umożliwiając jednocześnie personalizację usług i poprawę doświadczenia klienta (ang. *customer experience*). RPA automatyzuje procesy, takie jak: rejestrowanie i kategoryzowanie zgłoszeń klientów (np. poprzez e-mail, formularz kontaktowy), inicjowanie procedur reklamacyjnych lub informacyjnych, uzupełnianie danych klienta na podstawie zapytań i zewnętrznych źródeł (np. NIP, PESEL, numer zamówienia), aktualizacja statusów w systemach informatycznych bez udziału pracownika. Równoległe uczenie maszynowe oraz techniki przetwarzania języka naturalnego realizują: analizę treści zapytań klientów w czasie rzeczywistym (klasyfikacja intencji i emocji), rozpoznawanie kluczowych tematów i automatyczne przypisywanie zgłoszeń do odpowiednich działów lub specjalistów, generowanie kontekstowych odpowiedzi, identyfikację klientów wymagających pilnej interwencji na podstawie wcześniejszych interakcji, tonu wypowiedzi czy historii zakupów. Dzięki synergii RPA i ML możliwe staje się wdrażanie systemów samoobsługowych, które rozwiązują znaczną część zgłoszeń bez udziału człowieka, a także hybrydowych interfejsów wspierających konsultantów w czasie rzeczywistym (np. podpowiedzi odpowiedzi, autouzupełnianie, wyszukiwanie dokumentów). Wykorzystanie ML i RPA w obszarze obsługi klienta niesie ze sobą szereg korzyści, takich jak: skrócenie czasu odpowiedzi, redukcja liczby błędów i powtarzalnych zadań pra-

cowników helpdesku, zwiększenie satysfakcji klientów, możliwość skalowania obsługi bez zwiększania zatrudnienia (Luo, Li, Zhang i Shim, 2010; Wang i Siau, 2019; IBM Institute for Business Value, 2022).

Synergia robotycznej automatyzacji procesów i uczenia maszynowego do zadań powtarzalnych wykorzystywana jest również w zakresie zarządzania magazynem i logistyką, gdzie przynosi znaczące korzyści w zakresie efektywności, przewidywalności oraz redukcji kosztów operacyjnych. RPA może być wykorzystane do realizacji szeregu czynności administracyjnych i operacyjnych, takich jak: automatyczna rejestracja przyjęć i wydań magazynowych w systemach ERP/WMS, tworzenie etykiet logistycznych i listów przewozowych, przetwarzanie danych z czujników IoT i terminali skanujących w czasie rzeczywistym, harmonogramowanie wysyłek i odbiorów na podstawie ustalonych reguł. Jednocześnie uczenie maszynowe umożliwia wdrożenie rozwiązań predykcyjnych i adaptacyjnych, takich jak: prognozowanie popytu i optymalizacja poziomów zapasów na podstawie danych historycznych i sezonowych, dynamiczne przypisywanie zasobów (pracowników, pojazdów, przestrzeni) w zależności od aktualnego obciążenia, analiza i predykcja ryzyka w łańcuchu dostaw (np. opóźnienia dostawców, anomalie pogodowe), optymalizacja tras dostaw przy wykorzystaniu algorytmów ML. Synergia RPA i ML pozwala tworzyć magazyny i systemy logistyczne nowej generacji – zdolne do samodzielnego reagowania na zmiany popytu, zarządzania priorytetami wysyłek, a nawet automatycznego kontaktu z dostawcami w przypadku przewidywanych braków towarów. Wykorzystanie ML i RPA w obszarze zarządzania magazynem i logistyką niesie ze sobą szereg korzyści, takich jak: zmniejszenie poziomu zapasów bez ryzyka niedoboru, automatyczne zarządzanie reklamacjami i zwrotami, poprawa dokładności danych magazynowych, redukcja błędów ludzkich przy przyjęciach i kompletacji, usprawnienie decyzji zakupowych i planistycznych (Waller i Fawcett, 2013; Al-Kfairy, 2025).

Synergia robotycznej automatyzacji procesów i uczenia maszynowego może być również wykorzystana w zakresie przetwarzania wniosków kredytowych lub ubezpieczeniowych. RPA agreguje dane klienta z wielu źródeł (formularze, bazy danych, dokumenty), a ML dokonuje ich oceny pod kątem ryzyka kredytowego lub zgodności z wymaganiami ubezpieczenia (Aguirre i Rodriguez, 2017).

Zarządzanie zasobami IT to kolejny obszar, w którym można wykorzystać synergii ML i RPA. RPA automatyzuje zadania, takie jak restartowanie usług, aktualizacje systemów czy zarządzanie kontami użytkowników. ML analizuje dane z logów systemowych w celu przewidywania awarii, identyfikowania anomalii i wspomagania podejmowania decyzji w zakresie skalowania lub migracji zasobów (Syed, Bandara, French, Stewart i Fielt, 2020).

Automatyzacja procesów w obszarze zamówień publicznych i zakupów to jedno z obszarów łączących RPA i ML w zakresie zadań powtarzalnych. RPA może przygotowywać i publikować ogłoszenia przetargowe, pobierać oferty i aktualizować dokumentację. ML analizuje zgodność ofert z wymaganiami formalnymi i wspiera ocenę merytoryczną na podstawie wcześniejszych postępowań.

Inteligentna automatyzacja łącząca RPA i ML to kierunek transformacji cyfrowej, który znajduje coraz szersze zastosowanie w obszarach, takich jak finanse, HR, logistyka, obsługa klienta czy administracja publiczna. Kluczowe znaczenie ma odpowiednie przygotowanie danych, integracja z systemami organizacyjnymi oraz budowa zespołów wdrożeniowych posiadających kompetencje techniczne i analityczne.

Zintegrowane wykorzystanie robotycznej automatyzacji procesów i uczenia maszynowego to jedno z najbardziej przełomowych rozwiązań w obszarze cyfrowej transformacji organizacji. Rozwiązanie to łączy precyzję działań regułowych z elastycznością uczenia się maszyn, co pozwala na automatyzację zadań nie tylko powtarzalnych, ale także poznawczo złożonych.

Można stwierdzić, że kluczowym atutem synergii robotycznej automatyzacji procesów i uczenia maszynowego jest możliwość przekroczenia ograniczeń typowej automatyzacji. RPA, choć skuteczne w eliminacji rutyny, jest narzędziem statycznym. Dopiero wzbogacone o zdolności analityczne ML staje się dynamiczne, reagujące na kontekst, uczące się i dostosowujące do zmieniających się warunków operacyjnych. To przejście od sztywnej automatyzacji do inteligentnego przetwarzania pozwala organizacjom nie tylko redukować koszty, ale również poprawiać jakość usług, eliminować błędy ludzkie, a nawet przewidywać zagrożenia i ryzyko. Co więcej, automatyzacja procesów rekrutacyjnych, finansowych czy logistycznych przy użyciu NLP i OCR otwiera drogę do personalizacji i ćwiczenia systemów w realnym kontekście decyzyjnym. Uważam, że połączenie robotycznej automatyzacji procesów i uczenia maszynowego nie powinno być traktowane jako technologia wspomagająca, ale jako nowy paradygmat operacyjny, zmieniający sposób, w jaki organizacje funkcjonują, uczą się i podejmują decyzje. W długim okresie organizacje, które będą potrafiły zbudować kompetencje w obszarze inteligentnej automatyzacji, uzyskają realną przewagę konkurencyjną i będą bardziej odporne na turbulencje otoczenia.

3.3. Intelligentne reguły decyzyjne w zautomatyzowanych systemach procesowych

Współczesna automatyzacja procesów biznesowych wykracza poza sztywne zestawy reguł deterministycznych, kierując się w stronę adaptacyjnych i samodoskonalących się systemów opartych na sztucznej inteligencji. Jednym z kluczowych elementów tego przejścia są inteligentne reguły decyzyjne (ang. *intelligent decision rules*), czyli algorytmy umożliwiające podejmowanie decyzji w dynamicznych warunkach operacyjnych na podstawie danych historycznych, predykcji i kontekstu działania.

Inteligentne reguły decyzyjne to zestaw adaptacyjnych mechanizmów logicznych, które zastępują klasyczne reguły IF–THEN w zautomatyzowanych systemach zarządzania procesami. Dzięki integracji z metodami uczenia maszynowego i reprezentacją wiedzy (np. ontologiami czy modelami semantycznymi), możliwe jest dynamiczne tworzenie, aktualizacja i optymalizacja zasad działania systemu w odpowiedzi na zmieniające się uwarunkowania środowiskowe i biznesowe (Russell i Norvig, 2021). W praktyce oznacza to, że decyzje nie są podejmowane wyłącznie na podstawie wcześniej zaprogramowanych warunków, ale wynikają z analizy danych wejściowych, kontekstu historycznego oraz przewidywanych skutków różnych opcji działania.

Wdrażanie inteligentnych reguł decyzyjnych w zautomatyzowanych systemach procesowych umożliwia dynamiczne podejmowanie decyzji na podstawie danych wejściowych, kontekstu operacyjnego i przewidywanych rezultatów. W przeciwieństwie do klasycznych reguł deterministycznych, które są statyczne i wrażliwe na zmiany środowiskowe, inteligentne reguły integrujące metody uczenia maszynowego i logiki warunkowej potrafią uczyć się i adaptować, co czyni je szczególnie użytecznymi w złożonych i zmiennych środowiskach biznesowych. Intelligentne reguły decyzyjne są szeroko wykorzystywane w takich dziedzinach, jak:

- zarządzanie ryzykiem i zgodnością – systemy decyzyjne wspomagane przez SI są zdolne do identyfikowania ryzyka oraz wykrywania odstępstw od norm na podstawie analizy dużych zbiorów danych transakcyjnych, operacyjnych i prawnych. Przykładowo, modele klasyfikacyjne (np. drzewa decyzyjne, sieci neuronowe) mogą być używane do automatycznej oceny ryzyka kredytowego czy detekcji oszustw. Intelligentne reguły pozwalają automatycznie wstrzymać transakcję lub przekierować ją do audytu wewnętrznego, gdy system wykryje anomalie (Mendling i in., 2018; Basel Committee on Banking Supervision, 2022);
- procesy finansowe i kredytowe – w instytucjach finansowych inteligentne reguły umożliwiają ocenę zdolności kredytowej na podstawie danych

klienta (np. historii spłat, dochodów, zachowań w kanałach cyfrowych). Przykładowo, regresja logistyczna lub algorytmy *gradient boosting* mogą dostarczać predykcji prawdopodobieństwa niewypłacalności, a system decyzyjny wykorzystuje wynik tej predykcji do automatycznego zatwierdzenia, odrzucenia lub skierowania wniosku do dalszej weryfikacji (Bhat-tacharyya i in., 2011; Davenport i Ronanki, 2018);

- obsługa klienta i rekomendacje – w obszarze CRM systemy klasy rekomendacyjnej wspierane przez ML (np. *collaborative filtering*, sieci neuronowe) wykorzystują dane o zachowaniach klientów, by generować inteligentne reguły ofertowe. Przykładowo, klientowi składającemu reklamę może zostać automatycznie zaproponowany rabat lub alternatywna usługa, zależnie od przewidywanego wpływu na jego lojalność. Dzięki NLP możliwe jest również automatyczne kategoryzowanie zapytań i kierowanie ich do odpowiednich działów;
- optymalizacja łańcucha dostaw – w logistyce i zarządzaniu zapasami inteligentne reguły mogą dynamicznie korygować trasy dostaw, alokować towary między magazynami, a nawet przewidywać przyszłe potrzeby zakupowe. Algorytmy predykcyjne uczą się wzorców sezonowości, rotacji produktów czy reakcji na promocje i w oparciu o te dane sterują działaniami operacyjnymi. Przykładowo, model ML może prognozować niedobór konkretnego komponentu w produkcji, a inteligentne reguły automatycznie zlecają jego zamówienie w alternatywnym kanale (Chong i in., 2016);
- zarządzanie zasobami ludzkimi – m.in. podczas rekrutacji, oceny efektywności czy planowania szkoleń. Systemy mogą na podstawie danych z CV, wyników testów i zachowań w systemie ERP sugerować zatrudnienie lub rozwój kompetencji danego pracownika. Automatyczne systemy pozwalają także wykrywać symptomy wypalenia zawodowego na podstawie analizy aktywności w narzędziach komunikacyjnych i operacyjnych (Brougham i Haar, 2018).

W tym miejscu należy również zaznaczyć istotę integracji inteligentnych reguł decyzyjnych z technologiami RPA oraz BPM, która stanowi kluczowy element zaawansowanej automatyzacji procesów biznesowych. Celem takiej integracji jest połączenie elastyczności decyzyjnej oferowanej przez algorytmy SI z precyzyjną i powtarzalną egzekucją operacyjną zapewnianą przez narzędzia RPA i BPM. Istotna staje się tu synergia RPA i inteligentnych reguł – RPA samodzielnie działa na zasadzie sztywnych, z góry zdefiniowanych instrukcji. Gdy jednak zostanie wzbogacony o inteligentne reguły decyzyjne oparte na uczeniu maszynowym, przekształca się w tzw. *Intelli-*

gent RPA (IRPA). Bot może analizować załącznik e-mailowy (np. fakturę) przy pomocy OCR, a następnie zamiast przekazywać dane według prostych reguł wykorzystać model ML do klasyfikacji typu dokumentu i oceny jego ważności (np. priorytet, ryzyko, kompletność). Decyzje o kolejnych krokach (np. zatwierdzenie, odrzucenie, eskalacja) są podejmowane dynamicznie, zależnie od kontekstu, a nie na podstawie statycznych schematów. Integracja ta zwiększa odporność procesów na nieprzewidziane zmiany oraz pozwala na skalowanie bez konieczności przepisywania reguł biznesowych (Willcocks i Lacity, 2021).

Systemy BPM odgrywają rolę szkieletu procesowego, w którym integruje się różne technologie automatyzujące zadania (m.in. RPA, ML, API, chatboty). W tym kontekście inteligentne reguły decyzyjne funkcjonują jako komponenty logiki procesowej – w punktach decyzyjnych (tzw. *decision gateways*) podejmują dynamiczne decyzje na podstawie aktualnych danych procesowych. W kontekście wykorzystania inteligentnych reguł decyzyjnych BPM pełni funkcję integracyjną, będąc platformą orkiestrującą współpracę między komponentami RPA, ML i innymi systemami wspierającymi podejmowanie decyzji (Aalst, 2013). Systemy BPMN bardzo często umożliwiają tworzenie złożonych przepływów z jasno zdefiniowanymi punktami decyzyjnymi, w których można osadzać zarówno tradycyjne reguły logiczne, jak i wywołania do zewnętrznych modeli ML (np. poprzez REST API). W ten sposób inteligentne reguły decyzyjne stają się „zaszyte” w przepływach operacyjnych, co zwiększa ich efektywność i elastyczność (Beverungen i in., 2019). Zintegrowane podejście umożliwia dynamiczne dostosowanie ścieżek procesowych do warunków biznesowych. Dynamiczne i kontekstowe decyzje w BPM mogą być realizowane w organizacji w następujący sposób: klient o wysokim współczynniku ryzyka (ocenianym przez model ML) może zostać przekierowany do procesu weryfikacji ręcznej zamiast ścieżki automatycznej. Ponadto zgłoszenia klientów analizowane przy użyciu NLP mogą trafiać do różnych działów w zależności od intencji lub emocji wykrytych w treści wiadomości. Czas reakcji systemu może być modulowany w oparciu o wartość klienta lub prawdopodobieństwo eskalacji sprawy. Takie możliwości zapewniają tzw. kontekstową orkiestrację procesów, czyli dynamiczne sterowanie przepływem na podstawie analiz predykcyjnych i semantycznych (vom Brocke i in., 2021).

Wdrożenie inteligentnych reguł decyzyjnych w środowiskach zautomatyzowanych procesów biznesowych wiąże się z wieloma wyzwaniami integracyjnymi o charakterze technologicznym, organizacyjnym oraz semantycznym. Choć korzyści z integracji systemów opartych na sztucznej inteligencji z platformami RPA i BPM są znaczne, implementacja tych rozwiązań wymaga przezwyciężenia istotnych barier. Integracja SI, RPA i BPM prowadzi do

powstania złożonych, rozproszonych architektur, w których różne komponenty – silniki reguł decyzyjnych, modele ML, procesory NLP, narzędzia BPMN i orkiestratory RPA – muszą ze sobą płynnie współdziałać. Każdy z tych systemów posiada własne standardy danych, protokoły i wymagania wydajnościowe. Brak jednolitych interfejsów i standardów komunikacyjnych (np. REST) stanowi poważne utrudnienie w integracji (Dumas, La Rosa, Mendling i Reijers, 2018). Modele decyzyjne (np. DMN) i modele procesów (np. BPMN) często są rozwijane niezależnie przez różne zespoły. Ich spójne połączenie wymaga opracowania jasnych reguł zależności, punktów wywołań oraz mechanizmów walidacji poprawności. Brak synchronizacji może prowadzić do błędów logicznych, pętli decyzyjnych lub nieoptymalnych ścieżek procesowych. Integracja modeli ML wymaga dostępu do dużych, jakościowych zbiorów danych, które są zgodne ze strukturą procesów operacyjnych. Często jednak dane nie są wystarczająco ustrukturyzowane, są rozproszone po różnych systemach lub zawierają braki i błędy. To znacząco ogranicza możliwości trenowania modeli i osadzania ich w automatyzowanych przepływach (Bose, Mans i van der Aalst, 2013). Integracja systemów SI z BPM wymaga interdyscyplinarnego podejścia łączącego wiedzę z zakresu procesów biznesowych, programowania, zarządzania danymi oraz modelowania SI. Organizacje często napotykają trudności w zapewnieniu odpowiednich kompetencji, a także w koordynacji współpracy między zespołami IT, biznesowymi i analitycznymi (Beverungen i in., 2019). Systemy decyzyjne oparte na SI, zwłaszcza modele czarnej skrzynki, mogą być trudne do interpretacji i audytowania. To stanowi wyzwanie szczególnie w kontekście zgodności z regulacjami (np. RODO, *AI Act*), które wymagają uzasadnienia podejmowanych decyzji (Winkler i Söllner, 2018).

Wykorzystanie inteligentnych reguł decyzyjnych w środowiskach BPM otwiera nowe możliwości dla organizacji dążących do transformacji cyfrowej i automatyzacji procesów biznesowych. Platformy BPM jako narzędzia orkiestrujące, umożliwiają nie tylko mapowanie i optymalizację procesów, ale również dynamiczne podejmowanie decyzji w oparciu o dane i uczenie maszynowe. Integracja BPM z regułami decyzyjnymi (np. DMN), systemami RPA oraz modelami SI pozwala na tworzenie elastycznych, skalowalnych i samonapędzających się środowisk procesowych. W perspektywie strategicznej BPM jako platforma orkiestracji zintegrowana z inteligentnymi systemami decyzyjnymi stanowi fundament przyszłościowych modeli zarządzania procesami opartych na danych, kontekście i adaptacji w czasie rzeczywistym. Skuteczna implementacja tego podejścia wymaga, jednak nie tylko odpowiednich narzędzi technologicznych, ale także zmiany podejścia organizacyjnego oraz silnego wsparcia w zakresie zarządzania zmianą i kompetencjami cyfrowymi.

W kontekście dynamicznie zmieniającego się krajobrazu technologicznego, integracja inteligentnych reguł decyzyjnych z platformami *Business Process Management* nie tylko redefiniuje sposób, w jaki organizacje zarządzają swoimi procesami, ale przede wszystkim wyznacza nowy paradygmat elastycznego i predykcyjnego zarządzania operacjami. U podstaw tej transformacji leży zdolność do przechodzenia od podejścia reaktywnego, opartego na sztywnych, z góry zdefiniowanych regułach, do podejścia proaktywnego, gdzie decyzje są kontekstowe, wspierane przez uczenie maszynowe i analizy semantyczne. Możliwość orkiestracji decyzji w czasie rzeczywistym z uwzględnieniem przewidywanych skutków i aktualnego kontekstu operacyjnego, pozwala na budowanie systemów zarządzania zdolnych do samodoskonalenia się. W tym świetle BPM przestaje być jedynie narzędziem do odwzorowania procesów, a staje się dynamicznym silnikiem decyzyjnym, zasilanym przez dane, algorytmy i reguły zdolne do adaptacji.

Z perspektywy organizacyjnej oznacza to konieczność wypracowania nowych kompetencji na styku informatyki, analityki danych i zarządzania procesowego, a także przełamania silosów wiedzy i technologii. Wymaga to zmiany myślenia o procesach jako strukturach zamkniętych na rzecz podejścia ekosystemowego, w którym proces, decyzja i dane współlistnieją w czasie rzeczywistym, tworząc wartość dodaną. Podsumowując, można stwierdzić, że przyszłość BPM to nie automatyzacja dla automatyzacji, ale inteligentna adaptacja oparta na głębokim rozumieniu kontekstu i prognozie zmian.

Rozdział 4

Integracja systemów wzbogaconych o komponenty sztucznej inteligencji z architekturą Business Process Management

4.1. Definicja i cechy systemów informacyjnych

Wykorzystanie sztucznej inteligencji jest obecnie rekomendowane w wielu typach systemów informatycznych zarządzania, szczególnie tam, gdzie zachodzi potrzeba przetwarzania dużych ilości danych, podejmowania decyzji w czasie rzeczywistym, automatyzacji rutynowych działań oraz wspierania procesów strategicznych. Głównym celem niniejszego rozdziału jest zaprezentowanie podziału systemów informatycznych zarządzania oraz zestawienie głównych systemów informacyjnych zarządzania, w których zastosowanie zarządzania procesami biznesowymi wraz ze sztuczną inteligencją przynosi największe korzyści.

Klasyczna definicja przedstawia system jako zbiór elementów i relacji zachodzących między nimi: *System to zorganizowany zbiór licznych elementów strukturalnych, powiązanych ze sobą (współzależnych) i wykonujących oddzielne funkcje, ale w jednym wspólnym celu* (Kubiak, 1994). Zbiór elementów, które tworzą system, z zewnętrznej perspektywy stanowi pewną zorganizowaną całość. W systemach występują granice, które odróżniają je od innych i oddzielają od otoczenia. Organizowanie i łączenie elementów systemu nazywane jest konfiguracją. Systemy składają się z (Januszewski, 2012):

- wejścia,
- mechanizmu przetwarzania,
- wyjścia,
- mechanizmu sprzężenia zwrotnego.

System zarządzania można więc zdefiniować jako zbiór działań obejmujący pełny cykl procesu zarządzania: planowanie i podejmowanie decyzji, organizowanie, przewodzenie, tj. kierowanie ludźmi, kontrolowanie skierowane na zasoby organizacji (ludzkie, finansowe, rzeczowe i informacyjne)

i wykonywane z zamiarem sprawnego i skutecznego osiągnięcia celu poprzez trafne podejmowanie decyzji.

Systemy wspomagające proces zarządzania wykorzystują odpowiedni system informacyjny, który przetwarza dane w informacje (Januszewski, 2012). *System informacyjny to zbiór współpracujących elementów, które zbierają i gromadzą dane (input), zmieniają ich treść i formę (processing), emitują dane i informacje (output) oraz dostarczają sprzężenia zwrotnego (feedback), aby osiągnąć zamierzony cel* (Stair i Reynolds, 2003).

System informacyjny to ściśle uporządkowany układ odpowiednich elementów charakteryzujących się pewnymi właściwościami i połączonych wzajemnie określonymi relacjami. Elementami tymi są: zbiory informacji, nadawcy informacji, kanały informacyjne, odbiorcy informacji oraz metody, techniki i technologie przetwarzania informacji. Właściwości wyróżnionych elementów i wiążące je relacje ujawniają się w pełni w uporządkowanym przestrzennie i czasowo przebiegu procesów ciągłej wymiany informacji dokonującej się zarówno wewnątrz obiektu, w którym dany system funkcjonuje, jak i w jego otoczeniu (Korczak i Dyczkowski, 2008).

Wejście systemu to pozyskiwanie, zbieranie i gromadzenie danych. Może ono wykorzystywać różne techniki i urządzenia. Dane mogą być gromadzone w sposób ręczny lub automatyczny. W przypadku systemów komputerowych dane mogą być wprowadzane na wiele różnych sposobów: przy użyciu klawiatury lub urządzeń manipulacyjnych typu mysz, touchpad, ekran dotykowy, pióro świetlne, skaner, czytnik kodów kresowych, mikrofon i inne urządzenia. Niezależnie od sposobu gromadzenia danych jedynie w przypadku zagwarantowania ich poprawności możliwe będzie uzyskanie pożądanej informacji na wyjściu systemu. Przetwarzanie danych polega na przekształcaniu danych w użyteczną informację i może obejmować takie operacje, jak: obliczenia, łączenie (tekstów, tabel, zbiorów danych), pobieranie podzbioru danych, dokonywanie porównań i podejmowanie alternatywnych akcji. Może odbywać się ręcznie lub automatycznie. Wyjście systemu dotyczy wyemitowania i prezentacji przydatnej informacji, zwykle w formie dokumentów lub raportów. Czasami wyjście z jednego systemu stanowi wejście do innego systemu. Sprzężenie zwrotne (ang. *feedback*) jest to takie wyjście systemu, które użyte jest w celu zmiany wejścia systemu lub procesu przetwarzania (Januszewski, 2012).

