

ROZDZIAŁ I

DEFINICJE I KLUCZOWE KONCEPCJE W OBSZARACH SZTUCZNEJ INTELIGENCJI ORAZ BIG DATA

Zarys początków sztucznej inteligencji

Pierwsze marzenia ludzkości o sztucznie działającej inteligencji sięgają daleko poza jej współczesne traktowanie jako dziedziny badań naukowych. Wczesne koncepcje zautomatyzowanych, a zatem – w ówczesnym ludzkim rozumieniu – „magicznie” działających urządzeń pojawiają się już w mitologiach i opowieściach starożytności¹. W dziejach nowożytnych aż do około XIII wieku uczeni i wynalazcy nieustannie opracowywali różnorodne formy automatyzacji. Można je uznać najczęściej za dość podstawowe, jednak przesunęły one granice tego, co uważano wówczas za możliwe do osiągnięcia jako ludzki wytwór. Średniowiecze, często niesłusznie postrzegane jako okres stagnacji, było w rzeczywistości czasem znaczących osiągnięć intelektualnych i technologicznych. Kolejne jego stulecia były świadkami pojawienia się pionierskich prac. Pomysłowość i kreatywność średniowiecznych uczonych i rzemieślników torowały drogę do rozwoju pneumatycznych automatów, zaawansowanych mechanizmów astronomicznych

¹ A. Trunk, H. Birkel, E. Hartmann, On the current state of combining human and artificial intelligence for strategic organizational decision making, *Business Research*, nr 13(3), Springer 2020, s. 875-919. <https://doi.org/10.1007/s40685-020-00133-x>

kalendarzy, a nawet „gadających głów”². W rezultacie materializowały się idee, które w przyszłości miały zrewolucjonizować świat technologii i nauki.

Średniowieczne „gadające głowy” stanowiły coś znacznie więcej niż tylko ciekawostki: były złożonymi maszynami, które prezentowały zaawansowane możliwości inżynieryjne średniowiecznych rzemieślników³. Częstokroć charakteryzowały się one skomplikowanymi systemami kół zębatach, przekładek i dźwigni, które umożliwiały im wykonywanie różnych ruchów, od prostych gestów po bardziej złożone czynności, takie jak mówienie lub pisanie⁴. Choć mogą wydawać się prymitywne według dzisiejszych standardów, te wczesne mechaniczne automaty były przełomowe jak na swoje czasy i położyły podwaliny pod przyszłe postępy w robotyce i sztucznej inteligencji.

Wynalezienie i skonstruowanie zegara mechanicznego w połowie XVI wieku wyznaczyło renesansowy kamień milowy w historii automatyzacji i technologii. Używając skomplikowanego systemu zminiaturyzowanych elementów, zegar mechaniczny był rewolucyjnym osiągnięciem w dziedzinie precyzyjnej inżynierii i w obszarze pomiaru czasu⁵. Jego rozwój umożliwił znaczne zwiększenie dokładności odmierzania czasu, co miało istotny wpływ na naukę, nawigację oraz na codzienne życie. Możliwe stało się dokonywanie pomiarów z precyzją nieosiągalną dla wcześniejszych metod. Otworzyło to drogę do dalszych innowacji w technologii i inżynierii, co w połączeniu z odkryciami w dziedzinie fizyki jeszcze bardziej przyspieszyło rozwój dziedziny automatyzacji.

Szczyt projektowania wyrafinowanych automatów przypadł na epokę oświecenia w XVIII wieku, stanowiąc przełomowy moment w historii inżynierii mechanicznej. W tamtym okresie nastąpiła bezprecedensowa fascynacja misternymi zegarami zdobionymi w ruchome figurki, mechanicznymi replikami ptaków, które naśladowały ruchy i dźwięki prawdziwych ptaków, a także różnorodną gamą humanoidalnych maszyn zdolnych do symulowania całkiem szerokiego zakresu

² A. Iafrate, *The Wandering Throne of Solomon. Objects and Tales of Kingship in the Medieval Mediterranean*, *Mediterranean Art Histories*, nr 2, Leiden Boston, Brill 2015, s. 1-287. <https://doi.org/10.1163/9789004305267>; M. Kang, *Sublime Dreams of Living Machines: The Automaton in the European Imagination*, Harvard University Press 2011, s. 55-145. <https://doi.org/10.4159/9780674059412>.

³ M. Pettorino, *The history of talking heads: the trick and the research*, [w:] R. Hoffmann, J. Trouvain (red.), *HSCR 2015 - Proceedings of the First International Workshop on the History of Speech Communication Research*, *Studientexte zur Sprachkommunikation* nr 79, TUDpress 2015, s. 30-41.