System informacyjny to system komunikacyjny przedsiębiorstwa łączący w jedną całość elementy systemu zarządzania. W. Kieżun formułuje tezę, że stopień sprawności komunikacji między częściami organizacji, częściami a otoczeniem oraz całością organizacji a otoczeniem, jest w bezpośrednim związku przyczynowym ze sprawnością całej organizacji. G. Morgan pisze, że

bardzo prawdopodobne jest, że za jakiś czas stwierdzimy, iż organizacje stają się tożsame z systemami informacyjnymi. A.K. Koźmiński i W. Piotrowski (2007) uważają, że system informacyjny jest specyficznym układem nerwowym, który łączy w jedną całość elementy systemu zarządzania. Dlatego też uzasadnione jest przykładanie wagi do zbudowania sprawnego systemu informacyjnego. System informacyjny powoduje, że użytkownik dysponuje narzędziem do podejmowania celowego działania. Jakość tego systemu decyduje o jakości procesu zarządzania. System informacyjny możemy określić jako wielopoziomową strukturę, która pozwala jego użytkownikowi na transformowanie określonych informacji wejścia na pożądane informacje wyjścia za pomocą odpowiednich procedur i modeli. Wynikiem uzyskania tych informacji są określone decyzje. Konkretny system informacyjny można analizować jako:

- wielopoziomową strukturę,
- element łańcucha decyzyjnego funkcjonujący w systemie zarządzania.

Analizując system informacyjny pod względem jego struktury, rozpatruje się przede wszystkim samo jego zachowanie niezależnie od zadań, dla których został on zbudowany. Jest to więc techniczna i technologiczna analiza systemu. Odmienne należy postąpić wtedy, gdy analizujemy ten sam system informacyjny pod kątem funkcji, które spełniają cały system i jego elementy. Mówimy wtedy, że analizujemy łańcuch decyzji generowanych w wyniku działania systemu albo też przeprowadzamy jego analizę pragmatyczną.

System informacyjny może być systemem ręcznym lub zautomatyzowanym. W tym drugim przypadku mówimy o systemie informatycznym, czyli o takim systemie (podsystemie) informacyjnym, który wykorzystuje sprzęt komputerowy. System informatyczny można zatem określić jako wydzieloną, skomputeryzowaną część systemu informacyjnego (Kisielnicki i Sroka, 2005). Obecnie, z powodu upowszechnienia technologii informatycznej (Oz, 2002) pojęcia systemu informacyjnego i systemu informatycznego często bywają stosowane wymiennie. Ich tożsame znaczenie ma swoje uzasadnienie, ponieważ w praktyce coraz rzadziej spotyka się systemy informacyjne, które nie wykorzystują, choćby w niewielkim zakresie, technologii informatycznych. W każdym razie w systemie informacyjnym każdej organizacji gospodarczej daje się zazwyczaj wskazać taką część, która została skomputeryzowana. System informatyczny można też zdefiniować bez odwoływania się do pojęcia systemu informacyjnego, podając składające się na niego elementy. System informatyczny to system, który składa się ze sprzętu komputerowego, oprogramowania, bazy danych, urządzeń i środków łączności (sieci), ludzi i procedur (Januszewski, 2012).

W. Chmielarz wyróżnił następujące cechy systemu informacyjnego (Chmielarz, 2000):

- adekwatność treści i zakresu informacji do potrzeb danego szczebla zarządzania (w tym kodyfikacja części sfery nieskodyfikowanej poprzez szeroko pojęte: restrukturyzację lub reinżynierię),
- dostosowanie szybkości, częstości (dynamiki) i objętości informacji do cykli decyzyjnych,
- dostosowanie kanałów przepływu informacji systemu informatycznego do struktury informacyjnej systemu informacyjnego,
- komunikatywność form prezentacji informacji, nawet wbrew uprzednim wzorcom systemu informacyjnego,
- aktualność informacji – opracowanie takich mechanizmów, które zapewnią dostarczanie informacji we właściwym czasie,
- minimalizacja kosztu uzyskania i przechowywania informacji.

D. Jelonek podkreśla, że ramowa struktura informacyjna systemów informacyjnych zarządzania ustalana jest na podstawie wyników analiz potrzeb informacyjnych kierownictwa oraz innych użytkowników systemu. W trakcie wykorzystywania systemu menedżerowie najczęściej zgłaszają nowe potrzeby informacyjne, które system powinien realizować. W zasobach informacyjnych systemu powinny być gromadzone informacje niezbędne w procesach podejmowania decyzji na różnych szczeblach zarządzania. Zgromadzone informacje powinny być utrzymywane oraz udostępniane upoważnionym użytkownikom systemu (Jelonek, 2018).

Złożoność współczesnych organizacji oraz postępująca cyfryzacja środowiska biznesowego sprawiają, że klasyczne podejście do systemów zarządzania i systemów informacyjnych wymaga nowego spojrzenia. W szczególności warto zwrócić uwagę na ich rosnącą integrację z technologiami kognitywnymi i algorytmicznymi, które nie tylko wspierają podejmowanie decyzji, lecz kształtują również sam charakter tych decyzji. W kontekście definicji systemów zarządzania oraz systemów informacyjnych, szczególnie cenne wydaje się ujęcie systemu jako dynamicznego układu relacji informacyjnych, a nie wyłącznie statycznego zbioru komponentów technicznych. To przesunięcie akcentu z technologii na interakcję i adaptacyjność ma fundamentalne znaczenie dla zrozumienia roli współczesnych systemów w organizacji. Istotą nie jest już tylko zapewnienie poprawnego przetwarzania danych, lecz aktywne wspieranie organizacji w reagowaniu na zmienne otoczenie rynkowe. W tym ujęciu system informacyjny funkcjonuje jak układ nerwowy organizacji, ale nie tylko przekazuje sygnały, lecz także organizuje ich przepływ, filtruje je, a często nawet interpretuje. Współczesne organizacje oczekują, że ich systemy

informacyjne nie będą jedynie zbiorem narzędzi wspierających zarządzanie, lecz staną się aktywnym uczestnikiem procesów decyzyjnych adaptującym się, przewidującym i rekomendującym działania. Umożliwia to m.in. integracja z narzędziami opartymi na sztucznej inteligencji, które rozszerzają zdolność organizacji do analizy nieustrukturyzowanych danych, rozpoznawania wzorców czy reagowania w czasie rzeczywistym.

Podsumowując, przyszłość systemów informacyjnych leży nie tyle w ich dalszym rozwoju technologicznym, ile w ich zdolności do dynamicznej współpracy z ludźmi i innymi systemami. Kluczowe stają się zatem, takie cechy jak transparentność decyzji systemu, elastyczność konfiguracji, autonomia działania przy zachowaniu nadzoru oraz umiejętność dostosowywania się do zmiennych potrzeb użytkowników. System informacyjny przestaje być pasywnym kanałem komunikacyjnym – staje się inteligentnym partnerem zarządzania, który w coraz większym stopniu współkształtuje strukturę i strategię organizacji.

4.2. Podział systemów informacyjnych zarządzania

System to skoordynowany układ elementów, zbiór tworzący pewną całość uwarunkowaną stałym, logicznym uporządkowaniem jego części składowych. System według T. Tomaszewskiego to zbiór elementów powiązanych ze sobą relacjami w taki sposób, że stanowią one całość zdolną do funkcjonowania w określony sposób.

Obecnie oczekuje się, że system informacyjny zarządzania będzie spełniał następujące wymagania (Nowakowski, 1991):

- dla każdego szczebla zarządzania będzie dostarczał kluczowe informacje w oczekiwanym czasie,
- będzie gwarantował elastyczność w doborze układów informacyjno-decyzyjnych organizacji,
- będzie obejmował różne modele procesów decyzyjnych,
- będzie dawał możliwość użycia metod optymalizacyjnych, statystycznych i symulacyjnych,
- będzie sugerował decyzje i oceniał konsekwencje ich podjęcia.

Powyżej zaprezentowane wymagania próbowano zrealizować, opracowując coraz to nowsze koncepcje systemów informacyjnych zarządzania, które miały odpowiedzieć na potrzeby informacyjne na kolejnych szczeblach zarządzania, począwszy od wspomagania decyzji operacyjnych, skończywszy na decyzjach strategicznych. Spełnienie tych wymagań było możliwe dzięki rozwojowi technologii informatycznych oraz nauki, w efekcie czego wiadomo

było, w jaki sposób można wykorzystać w systemach informatycznych sporządzone wcześniej nowe metody ekonomiczne i matematyczne.

Po raz pierwszy informatyka w zarządzaniu została wykorzystana w celu wspomagania ewidencji operatywnej, czyli rejestracji zdarzeń w miejscu ich powstania oraz rejestrowania zdarzeń księgowych. Następnie systemy wyposażono w różnego rodzaju narzędzia raportujące oraz języki wyszukiwawcze, co pozwoliło w większym stopniu spełnić funkcję informacyjną. Kolejne wersje systemu informacyjnego zarządzania dodatkowo, oprócz sprawozdawczości i ewidencji zdarzeń, uwzględniały funkcje planistyczne. Komputerowe skonfrontowanie wykonania danego zadania z planem miało zagwarantować automatyzację mechanizmu sprzężenia zwrotnego, co w konsekwencji dało możliwość natychmiastowego reagowania na sygnały pochodzące z systemu informatycznego. Taką podstawową klasyfikację systemów informacyjnych zarządzania zaproponował T. Wierzbicki, który podzielił je na (Wierzbicki, 1986):

- ewidencyjne,
- informacyjne,
- regulacyjne.

Równocześnie w systemach informatycznych próbowano wprowadzać różne metody symulacyjne, statystyczne, optymalizacyjne oraz metody sztucznej inteligencji, np. bazy wiedzy i sieci neuronowe. Wdrożenie metod w systemach informatycznych przede wszystkim było możliwe dzięki postępowi technologicznemu. Taki kierunek rozwoju systemów informacyjnych zarządzania wykrzystała w przedstawionej klasyfikacji E. Niedzielska. Wyróżniła ona następujące generacje systemów informacyjnych zarządzania (Niedzielska, 2003):

- systemy transakcyjne przetwarzania (ang. *transactional systems*),
- systemy informacyjne (raportujące) (ang. *management information systems*),
- systemy wspomagania decyzji (ang. *decision support systems*),
- systemy eksperckie (ang. *expert systems*),
- systemy sztucznej inteligencji (ang. *artificial intelligence systems*).

Według E. Turbana stworzenie pełnej i rozłącznej klasyfikacji systemów informacyjnych zarządzania nie wydaje się celowe i możliwe (Turban, Leidner, McLean i Wetherbe, 2008). Sporadycznie można tylko spotkać systemy posiadające jedynie cechy charakterystyczne dla jednej z wypunktowanych grup. Widoczne jest zacieranie różnic pomiędzy poszczególnymi generacjami systemów informacyjnych zarządzania, co spowodowane jest coraz dalej idącą integracją w rozwiązaniach aplikacyjnych (Zieliński, 2000).

Typologią systemów informatycznych na potrzeby zarządzania przedsiębiorstwem zajęli się również W. Chmielarz i P. Krajewski, którzy stworzyli nową, uwzględniającą obecnie najnowsze tendencje, koncepcję typologii i kierunków rozwoju systemów informatycznych zarządzania opartych na trzech podstawowych czynnikach (Krajewski i Chmielarz, 2019):

- Stopniowej multiplikacji architektury logicznej systemów informatycznych, gdzie jako strukturę logiczną systemu informatycznego rozumie się główne komponenty systemu, relacje pomiędzy nimi i relacje z użytkownikiem podejmującym za pomocą systemu informatycznego decyzje zarządcze. Jej rozwój był traktowany jako bezpośrednia implikacja postępu technologicznego. To właśnie na tej klasyfikacji systemów informacyjnych zarządzania oparto dalsze zestawienia w podrozdziałach (Chmielarz, 2013):
 - transakcyjne systemy przetwarzania – *transactional processing data systems* – TSP, od roku 1951 do połowy lat 60. XX wieku;
 - systemy informacyjne zarządzania – *management information systems* – MIS, od połowy lat 60. XX wieku;
 - systemy wspomagające podejmowanie decyzji – *decision support systems* – DSS, od końca lat 70. XX wieku;
 - systemy informowania kierownictwa – *executive information systems* – EIS i systemy wspomagania kierownictwa – *executive support systems* – ESS, lata 80. XX wieku;
 - systemy eksperckie – *expert systems* – ES, lata 90. XX wieku;
 - systemy analityki biznesowej – *business intelligence systems* – BIS, początek XXI wieku, stanowią najlepszą formę systemów wspomagających zarządzanie.
- Integracji funkcjonalnej systemów informatycznych, dostosowanej do aktualnych potrzeb organizacji i działającego w niej użytkownika. Ścieżka ta opiera się na swoistych bilansach łączonych ze sobą w miarę rozwoju systemów zintegrowanych na podstawie integracji funkcjonalnej (różne funkcje systemu informatycznego są realizowane, jakby były wykonywane w jednym, pojedynczym systemie). Wyróżnia się tu:
 - systemy planowania zasobów materiałowych – *material requirements planning* – MRP, od połowy lat 60. XX wieku;
 - systemy planowania zasobów produkcyjnych – *manufacture resources planning* – MRP II, od 1989 roku;
 - systemy planowania zasobów przedsiębiorstwa – *enterprise resources planning* – ERP, od 1995 roku;
 - systemy planowania zasobów przedsięwzięcia – *entrepreneurship resources planning* – ERP II, od 1998 roku.

- Rozszerzeniu infrastrukturalnym systemów sieciowych – co oznacza w tym przypadku możliwość prowadzenia działalności gospodarczej za pomocą sieci oraz na zastosowaniu rozwiązań sieciowych do współpracy z tradycyjnymi systemami informatycznymi. W rozwoju tego typu systemów wyróżnia się następujące klasy systemów:
 - oparte na sieciach prywatnych, od 1970 roku;
 - oparte na sieciach komercyjnych, od 1985 roku;
 - oparte na sieci Internet, od 1991 roku.

W klasyfikacji zaproponowanej przez W. Chmielarza i P. Krajewskiego (Krajewski i Chmielarz, 2019) podjęto próbę uporządkowania systemów informacyjnych zarządzania, biorąc pod uwagę tendencje integracyjne oraz konwergencyjne (upodabniania się i przenikania implementacji), które wynikają z ciągłego postępu technologicznego.

Transakcyjne systemy zarządzania są kategorią historyczną, której w momencie powstania systemów zintegrowanych nadano inne zupełnie znaczenie – są to w istocie podsystemy systemu zintegrowanego oparte na bazie danych.

Integracja w sensie ideowym rozumiana jest jako połączenie elementów funkcjonalnych z wykorzystaniem relacji, tak aby stanowiły składowe zdefiniowanej strukturalnie całości. W niniejszej klasyfikacji integracja oznacza *proces scalania i zespalandia się poszczególnych, różnej klasy postaci i form powiązanych wzajemnie elementów w celu tworzenia funkcjonalnej całości, o użyteczności i/lub efektywności większej niż posiadałaby każda z tych części działająca oddzielnie (efekt synergii)* (Chmielarz, 2013).

Konwergencja rozumiana tu jest jako *kształtowanie się w ewolucyjnym procesie rozwojowym podobnych cech budowy, funkcji i wyglądu zewnętrznego różnych grup systemów funkcjonujących w takich samych warunkach środowiskowych, niezależnie od przyjętych szczegółowych rozwiązań innowacyjnych oraz przenikanie i kojarzenie zjawisk znajdujących się na ich pograniczu* (Chmielarz, 2013).

P. Krajewski i W. Chmielarz dodatkowo dokonali specyfikacji najistotniejszych współczesnych systemów informatycznych i na podstawie ich najważniejszych cech przypisali je do wyróżnionych ścieżek rozwojowych. Wśród najważniejszych wymienili (Krajewski i Chmielarz, 2019):

- systemy *Big Data* – BDS – pierwszą ścieżkę rozwojową,
- wirtualną i rozszerzoną rzeczywistość – VR, AR – pierwszą ścieżkę rozwojową,
- trzecią generację systemów ERP – *the third generation ERP III* – drugą ścieżkę rozwojową,

- przetwarzanie w chmurze – *cloud computing* – CC i przetwarzanie we mgle – *fog computing* – FC – trzecią ścieżkę rozwojową,
- internet rzeczy i internet wszechrzeczy – *Internet of Things* – IoT, *Internet of Everything* – IoE – trzecią ścieżkę rozwojową,
- *Smart Information Systems*: inteligentne miasta – *smart cities*, inteligentne przedsiębiorstwa – *smart factories*, *smart companies*, inteligentne systemy – *smart systems* – trzecią ścieżkę rozwojową.

Specyfikacja zaprezentowana przez W. Chmielarza i P. Krajewskiego wnosi wkład w badania nad kierunkiem rozwoju systemów informatycznych zarządzania, w szczególności przedstawia zaś nową koncepcję chronologii zmian typologii.

Celem niniejszego opracowania jest przedstawienie typów systemów informacyjnych zarządzania, w których wdrożenie SI przynosi największe korzyści, ze szczególnym uwzględnieniem *Business Process Management* jako środowiska, w którym sztuczna inteligencja może być skutecznie osadzona jako komponent sterujący i analityczny. Integracja ta umożliwia nie tylko podniesienie efektywności i elastyczności organizacji, lecz także realne przejście w kierunku organizacji kognitywnej – zdolnej do samouczenia się i adaptacji w oparciu o dane.

Biorąc pod uwagę powyższe, sztuczna inteligencja może znaleźć dziś zastosowanie w niemal wszystkich kluczowych typach systemów informacyjnych zarządzania, w niniejszej pracy szczegółowo omówiono następujące z nich:

- ewidencyjno-sprawozdawcze systemy informacyjne zarządzania (MIS) – gdzie zadaniem SI jest zwiększenie jakości, szybkości i przydatności informacji generowanej w raportach zarządczych;
- systemy wspomagające podejmowanie decyzji (DSS) – w których SI umożliwia predykcyjne modelowanie, rozpoznawanie wzorców i generowanie rekomendacji decyzyjnych na podstawie danych historycznych oraz bieżących;
- systemy eksperckie (ES) – gdzie SI umożliwia wdrożenie procesów decyzyjnych klasy *enterprise*, które nie tylko odwzorowują przebieg pracy, ale także inteligentnie reagują na dane i kontekst;
- systemy *Business Intelligence* (BI) – dla których SI wspiera automatyzację analiz, personalizację dashboardów, wykrywanie anomalii oraz adaptacyjne rozpoznawanie wzorców w danych.

4.3. Systemy informacyjne zarządzania zintegrowane ze sztuczną inteligencją

4.3.1. Ewidencyjno-sprawozdawcze systemy informacyjne zarządzania

Systemy informacyjne zarządzania (ang. *Management Information Systems*, MIS) należące do systemów zintegrowanych, przeznaczone są do rejestracji przeszłych i bieżących, rutynowych informacji, które dotyczą organizowania, planowania i kontrolowania operacji w funkcjonalnych zakresach działania firmy (Turban, Leidner, McLean i Wetherbe, 2008). E. Turban zaproponował następującą ich definicję: *system informacyjny zarządzania jest formalnym, komputerowym systemem, stworzonym dla rejestracji, selekcjonowania i integracji dostarczanej z różnych źródeł informacji w celu zapewnienia aktualnych danych niezbędnych dla podejmowania decyzji w zarządzaniu. Najefektywniejsze są one w systemach rutynowych, ustrukturalizowanych, w których podejmuje się przewidywalne typy decyzji* (Turban, Leidner, McLean i Wetherbe, 2008).

Według R.M. Staira system informacyjny zarządzania to (Stair i Reynolds, 2003) *zorganizowany zbiór ludzi, procedur przetwarzania, baz danych oraz urządzeń używanych do dostarczania standardowej informacji w różnych przekrojach dla menedżerów i decydentów*.

MIS to pierwsze rozwiązania informatyczne bazujące na systemach transakcyjnych, których zadaniem była początkowo ewidencja podstawowych transakcji gospodarczych oraz przetwarzanie ich dla celów sprawozdawczych. Wyniki generowane przez te systemy znalazły zastosowanie również we wspieraniu operacyjnego szczebla zarządzania w podejmowaniu decyzji (tylko na bazie informacji).

Dotychczas największy wpływ na kształtowanie się systemów informatycznych wspomagających zarządzanie miały rozwój technologii baz danych oraz ewolucja metod przetwarzania danych, które umożliwiały gromadzenie, przetwarzanie i udostępnianie informacji w organizacjach. Pierwsze systemy ewidencyjno-sprawozdawcze oparte na technologii baz danych obsługiwały działalność pojedynczych działów merytorycznych obiektu gospodarczego. Przyjęło się, więc określać je jako jednost dziedzinowe systemy nazywane również Systemami Informacyjnymi Zarządzania, które miały do tej pory największy wpływ na kształtowanie się systemów informatycznych wspomagających zarządzanie. Gruntowne przemiany początkowo tworzonych systemów informacyjnych zarządzania spowodowane były najczęściej zamianą systemu wsadowego na system bezpośredniego dostępu do komputera oraz zmianami dotyczącymi metodyki i technologii przechowywania, gromadzenia i dostępu do danych. Kluczowym elementem w kształtowaniu niniejszych systemów

stała się baza danych, zwłaszcza relacyjna baza danych z całym aparatem ją obsługującym. Podstawowa struktura architektury logicznej systemu informacyjnego zarządzania składała się z (Chmielarz, 2015):

- użytkownika końcowego z interfejsem – użytkownik końcowy ma dostęp do zbioru programów, najczęściej systemu operacyjnego, które to programy odpowiedzialne są za komunikację z nim, a użytkownik narzuca pewne standardy postrzegania i wykorzystania pozostałego oprogramowania;
- bazy danych wraz z systemem zarządzania bazą danych – jest to zbiór danych zapisanych zgodnie z określonymi regułami porządkującymi, które powiązane są określonymi zależnościami, zapisane w ściśle zdefiniowany sposób w strukturach odpowiadających zakładanemu modelowi danych. Oprogramowanie ułatwiające definiowanie, konstruowanie, manipulowanie i udostępnianie baz danych dla aplikacji i użytkowników nazywane jest systemem zarządzania bazą danych. Dodatkowym elementem tego oprogramowania staje się w późniejszym okresie język zapytań ułatwiający użytkownikowi komunikację z bazą danych (w swej idei nawet niewykwalifikowanemu) w sensie przyjęcia zapytania, jego formalizacji i udostępnienia wyniku decydującemu;
- aplikacji – np. podsystemy, oprogramowanie użytkowe, składające się ze zbioru instrukcji, których zadaniem jest dostarczenie użytkownikowi określonej funkcjonalności (podsystem finansowo-księgowy, podsystem magazynowy, podsystem kadrowo-płacowy, podsystem sterowania produkcją itd.).

4.3.2. Systemy informacyjne zarządzania zintegrowane ze sztuczną inteligencją

W ewidencyjno-sprawozdawczych systemach informacyjnych zarządzania rekomenduje się wykorzystanie sztucznej inteligencji, choć jej zastosowanie przybiera tu nieco inny charakter niż w systemach wspomagających podejmowanie decyzji czy systemach *Business Intelligence*. W przypadku MIS główną funkcją SI nie jest podejmowanie decyzji w klasycznym znaczeniu, ale zwiększenie jakości, szybkości i przydatności informacji generowanej w raportach zarządczych.

Współczesne systemy ewidencyjno-sprawozdawcze zarządzania coraz częściej uzupełniane są o komponenty sztucznej inteligencji, co znacząco podnosi ich funkcjonalność oraz wartość informacyjną. Jednym z podstawowych powodów integracji SI z MIS jest potrzeba automatyzacji przetwarzania danych. Dzięki zastosowaniu algorytmów uczenia maszynowego i rozwiązań SI możliwe stało się automatyczne agregowanie i kategoryzowanie danych

pochodzących z różnych źródeł, takich jak systemy ERP, CRM czy platformy IoT. Eliminuje to potrzebę ręcznego raportowania i jednocześnie zmniejsza ryzyko błędów ewidencyjnych (Laudon i Laudon, 2021).

Kolejnym kluczowym aspektem wykorzystania SI w MIS jest możliwość generowania raportów kontekstowych i predykcyjnych. Tradycyjne systemy MIS ograniczają się zazwyczaj do przedstawiania danych historycznych w postaci tabelarycznej lub graficznej. SI poszerza te możliwości, umożliwiając dynamiczną analizę trendów oraz tworzenie prognoz na podstawie danych z przeszłości, co może być wykorzystywane m.in. do przewidywania odchyleń budżetowych, sezonowych wahań sprzedaży czy ryzyka operacyjnego (Sun, Strang i Firmin, 2017). W tym kontekście szczególnie wartościowe staje się również zastosowanie przetwarzania języka naturalnego, które umożliwia przekształcanie danych liczbowych w tekstowe interpretacje zrozumiałe dla kadry zarządzającej. Dzięki temu system może generować opisowe sprawozdania, które nie wymagają zaawansowanej wiedzy analitycznej do ich zrozumienia, co znacząco zwiększa ich dostępność dla użytkowników na różnych poziomach organizacyjnych (Davenport i Ronanki, 2018).

SI w MIS odgrywa również istotną rolę w zakresie detekcji anomalii i generowania alertów. Mechanizmy uczenia maszynowego pozwalają na identyfikację nietypowych wzorców w danych, takich jak nagły wzrost kosztów operacyjnych, nieprawidłowe księgowania lub symptomy oszustw finansowych. Dzięki temu system może automatycznie informować użytkowników o potencjalnych problemach lub ryzyku, jeszcze zanim przekształcą się one w rzeczywiste zagrożenia dla organizacji (IBM Institute for Business Value, 2020). Nie mniej istotna jest także kwestia obciążenia pracowników administracyjnych. W przeszłości wiele działań raportowych i analitycznych wymagało zaangażowania specjalistów ds. kontrolingu, analityków biznesowych czy księgowych. Wprowadzenie SI pozwala na automatyzację tych zadań, umożliwiając szybsze generowanie raportów i skupienie się personelu na działaniach o wyższej wartości dodanej (Power, 2007).

Podsumowując, integracja SI z MIS przekształca te systemy z pasywnych narzędzi raportowych w aktywne, inteligentne mechanizmy wspomagające zarządzanie. Umożliwiają one nie tylko efektywne monitorowanie działań organizacji, lecz także realne wsparcie w podejmowaniu decyzji operacyjnych i taktycznych.

4.3.3. Systemy informacyjne zarządzania zintegrowane ze sztuczną inteligencją w środowisku BPM

Połączenie *Management Information Systems*, *Artificial Intelligence* oraz *Business Process Management* stanowi obecnie fundament nowoczesnych, inteligentnych organizacji. Integracja tych trzech komponentów umożliwia nie tylko sprawne zarządzanie informacją i procesami, ale również dynamiczne podejmowanie decyzji w czasie rzeczywistym, optymalizację działań operacyjnych oraz przewidywanie zmian rynkowych i organizacyjnych.

SI zintegrowana z BPM i wspierana przez MIS tworzy podstawy inteligentnej automatyzacji procesów biznesowych. SI wzmacnia BPM przez dodanie zdolności uczenia się, analizy predykcyjnej oraz podejmowania decyzji opartych na danych w czasie rzeczywistym. Z kolei MIS dostarcza danych historycznych, transakcyjnych i operacyjnych, które stanowią podstawę dla algorytmów SI oraz reguł sterujących przepływami BPM (vom Brocke i Rosemann, 2015).

MIS tradycyjnie pełnił funkcję repozytorium danych i platformy sprawozdawczej, jednak dzięki integracji z SI i BPM jego rola ewoluuje w kierunku aktywnie uczestniczącego elementu orkiestracji decyzji. SI przetwarza dane zgromadzone w MIS w celu odkrywania wzorców, przewidywania wyników i inicjowania odpowiednich procesów w ramach BPM. Taka integracja sprzyja zwiększeniu szybkości reakcji organizacji oraz poprawia jakość decyzji operacyjnych (Snyder, Witell, Gustafsson, Fombelle i Kristensson, 2016; Harmon, 2019).

BPM, który tradycyjnie bazował na statycznych modelach procesów, dzięki integracji z SI oraz danymi z MIS staje się adaptacyjny i kontekstowy. Systemy BPMN mogą dynamicznie zmieniać przebieg procesu w zależności od analiz SI, np. oceny ryzyka klienta, analizy sentymentu lub przewidywanego czasu wykonania zadania. MIS poprzez dostarczanie bieżących i historycznych danych operacyjnych zasila algorytmy podejmujące decyzje w czasie rzeczywistym (Davenport i Short, 1990; Dumas, La Rosa, Mendling i Reijers, 2018).

Z perspektywy architektonicznej integracja MIS, SI i BPM wymaga rozwiązań o wysokim poziomie interoperacyjności i modularności. Nowoczesne systemy są budowane jako platformy wielowarstwowe, w których warstwa danych (MIS), warstwa decyzyjna (SI) i warstwa wykonawcza (BPM) komunikują się poprzez API, silniki reguł decyzyjnych i brokerów zdarzeń. Takie podejście wspierane jest przez podejścia typu *service-oriented architecture* (SOA) i *microservices* (Tairov, Stefanova, Aleksandrova i Aleksandrov, 2024). Architektury zorientowane na usługi (SOA) oraz architektury mikroserwisowe pozwalają na efektywne wdrażanie i integrowanie rozwiązań SI, ponieważ zapewniają elastyczność, skalowalność, niezależność komponentów

i łatwość integracji, co jest kluczowe przy implementacji złożonych i szybko ewoluujących systemów inteligentnych.

W praktyce integracja MIS, SI oraz BPM znajduje zastosowanie w obszarach, takich jak zarządzanie łańcuchem dostaw, obsługa klienta, zarządzanie zasobami ludzkimi czy zarządzanie ryzykiem finansowym. Przykładowo, dane z MIS wykorzystywane są do wykrywania anomalii w czasie rzeczywistym (SI), a system BPM automatycznie uruchamia procedurę audytu, eskalacji lub korekty (Mendling i in., 2018).

Połączenie systemów MIS, BPM i SI tworzy kompleksowy ekosystem zarządzania organizacją, który umożliwia transformację danych w działania i decyzje. MIS pełni funkcję zasobnika i źródła danych, BPM zarządza strukturą i logiką procesów, a SI wnosi inteligencję operacyjną i adaptacyjną. W rezultacie organizacje są w stanie nie tylko efektywniej reagować na zmiany, ale również proaktywnie zarządzać ryzykiem, jakością i doświadczeniem klienta.

Współczesne zarządzanie organizacją wymaga redefinicji klasycznych modeli informacyjnych na rzecz systemów, które potrafią nie tylko ewidencjonować i raportować dane, ale również aktywnie wspierać organizację w przewidywaniu i adaptacji do zmian. W tym kontekście integracja systemów informacyjnych zarządzania z komponentami sztucznej inteligencji, osadzona w środowisku *Business Process Management*, nie jest jedynie technologiczną innowacją, lecz fundamentem nowego paradygmatu zarządzania opartego na danych, kontekście i autonomii decyzyjnej.

Unikalność tego podejścia polega na przekształceniu klasycznego, pasywnego repozytorium danych w aktywne środowisko decyzyjne. Sztuczna inteligencja nie tylko interpretuje dane, ale również uczy się organizacyjnych wzorców zachowań, co pozwala na dynamiczne modelowanie procesów BPM i ich samonapędzającą optymalizację. Systemy informacyjne zarządzania jako historyczne centrum przechowywania informacji, stają się w tym układzie aktywnym węzłem inicjującym działania, a nie tylko wspierającym je informacyjnie.

Z punktu widzenia teorii systemów zarządzania mamy tu do czynienia z pojawieniem się nowej klasy systemów, inteligentnych systemów konwergentnych, które syntetyzują dane, procesy i decyzje w jednym, współzależnym ekosystemie. Taka konwergencja przekracza klasyczne rozgraniczenia funkcjonalne i technologiczne, zwiększając spójność operacyjną oraz redukując silosowość informacyjną. Co ważniejsze inteligentne systemy konwergentne wprowadzają organizację na ścieżkę tzw. inteligencji procesowej, w której system sam adaptuje logikę decyzyjną do zmieniającego się otoczenia.

W skali globalnej wciąż niewiele organizacji wdraża tak głębokie i strukturalne połączenia pomiędzy MIS, SI i BPM. Dlatego postulowana w niniejszej analizie wizja nie jest tylko projektem technologicznym, lecz postulatem strategicznym i badawczym. Jeśli organizacje zamierzają przetrwać w warunkach nieprzewidywalności, muszą wyposażyć swoje systemy zarządzania w zdolności analityczne, ale również w kompetencje poznawcze. Sztuczna inteligencja w tym kontekście nie staje się tylko dodatkiem, lecz nowym jądrem zarządzania informacją i procesem.

4.4. Systemy wspomagające podejmowanie decyzji oparte na sztucznej inteligencji

4.4.1. Systemy wspomagające podejmowanie decyzji

Systemy wspomagające podejmowanie decyzji (Silver, 1991) definiowane są jako *oparte na infrastrukturze komputerowo komunikacyjnej systemy informacyjne wspomagające działalność ludzi zaangażowanych w procesie podejmowania decyzji* (Turban, Sharda i Delen, 2020). Wspomaganie jest tu rozumiane jako pomoc w wypracowaniu decyzji, którą decydent ma podjąć, a nie zastępowanie go w procesie decyzyjnym i podjęcie tej decyzji za niego. Różnicą między systemami wspomagającymi podejmowanie decyzji a systemami informacyjnymi zarządzania jest to, że te pierwsze stanowią dla użytkownika narzędzia do wypracowywania decyzji, które najczęściej mają postać programów składających się z modeli statystycznych, ekonometrycznych, matematycznych lub ich kombinacji, ukierunkowanych na zagadnienia związane z zarządzaniem organizacją. W związku z tym, oprócz deterministycznych warunków, w których decyzje były podjęte na podstawie sprawdzonych danych źródłowych pochodzących z bazy danych lub ich selekcji/kombinacji za pomocą niniejszych systemów, decydent ma możliwość podjęcia decyzji w sytuacjach probabilistycznych, które charakteryzują się posiadaniem przez użytkownika wyrywkowych, niepełnych, a nawet częściowo błędnych czy sprzecznych ze sobą danych. Architektura systemów wspomagających podejmowanie decyzji, biorąc pod uwagę modelowo sformułowany proces podejmowania decyzji, umożliwiła uzyskanie odpowiedzi decyzji najlepszej dla przyjętego kryterium. Najistotniejsze jest tu stworzenie alternatywy dla użytkownika, z jednej strony ma on dostępną, opracowaną na podstawie przyjętego modelowego rozwiązania zagadnienia decyzję, z drugiej natomiast – jest decyzja podjęta na podstawie dostępnych informacji (Chmielarz, 2013).

Systemy wspomagające podejmowanie decyzji rozwijały się etapowo według schematu:

- pojedyncze równanie lub bloki równań (modele) w listingu programu,
- biblioteki modeli, do których program sięga w razie potrzeby,
- baza modeli z własną obsługą programową, przeszukiwanie, wybór,
- baza modeli z możliwością generowania modeli i łączenia z metodami ich rozwiązania,
- baza modeli jak wyżej, z możliwością podpowiedzi, który model wybrać w jakiej sytuacji.

Istotne jest, że system wspomagania podejmowania decyzji nie wyręcza użytkownika w podjęciu trafnej decyzji, ale jedynie pomaga mu w jej wypracowaniu. System ten zaprojektowany jest tak, aby zwiększyć efektywność procesu podejmowania decyzji. Systemy informacyjne zarządzania pomagają robić rzeczy dobrze (ang. *do things right*), systemy wspomagające podejmowanie decyzji natomiast mają podpowiedzieć decydentom co mają robić (ang. *do the right things*) (Januszewski, 2012).

W porównaniu ze strukturą systemów informacyjnych zarządzania zostały tu dodane nowe elementy (Chmielarz, 2013):

- baza modeli – element, który składa się ze standardowych, rutynowych oraz wyspecjalizowanych modeli, wykorzystywanych do podejmowania decyzji w organizacji,
- system zarządzania bazą modeli – jest to oprogramowanie składające się z różnych narzędzi, które niezbędne są do:
 - konstruowania nowych modeli z gotowych elementów lub tworzenia ich na zasadach określonych możliwościami systemu,
 - manipulowania lub obsługi gotowych modeli,
 - współdziałania i koordynowania z urządzeniami, które dodatkowo rozszerzają możliwości wykorzystania bazy modeli,
 - integracji starych modeli z nowymi lub modeli w jedną całość,
 - utrzymania bazy modeli oraz ich wersji modyfikowanych,
 - obsługi mechanizmów koordynujących zapotrzebowanie na dane przetwarzanych modeli z możliwością bazy danych systemu oraz parametrów i danych zewnętrznych w stosunku do zawartych w bazie danych;
- baza procedur (ang. *solver*) – to program lub pakiet programów, które wykorzystywane są w celu rozwiązywania zwłaszcza skomplikowanych problemów matematycznych wynikających z konstruowanych modeli. Solver może być rozumiany jako sposób rozwiązania danego zagadnienia, jest on albo na stałe dowiązany do standardowo przetestowanego, wykorzystywa-

nego modelu, albo po konsultacjach z decydentem zostaje on dopasowywany do projektowanego od nowa modelu za pomocą mechanizmów systemu zarządzania bazą modeli;

- baza danych i parametrów modeli – jest to podręczna baza danych, która najczęściej zawiera informacje niezbędne do użytkowania i uruchomienia modelu, nie pochodzące z aktualnych i historycznych danych zarejestrowanych w bazie danych.

4.4.2. Systemy wspomagające podejmowanie decyzji zintegrowane ze sztuczną inteligencją

Systemy wspomagania decyzji od lat 70. XX wieku były rozwijane jako narzędzia wspierające proces podejmowania decyzji w organizacjach, integrując dane, modele analityczne i interfejsy użytkownika. Ich głównym celem było wspomaganie decyzji półstrukturalnych i niestructuralnych, w których pełna automatyzacja nie była możliwa. Wraz z postępem technologicznym klasyczne DSS zaczęły ewoluować w kierunku inteligentnych systemów wspomagania decyzji (ang. *Intelligent Decision Support Systems*, IDSS), w których kluczową rolę odgrywa sztuczna inteligencja (AI).

Tradycyjne DSS opierały się głównie na regułach decyzyjnych, bazach wiedzy i statycznych modelach optymalizacyjnych. Współcześnie te podejścia zostają uzupełnione lub zastąpione przez modele uczenia maszynowego, które umożliwiają systemom adaptację do zmieniających się danych i środowisk decyzyjnych (Marakas, 2003).

W nowoczesnych IDSS decyzje są nie tylko wspomagane, lecz coraz częściej częściowo lub całkowicie podejmowane przez system, co jest możliwe właśnie dzięki zastosowaniu *deep learning* (np. w analizie obrazu, predykcji zachowań), *reinforcement learning* (np. w strategiach optymalizacji procesów) oraz *natural language processing* (np. w rozumieniu zapytań i analizie tekstów decyzyjnych) (Turban, Sharda i Delen, 2020). Nowe generacje DSS integrują się z hurtowniami danych, systemami ERP, CRM i narzędziami do eksploracji danych. Wspierają decyzje w czasie rzeczywistym, reagując na dane strumieniowe, co nie było możliwe w klasycznych modelach (Power, 2002). Klasyczne DSS były projektowane wokół użytkownika, to on zadawał pytania i definiował kryteria. W nowoczesnych systemach rośnie rola automatyzacji, systemy same generują alerty, rekomendacje czy predykcje na podstawie analizy danych (Arnott i Pervan, 2005).

Ewolucja DSS w kierunku systemów opartych na sztucznej inteligencji przekształca ich rolę z narzędzi wspomagających decyzje w aktywne komponenty decyzyjne, zdolne do analizowania, prognozowania i automatycznego

podejmowania działań. Współczesne IDSS stanowią rdzeń inteligentnych organizacji, wykorzystując SI do przekształcania danych w wiedzę i decyzje w czasie rzeczywistym.

4.4.3. Systemy wspomagające podejmowanie decyzji zintegrowane ze sztuczną inteligencją w środowisku BPM

W dobie cyfrowej transformacji rośnie znaczenie systemów wspomagania decyzji jako integralnych komponentów inteligentnej orkiestracji procesów biznesowych. Orkiestracja procesów polega na zintegrowanym, dynamicznym zarządzaniu przepływami działań, zasobów i decyzji w organizacji. W tym kontekście DSS przestają być jedynie pasywnymi narzędziami analitycznymi, a stają się aktywnymi agentami decyzyjnymi, które współtworzą logikę i przebieg procesów operacyjnych. Systemy BPM i platformy RPA służą automatyzacji i nadzorowi nad działaniami organizacyjnymi. DSS w tym kontekście dostarczają dynamicznych rekomendacji, wspierając podejmowanie decyzji na każdym etapie realizowanego procesu – od akceptacji wniosku, przez wybór dostawcy po ocenę ryzyka transakcji (Aalst, 2016). Integracja DSS z regułami biznesowymi i analizą procesową pozwala na dynamiczną modyfikację ścieżek wykonawczych w zależności od aktualnych danych i prognozowanych rezultatów.

W ramach inteligentnej orkiestracji procesów DSS pełnią funkcję centralnych węzłów decyzyjnych. Są zasilane przez wiele źródeł danych (strumienie danych, dane historyczne, czujniki IoT, dane z chmury) oraz powiązane z modelami ML/SI, które analizują dane w czasie rzeczywistym. Takie podejście umożliwia podejmowanie decyzji proaktywnych, a nie tylko reaktywnych (Davenport i Ronanki, 2018). Nowoczesne orkiestracje procesów zakładają możliwość samoregulacji i optymalizacji. DSS zintegrowane z algorytmami uczenia maszynowego umożliwiają procesom samoocenę wydajności, identyfikację punktów krytycznych oraz modyfikację schematów działania w czasie rzeczywistym (Reijers, 2021).

Systemy DSS, zasilane przez SI, stają się kluczowym elementem orkiestracji procesów w ramach platform BPM. W takim ujęciu DSS odgrywa rolę warstwy analitycznej i decyzyjnej, BPM odpowiada za mapowanie i egzekucję przepływu pracy, a RPA wykonuje zautomatyzowane czynności operacyjne. To oznacza, że SI wspiera DSS w analizie dużych wolumenów danych (ang. *Big Data*), a wyniki tej analizy są przekazywane do BPM w celu podjęcia działania lub wygenerowania decyzji przez system.

Współczesne systemy wspomagania decyzji zintegrowane ze sztuczną inteligencją, nie tylko rewolucjonizują zarządzanie informacją i procesami, ale

prowadzą do powstania nowego paradygmatu decyzyjności organizacyjnej. AI-Driven DSS stają się fundamentem tzw. organizacji refleksyjnych, czyli struktur, które nie tylko reagują na zmiany środowiska, ale dynamicznie modelują swoje strategie i taktyki na podstawie predykcji oraz samooceny operacyjnej. Takie podejście wykracza poza klasyczną funkcję wspomagania decydenta i toruje drogę ku kognitywnym systemom decyzyjnym nowej generacji.

Unikatowym wkładem SI w DSS jest zdolność do kreowania wiedzy emergentnej, czyli takiej, która nie wynika wprost z danych wejściowych, lecz jest efektem interakcji algorytmów, modeli predykcyjnych oraz danych strumieniowych w czasie rzeczywistym. Warto podkreślić, że systemy te nie są już narzędziami, lecz partnerami poznawczymi współdecydującymi w procesach o złożoności, która przekracza możliwości analizy człowieka. Integracja DSS z architekturą BPM oraz technologiami edge AI i IoT wprowadza pojęcie decyzji rozproszonej w czasie i przestrzeni, gdzie decyzja nie jest efektem jednorazowej analizy, ale nieustannie ewoluującym procesem poznawczym.

Proponowałabym w tym miejscu odejście od klasycznego pojęcia systemu wspomagającego decyzje na rzecz koncepcji „Ekosystemu Inteligencji Decyzyjnej” (ang. *Decision Intelligence Ecosystem*, DIE), w którym DSS zintegrowany z AI, BPM i RPA staje się biologicznym odpowiednikiem układu nerwowego organizacji – stale uczącym się, adaptującym i rekonfigurującym swoje połączenia informacyjne oraz decyzyjne. W świetle tego ujęcia kluczowe wyzwania dla przyszłości stanowią nie tylko kwestie technologiczne, ale etyczne i epistemologiczne: kto ponosi odpowiedzialność za decyzje podejmowane kolektywnie przez człowieka i maszynę? Jak zabezpieczyć przejrzystość i zaufanie w dynamicznie zmieniającym się środowisku poznawczym? Jak zaprojektować systemy DSS tak, by nie tylko wspierały decyzje, ale wspierały też rozwój refleksyjności i świadomości organizacyjnej? Nowa rzeczywistość wymaga nie tyle kolejnego etapu ewolucji DSS, ile przejścia w nowy wymiar inteligencji organizacyjnej, w którym decyzja nie jest punktem końcowym, lecz procesem współtworzenia rzeczywistości przez człowieka i algorytm jako równorzędnych aktorów decyzyjnych.

4.5. Sztuczna inteligencja jako katalizator ewolucji systemów eksperckich

4.5.1. Systemy eksperckie

W.A. Freytenfeld (Freytenfeld, 1984) zdefiniował system ekspercki jako *system zawierający w sobie specjalizowaną wiedzę na temat określonego obszaru ludzkiej działalności zorganizowaną w sposób umożliwiający wejście z użytkownikiem*

w dialog dotyczący tego obszaru, na podstawie którego system może oferować rady lub propozycje oraz objaśniać sposób rozumowania leżący u ich podstaw.

Pierwsza generacja systemów eksperckich miała charakter branżowy lub problemowy, przez co ich funkcjonalność była mocno ograniczona. Cechą charakterystyczną tej klasy systemów jest szerszy zakres systemu wspomagającego podejmowanie decyzji, który mógł odwoływać się do całości firmy. Niniejsze systemy opierały się na bardziej wyrafinowanych i abstrakcyjnych modelach ekonometrycznych i ekonomicznych. Systemy eksperckie dotyczą wąskiego, wybranego problemu o zaawansowanych relacjach pomiędzy składowymi oraz złożonej algorytmice (Chmielarz, 2013).

Druga generacja systemów eksperckich wykorzystuje modele oparte na najnowszych w tamtym okresie elementach metodycznych zarządzania: *modelach najlepszych praktyk zarządzania organizacją; analizie i w potocznym sensie optymalizacji funkcji i procesów zachodzących w przedsiębiorstwie, w istniejącej lub modyfikowanej strukturze organizacyjnej przedsiębiorstwa* (Chmielarz, 2013).

Unikalną ich cechą jest umożliwienie sięgnięcia po wiedzę ekspertów i specjalistów i wykorzystania jej do rozwiązania określonych problemów. W odróżnieniu od wcześniej omówionych klas systemów, systemy eksperckie mogą (ale nie muszą) zastąpić człowieka w podejmowaniu decyzji. System ekspercki jest systemem informatycznym, który naśladuje proces rozumowania człowieka – eksperta w rozwiązywaniu problemów z danej dziedziny (Januszewski, 2012).

Struktura systemu informatycznego została wzbogacona o nowe elementy, jakimi są (Chmielarz, 2013):

- baza wiedzy – jest to zasób wiedzy wykorzystywany do podejmowania decyzji, ich przechowywania i udostępniania oraz modyfikowania modeli najlepszych praktyk zarządzania firmą. Baza wiedzy składa się ze wzorców zawierających powiązane za pomocą reguły działania oraz fakty dotyczące określonej sytuacji gospodarczej, która wymaga podjęcia decyzji, wraz z przykładowymi sytuacjami, w jakich je podjęto;
- system zarządzania bazą wiedzy – zawierający następujące podsystemy:
 - pozyskiwania wiedzy – wykorzystywany jest w celu gromadzenia, przesyłania i przetwarzania wiedzy dotyczącej rozwiązania danego problemu, pochodzącej z różnych źródeł;
 - wnioskowania – zawiera trzy główne elementy:
 - tłumacza – interpretera reguł, planisty – zajmującego się kontrolą porządku wykonywanych działań, szacującego skutki zastosowania reguł wnioskowania w kontekście zastosowanych priorytetów oraz mechanizmu wymuszania spójności pojawiających się rozwiązań;

- interpretującego skutki podjętych decyzji – odpowiedzialnego za objaśnienie, w jaki sposób należy używać systemu eksperckiego, jak osiągnięto dane konkluzje, czy są możliwe alternatywne ścieżki osiągnięcia zakładanego celu, jeżeli są – dlaczego niektóre z nich odrzucono;
- udoskonalającego przechowywaną wiedzę – odpowiedzialny jest za przechowywanie najlepszych spośród wypracowanych w danej sytuacji rozwiązań w kontekście zakładanych celów lub kryteriów oceny.

Z punktu widzenia decydenta systemy eksperckie dostarczają mu nowego narzędzia do podejmowania decyzji – oprócz strukturalizowanych danych z bazy danych, rozwiązań modelowych na podstawie bazy modeli otrzymuje on trzecią możliwość – sugerowane rozwiązania budowane na podstawie najlepszych praktyk zarządzania. W każdym z tych trzech przypadków dysponuje oczywiście jeszcze swoją wiedzą fachową, umiejętnościami oraz wypracowaną w ciągu lat praktyki intuicją w podejmowaniu decyzji gospodarczych. To daje mu szansę w łatwiejszy sposób podjąć taką decyzję, która zapewni organizacji największe korzyści lub uchroni ją od strat (Chmielarz, 2013).

Podsumowując, systemy eksperckie mogą odgrywać zarówno rolę doradcą, jak i w określonych przypadkach zastąpić człowieka w podejmowaniu decyzji. Ich zastosowanie pozwala na usprawnienie procesu decyzyjnego, zwiększenie efektywności organizacyjnej oraz ograniczenie ryzyka. Należy jednak pamiętać, że efektywność systemu eksperckiego jest ściśle uzależniona od jakości i aktualności zgromadzonej w nim wiedzy oraz od poprawności algorytmów wnioskowania.