⁴ M. Kang, *Sublime Dreams of Living Machines: The Automaton in the European Imagination*, Harvard University Press 2011, s. 103-222. <https://doi.org/10.4159/9780674059412>

⁵ S. Roudaut, *Clocks, Automata and the Mechanization of Nature (1300–1600)*, *Philosophies* 2022, nr 7(139), s. 1-21. <https://doi.org/10.3390/philosophies7060139>

„ludzkich” czynności⁶. Wraz ze wzrostem fascynacji automatami przez opinię publiczną rosła również presja na innowatorów, aby tworzyli coraz bardziej imponujące i realistyczne kreacje. Zegarmistrzowie i wynalazcy w całej Europie rywalizowali ze sobą, aby prześcignąć się nawzajem, przesuwając granice tego, co było możliwe do uzyskania dzięki przekładniom, sprężynom i dźwigniom.

Te niezwykle pionierskie kreacje obejmowały automaty, które potrafiły grać na instrumentach muzycznych z zadziwiającą precyzją, pisać czytelny tekst za pomocą piór gęsich, tworzyć skomplikowane rysunki, a nawet wokalizować proste frazy lub melodie⁷. Podczas gdy postęp w dziedzinie wiedzy technicznej ułatwiał tworzenie coraz bardziej złożonych mechanizmów, takie pomysłowe urządzenia wciąż nie spełniały wzniosłych aspiracji swoich twórców-innowatorów. Ostateczny cel osiągnięcia prawdziwej autonomii i autentycznych zdolności poznawczych w tych wynalazkach pozostawał nieosiągalny pomimo niezwykle postępu. Rozwój prawdziwie autonomicznych maszyn grających w szachy, zdolnych do strategicznego myślenia i podejmowania decyzji (bez uciekania się do mistyfikacji takich jak konstrukcja mechanicznego Turka autorstwa Wolfganga von Kempelena)⁸, pozostawał daleko poza zasięgiem technologii XVIII i XIX wieku.

W szczególności jednak opracowanie zegara mechanicznego miało wpływ na ówczesne społeczeństwo. Produkcja zegarów na dużą skalę przyspieszyła postęp w innych dziedzinach technologii. Opracowywane i udoskonalane narzędzia wykorzystywane do produkcji zegarów znalazły zastosowanie w innych sektorach, pobudzając innowacje w kolejnych branżach. To wzajemne przenikanie się myśli naukowej i praktyki, idei oraz technologii przyczyniło się do rozwoju automatyki i robotyki, tym samym również do informatyki, a w przyszłości – także do rozwoju sztucznej inteligencji.

Programowalne komputery i myślące maszyny

Początki współczesnych badań nad sztuczną inteligencją sięgają lat 40. i 50. XX wieku, okresu naznaczonego przełomowymi osiągnięciami w dziedzinie informatyki, elektroniki, neurofizyki i matematyki. W tym czasie pionierscy naukowcy

⁶ J. Riskin, *Frolicsome Engines - The Long Prehistory of Artificial Intelligence*, The Public Domain Review, Essays, 2016, <https://publicdomainreview.org/essay/frolicsome-engines-the-long-prehistory-of-artificial-intelligence/> [dostęp 05.2024]

⁷ H. R. d'Allemagne, *Histoire des Jouets*, Hachette, Paris, 1902, s.216-238. <https://archive.org/details/histoiredesjouet00alle/page/n327> [dostęp 05.2024]

⁸ T. Standage, *The Turk: The Life and Times of the Famous Eighteenth-Century Chess-Playing Machine*, Walker Books 2002, s. 22-38.

zaczęli badać fascynujący potencjał inteligencji maszynowej, kładąc podwaliny pod dziedzinę, która miała stać się jednym z najbardziej transformacyjnych osiągnięć technologicznych XXI wieku. Formalne badania nad sztuczną inteligencją, tak jak rozumie się ją dzisiaj, rozpoczęły się wraz z pojawieniem się programowalnych komputerów w latach czterdziestych XX wieku. Pierwszym komputerem cyfrowym był komputer Atanasoff-Berry Computer (nazywany też w skrócie: ABC) opracowany w latach 1939-1942 przez Johna Vincenta Atanasoffa i Clifforda E. Berry'ego⁹. ABC używał liczb binarnych i elektronicznych obwodów logicznych, co stanowiło podstawę kolejnych osiągnięć w przyszłości. Natomiast ENIAC, ukończony w 1946 r. przez J. Prespera Eckerta i Johna W. Mauchly'ego, był pierwszym uniwersalnym komputerem elektronicznym, wykorzystującym – do szybszego działania – lampy próżniowe¹⁰.

Równolegle do prac inżynierów komputerowych, swoje pionierskie badania przeprowadzali neurofizycy, wypełniając lukę między biologią a matematyką. W 1943 roku Warren McCulloch i Walter Pitts przedstawili formalny model neuronu, który był matematycznym uproszczeniem ludzkiej komórki nerwowej¹¹. To innowacyjne podejście oznaczało odejście od wcześniejszego rozumienia funkcji neuronowych i było przełomowe, ponieważ po raz pierwszy przedstawiono neuron jako prosty element obliczeniowy, który mógł być opisany za pomocą algorytmów matematycznych. Model McCullocha-Pittsa, jak go zaczęto nazywać, przedstawiał neurony jako proste binarne jednostki progowe, które mogły wykonywać podstawowe operacje logiczne. Pomimo przyjętego uproszczenia, model ten poszerzył wiedzę na temat ludzkiego mózgu oraz zainspirował naukowców do dalszych badań nad bioelektryczną naturą mózgu. Dostarczył też ram koncepcyjnych do opisywania mechanizmów działania mózgu przy użyciu narzędzi matematycznych, torując drogę przyszłym osiągnięciom w naukach kognitywnych, cybernetyce i sztucznej inteligencji. Poprzez wkład w rozwój teorii sieci neuronowych, miał daleko idące implikacje dla formułowania algorytmów uczenia maszynowego i budowania architektur głębokiego uczenia, które dzisiaj stanowią podstawę dla wielu zastosowań sztucznej inteligencji. Współczesne sieci