4.5.2. Systemy eksperckie zintegrowane ze sztuczną inteligencją

Klasyczne systemy eksperckie opierały się głównie na regułach typu IF–THEN oraz statycznych bazach wiedzy tworzonych ręcznie przez ekspertów dziedzinowych. Ich funkcjonowanie było zdeterminowane jakością i kompletnością zgromadzonej wiedzy. Współczesna sztuczna inteligencja (wykorzystująca uczenie maszynowe, przetwarzanie języka naturalnego oraz systemy oparte na ontologiach) znacząco rozszerza potencjał systemów eksperckich, umożliwiając dynamiczną adaptację, samouczenie oraz przetwarzanie danych nieustrukturyzowanych.

Uczenie maszynowe pozwala systemom eksperckim samodzielnie identyfikować wzorce w danych i generować reguły lub modele decyzyjne zamiast ręcznego wprowadzania reguł (Jackson, 1999). Współczesne ES mogą wykorzystywać modele NLP (np. transformerowe modele językowe) do analizowania tekstów, dokumentów medycznych, e-maili czy opinii klientów. Umoż-

liwia to tworzenie interfejsów konwersacyjnych, które przypominają dialog z ludzkim ekspertem, jak również automatyczne ekstrakcje wiedzy z danych tekstowych (Jurafsky i Martin, 2024). Dzięki SI nowoczesne systemy eksperckie mogą uczyć się na bieżąco, dostosowując się do zmian w danych lub środowisku decyzyjnym. Przykładami są systemy w finansach, które uczą się z rynków kapitałowych, lub w medycynie, gdzie analizują nowe przypadki kliniczne (Wang, Ning, Shi, Dhelim, Zhang i Chen, 2021).

Podsumowując, ograniczeniami tradycyjnych systemów eksperckich były trudności w pozyskiwaniu wiedzy eksperckiej, brak zdolności do adaptacji i uczenia się oraz nieefektywność w środowiskach dynamicznych i nieustrukturyzowanych. Współczesna SI umożliwia pokonanie powyższych ograniczeń przez zastosowanie ML do automatycznego pozyskiwania wiedzy z danych, wykorzystania NLP do rozumienia języka naturalnego, co wspiera tworzenie interfejsów konwersacyjnych oraz użycia integracji z chmurą i systemami RPA/BPM, umożliwiając automatyczne wykonywanie zaleceń eksperckich (Russell i Norvig, 2021). Sztuczna inteligencja nie tylko unowocześnia systemy eksperckie, ale przekształca je w bardziej elastyczne, adaptacyjne i inteligentne narzędzia wspierania decyzji. Integracja SI prowadzi do powstania nowej klasy systemów hybrydowych, które łączą klasyczne reguły z uczeniem maszynowym, NLP i automatyzacją procesów (RPA, BPM).

4.5.3. Systemy eksperckie zintegrowane ze sztuczną inteligencją w środowisku BPM

Integracja systemów eksperckich wzbogaconych o komponenty sztucznej inteligencji z architekturą *Business Process Management* stanowi jeden z najbardziej obiecujących kierunków w rozwoju inteligentnej automatyzacji procesów biznesowych. Podstawą BPM jest zarządzanie cyklem życia procesów od analizy i modelowania po wdrożenie i optymalizację. Z kolei systemy eksperckie są projektowane w celu wspierania podejmowania decyzji na podstawie zakodowanej wiedzy dziedzinowej oraz wnioskowania logicznego. Ich wzbogacenie o SI, zwłaszcza machine learning, przetwarzanie języka naturalnego i logikę rozmytą umożliwia tworzenie adaptacyjnych, samodoskonalących się narzędzi decyzyjnych.

Systemy BPM definiują i zarządzają przebiegiem procesów, lecz nie zawsze zawierają w sobie zaawansowane mechanizmy wnioskowania. W tym miejscu rekomendowane jest wykorzystanie systemów eksperckich, które zintegrowane jako zewnętrzne komponenty decyzyjne pełnią funkcję inteligentnych punktów kontrolnych, działając w oparciu o reguły produkcyjne, modele predykcyjne lub logikę ekspercką. BPM i systemy eksperckie oparte

na sztucznej inteligencji uzupełniają się wzajemnie, oddzielając strukturalną kontrolę procesów od złożonego rozumowania wymaganego w punktach decyzyjnych (Harmon i García, 2020).

Zintegrowane ES z BI oraz BPM odnajdują szerokie zastosowanie w różnych obszarach organizacji. Jednym z nich jest np. obsługa reklamacji, system BPM kieruje zgłoszenie do eksperckiego silnika decyzyjnego, który na podstawie wcześniejszych przypadków i reguł eskalacji ocenia zasadność reklamacji oraz proponuje działania (uznać, odrzucić, eskalować). Rozwiązanie może być również wykorzystane w obszarze procesów zakupowych, BPM inicjuje proces analizy oferty, podczas gdy ES z komponentem SI analizuje zgodność oferty z polityką zakupową np. w zakresie ryzyka, cen, historii dostawcy i podejmuje decyzję, która jest następnie zapisana w logice procesu. W branży finansowej BPM zarządza przepływem wniosku kredytowego, a system ekspercki z SI ocenia ryzyko kredytowe, uwzględniając dane klienta, scoring kredytowy, dane historyczne i makroekonomiczne, po czym zwraca decyzję np. poprzez REST API. W inteligentnej automatyzacji procesów systemy oparte na wiedzy zapewniają logikę decyzyjną uwzględniającą kontekst, co jest szczególnie korzystne w procesach wymagających dyskrecji i wiedzy specjalistycznej (Syed i in., 2020).

Nowoczesne silniki procesowe umożliwiają integrację z systemami zewnętrznymi, dzięki czemu decyzje mogą być przekierowywane do wyspecjalizowanych mikroservisów realizujących funkcjonalność systemu eksperckiego opartego na SI, co umożliwia elastyczne i skalowalne zarządzanie wiedzą. Wykorzystanie usług decyzyjnych opartych na DMN uzewnętrznionych z systemów BPM pozwala na lepszą skalowalność, możliwość ponownego wykorzystania i łatwość utrzymania logiki biznesowej.

Integracja systemów eksperckich opartych na SI z BPM umożliwia wdrożenie procesów decyzyjnych klasy *enterprise*, które nie tylko odwzorowują przebieg pracy, ale także inteligentnie reagują na dane i kontekst. W efekcie powstają rozwiązania oparte na wiedzy, które są skalowalne, dynamiczne i zdolne do samodoskonalenia. Tego typu architektura staje się fundamentem nowoczesnych organizacji opartych na danych.

Sztuczna inteligencja nie tylko redefiniuje technologiczną strukturę systemów eksperckich, ale wręcz inicjuje ich ewolucję w kierunku organizmów decyzyjnych nowej generacji. Klasyczne systemy eksperckie, mimo swojej prekursorskiej roli w automatyzacji decyzji, były architektonicznie zamknięte, podatne na stagnację i zależne od statycznie zakodowanej wiedzy. SI wyprowadza te systemy z epoki deterministycznej ku erze probabilistycznej, kontekstowej i autonomicznej.

Współczesne systemy eksperckie nie są już wyłącznie repozytorium wiedzy eksperta. Stają się dynamicznymi, samoaktualizującymi się bytami, które interpretują nieustrukturyzowane dane w czasie rzeczywistym, adaptują się do nowych sytuacji decyzyjnych i uczą się przez kontekst, a nie tylko przez reguły. Ich inteligencja nie wynika wyłącznie z logicznego wnioskowania, ale z integracji z modelem języka, percepcją wizualną, analizą sentymentu i multimodalnym rozumieniem danych. To fundamentalna zmiana paradygmatu od zamodelowanej racjonalności ku rozproszonej, empirycznej inteligencji. Najbardziej przełomowe wydaje się być osadzenie tych systemów w kontekście procesów biznesowych zarządzanych w architekturze BPM. Tu SI w systemach eksperckich przestaje być tylko narzędziem wspomagania decyzji, a staje się strategicznym mechanizmem rozwoju procesowego, zapewniającym nie tylko zgodność z regułami, ale też maksymalizację wartości w dynamicznym środowisku decyzyjnym. Dzięki architekturze opartej na mikroservisach system ekspercki przekształca się z monolitu w adaptacyjny ekosystem logiczny, współdecydujący w skali *enterprise*. Przyszłość tej synergii prowadzi w kierunku organizacji kognitywnej przedsiębiorstwa, w którym logika procesów nie jest tylko programowana, lecz emergentnie wyłania się z interakcji pomiędzy danymi, systemami a wiedzą. System ekspercki zintegrowany z SI nie pełni już funkcji pomocniczej, ale staje się uczestnikiem organizacyjnego dialogu strategicznego. Jest to początek epoki, w której wiedza nie jest po prostu zarządzana, a staje się samosterowna.

4.6. Systemy Business Intelligence nowej generacji

4.6.1. Systemy Business Intelligence

W literaturze przedmiotu często zwraca się uwagę na rosnące znaczenie zarządzania przez dane (ang. *data driven management*). Jest to funkcja wymagana współcześnie, która zapewnia uzyskanie wysokiej efektywności funkcjonowania organizacji oraz osiągnięcia jej przewagi konkurencyjnej. Zarządzanie przez dane możliwe jest dzięki zastosowaniu różnych typów analityki, które pozwolą na lepsze poznanie i zrozumienie przeszłości, zdefiniowanie teraźniejszości i prognozowanie przyszłości (Anderson, 2015; Morrison, 2015).

Nie uwzględniając horyzontu czasowego prowadzonej analizy, odzwierciedlenie pełnego i wielopłaszczyznowego obrazu organizacji wymaga uwzględnienia szerokiego zakresu danych wraz z ich źródłami. Dziś kluczowe znaczenie w podejmowaniu decyzji ma zdolność umiejętnego wykorzystania informacji pochodzących z wnętrza organizacji oraz jej otoczenia (March i Hevner, 2007). Przez wiele lat wykorzystywanie analityki biznesowej cha-

rakteryzowało głównie duże organizacje ze względu na wysokie koszty tego rodzaju przedsięwzięć, rosnącą ilość danych oraz informacji wykorzystywanych w procesach analitycznych oraz wymóg zatrudniania wysoko wykwalifikowanej kadry, która posiada kompetencje analityczne. Odwołując się do wyników badań (Krensky i Lock, 2013), można stwierdzić, że analityczne podejście w zarządzaniu przedsiębiorstwem staje się coraz powszechniejsze również w małych i średnich firmach. Analityka biznesowa wykorzystywana jest do efektywnego i skutecznego wsparcia procesów decyzyjnych przez małe i średnie organizacje (Scholz, Schieder, Kurze, Gluchowski i Böhringer, 2010; Lock, 2011; Olszak i Ziemba, 2012).

Definicja systemów informacyjno-analitycznych opisuje je jako *systemy informacyjne realizujące przetwarzanie zgromadzonych w przedsiębiorstwie, a także pozyskanych z zewnątrz danych i informacji, na szeroko rozumiane potrzeby informacyjne i analityczne tegoż przedsiębiorstwa, jak i jego otoczenia* (Niedzielska, Dudycz, Dyczkowski, 2004). Systemy *Business Intelligence* wtórnie przetwarzają dane zgromadzone i wstępnie przetworzone przez transakcyjne systemy przetwarzania i dane pozyskane ze źródeł zewnętrznych. Systemy informacyjno-analityczne charakteryzuje to, że (Januszewski, 2012):

- korzystają z bardziej zaawansowanych metod przetwarzania danych w porównaniu z transakcyjnymi systemami przetwarzania,
- w porównaniu z systemami transakcyjnymi przetwarzania opierają się na innej, wyraźnie wyodrębnionej infrastrukturze techniczno-programowej.

Wyżej wymienione cechy charakteryzują systemy informacyjno-analityczne nazywane systemami *Business Intelligence*. Wykorzystują one technologię hurtowni danych, skomplikowane narzędzia do analizy wymiarowej i eksploracji danych. Pojęcie *Business Intelligence* łączy w sobie dwa światy: przedsiębiorczość i wywiad. Jedną z pierwszych publikacji, w której pojawiło się pojęcie *Business Intelligence*, opisywała człowieka sukcesu korzystającego z usług szpiegów, dzięki którym posiadał cenne informacje. R. Millar w książce *Cyclopaedia of Commercial and Business Anecdotes* z 1865 roku wykorzystał pojęcie *Business Intelligence* do opisanego sposobu działania angielskiego finansisty H. Furnese'a. Finansista zbudował swoje imperium finansowe, wykorzystując informację, która dawała mu przewagę rynkową. Jedną z oryginalnych znaczeń *Business Intelligence*, a więc wywiad gospodarczy, trafnie opisuje rolę, jaką obecnie odgrywa. Praca wywiadu to analiza zgromadzonych danych oraz poszukiwanie sposobów ich pozyskania, czyli nieustanne wskazywanie miejsc i zdarzeń, które mogą być źródłem nowych, kluczowych informacji wspierających procesy podejmowania decyzji. Do podjęcia trafniejszej decyzji potrzebne jest uzyskiwanie większej wiedzy (Januszewski, 2012).

Systemy *Business Intelligence* można więc zdefiniować jako rozwiązanie informatyczne w szerokim znaczeniu oznaczające system informacyjno-analityczny, którego głównym elementem jest hurtownia danych zawierająca w swej architekturze mechanizmy zbierania danych oraz wykorzystująca różne narzędzia analityczne, w szczególności służące do analizy wielowymiarowej (OLAP) oraz eksploracji danych. W wąskim ujęciu systemy *Business Intelligence* oznaczają jedynie narzędzia analityczne, które nie muszą wykorzystywać informacji zapisanych w hurtowni danych.

Zasadniczym zadaniem systemów *Business Intelligence* jest umożliwienie łatwego dostępu do informacji, obsługa procesów ich analizy oraz udostępnianie i dystrybucja wykonywanych raportów i wyników analizy. Systemy *Business Intelligence* obsługują proces przekształcenia informacji w wiedzę biznesową. Pomagają w podejmowaniu decyzji biznesowych dzięki *inteligentnemu* wykorzystaniu zasobów danych (Kurowski, 2002).

Wykorzystując rozwiązania opracowane przez masowe przetwarzanie danych i jednocześnie kształtujące się w tym samym czasie systemy sztucznej inteligencji (ang. *artificial intelligence systems*, AIS), producenci systemów zaczęli budować nowe konstrukty modelowe, które w porównaniu z poprzednimi systemami informacyjnymi charakteryzowały się udoskonaloną strukturą oraz funkcjami. Odwołując się do definicji *Business Intelligence*, jest to *system informacyjno-analityczny zbudowany w oparciu o hurtownię danych wraz z mechanizmami zbierania danych oraz wykorzystujący różne narzędzia analityczne, w szczególności narzędzia służące do analizy wielowymiarowej oraz eksploracji danych* (Chmielarz, 2013).

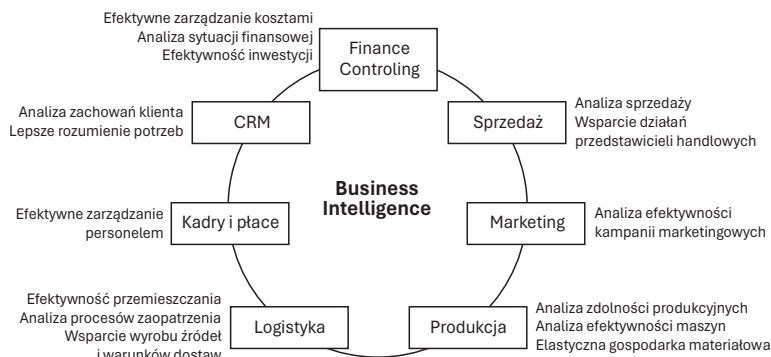
Definicja ta klarownie przedstawia różnice systemów *Business Intelligence* w porównaniu z wcześniej omówionymi systemami. Są to (Chmielarz, 2015):

- znacząco rozbudowane bazy danych, związane z masowością i zróżnicowaniem danych, które przetwarzane są w systemach informatycznych w celu stworzenia hurtowni danych. *Hurtownia danych jest to rozbudowana korporacyjna baza danych zawierająca mechanizmy ekstrakcji danych z heterogenicznych (w tym zewnętrznych) źródeł danych oraz procesów ich przetwarzania do postaci wspólnej i odpowiedniej dla analityków i użytkowników podejmujących decyzje biznesowe, wspomagana przez dziedzinowe lub branżowe bazy danych (mart) i obudowana mechanizmami współpracy z narzędziami analitycznymi. Do podstawowych zadań bazy danych (danych bieżących) należą więc oprócz standardowego raportowania i definiowania raportów i zapytań ad hoc przez użytkownika analiza statystyczna, interaktywne przetwarzanie analityczne, eksploracja danych (data mining) oraz – w ograniczonym zakresie – modelowanie biznesu, czyli – jak wynika z powyższego – nastąpiła zmiana jakościowa na poziomie głównego źródła informacji w systemie;*

- zmiana jakościowa wspomagania modelowego. *Business analytics* są to różnego rodzaju narzędzia oraz aplikacje analityczne, które wykorzystywane są do zarządzania wydajnością organizacji (ang. *corporate performance management*), takie jak np. uniwersalne narzędzia analityczne, narzędzia wykorzystywane do analizy danych przestrzennych, które zapisywane są w bazach danych systemów informacji przestrzennej, oraz aplikacje analityczne przeznaczone do konkretnych obszarów zarządzania organizacją np. zarządzanie łańcuchem dostaw, zarządzanie pracownikami, zarządzanie finansami i strategią, zarządzanie relacjami z klientem itp. Dla użytkownika końcowego dostępne są wielowymiarowe, skomplikowane narzędzia.

Systemy BI są wykorzystane w zasadzie w każdym obszarze funkcjonowania organizacji: finansach, sprzedaży, marketingu i zarządzaniu relacjami z klientem, zarządzaniu produkcją, logistyce i zaopatrzeniu, zarządzaniu kadrami, zarządzaniu strategią, kontrolingu. Wybrane przykłady zostały zaprezentowane na rysunku 3.

Rysunek 3. Obszary zastosowań systemów BI



Źródło: Olszak, C. M., Ziemia, E. (2003). Systemy Business Intelligence narzędziem wspomagającym pracę menedżerów. W: B. F. Kubiak, A. Korowicki (red.), *Human-Computer Interaction*. Uniwersytet Gdański, Wydział Zarządzania.

Kierunki rozwoju systemów *Business Intelligence* wyznaczone są przez trendy związane z budowaniem „inteligentnych przedsiębiorstw”, w których pracownik (ang. *knowledge worker*) posiada cechy zarówno pracownika, jak i eksperta oraz decydenta (Thannhuber, 2005). Tworzenie „inteligentnych przedsiębiorstw” wymaga decentralizacji procesów decyzyjnych, co powoduje konieczność konsolidacji danych i informacji oraz dostarczenia wszystkim

specjalistom podejmującym decyzje prostych w użyciu narzędzi analitycznych. Narzędzia *Business Intelligence* wykorzystywane dotychczas jedynie do wspomagania decyzji w cyklach biznesowych w sferze strategicznej i taktycznej (takich jak: zarządzanie finansami, rozwój produktów, zarządzanie wydajnością procesów) muszą być obecnie stosowane w cyklach operacyjnych (tam, gdzie realizowane są: procesy logistyczne i wytwórcze, obsługa klienta, operacyjna współpraca z partnerami biznesowymi).

Zarządzanie w przedsiębiorstwie zorientowanym procesowo skupia swą uwagę wokół procesów i konsekwentnie funkcjonalności w sferze *Business Intelligence*. W centrum swojej uwagi mają również procesy. Procesowo zorientowany system BI jest nazywany *Process BI* lub *Business Process Intelligence*. Cel budowy systemu to wspomaganie zarządzania procesami z wykorzystaniem analizy danych i możliwością podjęcia działań, które skutkowałyby osiągnięciem założonych celów, optymalnym wykorzystaniem dostępnych zasobów oraz odkrywaniem wiedzy o regułach i zasadach rządzących funkcjonowaniem firmy. W tym samym procesowym kontekście mówi się również o zarządzaniu wiedzą i integracji systemu zarządzania wiedzą z systemami zarządzania procesami (Jung, Choi i Song, 2007). Na złożone możliwości odkrywania wiedzy z danych rejestrowanych w dziennikach systemów przepływu pracy (ang. *workflow*) zwrócono uwagę już w 1998 roku (Agrawal, Gunopulos i Leymann, 1998). *Zaprezentowany został algorytm, który na podstawie logów systemów przepływu pracy buduje kompletny i minimalny graf procesu. Od tego momentu obserwuje się gwałtowny rozwój algorytmów i metod analizy procesów (process data mining, business process analyzing)* (Verner, 2004; Aalst, 2007). Analiza procesów to zbiór metod i narzędzi, które mogą być wykorzystane do analizy strumienia danych pochodzącego z aplikacji wspomagających realizację procesów biznesowych. Nad dołączeniem do BPMS modułów analizy pracuje wiele organizacji. Na pozytywne strony powiązania technologii zarządzania wiedzą z technologiami zarządzania procesami oraz procesów przetwarzania wiedzy z procesami biznesowymi zwrócił uwagę również Y. Malhotra (Malhotra, 2005), który twierdzi, że niniejsze połączenie daje podstawy do zbudowania procesów bardziej elastycznych i zdolnych do adaptacji oraz zbliża całe przedsiębiorstwo do „organizacji czasu rzeczywistego”, w której wzorce realizacji procesów mogą być tworzone i modyfikowane na bieżąco.

4.6.2. Systemy Business Intelligence zintegrowane ze sztuczną inteligencją

Tradycyjnie systemy BI były używane głównie przez analityków i menedżerów wyższego szczebla. Obecny trendem jest umożliwienie dostępu do analiz pracownikom ze szczebla operacyjnego. Demokratyzacja *Business Intelligence* odnosi się do trendu umożliwiania szerokiemu gronu użytkowników – nie tylko analitykom czy menedżerom wyższego szczebla – samodzielnego dostępu do danych, ich analizy i wykorzystywania w podejmowaniu decyzji operacyjnych. Jest to możliwe dzięki rozwojowi narzędzi *self-service* BI, które eliminują potrzebę specjalistycznej wiedzy technicznej (Shollo i Galliers, 2015).

Tradycyjnie systemy BI były scentralizowane i kontrolowane przez działy IT, co ograniczało ich wykorzystanie do wykwalifikowanych specjalistów. Współczesne podejście umożliwia użytkownikom biznesowym samodzielne tworzenie raportów, wizualizacji i analiz. D. J. Power i C. Heavin zauważają, że *demokratyzacja BI oznacza przeniesienie mocy analitycznej do użytkowników końcowych, umożliwiając im podejmowanie decyzji opartych na danych bez konieczności angażowania działu IT* (Power i Heavin, 2017).

Do głównych technologii umożliwiających demokratyzację BI należą interfejsy „przeciągnij i upuść”, przetwarzanie języka naturalnego, automatyczne wykrywanie wzorców i anomalii, integracja z chmurą i mobilnymi interfejsami. Nowoczesne systemy BI muszą być zaprojektowane z myślą o użytkownikach nietechnicznych, aby organizacja mogła rzeczywiście stać się *data-driven* na wszystkich jej szczeblach (Imhoff i White, 2011).

Demokratyzacja BI przyczynia się do decentralizacji podejmowania decyzji. Pracownicy operacyjni mogą podejmować szybkie, kontekstowe decyzje na podstawie danych w czasie rzeczywistym. To szczególnie istotne w dynamicznych środowiskach, takich jak obsługa klienta, logistyka, sprzedaż detaliczna. Systemy BI odgrywają rolę mediatora między wiedzą analityczną a operacyjną, przyczyniając się do budowania zdolności poznawczych organizacji na szeroką skalę (Shollo i Galliers, 2015).

Pomimo licznych zalet, demokratyzacja BI niesie ze sobą również wyzwania. Do głównych wyzwań zaliczyć można: ryzyko błędnej interpretacji danych przez niewykwalifikowanych użytkowników, konieczność zapewnienia spójności i jakości danych, potrzebę edukacji użytkowników w zakresie analitycznego myślenia. Demokratyzacja BI wymaga zrównoważenia swobody użytkownika z kontrolą centralną nad jakością danych i zgodnością procesów (Davenport, 2014).

Demokratyzacja BI przekształca sposób, w jaki organizacje wykorzystują dane, przenosząc odpowiedzialność za analizę bliżej miejsc podejmowania decyzji. To zjawisko nie tylko zwiększa elastyczność operacyjną, ale także poprawia szybkość reakcji na zmiany rynkowe. Jednak jego skuteczność zależy od odpowiedniego zarządzania danymi i wspierania kompetencji analitycznych na wszystkich poziomach organizacji.

Współczesne systemy *Business Intelligence* coraz częściej korzystają z mechanizmów sztucznej inteligencji, w szczególności adaptacyjnego rozpoznawania wzorców (ang. *adaptive pattern recognition*), które umożliwiają analizę dużych zbiorów danych w czasie rzeczywistym oraz predykcję przyszłych zdarzeń. W odróżnieniu od klasycznych systemów opartych na statycznych regułach, podejście to wykorzystuje algorytmy uczenia maszynowego oraz sieci neuronowe, które potrafią samodzielnie uczyć się na podstawie danych historycznych oraz dostosowywać swoje działanie do zmieniającego się kontekstu.

Adaptacyjne rozpoznawanie wzorców opiera się na identyfikacji ukrytych zależności między zmiennymi, automatycznej klasyfikacji i grupowaniu danych, dostosowywaniu modeli predykcyjnych do nowych danych, wykrywaniu anomalii i wzorców nietypowych w czasie rzeczywistym. Sieci neuronowe wykorzystywane w BI pozwalają na analizę nieliniowych relacji i są szczególnie skuteczne w rozpoznawaniu złożonych wzorców zachowań klientów, trendów rynkowych i ryzyka operacyjnego (Hassani, Huang i Silva, 2018). Takie rozwiązanie można zastosować w wielu obszarach organizacji np. (Shollo i Galliers, 2015):

- personalizacja interakcji z klientem – systemy BI wykorzystujące AI analizują dane z CRM, transakcji i mediów społecznościowych, aby przewidzieć potrzeby klienta i dostosować ofertę w czasie rzeczywistym;
- wykrywanie oszustw finansowych – dzięki rozpoznawaniu nietypowych sekwencji zdarzeń, algorytmy mogą wykrywać anomalie, które mogą świadczyć o nadużyciach;
- zarządzanie zapasami i prognozowanie popytu – rozpoznawanie wzorców zakupowych i sezonowych cykli pozwala na bardziej precyzyjne prognozy, co ogranicza koszty magazynowania i straty.

Zastosowanie adaptacyjnego rozpoznawania wzorców zmienia sposób podejmowania decyzji na poziomie operacyjnym i strategicznym, gdzie umożliwia podejmowanie decyzji predykcyjnych, a nie tylko reaktywnych, ogranicza konieczność interwencji analityków – system sam sugeruje najbardziej prawdopodobne scenariusze i poprawia jakość decyzji dzięki analizie większej liczby czynników w krótszym czasie. Adaptacyjne rozpoznawanie

wzorców oparte na SI i ML stanowi fundament nowoczesnych systemów *Business Intelligence*. Umożliwia ono bardziej dynamiczne, spersonalizowane i predykcyjne podejście do zarządzania procesami operacyjnymi i decyzjami biznesowymi. Dzięki temu organizacje zyskują przewagę konkurencyjną, zwiększając efektywność i lepiej odpowiadają na potrzeby klientów w czasie rzeczywistym.

Systemy BI służą nie tylko do historycznej analizy i raportowania, ale także jako elementy aktywnego zarządzania procesami, wspierając spójność operacji z celami strategicznymi m.in.: pozwalają korygować procesy w czasie rzeczywistym oraz umożliwiają tworzenie pętli sprzężenia zwrotnego z wynikami analitycznymi.

4.6.3. Systemy Business Intelligence zintegrowane ze sztuczną inteligencją w środowisku BPM

Systemy *Business Intelligence* nowej generacji i *Business Process Management* są ze sobą coraz ściślej zintegrowane, tworząc fundament dla inteligentnego zarządzania procesami biznesowymi. Ta integracja jest wynikiem wspólnego celu obu podejść – optymalizacji działań organizacyjnych w oparciu o dane, jednak ich role są komplementarne. Sztuczna inteligencja stanowi dziś trzeci filar, który uzupełnia klasyczne role *Business Process Management* i *Business Intelligence*, przekształcając je w bardziej dynamiczne, samouczące się i predykcyjne środowisko decyzyjne.

W takiej konfiguracji BPM zapewnia strukturę i reguły działania, BI gromadzi i analizuje dane, a sztuczna inteligencja dostarcza zdolności poznawcze i adaptacyjne w czasie rzeczywistym. Sztuczna inteligencja umożliwia systemom świadomym procesów rozumowanie kontekstu, przewidywanie wyników i dynamiczną rekonfigurację przepływów pracy w oparciu o stale ewoluujące strumienie danych (AI-Kfair, 2025).

Nowoczesne koncepcje, takie jak *Intelligent Business Process Management Systems* czy *Process Intelligence*, opierają się na synergii BPM, BI oraz SI. SI umożliwia m.in.: automatyczne generowanie i optymalizację reguł procesowych, wykrywanie nieefektywności i anomalii w czasie rzeczywistym, personalizację decyzji na poziomie mikroprocesów. Integracja technik sztucznej inteligencji, takich jak uczenie maszynowe i eksploracja decyzji z BPM i BI otwiera drogę do w pełni adaptacyjnych procesów biznesowych (Dumas, La Rosa, Mendling i Reijers, 2018).

Podsumowując, wykorzystanie trzech komponentów BPM, BI oraz SI daje możliwość stworzenia inteligentnego ekosystemu organizacyjnego, który pozwala nie tylko na egzekwowanie i monitorowanie procesów oraz ana-

lizowanie danych, ale też ich inteligentne interpretowanie i automatyczne optymalizowanie. Integracja sztucznej inteligencji z systemami decyzyjnymi przedsiębiorstw sygnalizuje przejście od organizacji opartych na danych do organizacji opartych na wiedzy, a ostatecznie na automatycznych działaniach (Davenport i Ronanki, 2018).

Warto w tym miejscu zauważyć, że w wyniku rozwoju sztucznej inteligencji i narzędzi *Business Intelligence* nowej generacji BPM ewoluuje w kierunku inteligentnego BPM (iBPM), który zakłada wykorzystanie BI i ML do podejmowania decyzji w ramach przepływu procesu, integrację BI dashboardów bezpośrednio w interfejsach pracowników wykonujących zadania operacyjne oraz monitorowanie KPI w czasie rzeczywistym i dynamiczne modyfikowanie procesów. Nowoczesne BPM powinno *wspierać decyzje nie tylko oparte na regulach, ale również na danych dostarczanych przez systemy BI w czasie rzeczywistym* (Dumas, La Rosa, Mendling i Reijers, 2018).

Współczesna sztuczna inteligencja nie tylko modernizuje systemy eksperckie, ale fundamentalnie redefiniuje ich naturę, funkcję i granice zastosowania. Z tradycyjnie zamkniętych, sztywnych struktur o ograniczonej zdolności adaptacji systemy eksperckie przekształcają się dzięki sztucznej inteligencji w dynamiczne, samodoskonalące się byty decyzyjne, które funkcjonują nie tylko jako narzędzia wspomagania decyzji, ale jako cyfrowi partnerzy poznawczo-analityczni człowieka.

Można stwierdzić, że kluczową transformacją jest przejście od systemu, który „wie tyle, ile zostało w nim zapisane”, do systemu, który „uczy się, rozumie i interpretuje”. Sztuczna inteligencja nadaje systemom eksperckim zdolność do kontekstowego rozumowania, przetwarzania języka naturalnego i samodzielnego pozyskiwania wiedzy z nieustrukturyzowanych źródeł. Taka integracja radykalnie poszerza horyzonty poznawcze tych systemów oraz ich przydatność w rzeczywistych, zmiennych warunkach decyzyjnych.

Warto zauważyć, że SI zmienia nie tylko architekturę systemów eksperckich, ale również ich filozofię: z narzędzia hermetyzującego wiedzę ekspertów staje się mechanizmem demokratyzacji wiedzy organizacyjnej. Każdy użytkownik, niezależnie od poziomu kompetencji, może uzyskać dostęp do rekomendacji decyzji opartych na najlepszych praktykach i aktualnym stanie danych. W połączeniu z systemami BPM oraz technologiami chmurowymi i mikroserwisowymi tworzy to architekturę procesową opartą na wiedzy, zdolną do samodoskonalenia i skalowania w czasie rzeczywistym.

W przyszłości przewiduje się pojawienie systemów eksperckich opartych na sztucznej inteligencji, które będą nie tylko analizować i wspierać decyzje, ale również przewidywać ich konsekwencje w skali organizacyjnej, etycznej

czy klimatycznej. Będą to systemy odpowiedzialne, wspierane przez modele wnioskowania kontrfaktycznego, etyczne klasyfikatory i rejestry transparentności. Sztuczna inteligencja staje się, więc nie tylko katalizatorem technologicznej ewolucji systemów eksperckich, ale także bodźcem do przemyślenia epistemologii decyzji w organizacjach przyszłości. W tym kontekście sztuczna inteligencja to nie narzędzie ulepszające systemy eksperckie, lecz nowy paradygmat ich funkcjonowania zdolny nie tylko do wspierania decydenta, ale do redefinicji czym decyzja, wiedza i ekspertyza są w cyfrowej erze.

Rozdział 5

Praktyczne aspekty wdrażania sztucznej inteligencji w zarządzaniu procesami

5.1. Od analizy potrzeb po wdrożenie sztucznej inteligencji w zarządzaniu procesami

W ostatnich latach sztuczna inteligencja przestała być jedynie futurystyczną koncepcją, a stała się realnym narzędziem wspierającym zarządzanie w różnych sektorach gospodarki. Coraz więcej organizacji dostrzega potencjał SI w optymalizacji procesów, zwiększaniu efektywności operacyjnej oraz podejmowaniu trafniejszych decyzji biznesowych. Niniejszy rozdział koncentruje się na praktycznych aspektach implementacji technologii SI w zarządzaniu procesami.

Zastosowanie systemów informatycznych oraz rozwiązań opartych na sztucznej inteligencji odgrywa coraz bardziej istotną rolę w kształtowaniu współczesnych strategii zarządzania. Wprowadzenie nowoczesnych technologii do środowiska organizacyjnego nie tylko zmienia sposób funkcjonowania przedsiębiorstw, lecz także wymusza na menedżerach dostosowanie metod planowania, organizowania i podejmowania decyzji do dynamicznych warunków rynkowych. W dobie transformacji cyfrowej menedżerowie stają przed koniecznością integracji innowacyjnych narzędzi informatycznych z codzienną działalnością operacyjną. Technologie te mogą znacząco przyczynić się do redukcji kosztów operacyjnych, zwiększenia efektywności zasobów oraz optymalizacji procesów biznesowych, zarówno w skali mikro, jak i makroorganizacyjnej. Automatyzacja rutynowych zadań, monitorowanie danych w czasie rzeczywistym oraz inteligentna analiza predykcyjna stwarzają nowe możliwości usprawniania działania przedsiębiorstw. Ponadto sztuczna inteligencja staje się także cennym wsparciem w zakresie procesów decyzyjnych. Zaawansowane algorytmy umożliwiają szybkie przetwarzanie i analizę ogromnych zbiorów danych, co pozwala na uzyskanie aktualnych, precyzyjnych i kontekstowych informacji. Dzięki temu menedżerowie mogą

podejmować decyzje bardziej świadome, trafne i oparte na danych empirycznych (ang. *data-driven decision making*), co zwiększa skuteczność realizowanych strategii i zmniejsza ryzyko błędnych wyborów. Integracja SI i systemów informatycznych umożliwia rozwój nowoczesnych modeli zarządzania, takich jak zarządzanie procesowe, *lean management* czy zarządzanie oparte na wiedzy (ang. *knowledge-based management*). W kontekście rosnącej złożoności otoczenia biznesowego zdolność do efektywnego wykorzystania technologii cyfrowych staje się nie tylko przewagą konkurencyjną, lecz także warunkiem utrzymania się na rynku.

Rzeczony narzędzi analitycznych i systemów *Business Intelligence* stwarza menedżerom dostęp do zaawansowanych metod analizy danych. W nowoczesnych organizacjach funkcjonują nie tylko raporty historyczne, ale również analizy predykcyjne, które umożliwiają skuteczne minimalizowanie ryzyka i optymalizację decyzji biznesowych. Tego typu podejście wymaga od kierowników nie tylko dostępu do danych, ale przede wszystkim umiejętności ich interpretacji oraz znajomości narzędzi analitycznych w tym BI, *machine learning* i wizualizacji danych.

Systemy BI i analityka predykcyjna oparte zarówno na technikach statystycznych, jak i na algorytmach uczenia maszynowego pozwalają oszacować przyszłe trendy rynkowe, ocenić popyt czy zjawiska zachodzące w logistyce. Dzięki temu organizacje mogą podejmować bardziej trafne decyzje operacyjne i strategiczne. Badania wskazują, że zastosowanie narzędzi BI przekłada się bezpośrednio na poprawę efektywności i wyników finansowych przedsiębiorstw. Kierownicy wymagają dziś zaawansowanych umiejętności w zakresie interpretacji danych, analizy statystycznej, wizualizacji i rozumienia algorytmów – dopiero wtedy analityka przynosi realne korzyści.

Efektywne wdrożenie rozwiązań opartych na sztucznej inteligencji w zarządzaniu procesami wymaga przemyślanej i systematycznej procedury, która rozpoczyna się od dokładnej analizy potrzeb organizacji, a kończy na integracji gotowego systemu z codzienną działalnością operacyjną przedsiębiorstwa. Punktem wyjścia jest precyzyjna diagnoza obszarów działalności, które mogą zostać usprawnione poprzez zastosowanie SI. Kluczowe jest określenie, jakie problemy biznesowe wymagają rozwiązania, jakie dane są dostępne oraz jakie cele organizacja zamierza osiągnąć dzięki wdrożeniu SI. Proces ten powinien uwzględniać zarówno aspekt operacyjny, jak i strategiczny.

Kolejnym krokiem jest wybór odpowiedniego typu technologii SI, który najlepiej odpowiada specyfice zidentyfikowanego problemu. Jednak skuteczność każdego systemu sztucznej inteligencji zależy przede wszystkim od jakości danych wejściowych. Proces przygotowania danych powinien odbywać się w wyspecjalizowanych działach organizacji najczęściej w zespołach *Data*

Science lub *Business Intelligence*, które operują w ramach działu IT, analiz strategicznych lub jako samodzielna jednostka w strukturze organizacyjnej (SAS Institute, 2020). Przygotowanie danych obejmuje m.in.:

- oczyszczanie danych z duplikatów, braków i błędów logicznych,
- ujednolicenie formatów i typów danych (standaryzacja),
- etykietowanie danych (np. przypisanie klas w uczeniu nadzorowanym),
- anonimizację lub pseudonimizację danych wrażliwych zgodnie z wymogami RODO,
- integrację różnych źródeł danych, takich jak bazy transakcyjne, CRM, ERP, dane IoT czy media społecznościowe.

Warto również podkreślić, że samo przygotowanie danych jest najczęściej najbardziej czasochłonnym etapem całego projektu SI, może pochłaniać od 60% do nawet 80% całkowitego czasu realizacji (Press, 2016). Dlatego odpowiednie planowanie tego procesu, alokacja kompetentnego personelu oraz kontrola jakości danych mają kluczowe znaczenie dla powodzenia wdrożenia.

Następnym krokiem jest projektowanie i szkolenie modelu sztucznej inteligencji, który stanowi kluczowy element całego procesu wdrożenia rozwiązań opartych na SI. Jego cel stanowi stworzenie modelu, który na podstawie dostarczonych danych będzie w stanie generować użyteczne wyniki, takie jak prognozy, klasyfikacje, rekomendacje czy automatyczne decyzje wspierające zarządzanie procesami organizacyjnymi. Projektowanie modelu polega na wyborze odpowiedniego typu algorytmu uczenia maszynowego oraz zaprojektowaniu jego struktury. Dobór ten zależy m.in. od charakteru problemu decyzyjnego, jakości i struktury danych, a także dostępnych zasobów obliczeniowych. Szkolenie modelu polega na przekazaniu algorytmowi odpowiednio przygotowanego zbioru danych, na podstawie którego „uczy się” on rozpoznawać wzorce i zależności. W klasycznych scenariuszach model uczy się na zbiorze treningowym, a jego skuteczność testuje się na zbiorze walidacyjnym i testowym (Zhang, Lipton, Li i Smola, 2021).

Wdrożenie rozwiązania opartego na sztucznej inteligencji to kluczowy etap procesu, w którym wytrenowany model zostaje przeniesiony z fazy eksperymentalnej do rzeczywistego środowiska biznesowego. Integracja tego rozwiązania z istniejącymi systemami informatycznymi przedsiębiorstwa umożliwia praktyczne wykorzystanie jego funkcjonalności w bieżącej działalności operacyjnej. Proces wdrożenia rozpoczyna się od przeniesienia wytrenowanego modelu SI do środowiska produkcyjnego. Aby narzędzie SI mogło realnie wspierać zarządzanie procesami, musi być zintegrowane z istniejącą infrastrukturą IT organizacji (Sculley i in., 2015). Współczesne systemy wspomagające zarządzanie coraz częściej udostępniają interfejsy API

oraz wsparcie dla komponentów SI, co umożliwia dwukierunkowy przepływ danych i automatyzację procesów w czasie rzeczywistym. Kluczowe znaczenie ma tu zastosowanie architektury opartej na chmurze i konteneryzacji (np. Docker, Kubernetes), które wspierają elastyczne skalowanie modelu oraz jego szybkie aktualizacje (Grolinger i in., 2013).

Kluczowym elementem, który należy wyróżnić po wdrożeniu jest monitoring działania systemu w zakresie wydajności, trafności decyzji oraz poprawności operacji. Monitoring powinien obejmować (Breck i in., 2017):

- jakość wyników predykcyjnych lub klasyfikacyjnych,
- zgodność z politykami etycznymi i regulacjami,
- wykrywanie błędów systemowych i anomalii w działaniu modelu,
- użytkowanie zasobów obliczeniowych, szczególnie przy dużych modelach.

Oprócz monitorowania należy pamiętać o aktualizacji modeli i algorytmów oraz skalowaniu systemu SI.

Efektywne zarządzanie wdrożonym systemem SI to nie tylko jego uruchomienie, ale ciągły proces utrzymania, doskonalenia i rozwijania. Brak monitoringu, aktualizacji i elastycznego skalowania może doprowadzić do spadku efektywności, utraty zaufania interesariuszy lub nawet błędnych decyzji biznesowych.

Współczesny krajobraz zarządzania organizacjami coraz wyraźniej wskazuje, że skuteczne wdrażanie sztucznej inteligencji nie jest jedynie kwestią dostępu do technologii, lecz przede wszystkim problemem organizacyjnym, strategicznym i epistemologicznym. W tym kontekście proces „od analizy potrzeb po wdrożenie” powinien być traktowany nie jako liniowy projekt IT, lecz jako dynamiczna, iteracyjna transformacja poznawcza i strukturalna organizacji. Z perspektywy zarządzania procesowego kluczowym wnioskiem płynącym z praktyki oraz studium przypadków jest to, że sztuczna inteligencja nie może być wdrażana jako uniwersalna odpowiedź technologiczna. Jej skuteczność zależy od precyzyjnej diagnozy tzw. węzłów poznawczych i decyzyjnych w strukturze procesów biznesowych, czyli miejsc, w których występuje deficyt wiedzy, opóźnienia poznawcze lub decyzyjna redundancja. Sztuczna inteligencja powinna być traktowana jako narzędzie architektury poznawczej organizacji, które pozwala modelować i automatyzować nie tylko przepływ pracy, ale także struktury logiczne, heurystyki decyzyjne oraz semantyczne interakcje pomiędzy jednostkami organizacyjnymi. Przy takim podejściu projekt oparty na sztucznej inteligencji nie kończy się na etapie szkolenia modelu i jego implementacji, lecz wymaga stworzenia metawarstwy kontrolnej: architektury obserwatora, która stale monitoruje, interpretuje i modyfikuje algorytmy w świetle zmieniających się danych i kontekstów

decyzyjnych. Ponadto niniejsza analiza podkreśla potrzebę przeformułowania roli danych w procesach zarządzania. Dane nie mogą być traktowane jedynie jako zasób wejściowy, lecz jako dynamiczna reprezentacja rzeczywistości organizacyjnej, która wymaga świadomego modelowania, etycznego zarządzania oraz semantycznego wzbogacania. W tym sensie przygotowanie danych staje się epistemicznym wyzwaniem, wymagającym dialogu pomiędzy informatyką, zarządzaniem, etyką i logiką poznania.

Unikalnym wnioskiem, który wynika z analizy faz wdrożenia sztucznej inteligencji w kontekście BPM, jest potrzeba redefinicji sukcesu projektowego. Tradycyjne wskaźniki, takie jak ROI czy KPI przestają być wystarczające w świecie samouczących się modeli i dynamicznych architektur danych. Zamiast tego postulowana jest potrzeba zastosowania wskaźników refleksyjnych: stopnia adaptacyjności systemu, poziomu interakcji człowiek–maszyna oraz zdolności organizacji do utrzymania epistemicznej zgodności między decyzjami systemowymi a rzeczywistymi celami strategicznymi. W rezultacie skuteczne wdrożenie SI w zarządzaniu procesowym wymaga nowego paradygmatu integracyjnego, organizacja musi przekształcić się z podmiotu eksploatującego narzędzia cyfrowe w system kognitywny, który uczy się, reflektuje i współkształtuje swoje środowisko poprzez dane, modele i iteracyjne korekty strategii. Tylko w takim uwarunkowaniu technologicznym i epistemologicznym możliwe jest wykorzystanie sztucznej inteligencji jako autentycznego partnera w procesie zarządzania.

5.2. Budowa zespołu projektowego

Skuteczne wdrażanie sztucznej inteligencji w zarządzaniu procesami wymaga nie tylko odpowiednich technologii i danych, ale przede wszystkim kompetentnego i interdyscyplinarnego zespołu projektowego. Proces ten nie może być realizowany wyłącznie przez dział IT czy pojedynczego analityka danych – wymaga on współpracy specjalistów z różnych dziedzin, integrujących wiedzę technologiczną, biznesową, procesową oraz prawną.

Zespół projektowy odpowiedzialny za wdrożenie systemów SI odgrywa kluczową rolę na każdym etapie transformacji: od analizy potrzeb i przygotowania danych, przez wybór technologii, projektowanie modelu aż po integrację, monitoring oraz optymalizację wdrożonych rozwiązań. Jego odpowiednia struktura i kompetencje decydują o tym, czy projekt zakończy się sukcesem. Większość udanych projektów SI nie opiera się wyłącznie na przełomowych technologiach, lecz na zgranych zespołach potrafiących połączyć dane, algorytmy i potrzeby biznesowe w spójną całość (Davenport i Ronanki, 2018).

Biorąc pod uwagę opracowane już wyżej treści, można wskazać, jak powinien wyglądać optymalny zespół do wdrożenia rozwiązań opartych na sztucznej inteligencji w modelu docelowym. W jego skład wchodzi (Davenport i Ronanki, 2018):

- *AI Project Manager* – osoba odpowiedzialna za koordynację projektu, harmonogram, budżet, relacje z interesariuszami oraz ryzyko. Rekomendowana jest znajomość metodyk zarządzania projektami (PMBOK, PRINCE2, Agile).
- *Data Scientist* – ekspert od analizy danych, budowy modeli predykcyjnych i uczenia maszynowego. Powinien znać języki programowania oraz biblioteki ML.
- *Prompt Engineer* – specjalista ds. projektowania promptów odpowiedzialny za projektowanie, testowanie i optymalizację promptów, czyli poleceń wejściowych kierowanych do modeli językowych w celu uzyskania precyzyjnych, spójnych i użytecznych wyników.
- *Data Engineer* – specjalista ds. przetwarzania, integracji i czyszczenia danych. Odpowiedzialny za budowę i utrzymanie infrastruktury danych.
- *Business Analyst* – osoba reprezentująca użytkowników końcowych i potrzeby organizacyjne. Również odpowiedzialna za definiowanie celów biznesowych, KPI i integracji SI z istniejącymi procesami.
- Moderator algorytmiczny – specjalista odpowiedzialny za nadzorowanie, interpretowanie oraz kontrolowanie wyników generowanych przez algorytmy, szczególnie w kontekście decyzji automatycznych oraz interakcji sztucznej inteligencji z użytkownikiem. Moderator algorytmiczny łączy kompetencje techniczne z wiedzą prawną, etyczną i komunikacyjną. Jego rola jest szczególnie istotna w organizacjach wykorzystujących sztuczną inteligencję do podejmowania decyzji w obszarach o wysokim ryzyku społecznym, takich jak m.in.: zdrowie, finanse, zatrudnienie, wymiar sprawiedliwości czy edukacja.
- Ekspert dziedzinowy – przedstawiciel działu operacyjnego, który dostarcza wiedzy eksperckiej nt. specyfiki branży, procesu lub segmentu rynku.
- Inżynier oprogramowania – odpowiedzialny za wdrożenie modelu do środowiska produkcyjnego oraz zapewnienie jego ciągłości i dostępności.
- Specjalista ds. etyki SI i prawa – w projektach SI coraz częściej uwzględnia się rolę osoby nadzorującej zgodność z regulacjami prawnymi (np. RODO, *AI Act*) oraz normami etycznymi.

Oprócz twardych umiejętności technicznych członkowie zespołu projektowego powinni również posiadać kompetencje miękkie, takie jak (Bughina i in., 2018):

- umiejętność komunikacji międzydziałowej,
- zdolność do pracy w zespołach wielokulturowych i rozproszonych,
- elastyczność poznawczą i gotowość do uczenia się nowych technologii,
- myślenie krytyczne oraz świadomość zagrożeń etycznych.

Zarządzanie zespołem SI powinno opierać się na zwinnych metodykach (np. *Agile*, *Scrum*), które pozwalają na iteracyjne wprowadzanie zmian oraz szybkie reagowanie na zmieniające się warunki biznesowe i technologiczne. W praktyce wiele organizacji napotyka trudności w rekrutacji odpowiednich specjalistów.