⁹ P. A. Freiberger, M. R. Swaine, Atanasoff-Berry Computer, Encyclopedia Britannica, 2023, <https://www.britannica.com/technology/Atanasoff-Berry-Computer> [dostęp 05.2024]

¹⁰ P. A. Freiberger, M. R. Swaine, ENIAC, Encyclopedia Britannica, 2023, <https://www.britannica.com/technology/ENIAC> [dostęp 05.2024]

¹¹ W.S. McCulloch, W. Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, nr 5, Springer 1943, s. 115–133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>

neuronowe, choć znacznie bardziej złożone, nadal opierają się na podstawowych zasadach, które zostały określone przez McCullocha i Pittsa.

W artykule z 1950 roku brytyjski matematyk i logik Alan Turing zaproponował eksperyment w postaci gry dla trzech osób, nazwanej „grą imitacyjną” (ang. imitation game), rozwiniętej następnie w powszechnie znany test Turinga¹². Test ten dotyczy oceny zdolności maszyny do wykazywania działania inteligentnego w taki sposób, który nie będzie odróżnialny od podobnego działania wykazywanego przez człowieka. Turing zakładał, że kiedyś maszyny będą w stanie naśladować ludzką komunikację na tyle dobrze, że człowiek – na podstawie zapisu tej komunikacji – nie będzie w stanie odróżnić odpowiadającej maszyny od innych ludzi. Podejście Turinga kwestionowało konwencjonalne rozumienie potencjału maszyn, a test Turinga skłonił naukowców, filozofów i inżynierów do zbadania możliwości tworzenia maszyn, które mogłyby naśladować, a nawet przewyższać, ludzkie zdolności poznawcze.

Argumenty przemawiające na korzyść opisanego eksperymentu imitacji poprowadziły Turinga do sformułowania i zadania we wspomnianym artykule fundamentalnego pytania: „czy maszyny potrafią myśleć?”. Turing zakładał, iż inteligentne systemy, maszyny i algorytmy nie powinny działać według sztywnych, w pełni przewidywalnych reguł, tak jak typowe obliczenia komputerowe. Z drugiej jednak strony, nie powinny one również podejmować decyzji całkowicie przypadkowo albo działać bez końca w powtarzających się pętlach. Systemy uznane za inteligentne powinny odnaleźć, wg Turinga, subtelny balans między przewidywalnością a elastycznością działania, żeby na zmieniające się warunki reagować w sposób adaptacyjny. W praktyce oznaczałoby to, że maszyny nie powinny opierać się wyłącznie na deterministycznych obliczeniach, ale musiałyby również uwzględniać elementy dostosowywania się i samodzielnego doskonalenia się.

Rewolucyjne rozważania Turinga o myślących maszynach zainicjowały w środowisku naukowym burzliwą debatę o inteligencji naturalnej i tej sztucznej – debatę, która trwa do dziś. Wnioski płynące z tej wielopokoleniowej dyskusji są niezwykle istotne obecnie, w obliczu testowania praktycznych implementacji tamtych dawnych teoretycznych rozważań i w obliczu oceny potencjalnych zagrożeń płynących z możliwości posiadania przez maszyny nie tylko inteligencji, ale również świadomości.

Zaledwie kilka lat po artykule Turinga, podczas konferencji w Dartmouth College w 1956 roku, matematycy John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel

¹² A. M. Turing, Computing machinery and intelligence, *Mind*, nr 49, Oxford University Press 1950, s. 433-460.

Rochester i Claude Shannon zaproponowali zupełnie nową koncepcję w odniesieniu do ukutego przez nich roboczego terminu „sztucznej inteligencji”¹³. Zgodnie z jej założeniami prawdziwie inteligentna maszyna będzie w stanie sama się uczyć, rozwijać i doskonalić. Podążając za tą myślą, sztuczną inteligencję można rozumieć jako dziedzinę nauki, która opracowuje systemy naśladowujące ludzką zdolność do wykorzystania umiejętności takich jak uczenie się, rozumowanie, rozwiązywanie problemów i wyciąganie ogólnych wniosków, aby w ten sposób stymulować inteligentne zachowania, wiodące do autonomicznego podejmowania decyzji i dalszego samorozwoju.