Postępujący rozwój technologiczny, a w szczególności gwałtowne upowszechnienie rozwiązań opartych na sztucznej inteligencji, stawia przed współczesnymi menedżerami zupełnie nowe wyzwania. Kierownictwo organizacji nie może już ograniczać się do tradycyjnych umiejętności zarządczych, musi stale rozwijać kompetencje techniczne i cyfrowe, by sprostać wymaganiom transformacji cyfrowej. Współczesny lider powinien nie tylko rozumieć mechanizmy działania algorytmów SI, ale także potrafić ocenić ich wpływ na funkcjonowanie organizacji, podejmowanie decyzji oraz relacje z pracownikami i klientami. Rozwój SI zmienia definicję pracy menedżera. Obecnie zarządzający musi umieć korzystać z narzędzi opartych na uczeniu maszynowym, analityce predykcyjnej i automatyzacji procesów decyzyjnych. Systemy te umożliwiają szybsze podejmowanie decyzji, identyfikowanie wzorców i trendów w danych oraz przewidywanie skutków działań organizacyjnych. Tym samym kierownicy muszą nabywać umiejętności związane z interpretacją danych generowanych przez algorytmy oraz umieć je przekładać na konkretne działania strategiczne. Kolejnym ważnym aspektem jest cyberbezpieczeństwo. Zastosowanie SI w przedsiębiorstwach wiąże się z nowymi formami zagrożeń, takimi jak automatyczne ataki phishingowe, deepfake'i czy inteligentne *malware*, co wymaga od liderów większej świadomości i czujności. Menedżerowie muszą nie tylko wdrażać odpowiednie zabezpieczenia technologiczne, ale również dbać o edukację zespołów w zakresie bezpiecznego korzystania z systemów informatycznych. Równolegle do kompetencji technicznych coraz większe znaczenie zyskują tzw. kompetencje miękkie. W dobie pracy zdalnej i hybrydowej menedżerowie muszą być zdolni do skutecznego zarządzania zespołami rozproszonymi geograficznie, budowania relacji na odległość, wzmacniania zaangażowania pracowników oraz utrzymania efektywności pracy. SI może wspierać te procesy np. poprzez systemy monitorujące produktywność czy automatyczne raportowanie wyników, ale nie zastąpi ludzkiego przywództwa, empatii i zdolności adaptacyjnych. Zmiana paradygmatu zarządzania wymaga od liderów elastyczności, otwar-

tości na zmiany oraz gotowości do ciągłego uczenia się. W erze transformacji cyfrowej kierownicy muszą być użytkownikami nowych technologii, ale przede wszystkim ich integratorami zdolnymi do łączenia potencjału sztucznej inteligencji z celami i strategią organizacji, kulturą pracy i oczekiwaniami zespołu (Klus i Müller, 2021; Hossain, Fernando i Akter, 2025).

Jak wskazuje raport IBM (2020), ponad 40% firm wdrażających SI deklaruje problemy z dostępnością wykwalifikowanych pracowników. Ponadto często pojawiają się wyzwania w zakresie współpracy między działami technicznymi i biznesowymi, co wymaga wprowadzenia mechanizmów wspierających komunikację i zrozumienie celów strategicznych.

Współczesne wdrażanie sztucznej inteligencji w środowisku procesowego zarządzania organizacją nie może być rozpatrywane wyłącznie w kategoriach technologicznych. Kluczowym zasobem staje się zespół projektowy, którego skład i struktura muszą nie tylko odzwierciedlać dynamiczne potrzeby projektu, ale również przewidywać przyszłe wyzwania na styku człowiek-maszyna, technologia-kultura organizacyjna oraz algorytm-decyzja. Unikalna wartość projektów sztucznej inteligencji nie wynika wyłącznie z mocy obliczeniowej czy innowacyjnych modeli uczenia maszynowego, lecz z inteligentnej synergii między ekspertami dziedzinowymi, analitykami, inżynierami i liderami zmian, którzy potrafią projektować SI nie jako narzędzie, lecz jako partnera organizacji.

Na tle badań globalnych wyłania się konieczność nowego paradygmatu budowy zespołów SI. Organizacje nie powinny dążyć do kompletowania zamkniętych, sformalizowanych struktur, lecz do tworzenia ekosystemów kompetencyjnych, opartych na talentach, współtwórczym przywództwie i nieustannej aktualizacji umiejętności. Taki zespół nie jest tylko zespołem wykonawczym, lecz strategicznym interfejsem między sztuczną inteligencją, a organizacyjną rzeczywistością. Staje się on fundamentem kultury *data-driven*, a zarazem mentalnej transformacji liderów i pracowników.

Unikalna koncepcja zespołu SI zakłada istnienie moderatora algorytmicznego, który nie tylko nadzoruje współpracę człowieka ze sztuczną inteligencją, lecz również odpowiada za jego adaptację kulturową, etyczną i komunikacyjną. To rola nowej generacji, wyłaniająca się z połączenia wiedzy psychologicznej, technologicznej i komunikacyjnej. Obecność moderatora algorytmicznego wzmacnia zaufanie do systemów SI i zmniejsza ryzyko ich niewłaściwego użycia. Co więcej, zespoły powinny być projektowane jako struktury hybrydowe, które zdolne są do współpracy z agentami SI jako członkami zespołu, nie już tylko narzędziami.

Transformacja cyfrowa to nie tylko zmiana procesów, lecz zmiana sposobu myślenia o pracy zespołowej, decyzyjności i zaufaniu. W tym kontekście zespoły

SI muszą rozwijać nowe formy empatii technologicznej, np. rozumienie, jak decyzje algorytmu wpływają na ludzi i odwrotnie. Tylko w ten sposób możliwe jest stworzenie systemów zarządzania, które nie tylko optymalizują procesy, ale kształtują odpowiedzialne, odporne i elastyczne organizacje przyszłości.

Globalne badania IBM oraz McKinsey wskazują, że jednym z kluczowych czynników niepowodzeń projektów opartych na sztucznej inteligencji jest niedostateczny poziom kompetencji miękkich w zespołach oraz ograniczona zdolność do współpracy interdyscyplinarnej. Projekty SI wymagają nie tylko wiedzy technicznej, lecz również umiejętności komunikowania się w sposób zrozumiały dla różnych interesariuszy, prowadzenia dialogu pomiędzy specjalistami reprezentującymi odrębne obszary wiedzy, a także budowania wspólnego rozumienia celów, wartości i rezultatów.

W praktyce oznacza to, że efektywne zespoły SI muszą łączyć kompetencje inżynierów danych, analityków biznesowych, specjalistów od zarządzania zmianą, ekspertów dziedzinowych oraz przedstawicieli pionów operacyjnych. Interdyscyplinarność nie jest tu dodatkiem, lecz warunkiem skuteczności, który pozwala na tłumaczenie „języka danych” na język potrzeb i wartości biznesowych, a także na identyfikację ryzyka etycznego, kulturowego i regulacyjnego już na wczesnym etapie projektu.

Kompetencje miękkie, takie jak umiejętność współpracy, negocjacji, empatia organizacyjna, prowadzenie dialogu w warunkach niepewności oraz zdolność tworzenia wspólnych modeli rozumienia problemu, stają się kluczowymi czynnikami sukcesu wdrożeń SI. Umożliwiają one koordynację pracy zespołów, redukują napięcia wynikające z odmiennych sposobów myślenia i wspierają budowanie atmosfery zaufania, niezbędnej do eksperymentowania oraz iteracyjnego modelowania rozwiązań.

W rezultacie zespoły projektowe pracujące nad rozwiązaniami SI odgrywają rolę nie tylko wykonawczą, lecz także strategiczną i kulturotwórczą. Stają się fundamentem dla zdolności przedsiębiorstwa do uczenia się z danych, adaptowania się do zmian i podejmowania decyzji w oparciu o wiedzę, a nie intuicję. W tym ujęciu sztuczna inteligencja nie jest jedynie narzędziem, ale elementem transformacji sposobu myślenia i działania organizacji, w której ludzie, technologia i wartości współtworzą spójny system rozwoju.

Biorąc pod uwagę powyższe, autorska rekomendacja zakłada, że sukces zespołów projektowych SI będzie coraz bardziej zależał od zdolności do tłumaczenia języka danych na język wartości biznesowych i kulturowych. Wymaga to nie tylko wspólnej przestrzeni komunikacyjnej, ale i wspólnych celów poznawczych. Takie zespoły stanowić będą nie tylko siłę wykonawczą projektów opartych na sztucznej inteligencji, lecz fundament nowej inteligencji organizacyjnej.

5.3. Dobór narzędzi i dostawców sztucznej inteligencji

Efektywne wdrożenie rozwiązań opartych na sztucznej inteligencji w zarządzaniu procesami organizacyjnymi w dużej mierze zależy od właściwego doboru narzędzi technologicznych oraz dostawców usług. Biorąc pod uwagę rosnącą liczbę dostępnych na rynku rozwiązań SI, organizacje stają przed wyzwaniem oceny ich przydatności, skalowalności oraz zgodności z wewnętrzną strategią transformacji cyfrowej.

Wybór odpowiednich narzędzi powinien być poprzedzony szczegółową analizą potrzeb organizacyjnych, istniejącej infrastruktury IT, specyfiki branżowej oraz gotowości organizacyjnej. Wyróżnić można kilka kluczowych kryteriów oceny narzędzi SI (Barredo Arrieta i in., 2020; Dwivedi i in., 2021; Al-Kfairy, 2025):

- zgodność z celami biznesowymi – narzędzie powinno wspierać konkretne cele strategiczne organizacji, takie jak automatyzacja procesów, poprawa jakości obsługi klienta, optymalizacja kosztów czy przewidywanie popytu;
- skalowalność i elastyczność – systemy SI muszą być skalowalne, by mogły rosnąć wraz z rozwojem przedsiębiorstwa. Ważna jest także elastyczność w zakresie integracji z innymi systemami (np. ERP, CRM, BI);
- interoperacyjność i API – możliwość integracji z istniejącą infrastrukturą IT za pomocą interfejsów API jest jednym z warunków powodzenia wdrożenia;
- przejrzystość i zrozumiałe komunikowanie się modelu – w szczególności w sektorach regulowanych (np. finanse, zdrowie) konieczne jest stosowanie modeli, których decyzje mogą być zrozumiałe interpretowane;
- wsparcie techniczne i dokumentacja – wysoka jakość dokumentacji technicznej oraz dostęp do wsparcia merytorycznego od dostawcy wpływa na tempo implementacji i ogranicza ryzyko błędów;
- bezpieczeństwo i zgodność z regulacjami – narzędzie powinno być zgodne z przepisami dotyczącymi ochrony danych osobowych.

Dostępne na rynku narzędzia SI można podzielić na kilka głównych kategorii różniących się stopniem zaawansowania technologicznego oraz zastosowaniem (Barredo Arrieta i in., 2020; Dwivedi i in., 2021):

- platformy do tworzenia i trenowania modeli – umożliwiają kompleksowe projektowanie, trenowanie i wdrażanie modeli SI w środowisku chmurowym;
- rozwiązania *no-code* lub *low-code* – przeznaczone są dla użytkowników bez zaawansowanej wiedzy programistycznej, pozwalają na szybkie prototypowanie i testowanie modeli;

- systemy do analizy predykcyjnej i automatyzacji procesów – wykorzystywane w obszarach, takich jak analiza zachowań klientów, zarządzanie zapasami czy automatyzacja *workflow*;
- narzędzia do przetwarzania języka naturalnego i rozpoznawania mowy – służą do automatyzacji obsługi klienta oraz transkrypcji rozmów.

Wybór odpowiedniego dostawcy rozwiązań SI to kluczowy etap, który ma bezpośredni wpływ na powodzenie całego wdrożenia. Jak podkreślają autorzy raportu Deloitte, organizacje powinny stosować systematyczne podejście do oceny dostawców, uwzględniając nie tylko funkcjonalność produktów, ale także długoterminowe aspekty współpracy (Deloitte, 2020b).

Warto rozważyć również model współpracy z dostawcą: czy narzędzie będzie oferowane w formule SaaS (ang. *Software as a Service*), czy jako rozwiązanie *on-premise*, co ma znaczenie np. dla instytucji o wysokim poziomie wrażliwości danych.

Dobór dostawcy sztucznej inteligencji to decyzja strategiczna, która wpływa na długofalowy rozwój technologiczny organizacji. Ocena dostawców powinna obejmować zarówno kryteria technologiczne, jak i organizacyjne, finansowe oraz etyczne (Zhang, Wang, Ma i Mahadevan, 2025). Poniżej przedstawiono najważniejsze z nich (Barredo Arrieta i in., 2020; Dwivedi i in., 2021; Zhang, Wang, Ma i Mahadevan, 2025; Al-Kfairy, 2025):

- doświadczenie i referencje branżowe – dostawca powinien posiadać udokumentowane wdrożenia w sektorze, w którym działa organizacja; współpraca z dostawcą posiadającym specjalizację branżową zwiększa szanse na szybsze dopasowanie rozwiązań do realiów operacyjnych organizacji;
- dostępność usług i wsparcia posprzedażowego – obejmujących szkolenia, aktualizacje, SLA (ang. *Service Level Agreement*) i pomoc techniczną; brak odpowiedniego wsparcia po wdrożeniu często prowadzi do porzucenia rozwiązań SI z powodu trudności technicznych lub braku wiedzy użytkowników;
- transparentność i wydajność procesów SI – możliwość wglądu w zasady działania modeli, dokumentację treningową oraz dane testowe;
- zgodność z wartościami organizacji – w tym polityką etyczną, zrównoważonym rozwojem i odpowiedzialnością za dane;
- zgodność z regulacjami prawnymi – szczególnie istotna jest zgodność z przepisami o ochronie danych, a także z wymogami sektorowymi;
- elastyczność technologiczna i interoperacyjność – dostawca powinien oferować otwarte standardy integracji, wspierać różne formaty danych i posiadać gotowe konektory do systemów klasy ERP, CRM, BI, MIS, ES, DSS;

- model biznesowy i koszty całkowite – oprócz ceny licencji należy uwzględnić: koszty wdrożenia, adaptacji, utrzymania i szkoleń, model rozliczeń (abonament, licencja, opłata od użycia), elastyczność umowy w kontekście skalowania lub rezygnacji z usługi;
- kwestie etyczne i zrównoważony rozwój – coraz więcej organizacji wprowadza wewnętrzne kodeksy etyki technologicznej, z którymi wdrażane rozwiązanie powinno być zgodne;
- dynamika rozwoju i innowacyjność – organizacja powinna ocenić, czy dostawca: inwestuje w badania i rozwój, uczestniczy w inicjatywach otwartej nauki, oferuje aktualizacje zgodne z trendami technologicznymi;
- stabilność finansowa i pozycja rynkowa – przed wyborem dostawcy należy zweryfikować dane finansowe, tempo rozwoju dostawcy (skalowalność), opinie klientów i recenzje branżowe.

Współpraca z dostawcą SI powinna być oparta nie tylko na aspekcie technologicznym, ale również strategicznym i organizacyjnym. Jak podkreślają autorzy raportu *AI Watch*, organizacje, które podchodzą do wyboru dostawcy w sposób metodyczny i systemowy znacznie częściej osiągają mierzalne korzyści z wdrożenia SI. Z tego względu warto stosować matryce oceny, benchmarki branżowe i audyty wewnętrzne, zanim zostanie podjęta decyzja inwestycyjna (AI Watch, 2022).

W dobie dynamicznego rozwoju sztucznej inteligencji skuteczność jej wdrożeń w zarządzaniu procesami organizacyjnymi zależy nie tylko od kompetencji zespołu czy gotowości organizacyjnej, lecz coraz bardziej od strategicznej dojrzałości w zakresie selekcji narzędzi i dostawców. Obecny rynek SI ulega gwałtownej segmentacji i specjalizacji, a tempo innowacji znacznie wyprzedza zdolności adaptacyjne wielu organizacji. W tym kontekście zidentyfikowano fundamentalną potrzebę zmiany paradygmatu decyzyjnego w obszarze doboru technologii od podejścia *vendor-driven* do podejścia *value-centric*. Unikalność tego podejścia polega na redefinicji relacji organizacja–dostawca jako partnerstwa strategicznego, a nie transakcyjnego. Dostawca przestaje być wyłącznie producentem technologii, a staje się współtwórcą środowiska cyfrowej transformacji, odpowiedzialnym za wspólne definiowanie KPI, wspieranie modelu zarządzania danymi oraz współudział w tworzeniu architektury systemowej.

Z perspektywy międzynarodowej zauważa się coraz większe znaczenie zaufanych ekosystemów dostawców, w których interoperacyjność, zgodność z wartościami organizacyjnymi oraz transparentność algorytmiczna stanowią warunki brzegowe współpracy. W opinii autora to nie sama technologia, lecz poziom kultury organizacyjnej dostawcy, jego etyka technologiczna i goto-

wość do współodpowiedzialności za efekty biznesowe stanowić będą o przewadze konkurencyjnej w przyszłości.

Ponadto wyłania się potrzeba powstania niezależnych, międzynarodowych rejestrów i benchmarków dostawców SI, z uwzględnieniem ich zgodności m.in. z *AI Act*, poziomu zaufania użytkowników oraz dojrzałości w zakresie zarządzania cyklem życia algorytmu. Ta perspektywa wykracza poza dzisiejsze standardy i zmierza do stworzenia nowego modelu odpowiedzialnego przywództwa technologicznego w środowisku *Business Process Management* wspieranym przez SI.

Zakończenie

Sztuczna inteligencja staje się jednym z najważniejszych czynników transformujących współczesne zarządzanie procesami. Jej dynamiczny rozwój otwiera przed organizacjami nowe możliwości optymalizacji działań, zwiększania efektywności operacyjnej oraz szybszego i trafniejszego podejmowania decyzji. Dzięki zaawansowanym algorytmom uczenia maszynowego, przetwarzaniu języka naturalnego, rozpoznawaniu wzorców czy automatyzacji analizy danych, sztuczna inteligencja pozwala nie tylko usprawniać istniejące procesy, ale również projektować nowe modele operacyjne, lepiej dopasowane do zmiennych warunków rynkowych.

Zarządzanie procesami z wykorzystaniem sztucznej inteligencji przekształca klasyczne podejście do BPM w kierunku bardziej elastycznego, predykcyjnego i autonomicznego systemu, który potrafi samodzielnie reagować na pojawiające się wyzwania i szanse. W tym kontekście sztuczna inteligencja wspiera organizacje nie tylko w automatyzacji rutynowych zadań, ale również w podnoszeniu jakości decyzji strategicznych poprzez dostęp do informacji w czasie rzeczywistym, analizę predykcyjną i kontekstowe rekomendacje.

Celem niniejszego opracowania było przedstawienie typów systemów informacyjnych zarządzania, w których wdrożenie SI przynosi największe korzyści, ze szczególnym uwzględnieniem *Business Process Management* jako środowiska, w którym sztuczna inteligencja może być skutecznie osadzona jako komponent sterujący i analityczny. Zgodnie z założeniami celu pracy zaprezentowano podział systemów informatycznych zarządzania oraz zestawiono główne systemy informacyjne zarządzania, w których zastosowanie zarządzania procesami biznesowymi wraz ze sztuczną inteligencją przynosi największe korzyści, ze szczególnym uwzględnieniem *Business Process Management* jako środowiska, w którym sztuczna inteligencja może być skutecznie osadzona w roli komponentu sterującego i analitycznego. Integracja ta umożliwia nie tylko podniesienie efektywności i elastyczności organizacji,

lecz także realne przejście w kierunku organizacji kognitywnej, zdolnej do samouczenia się i adaptacji w oparciu na danych. Sztuczna inteligencja może znaleźć dziś zastosowanie w niemal wszystkich kluczowych typach systemów informacyjnych zarządzania. W niniejszej pracy szczegółowo omówiono następujące z nich:

- ewidencyjno-sprawozdawcze systemy informacyjne zarządzania (MIS) – gdzie zadaniem SI jest zwiększenie jakości, szybkości i przydatności informacji generowanej w raportach zarządczych;
- systemy wspomagające podejmowanie decyzji (DSS) – w których SI umożliwia predykcyjne modelowanie, rozpoznawanie wzorców i generowanie rekomendacji decyzyjnych na podstawie danych historycznych oraz bieżących;
- systemy eksperckie (ES) – gdzie SI umożliwia wdrożenie procesów decyzyjnych klasy *enterprise*, które nie tylko odwzorowują przebieg pracy, ale także inteligentnie reagują na dane i kontekst;
- systemy *Business Intelligence* (BI) – dla których SI wspiera automatyzację analiz, personalizację dashboardów, wykrywanie anomalii oraz adaptacyjne rozpoznawanie wzorców w danych.

Włączenie sztucznej inteligencji do zarządzania procesami pozwala organizacjom nie tylko zwiększyć konkurencyjność, lecz także budować bardziej responsywne, zrównoważone i innowacyjne modele działania. Korzyści płynące z tej integracji są wielowymiarowe, od redukcji kosztów operacyjnych i zwiększenia produktywności po podnoszenie jakości obsługi klienta oraz wspieranie rozwoju nowych kompetencji w organizacji. Sztuczna inteligencja nie jest zatem jedynie technologicznym narzędziem, lecz strategicznym partnerem w rozwoju nowoczesnego zarządzania procesami.

Biorąc pod uwagę powyższe należy jednak zaznaczyć, że technologiczna natura sztucznej inteligencji skutkuje powstawaniem pewnych ograniczeń przy jej stosowaniu, aby w pełni wykorzystywać potencjał SI należy stale udoskonalać technologie, a co również istotne, trzeba pamiętać o rozwijaniu mechanizmów zapewniających etyczność, przejrzystość i bezpieczeństwo w jej stosowaniu.

Zintegrowane wykorzystanie sztucznej inteligencji w systemach informatycznych zarządzania w środowisku *Business Process Management* stanowi jeden z najbardziej przełomowych kierunków rozwoju nowoczesnych organizacji opartych na danych. W oparciu o pogłębioną analizę literatury przedmiotu, obserwację uczestniczącą oraz studia przypadków z projektów informatycznych, można sformułować unikalne wnioski. Integracja sztucznej inteligencji z BPM nie tylko automatyzuje i przyspiesza procesy decyzyjne, ale

prowadzi do redefinicji roli człowieka w systemie zarządzania. Decydent staje się coraz częściej kuratorem wiedzy i interpretatorem rekomendacji generowanych przez systemy eksperckie, a nie wyłącznym źródłem decyzji. Sztuczna inteligencja umożliwia przejście od statycznych, regułowych systemów eksperckich do dynamicznych, uczących się komponentów, które nie tylko wspierają, ale współtworzą procesy decyzyjne w zmiennym środowisku. Środowisko BPM zapewnia spójną strukturę procesową, która umożliwia kontekstowe osadzenie SI jako autonomicznego komponentu analitycznego i sterującego. Powstające architektury systemowe sprzyjają rozwojowi organizacji kognitywnych. Uczenie maszynowe i przetwarzanie języka naturalnego pozwalają na eksplorację wzorców oraz reguł, które nie są jawnie zdefiniowane w procesach czy bazach wiedzy. Tym samym sztuczna inteligencja otwiera nowe możliwości mapowania nieformalnych ścieżek decyzyjnych i zjawisk emergentnych. Ponadto zauważyć można przesunięcie epistemologiczne w kierunku współdzielonej inteligencji, gdzie nowoczesne systemy informatyczne zarządzania, wzbogacone o sztuczną inteligencję zmieniają samą istotę wiedzy organizacyjnej. Wiedza nie jest już wyłącznie przetwarzana, ale współtworzona w czasie rzeczywistym przez ludzi i maszyny. Podsumowując, zastosowanie sztucznej inteligencji w systemach zarządzania BPM stanowi nie tylko technologiczny przełom, lecz także zmianę paradygmatu w myśleniu o organizacji, wiedzy i procesach decyzyjnych. Powstałe systemy hybrydowe, integrujące reguły, dane i uczenie stają się fundamentem dla nowego modelu organizacyjnej inteligencji. W efekcie BPM przestaje być wyłącznie narzędziem optymalizacji procesów, a staje się dynamicznym środowiskiem rozwoju sztucznie wspomaganego przywództwa i zarządzania wiedzą.