Tak sformułowane podejście położyło podwaliny pod szeroko zakrojone badania, eksplorację natury i potencjału sztucznej inteligencji, zapoczątkowując nową erę w informatyce oraz badaniach kognitywnych. Koncepcja ta nie dotyczyła wyłącznie tworzenia zaawansowanych kalkulatorów lub procesorów danych, lecz miała na celu odtworzenie złożonych procesów poznawczych, które leżą u podstaw ludzkiego myślenia i podejmowania decyzji. Oznaczało to początek epoki, w której sztuczna inteligencja zaczęła ewoluować od prostych, automatyzowanych zadań do złożonych zaawansowanych algorytmów, zdolnych do uczenia się i adaptacji. I chociaż przepaść między tymi wczesnymi automatyzacjami a dzisiejszymi wyrafinowanymi systemami sztucznej inteligencji może wydawać się ogromna, łączy je wspólny wątek: nieustannego przesuwania granic tego, do czego zdolne są maszyny.

Podczas wspomnianej historycznej konferencji w Dartmouth College przedstawiono również pewne odkrycie programistyczne. Naukowcy Allen Newell i Herbert Simon zaprezentowali Logic Theorist, innowacyjny program, który wykorzystywał model drzewa do reprezentowania złożonych problemów i metodę wyboru gałęzi do identyfikowania najbardziej prawdopodobnych rozwiązań¹⁴. To, co wyróżniało Logic Theorist, to jego bezprecedensowa zdolność do wyciągania logicznych wniosków, skutecznie symulując ludzkie procesy myślowe. Ta zdolność oznaczała znaczący krok naprzód, ponieważ wykazała, że maszyny mogą potencjalnie angażować się w formy rozumowania, które wcześniej uważano za wyłączną domenę ludzkiego poznania. Sukces Logic Theorist położył solidne podwaliny pod przyszłe postępy w sztucznej inteligencji, a echa konferencji

¹³ J. McCarthy, M. L. Minsky, N. Rochester, C. E. Shannon, A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955, AI Magazine, nr 27(4), AAAI 2006, s. 12-14. <https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904>

¹⁴ A. Newell, H. Simon, The logic theory machine - A complex information processing system, IRE Transactions on Information Theory, nr 2(3), IEEE 1956, s. 61-79. <https://doi.org/10.1109/TIT.1956.1056797>

w Dartmouth College były odczuwalne daleko poza światem akademickim. W rezultacie sztuczna inteligencja szybko pochłonęła wyobraźnię zarówno społeczności naukowej, jak i ogółu społeczeństwa. Możliwości, jakie oferowała ta nowa dziedzina nauki, wywoływały szerokie zainteresowanie i spekulacje na temat przyszłości technologii i jej potencjalnego wpływu na społeczeństwo.

Kolejna dekada zaowocowała rozwojem systemów zwanych ekspertowymi, które mogły rozwiązywać złożone problemy w różnych dziedzinach. Pierwszy taki system wprowadzili w roku 1965 Edward Feigenbaum i Joshua Lederberg¹⁵. Zademonstrowali oni praktyczny potencjał użycia sztucznej inteligencji do mapowania struktur chemicznych i organicznych struktur molekularnych. Postęp ten utorował drogę do rozwoju zaawansowanych systemów ekspertowych, które charakteryzowały się niezwykłą zdolnością do emulacji ludzkiej wiedzy specjalistycznej w różnych dziedzinach. Sprzyjał temu ówczesny skok w możliwościach obliczeniowych, gdyż maszyny lat 70-tych i 80-tych XX wieku mogły pochwalić się bezprecedensową wówczas pojemnością pamięci i mocą przetwarzania¹⁶.

Systemy ekspertowe wykazały się imponującymi możliwościami uczenia się na podstawie danych, formułowania hipotez statystycznych i wdrażania instrukcji warunkowych opartych na złożonych zestawach reguł. Ich wszechstronność i skuteczność doprowadziły do powszechnego przyjęcia w różnych sektorach, w szczególności znalazły one niszę w prognozowaniu indeksów giełdowych. Analizując ogromne ilości danych historycznych i bieżących trendów rynkowych, systemy ekspertowe dostarczały inwestorom i analitykom finansowym cennych spostrzeżeń, pomagając im podejmować bardziej świadome decyzje w niestabilnym świecie finansów. Medycyna również odniosła duże korzyści z tej technologii, a systemy ekspertowe wspomagały diagnostykę chorób. Przetwarzając objawy pacjentów, historię choroby i wyniki badań laboratoryjnych, systemy te mogły sugerować potencjalne diagnozy i opcje leczenia, stanowiąc nieocenione narzędzie dla pracowników służby zdrowia. Zastosowania systemów ekspertowych wykraczały poza finanse i opiekę zdrowotną, znajdując zastosowanie w tak różnych dziedzinach jak geologia, gdzie okazały się pomocne w identyfikacji potencjalnych złóż mineralnych. Analizując dane geologiczne, wyniki badań i historyczne informacje górnicze, systemy ekspertowe mogły lokalizować obszary o dużym

¹⁵ J. Lederberg, *How DENDRAL Was Conceived and Born*, [w:] B. I. Blum, K. Duncan (red.), *A history of medical informatics*, Association for Computing Machinery 1990, s. 14-44. <https://doi.org/10.1145/89482.89484>

¹⁶ H. Tan, *A brief history and technical review of the expert system research*, IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, nr 242, ICAMMT 2017, s. 1-5. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/242/1/012111>

prawdopodobieństwie występowania cennych zasobów mineralnych, znacznie zwiększając wydajność i wskaźnik powodzenia działań związanych z eksploracją złóż mineralnych¹⁷.

W latach 80. XX wieku sztuczna inteligencja zaczęła zyskiwać istotne znaczenie komercyjne, co widoczne było w dynamicznym wzroście wdrażania systemów eksperckich przez przedsiębiorstwa¹⁸. Rosnące zainteresowanie sztuczną inteligencją odzwierciedlało także świadomość jej potencjału w usprawnianiu procesów biznesowych i decyzyjnych. Włączenie inteligentnych systemów do struktur korporacyjnych stanowiło przełomowy etap. To przejście od czysto akademickich dążeń do zastosowań komercyjnych otworzyło nowe ścieżki dla badań i rozwoju sztucznej inteligencji, pobudzając i wspierając innowacje w wielu sektorach.

Jednocześnie, dzięki pojawieniu się komputerów osobistych użytkowanych poza granicami laboratoriów badawczych, systematycznie zasypywano lukę między akademickimi badaniami nad sztuczną inteligencją a praktycznymi, rzeczywistymi zastosowaniami. Sprzyjało to także rozwojowi oprogramowania i narzędzi do programowania, które stały się bardziej przystępne dla szerszego grona użytkowników¹⁹. Sztuczna inteligencja przestawała być domeną wyłącznie specjalistów, a jej narzędzia zaczęli wykorzystywać przedsiębiorcy, inżynierowie i pasjonaci technologii, co przyczyniło się do intensyfikacji innowacji. Tym samym sztuczna inteligencja zaczęła odgrywać coraz większą rolę w gospodarce, kształtując nowe modele biznesowe, przyspieszając procesy decyzyjne i prowadząc do wyłonienia się nowych zawodów i umiejętności niezbędnych na rynku pracy.

Jednak trajektoria komercyjnego rozwoju sztucznej inteligencji napotkała po drodze znaczne wyzwania. Pod koniec lat 80. XX wieku odnotowano istotny spadek popytu na systemy ekspertowe – głównie z powodu braku spełnienia zbyt wygórowanych oczekiwań środowiska biznesowego odnośnie zakresu inteligentnych możliwości tych systemów. Spadek ten przełożył się na wyniki finansowe firm przodujących w badaniach i rozwoju sztucznej inteligencji, z których

¹⁷ D. E. O'Leary, *Expert Systems*, [w:] *Wiley Encyclopedia of Computer Science and Engineering*, Wiley 2008, s. 1-28. <https://doi.org/10.1002/9780470050118.ecse146>

¹⁸ V. R. P. Chinimilli, L. N. Sadasivuni, G. L. Anga, P. K. Bhansali, *The rise of artificial intelligence: A concise review*, *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, nr 13(2), June 2024, s. 2226-2235. <https://doi.org/10.11591/ijai.v13.i2.pp2226-2235>

¹⁹ W. Xu, M. J. Dainoff, L. Ge, Z. Gao, *From Human-Computer Interaction to Human-AI Interaction: New Challenges and Opportunities for Enabling Human-Centered AI*, *ArXiv* 2021, s. 1-73. <https://arxiv.org/abs/2105.05424v1>

wiele odnotowało zmniejszenie obrotów w porównaniu z poprzednią dekadą²⁰. Te trudności finansowe spowodowały falę ostrożności wśród inwestorów i przedsiębiorstw, skutkując ograniczeniem środków na dalszy rozwój badań nad sztuczną inteligencją w wielu sektorach.

Wpływ tego spadku finansowania był dalekosiężny i obejmował nawet inicjatywy wspierane przez rząd USA. Jednym z przykładów jest zaprzestanie finansowania sieci ARPANET (ang. Advanced Research Projects Agency Network) opartej na rozproszonej architekturze i protokole TCP/IP, czyli sieci interaktywnych komputerów zbudowanych przez agencję ARPA (ang. Advanced Research Project Agency, ARPA), później przemianowanej na DARPA (Defense Advanced Research Project Agency, DARPA). Wraz z rozwojem NSFNet, czyli sieci finansowanej przez amerykańską agencję rządową National Science Foundation, a także wraz z nowo powstającymi sieciami komercyjnymi, ARPANET przestała być potrzebna zarówno badaczom DARPA, jak i innym użytkownikom, co doprowadziło do jej formalnego zamknięcia w 1989 roku. Jednak światowa sieć WWW, czyli World Wide Web, której rozwój ARPANET zapoczątkowała, dopiero zaczynała się rozwijać. W 1990 r. sieć ARPANET została wycofana z użytku wojskowego (natomiast dokładnie pięć lat później, w 1995 r., uruchomiono światową sieć Internet)²¹. Podejmowane decyzje uwypukliły wyzwania związane z przełożeniem postępów teoretycznych na technologie gotowe do wdrażania w praktyce.