W obliczu rosnącej kompleksowości zarządzania procesami biznesowymi integracja sztucznej inteligencji z architekturami *Business Process Management* wchodzi w nowy etap rozwoju, wyznaczając kierunki o strategicznym znaczeniu dla organizacji. Na podstawie najnowszych danych rynkowych i trendów technologicznych można wskazać kilka przełomowych, unikalnych perspektyw rozwoju tej dziedziny. W pierwszej kolejności należy wskazać ewolucję w kierunku organizacji hiperadaptacyjnych, w których BPM i SI tworzyć będą wspólną, samoorganizującą się architekturę zarządzania. Systemy te będą nie tylko reagować na zmiany otoczenia w czasie rzeczywistym, ale będą także antycypować przyszłe scenariusze działania, stosując symulacje predykcyjne oraz wielomodelowe silniki decyzyjne. Drugim kierunkiem jest upowszechnienie rozproszonej inteligencji osadzonej w mikrousługach procesowych. Pozwoli to na decentralizację decyzyjności i autonomizację komponentów BPM, które samodzielnie monitorują, oceniają i optymalizują swoje zadania, współpracując w ramach wieloagentowych systemów decyzyj-

nych. Trzeci trend to konwergencja SI, BPM i *edge computing*, prowadząca do powstania kognitywnych systemów procesowych w czasie rzeczywistym (ang. *real-time cognitive workflows*). Rozwiązania te znajdują zastosowanie w przemyśle 5.0, autonomicznych systemach zarządzania logistyką oraz cyberfizycznych ekosystemach produkcyjnych. Kolejna perspektywa rozwoju obejmuje powstanie tzw. procesów deliberatywnych, w których sztuczna inteligencja wspiera nie tylko wybór optymalnych działań, ale także formułuje uzasadnienia, analizy ryzyka, scenariusze alternatywne oraz oceny etyczne. Takie systemy znajdują zastosowanie w sektorach regulowanych, gdzie decyzje muszą być nie tylko efektywne, ale także transparentne i audytowalne.

W dłuższym horyzoncie czasowym można oczekiwać rozwoju organizacji symbiotycznych, w których ludzie i maszyny współtworzą kulturę decyzyjną, opartą na współdzieleniu kontekstu, celów i odpowiedzialności. Architektury BPM najpewniej staną się mediacyjnymi strukturami komunikacyjnymi między inteligencją naturalną a sztuczną, a rozwój narzędzi *explainable SI* oraz metodyk zaufania maszynowego stanie się krytyczny. Wreszcie, integracja SI i BPM może doprowadzić do powstania procesów emergentnych, generowanych dynamicznie przez system na podstawie analizy danych historycznych, intencji użytkowników oraz obserwowanego kontekstu. Taka generatywna architektura procesów stanowić będzie przełom w zarządzaniu wiedzo-procesowym, redukując potrzebę manualnego modelowania procesów. Perspektywy te wskazują, że połączenie SI i BPM nie stanowi jedynie kolejnej fazy automatyzacji, ale w rzeczywistości wyznacza nowy paradygmat projektowania organizacji przyszłości. Organizacje te będą ucieleśnieniem systemów inteligentnych, które uczą się, współdziałają i rozwijają razem z otoczeniem i człowiekiem.

Współczesny rozwój sztucznej inteligencji niesie ze sobą zarówno ogromny potencjał, jak i istotne wyzwania, z którymi musi mierzyć się społeczeństwo, gospodarka i organizacje. SI w coraz większym stopniu wspiera efektywność operacyjną firm poprzez automatyzację zadań, optymalizację procesów decyzyjnych oraz analizę ogromnych zbiorów danych. Jej zastosowanie prowadzi do wzrostu produktywności w wielu sektorach, zmieniając jednocześnie sposób zarządzania oraz redefiniując kompetencje niezbędne na rynku pracy. Równolegle pojawiają się liczne obawy dotyczące wpływu SI na rynek zatrudnienia, prywatność, etykę oraz równość społeczną. Automatyzacja niesie ryzyko polaryzacji zawodowej i wzrostu nierówności, szczególnie wśród pracowników mniej wykwalifikowanych, których kompetencje stają się zbędne. Z kolei szybki rozwój technologii informacyjnych wymusza na organizacjach inwestycje w infrastrukturę, bezpieczeństwo danych oraz rozwój kompetencji cyfrowych wśród kadry zarządzającej i pracowników. Kolejnym aspektem

wymagającym szczególnej uwagi jest kwestia ochrony danych osobowych oraz cyberbezpieczeństwa. Przetwarzanie ogromnych ilości danych przez systemy SI naraża użytkowników na ryzyko wycieku poufnych informacji, manipulacji informacją czy cyberprzestępstw. Brak przejrzystości algorytmów oraz możliwość występowania uprzedzeń w danych wejściowych dodatkowo pogłębiają sceptycyzm społeczny wobec decyzji podejmowanych przez sztuczną inteligencję. Istotnym zagrożeniem pozostaje także ryzyko związane z rozwojem tzw. superinteligencji, systemów zdolnych do samodzielnego doskonalenia się, nad którymi człowiek może utracić kontrolę. Dyskusje na ten temat, obecne zarówno w środowiskach akademickich, jak i technologicznych, wskazują na konieczność międzynarodowej współpracy w zakresie tworzenia ram prawnych, etycznych i technicznych zabezpieczeń.

Przyszłość sztucznej inteligencji powinna być budowana w oparciu o zrównoważony rozwój, odpowiedzialność technologiczną oraz włączenie społeczne. Kluczowe znaczenie mają tu edukacja, transparentność algorytmów, skuteczne regulacje, a także zapewnienie równego dostępu do zasobów technologicznych. Tylko wówczas sztuczna inteligencja będzie mogła stać się realnym wsparciem w rozwoju społecznym i gospodarczym, zamiast źródłem destabilizacji czy wykluczenia.

Literatura

- Aalst, W. (2007). Trends in business process analysis: From verification to process mining. W: *Proceedings of the 9th International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS 2007)*, Portugal (s. 13–22). Interaction Design Foundation.
- Aalst, W. (2013). *Business process management: A comprehensive survey*. ISRN Software Engineering, 1-37. <https://doi.org/10.1155/2013/507984>
- Aalst, W. (2016). *Process mining: Data science in action*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-49851-4>
- Aalst, W., Hofstede, A., Weske, M. (2003). Business process management: A survey. W: W. M. P. van der Aalst i in. (red.), *Proceedings of the International Conference on Business Process Management, BPM 2003*, 2678, (s. 1–12). Springer-Verlag.
- Abideen, Z. (2023). *Reinforcement learning from human feedback (RLHF): Empowering ChatGPT with user guidance*. Medium. <https://medium.com/@zaiinn440/reinforcement-learning-from-human-feedback-rlhf-empowering-chatgpt-with-user-guidance-95858592fdbb>
- Adamiecki, K. (1931). Harmonograf. *Przegląd Organizacji*, 1931(4), 22–138. <http://polona.pl/item/12582451/2/>
- Agrawal, R., Gunopulos, D., Leymann, F. (1998). Mining process models from workflow logs. W: H. J. Schek, G. Alonso, F. Saltor, I. Ramos (red.), *Advances in database technology – EDBT'98*. Lecture Notes in Computer Science, 1377 (s. 469–483). Springer. <https://doi.org/10.1007/BFb0101003>
- Aguirre, S., Rodriguez, A. (2017). Automation of a business process using robotic process automation (RPA): A case study. W: J. Figueroa-García, E. López-Santana, J. Villa-Ramírez, R. Ferro-Escobar (red.), *Applied computer sciences in engineering*. Communications in Computer and Information Science, 742 (s. 65–71). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66963-2_7
- AI Watch. (2022). *European landscape on the use of artificial intelligence by the public sector* (JRC Science for Policy Report). European Commission. https://ai-watch.ec.europa.eu/publications/ai-watch-european-landscape-use-artificial-intelligence-public-sector_en
- Al-Kfairy, M. (2025). Strategic integration of generative AI in organizational settings: Applications, challenges and adoption requirements. W: *IEEE Engineering Management Review* (1–14). <https://doi.org/10.1109/EMR.2025.3534034>

- Andersen, B., Fagerhaug, T. (2001). Advantages and disadvantages of using predefined process models. W: *Proceedings of Strategic Manufacturing* (s. 1–12). IFIP WG5.7, Aalborg, Denmark.
- Anderson, C. (2015). *Creating a data driven organisation: Practical advice from the trenches*. O'Reilly Media.
- Angrave, D., Charlwood, A., Kirkpatrick, I., Lawrence, M., Stuart, M. (2016). HR and analytics: Why HR is set to fail the big data challenge. *Human Resource Management Journal*, 26(1), 1–11. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12090>
- Arnott, D., Pervan, G. (2005). A critical analysis of decision support systems research. *Journal of Information Technology*, 20(2), 67–87. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jit.2000035>
- Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., i in. (2020). Explainable artificial intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges. *Information Fusion*, 58, 82–115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2022). *Principles for the effective management and supervision of climate-related financial risks*. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/bcbs/publ/d532.pdf>
- Beverungen, D., Müller, O., Matzner, M., Mendling, J., vom Brocke, J. (2019). Conceptualizing smart service systems. *Electronic Markets*, 29, 7–18. <https://doi.org/10.1007/s12525-017-0270-5>
- Bhattacharyya, S., Jha, S., Tharakunnel, K., Westland, J. C. (2011). Data mining for credit card fraud: A comparative study. *Decision Support Systems*, 50(3), 602–613. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.008>
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer. <https://www.microsoft.com/en-us/research/wp-content/uploads/2006/01/Bishop-Pattern-Recognition-and-Machine-Learning-2006.pdf>
- Bitkowska, A. (2009). *Zarządzanie procesami biznesowymi w przedsiębiorstwie*. Vizja Press & IT.
- Bitkowska, A. (2013). *Zarządzanie procesowe we współczesnych organizacjach*. Difin.
- Bitkowska, A. (2018). *Biuro zarządzania procesami w teorii i praktyce gospodarczej*. Difin.
- Bitkowska, A. (2019). *Od klasycznego do zintegrowanego zarządzania procesowego w organizacjach*. C.H. Beck.
- Black, J. S., van Esch, P. (2020). AI-enabled recruiting: What is it and how should a manager use it? *Business Horizons*, 63(2), 215–226. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.12.001>
- Blikle, A. J. (2018). *Doktryna jakości – rzecz o turkusowej samoorganizacji*. Helion.
- Borucińska, I. (2007). BI+, czyli controlling procesów. *Controlling i Rachunkowość Zarządcza*, (4).
- Bose, R. P. J. C., Mans, R. S., van der Aalst, W. M. P. (2013). Wanna improve process mining results? It's high time we consider data quality issues seriously. W: *2013 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining (CIDM)* (s. 127–134). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CIDM.2013.6597227>.

- Brachman, R. J., Levesque, H. J. (2004). *Knowledge representation and reasoning*. Morgan Kaufmann.
- Breck, E., Cai, S., Nielsen, E., Salib, M., Sculley, D. (2017). The ML test score: A rubric for ML production readiness and technical debt reduction. *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, 1123–1132. <https://doi.org/10.1109/BigData.2017.8258038>
- Brilman, J. (2002). *Nowoczesne koncepcje i metody zarządzania*. PWE.
- Brougham, D., Haar, J. (2018). Smart technology, artificial intelligence, robotics, and algorithms (STARA): Employees' perceptions of our future workplace. *Journal of Management & Organization*, 24(2), 239–257. <https://doi.org/10.1017/jmo.2016.55>
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Amodei, D., i in. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 1877–1901. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.14165>
- Brzeziński, M. (2014). O organizacjach przyszłości raz jeszcze. *Kwartalnik nauk o przedsiębiorstwie*, 1, 44–48.
- Bughina, J., Seonga, J., Manyika, J., Chui, M., Joshi, R. (2018). *Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy*. McKinsey Global Institute. <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/artificial%20intelligence/notes%20from%20the%20frontier%20modeling%20the%20impact%20of%20ai%20on%20the%20world%20economy/mgi-notes-from-the-ai-frontier-modeling-the-impact-of-ai-on-the-world-economy-september-2018.ashx>
- Cambria, E., Schuller, B., Xia, Y., Havasi, C. (2013). New avenues in opinion mining and sentiment analysis. *IEEE Intelligent Systems*, 28(2), 15–21. <https://doi.org/10.1109/MIS.2013.30>
- CCE Finland. (n.d.). *AI enabled schools*. <https://www.ccefinland.org/aienableschools>
- Chakraborti, T., Sreedharan, S., Kambhampati, S. (2020). *AI-Based Process Automation: The Next Frontier in Intelligent Automation*. IBM Research AI. <https://www.ibm.com/downloads/cas/EXXYQW9>
- Chmielarz, W. (2000). *Zagadnienia analizy i projektowania informatycznych systemów wspomagających zarządzanie*. Wydawnictwo Naukowe Wydziału Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego.
- Chmielarz, W. (2013). *Zarządzanie projektami @ rozwój systemów informatycznych zarządzania*. Wydawnictwo Naukowe Wydziału Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego.
- Chmielarz, W. (2015). *Information technology project management*. Wydawnictwo Naukowe Wydziału Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego. <https://doi.org/10.7172/978-83-65402-07-3.2015.wwz.4>
- Chmielarz, W., Kisielnicki, J., Parys, T. (2013). *Informatyka @ przyszłości*. Wydawnictwo Naukowe Wydziału Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego. <https://doi.org/10.7172/2013.wwz.2>

- Choi, T. M., Wallace, S. W., Wang, Y. (2018). Big data analytics in operations management. *Production and Operations Management*, 27(10), 1868–1883. <https://doi.org/10.1111/poms.12838>
- Chong, A. Y. L., Li, B., Ngai, E. W. T., Ch'ng, E., Lee, F. (2016). Predicting online product sales via online reviews, sentiments, and promotion strategies: A big data architecture and neural network approach. *International Journal of Operations & Production Management*, 36(4), 358–383. <https://doi.org/10.1108/IJOPM-03-2015-0151>
- Danesh-Pajou, A., DeLuca, D. (2009). Communication flow orientation in business process modeling and its effect on redesign success: Results from a field study. *Decision Support Systems*, 46(2), 562–575. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2008.10.002>
- Davenport, T. H. (1993). *Process innovation: Reengineering work through information technology*. Harvard Business School Press
- Davenport, T. H. (2014). *Big data at work: Dispelling the myths, uncovering the opportunities*. Harvard Business Review Press. <https://doi.org/10.5860/CHOICE.51-6260>
- Davenport, T. H., Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116. <https://hbr.org/2018/01/artificial-intelligence-for-the-real-world>
- Davenport, T. H., Short, J. E. (1990). The new industrial engineering: Information technology and business process redesign. *Sloan Management Review*, 31(4), 11–27. <https://sloanreview.mit.edu/article/the-new-industrial-engineering-information-technology-and-business-process-redesign/>
- Debenham, J. (2011). A multi-agent architecture for business process management adapts to unreliable performance. W: I. C. Parmee (red.), *Adaptive computing in design and manufacture V* (s. 369–380). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-85729-345-9_31
- Deloitte. (2020a). *Automation with intelligence: Pursuing organization-wide reimagination*. Deloitte Insights. <https://www.deloitte.com/us/en/insights/topics/talent/intelligent-automation-2020-survey-results.html>
- Deloitte. (2020b). *State of AI in the Enterprise, 3rd Edition*. Deloitte Insights.
- Deming, W. E. (1986). *Out of the crisis*. MIT Center for Advanced Engineering Study.
- Dennis, M. A., Minsky, M. (2001). Marvin Lee Minsky. *Encyclopaedia Britannica*. <https://www.britannica.com/biography/Marvin-Lee-Minsky>
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. W: J. Burstein, C. Doran, T. Solorio, *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (pp. 4171–4186). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>
- Diederich, S., Brendel, A. B., Kolbe, L. M. (2019). On conversational agents in information systems research: Analyzing the past to guide future work. *Proce-*

- edings of the International Conference on Wirtschaftsinformatik (WI 2019), Siegen, Germany.
- Domingos, P. (2015). *The master algorithm: How the quest for the ultimate learning machine will remake our world*. Basic Books.
- Drejewicz, S. (2017). *Zrozumieć BPMN. Modelowanie procesów biznesowych*. Helion.
- Dumas, M., La Rosa, M., Mendling, J., Reijers, H. A. (2018). *Fundamentals of business process management* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-56509-4>
- Dumas, M., La Rosa, M., Mendling, J., Reijers, H. A. (2022). *Business process management: Istota zarządzania procesami biznesowymi*. Państwowe Wydawnictwo Naukowe.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, D. L., Baabdullah, A. M., i in. (2021). Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>
- Erlang, A. K. (1909). The theory of probabilities and telephone conversations. *Nyt Tidsskrift for Matematik B*, 20, 33–39.
- European Commission. (2018). *Definition of Artificial Intelligence: Main capabilities and scientific disciplines*. Publications Office of the European Union. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/definition-artificial-intelligence-main-capabilities-and-scientific-disciplines>
- Fleischmann, A., Oppl, S., Schmidt, W., Stary, C. (2018). *Ganzheitliche Digitalisierung von Prozessen: Perspektivenwechsel – Design Thinking – Wertgeleitete Interaktion*. Springer Vieweg. https://doi.org/10.1007/978-3-658-22648-0_5
- Franklin, S., Graesser, A. (1996). Is it an agent, or just a program? A taxonomy for autonomous agents. W: *Proceedings of the International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages* (s. 21–35). Springer.
- Freyenfeld, W. A. (1984). *Decision support systems*. NCC Publications.
- Gaborit, P. (2024). A sociopolitical approach to disinformation and AI: Concerns, responses and challenges. *Journal of Political Science and International Relations*, 7(4), 75–88. <https://doi.org/10.11648/j.jpsir.20240704.11>
- Gabryelczyk, R. (2006). *ARIS w modelowaniu procesów biznesu*. Difin.
- Gantt, H. L. (1919). *Organizing for work*. Harcourt, Brace and Howe.
- Garcez, A. d., Lamb, L. C. (2023). Neurosymbolic AI: The 3rd wave. *Artificial Intelligence Review*, 56, 12387–12406. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10448-w>
- Gartner (2012). *Dynamic business process management (BPM)*. <https://www.gartner.com/it-glossary/dynamic-business-process-management-bpm>
- Gartner. (2023). *Market guide for AI-enhanced business process automation*. Gartner Research.
- Gawlik, J., Kiełbus, A. (2012). Zastosowania metod sztucznej inteligencji w nadzorowaniu urządzeń technologicznych i jakości wyrobów. W: M. Giemza, T. Sikora (red.), *Praktyka zarządzania jakością w XXI wieku* (s. 508–534). Wydawnictwo Naukowe PTTŻ.

- Gębczyńska, A., Jagodziński, J. (2017). Analiza korzyści wynikających z wdrożenia zarządzania procesami w aspekcie poziomu dojrzałości. *Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu*, 463, 133–147.
<https://doi.org/10.15611/pn.2017.463.12>
- Gierszewska, G. (2005). Informacyjne podstawy strategicznego zarządzania przedsiębiorstwem. *Problemy Zarządzania*, 1(7). Wydawnictwo Naukowe Wydziału Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Grajewski, P. (2003). *Koncepcja struktury organizacji procesowej*. TNOiK.
- Grajewski, P. (2007). *Organizacja procesowa*. Polskie Wydawnictwa Ekonomiczne.
- Grajewski, P. (2009). Uwarunkowania implementacji procesów do organizacji. W: S. Nowosielski (red.), *Podejście procesowe w organizacjach* (s. 381–388). Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu.
- Grajewski, P. (2012). *Procesowe zarządzanie organizacją*. Polskie Wydawnictwa Ekonomiczne.
- Grolinger, K., Higashino, W. A., Tiwari, A., Capretz, M. A. M. (2013). Data management in cloud environments: NoSQL and NewSQL data stores. *Journal of Cloud Computing: Advances, Systems and Applications*, 2, 22.
<https://doi.org/10.1186/2192-113X-2-22>
- Hall, G., Rosenthal, J., Wade, J. (1993). How to make reengineering really work. *Harvard Business Review*, 71(6), 119–131.
- Hammer, M. (2001). *The agenda*. Business Books.
- Hammer, M., Champy, J. (1993). *Reengineering the corporation: A manifesto for business revolution*. Harper-Collins Publishers.
- Harmon, P. (2019). *Business process change: A business process management guide for managers and process professionals* (4th ed.). Elsevier.
- Harmon, P., García, J. (2020). *The state of business process management 2020*. BPTrends Report. https://www.researchgate.net/publication/343657721_BPTrends_Report_The_State_of_Business_Process_Management_2020
- Hassani, H., Huang, X., Silva, E. (2018). Digitalisation and big data mining in banking. *Big Data and Cognitive Computing*, 2(3), 18.
<https://doi.org/10.3390/bdcc2030018>
- Holmes, W., Bialik, M., Fadel, C. (2019). *Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning*. Center for Curriculum Redesign.
- Hossain, S., Fernando, M., Akter, S. (2025). Digital leadership: Towards a dynamic managerial capability perspective of artificial intelligencedriven leader capabilities. *Journal of Leadership & Organizational Studies*, 32(2), 189–208.
<https://doi.org/10.1177/15480518251319624>
- Huang, J., Chen, X., Mishra, S., Zheng, H. S., Yu, A. W., Song, X., Zhou, D. (2023). *Large language models cannot self-correct reasoning yet*. arXiv.
<https://arxiv.org/abs/2310.01798>
- Humphrey, W. S. (1988). Characterizing the software process: A maturity framework. *IEEE Software*, 5(2), 73–79. <https://doi.org/10.1109/52.2014>

- IAB Polska. (2024). *Przewodnik po sztucznej inteligencji 2024*. Grupa Robocza AI IAB Polska.
- IBM Global AI Adoption Index – Enterprise Report, Morning Consult, 2023.
- IBM Institute for Business Value. (2020). *The cognitive enterprise: Reinventing your company with AI*. IBM.
- IBM Institute for Business Value. (2022). *The evolution of customer care: AI meets human empathy*. IBM.
- IBM. (2020). *Global AI Adoption Index*. IBM.
- Imhoff, C., White, C. (2011). *Self-service business intelligence: Empowering users to generate insights*. TDWI Best Practices Report, 3rd Quarter 2011. https://docs.media.bitpipe.com/io_10x/io_106625/item_583281/TDWI_Best_Practices_Report_Self-Service_BI_Q311%5B1%5D.pdf
- Ishikawa, K. (1985). *What is total quality control? The Japanese way*. Prentice Hall.
- Jackson, P. (1999). *Introduction to expert systems* (3. wyd.). Addison-Wesley.
- Jagodziński, J., Ostrowski, D. (2015). Bariery we wdrażaniu podejścia procesowego w przedsiębiorstwach w Polsce. *Zeszyty Naukowe Wyższej Szkoły Bankowej we Wrocławiu*, 15(7), 925–944. <https://ojs.wsb.wroclaw.pl/index.php/WSBRJ/article/view/212>
- Januszewski, A. (2012). *Funkcjonalność informatycznych systemów zarządzania. Tom I: Systemy Business Intelligence*. Polskie Wydawnictwo Naukowe.
- Jelonek, D. (2018). *Systemy informacyjne zarządzania przedsiębiorstwem: Perspektywy strategii i tworzenia wartości*. Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne.
- Jokiel, G. (2009). Podejście procesowe w zarządzaniu – geneza i kierunki rozwoju koncepcji. W: S. Nowosielski (red.), *Podejście procesowe w organizacjach* (s. 15–22). Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu.
- Jung, J., Choi, I., Song, M. (2007). An integration architecture for knowledge management systems and business process management systems. *Computers in Industry*, 58(1), 21–34. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2006.03.001>
- Jurafsky, D., Martin, J. H. (2024). *Speech and language processing* (draft 3rd ed.). Pearson Prentice Hall.
- Kalpic, B., Bernus, P. (2002). Business process modeling in industry – The powerful tool in enterprise management. *Computers in Industry*, 47(2), 123–136.
- Kasprzak, T. (red.). (2005). *Modele referencyjne w zarządzaniu procesami biznesu*. Difin.
- Khan, A. (2024). *A computational framework for data-driven decision support and knowledge augmented process analytics*. University of Wollongong Research Online.
- Kisielnicki, J., Sroka, H. (2005). *Systemy informacyjne biznesu*. Placet.
- Klus, M. F., Müller, J. (2021). The digital leader: What one needs to master today's organisational challenges. *Journal of Business Economics*, 91(8), 1189–1223. <https://doi.org/10.1007/s11573-021-01040-1>
- Kock, N., Verville, J., Genero, M., Poels, G., Piattini, M. (2008). Defining and validating metrics for assessing the understandability of entity-relationship diagrams. *Data & Knowledge Engineering*, 64(3), 534–557. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2007.09.011>