Taka zmiana podejścia nie tylko zniechęciła prywatne firmy i instytucje publiczne do inwestowania w sztuczną inteligencję, ale także zapoczątkowała czas stagnacji, określanej jako „AI Winter” (tłum. z ang. zima sztucznej inteligencji), czyli okres malejącego entuzjazmu po latach sukcesów w dziedzinie sztucznej inteligencji²². W czasie tego okresu środki na badania nad sztuczną inteligencją zostały znacznie ograniczone, a innowacje były istotnie spowolnione.

²⁰ N. J. Nilsson, *The quest for artificial intelligence: A history of ideas and achievements*, Cambridge University Press 2009, s. 207-208. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511819346>

²¹ W. B. Bonvillian, *DARPA and its ARPA-E and IARPA clones: a unique innovation organization model*, *Industrial and Corporate Change*, nr 27(5), Oxford Academic 2018, s. 897-914. <https://doi.org/10.1093/icc/dty026>; N. Packard, *The ARPANET Into the Internet: A Tale of Two Networks*, *Studies in Media and Communication*, nr 8(1), Redfame Publishing 2020, s. 37-49. <https://doi.org/10.11114/smc.v8i1.4783>

²² M. Haenlein, A. Kaplan, *A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence*, *California Management Review*, nr 61(4), Sage 2019, s. 5-14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>; N. J. Nilsson, *The quest for artificial intelligence: A history of ideas and achievements*, Cambridge University Press 2009, s. 347-348. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511819346>

Wielu badaczy przeniosło swoje zainteresowania na inne dziedziny, a zainteresowanie komercyjne i akademickie znacząco osłabło.

Wreszcie w latach 90. XX wieku nastąpiło stopniowe odrodzenie zainteresowania sztuczną inteligencją, napędzane postępami w przetwarzaniu danych i nowymi osiągnięciami w algorytmach uczenia maszynowego, modelach statystycznych i architekturach sztucznych sieci neuronowych²³. Dekada ta stopniowo zaczęła być świadkiem odrodzenia zainteresowania nowymi pomysłami na zastosowania sztucznej inteligencji. Zarówno badacze, jak i praktycy branżowi, zaczęli ponownie dostrzegać praktyczną użyteczność i wartość komercyjną inteligentnych technologii w sektorach takich jak finanse, logistyka i opieka zdrowotna²⁴. Determinacja społeczności badawczej w tym trudnym okresie położyła podwaliny pod rozwój i powszechną adopcję technologii sztucznej inteligencji, których jesteśmy świadkami w XXI wieku.

Docenienie historycznego kontekstu i stuleci stopniowego postępu, doprowadziło ludzkość do miejsca, w którym dzisiaj na drogach sygnalizacją świetlną sterują inteligentne systemy, a w wielu miejscach ludzie przewożą autonomiczne pojazdy. Dopiero wyprodukowanie mikrokomputerów w drugiej połowie XX wieku sprawiło, że średniowieczne i renesansowe „maszyny” w końcu zyskały zdolność do angażowania się – a nawet doskonalenia – w rozgrywki szachowe i inne zadania oparte na logice i szacowaniu prawdopodobieństwa. Ten technologiczny skok wyznaczał ogromną zmianę w możliwościach sztucznej inteligencji, łącząc mechaniczne automaty przeszłości z cyfrowymi cudami współczesności. Rozwój potężnych algorytmów w połączeniu z wykładniczym wzrostem mocy obliczeniowej pozwolił komputerom analizować ogromną liczbę potencjalnych ruchów i strategii w ułamkach sekundy. Minęły jednak lata, zanim algorytmy sztucznej inteligencji dopracowano tak, by mogły pokonać nawet najbardziej utalentowanych szachistów. Jednak ziściło się to jeszcze przed nastaniem roku 2000, gdy pewnego majowego dnia w 1997 roku superkomputer IBM Deep

²³ W. Xu, M. J. Dainoff, L. Ge, Z. Gao, From Human-Computer Interaction to Human-AI Interaction: New Challenges and Opportunities for Enabling Human-Centered AI, ArXiv 2021, s. 1-73. <https://arxiv.org/abs/2105.05424v1>; S.-L. Wamba-Taguimdje, S. Fosso Wamba, J.R. Kala Kamdjoug, J.R., C.E. Wanko Tchatchouang, Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects, Business Process Management Journal, nr 26(7), Emerald Publishing 2020, s. 1893-1924. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2019-0411>.

²⁴ W. Xu, M. J. Dainoff, L. Ge, Z. Gao, From Human-Computer Interaction to Human-AI Interaction: New Challenges and Opportunities for Enabling Human-Centered AI, ArXiv 2021, s. 1-73. <https://arxiv.org/abs/2105.05424v1>

Blue pokonał szachowego mistrza świata Garry'ego Kasparova²⁵. Rosnące możliwości obliczeniowe i analityczne, przy równoległej miniaturyzacji, ostatecznie doprowadziły do powstania maszyn zdolnych działać szybciej, wydajniej i optymalniej, niż to kiedykolwiek pierwotnie w informatyce zakładano.

Zwycięstwo superkomputera IBM Deep Blue w 1997 roku było niezwykle fascynującym momentem w historii sztucznej inteligencji. Pokazało jak daleko technologia może posunąć się w symulowaniu ludzkiego myślenia pod kątem logiki, analizy i strategii. Kolejnym krokiem milowym był IBM Watson, demonstrujący zdolności maszyn do przetwarzania i analizowania języka naturalnego oraz uczenia się z dużych zbiorów danych. Ten superkomputer w 2011 roku pokonał Kena Jenningsa i Brada Ruttera, mistrzów telewizyjnego słownego quizu „Jeopardy”²⁶. Udokumentowane zwycięstwa superkomputerów IBM nad człowiekiem nie tylko umocniły pozycję samej firmy jako lidera w innowacjach uczenia maszynowego, ale także zainspirowały rozwój nowych aplikacji sztucznej inteligencji w wielu innych branżach.

Następnym wyzwaniem rozpoczętym w 2012 roku, również przez IBM, był projekt Debater. Chodziło o zbudowanie komputera zdolnego do debatowania z ludzkimi ekspertami. Celem projektu było nie tylko znajdowanie argumentów w zbiorach setek milionów artykułów, ale również tworzenie z nich spójnych narracji. Projekt wymagał rozwiązywania wielu trudnych problemów technicznych, takich jak automatyczne rozpoznawanie stanowiska rozmówcy, identyfikowanie parafraz, zrozumienie ukrytych tematów oraz ocena jakości argumentów. Pierwszy występ superkomputera IBM Project Debater miał miejsce w 2019 roku, gdy zmierzył się z rekordzistą świata pod względem liczby wygranych debat Harishem Natarajanem²⁷. Temat debaty między człowiekiem a maszyną dotyczył istotnej społecznej kwestii, a mianowicie subsydiowania przedszkoli. Choć zgromadzona publiczność wówczas uznała, że Natarajan wygrał debatę, był to kolejny przełomowy moment w historii sztucznej inteligencji. Otóż po raz pierwszy sztuczny system zmierzył się z człowiekiem w debacie, reprezentując wysoki poziom rozumowania i korzystania z wiedzy. Ta interakcja pokazała, że maszyny mogą

²⁵ J. Goodrich, How IBM's Deep Blue Beat World Champion Chess Player Garry Kasparov, IEEE Spectrum, 2021. <https://spectrum.ieee.org/how-ibms-deep-blue-beat-world-champion-chess-player-garry-kasparov> [dostęp 05.2024]

²⁶ K. J. Behymer, J. M. Flach, From Autonomous Systems to Sociotechnical Systems: Designing Effective Collaborations, *She Ji: The Journal of Design, Economics, and Innovation*, nr 2(2), 2016, s. 105-114. <https://doi.org/10.1016/j.sheji.2016.09.001>

²⁷ B. Wodecki, IBM's latest Grand Challenge: An expert computer debater, *AI Business*, 2022, <https://aibusiness.com/companies/ibm-s-latest-grand-challenge-an-expert-computer-debater> [dostęp 05.2024]

nie tylko przetwarzać informacje, ale także uczestniczyć w złożonych dyskusjach, co otworzyło kolejne perspektywy dla przyszłych zastosowań sztucznej inteligencji.

Definicje sztucznej inteligencji i big data

W celu zgłębienia istoty sztucznej inteligencji oraz lepszego zrozumienia zasadniczej jej odmienności od innych, bardziej konwencjonalnych technologii informacyjnych, warto przytoczyć kilka definicji sztucznej inteligencji.

Wamba-Taguimdje z zespołem definiują sztuczną inteligencję jako zbiór teorii i technik, które pozwalają tworzyć maszyny zdolne do naśladowania inteligencji. Oznacza to według nich, że technologia sztucznej inteligencji umożliwia komputerom podejmowanie decyzji w sposób, który przypomina ludzki proces myślenia i działania²⁸. Schmidt z zespołem z kolei podkreślają, że sztuczna inteligencja oznacza dążenie do naśladowania zdolności poznawczych człowieka i jego naturalnych, wrodzonych umiejętności, przez komputery²⁹. Według Lee i zespołu sztuczna inteligencja kładzie nacisk na inteligentne systemy, które potrafią samodzielnie uczyć się na podstawie dostępnych informacji i dostosowywać swoje działania, zamiast polegać na sztywnych instrukcjach i konieczności programowania ich krok po kroku³⁰. Najbardziej pojemną definicję prezentuje Afioni, według której sztuczna inteligencja to ogólna koncepcja systemów komputerowych, potrafiących wykonywać zadania, które zwykle wymagają ludzkiej inteligencji – mogą to być zadania oparte na zdefiniowanych regułach i ramach, ale też takie, które nie mają sztywnych zasad, lecz wymagają elastycznego podejścia do działania³¹.