- Kohlbacher, M., Gruenwald, S. (2011). Process orientation: Conceptualization and measurement. *Business Process Management Journal*, 17(2), 267–283. <https://doi.org/10.1108/14637151111122347>
- Korczak, J., Dyczkowski, M. (red.). (2008). *Informatyka ekonomiczna. Część I. Propedeutyka informatyki. Technologie informacyjne*. Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu.
- Koźmiński, A. K., Piotrowski, W. (2007). *Zarządzanie: Teoria i praktyka*. Wydawnictwo Naukowe PWN.
- Krajewski, P., Chmielarz, W. (2019). *Koncepcja kierunków rozwoju systemów informatycznych*. Wydawnictwo Naukowe Wydziału Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego. <https://doi.org/10.7172/1733-9758.2019.30.6>
- Kraśniak, J. (2004). Metodyczne aspekty wdrażania zarządzania procesowego (w świetle wyników badań). W: M. Romanowska, M. Trocki (red.), *Podejście procesowe w zarządzaniu*. Szkoła Główna Handlowa.
- Krensky, P., Lock, M. (2013). *Analytics for the SMB: Empowering users, leveraging IT*. Aberdeen Group, Inc.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- Kubiak, B. F. (1994). *Analiza systemów informatycznych*. Wydawnictwo Uniwersytetu Gdańskiego.
- Kurowski, J. (2002). Systemy e-Business Intelligence. W: *Efektywność zastosowań systemów informatycznych*, II. WNT, 183-212.
- Laudon, K. C., Laudon, J. P. (2021). *Management Information Systems: Managing the Digital Firm* (17th ed.). Pearson.
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lichtarski, J. (2004). O relacji pomiędzy podejściem funkcjonalnym i procesowym w zarządzaniu. W: M. Romanowska, M. Trocki (red.), *Podejście procesowe w zarządzaniu*. Szkoła Główna Handlowa.
- Lisiecka, K. (2010). Model procesowy zwinnej organizacji w ograniczaniu niepewności. Analiza przypadków. W: J. Rokita (red.), *Problemy zarządzania organizacjami w warunkach nieprzewidywalności zmian*. Górnośląska Wyższa Szkoła Handlowa.
- Litjens, G., Kooi, T., Bejnordi, B. E., Setio, A. A., Ciompi, F., Ghafoorian, M., Sánchez, C. I., van der Laak, J. A. W. M., i in. (2017). A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical Image Analysis*, 42, 60–88. <https://doi.org/10.1016/j.media.2017.07.005>
- Lock, M. (2011). *The Analytical SMB: More Data, More Users, Less Time*. Aberdeen Group, Inc.
- Lucas, J. S., Maung M., B., Tabar, M., Lee, D. (2024). The longtail impact of generative AI on disinformation: Harmonizing dichotomous perspectives. *IEEE Intelligent Systems*, 39(5), 12–19. <https://doi.org/10.1109/MIS.2024.3439109>

- Luo, X. R., Li, H., Zhang, J., Shim, J. P. (2010). Examining multi-dimensional trust and multi-faceted risk in initial acceptance of emerging technologies: An empirical study of mobile banking services. *Decision Support Systems*, 49(2), 222–234. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.02.008>
- Maier, R., Remus, U. (2001). *Towards a framework for knowledge management strategies: Process orientation as strategic starting point*. W: Proceedings of the 34th Hawaii International Conference on System Sciences. Maui. HI: HICSS, 4023.
- Malhotra, Y. (2005). Integrating knowledge management technologies in organizational business processes: Getting real time enterprises to deliver real business performance. *Journal of Knowledge Management*, 9(1), 7–28. <https://doi.org/10.1108/13673270510582938>
- Marakas, G. M. (2003). *Decision Support Systems in the 21st Century* (2nd ed.). Prentice Hall.
- March, S. T., Hevner, A. R. (2007). Integrated decision support systems: A data-warehousing perspective. *Decision Support Systems*, 43(3), 1031–1043. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2005.05.029>
- Martinek-Jaguszevska, K. (2018). Znaczenie i rola automatyzacji procesów biznesowych – wyniki badań pilotażowych. *Organizacja i Kierowanie*, 4(183), 229–247.
- Mathew, S. (2024). How autonomous systems differ from automated systems, and why SREs should care. *SEDAI blog*. <https://www.sedai.io/blog/how-autonomous-systems-differ-from-automated-systems-and-why-sres-should-care>
- McCarthy, J., Minsky, M., Rochester, N., Shannon, C. (1955). *A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence*. Dartmouth College.
- McCormack, K. P., Johnson, W. C. (2001). *Business Process Orientation: Gaining the E-Business Competitive Advantage*. CRC Press.
- Mendling, J., Weber, I., van der Aalst, W., vom Brocke, J., Cabanillas, C., Di Ciccio, C. (2018). Blockchains for business process management – challenges and opportunities. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, 9(1).
- Minsky, M. (1986). *The Society of Mind*. Simon & Schuster.
- Misiak, Z. (2024). *Modelowanie procesów biznesowych. BPMN 2.0 od podstaw*. Helion.
- Morrison, R. (2015). *Data Driven Organisation Design: Sustaining the competitive edge through organisation analytics*. Kogan Page.
- Müller, A. C., Guido, S. (2023). *Machine learning, Python i data science*. Helion.
- Nicoletta, B. (2014). Koncepcja japońskiego zarządzania a założenia zarządzania przedsiębiorstwem zorientowanym procesowo. W: J. Lichtarski (red.), *Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu* (s. 123–136). Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu. <https://doi.org/10.15611/pn.2014.340.19>
- Niedzielska, E. (red.). (2003). *Informatyka ekonomiczna*. Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej we Wrocławiu.

- Niedzielska, E., Dudycz, H., Dyczkowski, M. (2004), *Nowoczesne technologie informacyjne w zarządzaniu*, Prace Naukowe Akademii Ekonomicznej we Wrocławiu, 1044. AE.
- Nilsson, N. J. (1998). *Artificial Intelligence: A New Synthesis*. Morgan Kaufmann.
- Nosowski, A. (2010). *Zarządzanie procesami w instytucjach finansowych*. C.H. Beck.
- Nowakowski, A. (1991). Nowe generacje systemów informatycznych w zarządzaniu. *Informatyka*, 8, 45–54.
- Nowosielski, S. (2009). Modelowanie procesów gospodarczych w literaturze i praktyce. W: S. Nowosielski (red.), *Podejście procesowe w organizacjach* (s. 87–102). Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu.
- Object Management Group. (2013). *Business Process Model and Notation*. <http://www.omg.org/spec/BPMN/2.0.2/PDF/>
- Obłój, K. (2007). *Strategia organizacji* (2. wyd.). PWE.
- OECD. (2025). *Governing with Artificial Intelligence. The State of Play and Way Forward in Core Government Functions*. <https://doi.org/10.1787/795de142-en>
- Olszak, C. M., Ziemia, E. (2003). „Business Intelligence” w zarządzaniu przedsiębiorstwem. *Organizacja i Kierowanie*, (1), 111. Komitet Nauk Organizacji i Zarządzania PAN.
- Olszak, C. M., Ziemia, E. (2012). Critical success factors for implementing business intelligence systems in small and medium enterprises on the example of Upper Silesia, Poland. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*, 7, 129–150. <https://doi.org/10.28945/1584>
- OpenAI. (2023, październik 3). *DALL·E 3 system card*. <https://openai.com/index/dall-e-3-system-card/>
- Ouyang, F., Jiao, P. (2021). Artificial intelligence in education: The three paradigms. *Computers & Education: Artificial Intelligence*, 2. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100020>
- Oz, E. (2002). *Management Information Systems*. Course Technology, Thomson Learning.
- Pasławski, K. (2023). *5 barier hamuje rozwój AI w polskich firmach*. CRN. <https://crn.pl/aktualnosci/5-barier-hamuje-rozwoj-ai-w-polskich-firmach/>
- Perechuda, K. (1998). *Metody zarządzania przedsiębiorstwem*. Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej we Wrocławiu.
- Perechuda, K. (2007). *Dyfuzja wiedzy w przedsiębiorstwie sieciowym. Wizualizacja i kompozycja*. Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej we Wrocławiu.
- Phan, T. L. (2023). *How ChatGPT is fine-tuned using Reinforcement Learning*. dida. <https://dida.do/blog/chatgpt-reinforcement-learning>
- Poole, D. L., Mackworth, A. K. (2017). *Artificial Intelligence: Foundations of Computational Agents*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108164085>
- Popović, A., Hackney, R., Coelho, P. S., Jaklič, J. (2012). Towards business intelligence systems success: Effects of maturity and culture on analytical decision making. *Decision Support Systems*, 54(1), 729–739. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.08.017>

- Porter, M. E. (1985). *The competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance*. Free Press.
- Power, D. J. (2002). *Decision support systems: Concepts and resources for managers*. Greenwood Publishing Group.
- Power, D. J. (2007). *A brief history of decision support systems*. DSSResources.com.
- Power, D. J., Heavin, C. (2017). *Decision Support, Analytics, and Business Intelligence*. Springer.
- Press, G. (2016, March 23). *Cleaning Big Data: Most time-consuming, least enjoyable data science task, survey says*. Forbes. <https://www.forbes.com/sites/gilpress/2016/03/23/data-preparation-most-time-consuming-least-enjoyable-data-science-task-survey-says/>
- Rada Ministrów. (2020, 28 grudnia). *Uchwała nr 196 Rady Ministrów w sprawie ustanowienia „Polityki dla rozwoju sztucznej inteligencji w Polsce od roku 2020”*. Rządowe Centrum Legislacji.
- Radford, A., i in. (2019). *Language models are unsupervised multitask learners*. OpenAI.
- Ransbotham, S., Gerbert, P., Reeves, M., Kiron, D., Spira, M. (2018). Artificial intelligence in business gets real. *MIT Sloan Management Review and The Boston Consulting Group*. https://sloanreview.mit.edu/projects/artificial-intelligence-in-business-gets-real/?utm_source=chatgpt.com
- Recker, J. (2006). Process modeling in the 21st century. *BPTrends*, 3(5), 1-6.
- Recker, J., Mendling, J. (2007). Adequacy in process modeling: A review of measures and a proposed research agenda. W: B. Pernici, J. A. Gula (red.), *Proceedings of the 19th International Conference on Advanced Information Systems Engineering* (235-244). Tapir Academic Press.
- Redmon, J., Farhadi, A. (2018). *YOLOv3: An incremental improvement*. a arXiv:1804.02767. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>
- Reijers, H. A. (2021). Business Process Management: The evolution of a discipline. *Computers in Industry*, 126, Article 103404. <https://doi.org/10.1016/j.combind.2021.103404>.
- Reiter, S., Stewart, G., Bruce, C., Bandara, W., Rosemann, M. (2010). The phenomenon of business process management: Practitioners' emphasis. W: *Proceedings of the 18th European Conference on Information Systems (ECIS 2010)*, s. 28.
- Rojek, M., Azierski, M. (2023). Zastosowanie sztucznej inteligencji w radiologicznej ocenie obrazów ultrasonograficznych. W: J. Kufel, P. Lewandowski (red.), *Innowacje w medycynie – przegląd wybranych technologii XXI w.* (s. 87–101), 10. ArchaeGraph.
- Rokita, J. (2010). *Problemy zarządzania organizacjami w warunkach nieprzewidywalności zmian*. Górnośląska Wyższa Szkoła Handlowa.
- Romanowska, M. (2004). *Leksykon zarządzania*. Difin.
- Rummler, G. A., Brache, A. P. (2000). *Podnoszenie efektywności organizacji*. PWE.
- Russell, S. J., Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson Education.

- Russell, S. J., Norvig, P. (2023). *Sztuczna inteligencja. Nowe spojrzenie, 1* (4. wyd.). Helion.
- SAP SE. (2017). Inside-out approach. W: *SAP NetWeaver 7.4 Help Portal*. https://help.sap.com/doc/saphelp_nw74/7.4.16/en-US/c7/1dc0f5508d48bda8c9bb-0f88d11db3/frameset.htm
- SAS Institute. (2020). *Data Preparation: An Overview*. <https://www.sas.com>
- Scheer, A.-W., Jost, W., Wagner, K. (2005). *Von Prozessmodellen zu lauffähigen Anwendungen: ARIS in der Praxis*. Springer-Verlag.
- Scholz, P., Schieder, C., Kurze, C., Gluchowski, P., Böhringer, M. (2010). Benefits and challenges of BI adoption in small and medium-sized enterprises. W: *Proceedings of the 18th European Conference on Information Systems (ECIS 2010)* (Article 32). AIS Electronic Library.
- Sculley, D., Holt, G., Golovin, D., Davydov, E., Phillips, T., Ebner, D., Young, M. i in. (2015). Hidden technical debt in machine learning systems. W: *Advances in Neural Information Processing Systems*, 28, 1-9.
- Semidot Infotech. (2024, 3 kwietnia). *Emerging technologies in e-learning app development: AR, VR, and AI integration*. <https://semidotinfotech.com/blog/emerging-technologies-in-e-learning-app-development-ar-vr-and-ai-integration>
- Senge, P. M. (1990). *The Fifth Discipline: The art & practice of the learning organization*. Currency Doubleday.
- Sharifani, K., Amini, M. (2023). Machine learning and deep learning: A review of methods and applications. *World Information Technology and Engineering Journal*, 10(07), 3897–3904.
- Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., Xu, L. (2016). Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 3(5), 637–646. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>
- Shollo, A., Galliers, R. D. (2015). Towards an understanding of the role of business intelligence systems in organisational knowing. *Information Systems Journal*, 25(4), 339-367. <https://doi.org/10.1111/isj.12071>
- Silver, M. S. (1991). *Systems that support decisions makers: Description and analysis*. John Wiley & Sons.
- Skrzypek, E., Hofman, M. (2010). *Zarządzanie procesami w przedsiębiorstwie: Identyfikowanie, pomiar, usprawnianie*. Wolters Kluwer Business.
- Smith, A. (2007). *An inquiry into the nature and causes of the wealth of nations*. Meta-Libri. http://www.ibiblio.org/ml/libri/s/SmithA_WealthNations_p.pdf
- Smith, H., Fingar, P. (2003). *Business Process Management – The Third Wave*. Meghan-Kiffer Press.
- Snyder, H., Witell, L., Gustafsson, A., Fombelle, P., Kristensson, P. (2016). Identifying categories of service innovation: A review and synthesis of the literature. *Journal of Business Research*, 69(7), 2401–2408. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.01.009>
- Stair, R. M., Reynolds, G. W. (2003). *Principles of Information Systems*. Course Technology, Thomson Learning.

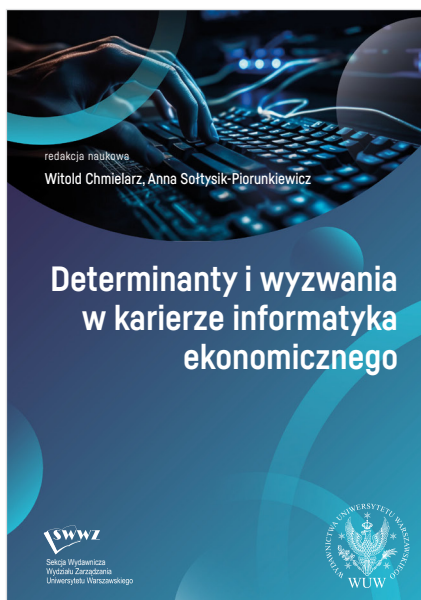
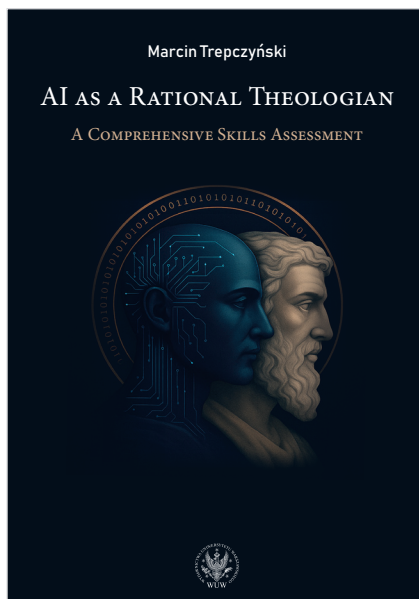
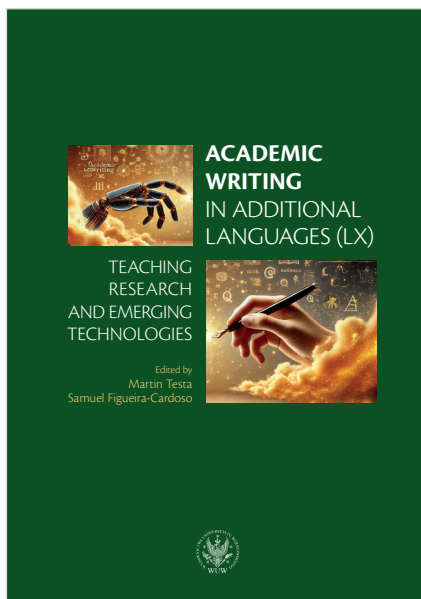
- Suleimenov, I. E., Vitulyova, Y. S., Bakirov, A. S., Gabrielyan, O. A. (2020). *Artificial Intelligence: What is it?* W: ICCTA '20: Proceedings of the 2020 6 th International Conference on Computer and Technology Applications (22–25). <https://doi.org/10.1145/3397125.3397141>
- Sun, Z., Strang, K., Firmin, S. (2017). Business analytics-based enterprise information systems. *Journal of Computer Information Systems*, 57(2), 153164.
- Sutton, R. S., Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (2nd ed.). MIT Press.
- Syed, R., Bandara, W., French, E., Stewart, G., Fielt, E. (2020). Robotic process automation: Contemporary themes and challenges. *Computers in Industry*, 115, Article 103162. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.103162>
- Syed, R., Suriadi, S., Adams, M., Bandara, W., Leemans, S. J. J., Ouyang, C., der Hofstede, A. H. M., van de Weerd, I., Wynn, M. T., Reijers, H. A. (2020). Robotic Process Automation: Contemporary themes and challenges. *Computers in Industry*, 115. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.103204>
- Szczepańska, K., Budgol, M. (2016). *Podstawy zarządzania procesami*. Difin.
- Szelągowski, M. (2005). IT jako wsparcie dla procesów. *CIO Magazyn Dyrektorów IT*, 4.
- Szelągowski, M. (2006). Dynamiczne zarządzanie procesami. *CIO Magazyn Dyrektorów IT*, 2.
- Tairov, I., Stefanova, N., Aleksandrova, A., Aleksandrov, M. (2024). Review of AI-driven solutions in business value and operational efficiency. *Economics. Ecology. Socium*, 8(3), 55–66. <https://doi.org/10.61954/2616-7107/2024.8.3-5>
- Tambe, P., Cappelli, P., Yakubovich, V. (2019). Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review*, 61(4), 15–42.
- Taylor, F. W. (1911). *The principles of scientific management*. Harper & Brothers.
- Thannhuber, M. J. (2005). *The Intelligent Enterprise: Theoretical concepts and practical implications*. Physica Verlag. <https://doi.org/10.1007/b138147>.
- Topol, E. J. (2019). *Deep medicine: How artificial intelligence can make healthcare human again*. Basic Books.
- Trocki, M. (2012). *Nowoczesne zarządzanie projektami*. Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne (PWE).
- Trzcieliński, S., Adamczyk, M., Pawłowski, E. (2013). *Procesowa orientacja przedsiębiorstwa*. Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej.
- Turban, E., Leidner, D., McLean, E., Wetherbe, J. (2008). *Information technology for management: Transforming organizations in the digital economy*. John Wiley & Sons.
- Turban, E., Sharda, R., Delen, D. (2020). *Decision support and business intelligence systems* (10th ed.). Pearson Education.
- Turek, D., Wojtczuk-Turek, A. (2017). *Introduction to Business Process Management*. Szkoła Główna Handlowa w Warszawie.

- Turek, T. (2010). Rola nauczania technologii informacyjnej w kształtowaniu sylwetki współczesnego menedżera. *Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu. Informatyka Ekonomiczna*, 17(118), 211–217.
- Upadhyay, A. K., Khandelwal, K. (2018). Applying artificial intelligence: Implications for recruitment. *Strategic HR Review*, 17(5), 255–258. <https://doi.org/10.1108/shr-07-2018-0051>.
- van der Aa, H., Carmona, J., Leopold, H., Mendling, J., Padró, L. (2018). Challenges and opportunities of applying natural language processing in business process management. W: *Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics* (s. 2791–2801). Association for Computational Linguistics.
- Verner, L. (2004). The challenge of process discovery. *Business Process Trends*, may.
- vom Brocke, J., Baier, M. S., Schmiedel, T., Stelzl, K., Sinnl, T. (2021). Context-aware business process management. *Business & Information Systems Engineering*, 63, 533–550. <https://doi.org/10.1007/s12599-021-00685-0>.
- vom Brocke, J., Rosemann, M. (2015). Business Process Management. *Management Information Systems*, 7. <https://doi.org/10.1002/9781118785317.weom070213>
- vom Brocke, J., Rosemann, M. (rd.). (2010). *Handbook on business process management 2*. Springer-Verlag.
- Waller, M. A., Fawcett, S. E. (2013). Data science, predictive analytics, and big data: A revolution that will transform supply chain design and management. *Journal of Business Logistics*, 34(2), 7784. <https://doi.org/10.1111/jbl.12010>
- Wang, P. (2008). What do you mean by “AI”? *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 171(1), 362–373.
- Wang, W., Ning, H., Shi, F., Dhelim, S., Zhang, W., Chen, L. (2021). A survey of hybrid human-artificial intelligence for social computing. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1109/THMS.2021.3131683>.
- Wang, Y., Siau, K. (2019). Artificial intelligence, machine learning, automation, robotics, future of work and future of humanity: A review and research agenda. *Journal of Database Management*, 30(1), 6179. <https://doi.org/10.4018/JDM.2019010104>
- Wierzbicki, T. (red.). (1986). *Informatyka w zarządzaniu*. Państwowe Wydawnictwo Naukowe.
- Willcocks, L. P., Lacity, M. C. (2016). *Robotic process automation and risk mitigation: The definitive guide*. London School of Economics.
- Willcocks, L. P., Lacity, M. C. (2021). *Becoming strategic with intelligent automation*. *MIS Quarterly Executive*, 20(2), Article 7. <https://doi.org/10.17705/2msqe.00047>
- Winkler, R., Söllner, M. (2018). Unleashing the potential of chatbots in education: A state-of-the-art analysis. *Academy of Management Proceedings*, 2018(1), 15903. 0.5465/AMBPP.2018.15903abstract
- Wolf, T., Debut, L., Sanh, V., Chaumond, J., Delangue, C., Moi, A., Rush, A. M., i in. (2020). Transformers: State-of-the-art natural language processing. W: *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Pro-*

- cessing: *System Demonstrations* (s. 3845). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/2020.emnlp-demos.6>
- Wooldridge, M. (2009). *An introduction to multiagent systems* (2nd ed.). Wiley.
- World Economic Forum. (2023). *Future of jobs report 2023*. World Economic Forum.
- Zhang, A., Lipton, Z. C., Li, M., Smola, A. J. (2021). *Dive into deep learning*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.11342>
- Zhang, X., Wang, T., Ma, L., Mahadevan, S. (2025). Reliability engineering, risk management, and trustworthiness assurance for AI systems. *Journal of Reliability Science and Engineering*, 1(2), 022001. <https://doi.org/10.1088/3050-2454/adcef2>
- Zieliński, J. S. (2000). *Inteligentne systemy w zarządzaniu: Teoria i praktyka*. Państwowe Wydawnictwo Naukowe.
- Ziomba, E., Obłąk, I. (2012). Modelowanie procesów biznesowych z wykorzystaniem notacji BPMN – studium przypadku. *Informatyka Ekonomiczna*, 4(26), 140157. Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu.

Spis rysunków

Rysunek 1. Porównanie workflow i BPM	35
Rysunek 2. Klasyczny trójkąt i sześciokąt zarządzania procesami biznesowymi	36
Rysunek 3. Obszary zastosowań systemów BI	112



Wydawnictwa Uniwersytetu Warszawskiego
ul. Smyczkowa 5/7, 02-678 Warszawa
tel. 22 55 31 333
www.wuw.pl





Małgorzata Oleś-Filiks – doktor nauk społecznych w dyscyplinie nauki o zarządzaniu i jakości; adiunkt w Katedrze Systemów Informacyjnych Zarządzania na Wydziale Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego; kierownik podyplomowych studiów Zarządzanie projektami opartymi na sztucznej inteligencji na Wydziale Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego; koordynator studiów II stopnia na kierunku Analityka biznesowa na Wydziale Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego.

Autorka wielu publikacji naukowych, posiadająca bogate doświadczenie w zarządzaniu projektami z zakresu zarządzania procesami biznesowymi, systemów informacyjnych zarządzania oraz sztucznej inteligencji. Wyniki swoich badań prezentuje na międzynarodowych i krajowych konferencjach naukowych. Posiada wieloletnie praktyczne doświadczenie informatyczne na stanowiskach: analityka biznesowego, projektanta, wdrożeniowca i kierownika projektów w obszarze biznesu w sektorze IT.

Podjęta tematyka monografii jest bardzo aktualna i istotna z perspektywy zarówno naukowej, jak i praktycznej. [...] Recenzowana monografia stanowi ważną propozycję wydawniczą dla pracowników naukowych, doktorantów i studentów wyższych uczelni. [...] może stanowić wartościowe źródło wiedzy teoretycznej i przeglądowej dla badaczy zajmujących się zagadnieniami z pogranicza nauk o zarządzaniu, informatyki ekonomicznej oraz inżynierii procesów biznesowych. [...] Publikacja ma duży potencjał dydaktyczny, badawczy i użytkowy oraz może zainteresować szerokie grono odbiorców zarówno ze środowiska naukowego, jak i praktyki gospodarczej.

dr hab., prof. UEW Helena Dudycz

Temat podjęty przez Autorkę monografii jest niewątpliwie aktualny i istotny. Recenzowana praca stanowi wartościowe opracowanie naukowe poświęcone zagadnieniu integracji sztucznej inteligencji z systemami informatycznymi zarządzania, ze szczególnym uwzględnieniem Business Process Management. Poruszony problem naukowy, istotny zarówno z punktu widzenia teorii, jak i praktyki, został przedstawiony w sposób oryginalny...

dr hab., prof. UŁ Anna Pamuła

ISBN 978-83-235-7092-9



9 788323 570929