Łącząc przytoczone definicje w jedno zwarte pojęcie, sztuczną inteligencję można rozumieć jako tworzenie algorytmów zdolnych do symulowania

²⁸ S.-L. Wamba-Taguimdje, S. Fosso Wamba, J.R. Kala Kamdjoug, J.R., C.E. Wanko Tchatchouang, Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects, *Business Process Management Journal*, nr 26(7), Emerald Publishing 2020, s. 1893-1924. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2019-0411>

²⁹ R. Schmidt, A. Zimmermann, M. Moehring, B. Keller, Value Creation in Connectionist Artificial Intelligence - A Research Agenda, *AMCIS 2020*, s. 1-10. https://aisel.aisnet.org/amcis2020/ai_semantic_for_intelligent_info_systems/ai_semantic_for_intelligent_info_systems/14 [dostęp 05.2024]

³⁰ J. Lee, T. Suh, D. Roy, M. Baucus, Emerging Technology and Business Model Innovation: The Case of Artificial Intelligence, *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, nr 5(3), 2019, s.1-13. <https://doi.org/10.3390/joitmc5030044>

³¹ R. Afioni, Organizational Learning in the Rise of Machine Learning, 40th International Conference on Information Systems, *ICIS 2019*, s. 1-17. https://aisel.aisnet.org/icis2019/business_models/business_models/2 [dostęp 05.2024]

inteligencji³². Ta interpretacja podkreśla kluczowy aspekt, jakim jest naśladowanie lub odtwarzanie procesów myślowych charakterystycznych dla ludzkiej inteligencji w systemach komputerowych. Widać więc zatem, iż dziedzina sztucznej inteligencji nieustannie ewoluuje, od wczesnych systemów eksperckich po nowoczesne algorytmy uczenia maszynowego i głębokie sieci neuronowe, budując swe innowacje na fundamencie, który w połowie XX wieku ustanowili naukowcy dzięki swoim pionierskim koncepcjom i prowokującym do myślenia pytaniom. Pokazuje to, że celem tej dziedziny nie jest jedynie tworzenie zaawansowanych programów komputerowych, ale dążenie do stworzenia systemów, które mogą myśleć i działać w sposób przypominający ludzką inteligencję.

Dziedzictwo starożytnych i średniowiecznych automatów służy jako przypomnienie o trwającej fascynacji ludzkości tworzeniem sztucznego życia i symulacją ludzkiej inteligencji. Współczesne postępy w technikach programowania, mocy obliczeniowej i przetwarzaniu danych ponownie rozbudziły zainteresowanie przewyższeniem ruchomych figur z poprzednich stuleci. Pobudziło to intensywne badania, rozwój w dziedzinie sztucznej inteligencji i dużych modeli językowych. Nowoczesne systemy inteligentne, bazujące na fundamentach położonych przez ich mechanicznych poprzedników, obejmują teraz szeroki zakres możliwości wykraczających poza zwykłe naśladowanie prostych zadań. Do ich aktualnych zaawansowanych umiejętności należą przetwarzanie języka naturalnego, rozpoznawanie obrazu i mowy, autonomiczne podejmowanie decyzji, a nawet twórcze przedsięwzięcia, takie jak malarstwo i komponowanie muzyki. Przyszłość sztucznej inteligencji obiecuje jeszcze bardziej niezwykle osiągnięcia, szczególnie w połączeniu z big data, które dostarcza surowych danych niezbędnych do zasilania i doskonalenia algorytmów. Dzięki ogromnym zbiorom informacji sztuczna inteligencja zyskuje możliwości, by nie tylko naśladować ludzkie zdolności, ale także je przewyższać. Big data umożliwia przetwarzanie i analizę danych na niespotykaną dotąd skalę, co otwiera drogę do rozwoju sztucznej inteligencji zdolnej do rozwiązywania złożonych problemów oraz podejmowania decyzji w sposób, którego sami jeszcze nie jesteśmy w stanie w pełni przewidzieć.

Jain z zespołem odnosi pojęcie big data do wyjątkowo dużych, skomplikowanych zestawów danych, których tradycyjne oprogramowanie do przetwarzania danych nie jest w stanie efektywnie zarządzać³³. Koncepcja big data wy-

³² I.M. Enholm, E. Papagiannidis, P. Mikalef, J. Krogstie, *Artificial Intelligence and Business Value: a Literature Review*, *Information Systems Frontiers*, nr 24, Springer 2022, s. 1709-1734. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10186-w>

³³ P. Jain, M. Gyanchandani, N. Khare, *Big data privacy: a technological perspective and review*, *Journal of Big Data*, nr 3(25), Springer 2016, s. 1-25. <https://doi.org/10.1186/s40537-016-0059-y>

kracza jednak poza samą skalę i objętość danych, gdyż obejmuje wyrafinowany ekosystem architektonicznych i technologicznych postępów, które ewoluowały, aby zarządzać takimi danymi i wydajnie je przetwarzać. Termin big data prezentowany przez Samalą i Mishra to zestaw zaawansowanych technologii i struktur systemowych opracowanych w celu zrozumienia ogromnych i zróżnicowanych zestawów danych w sposób opłacalny³⁴. Technologie takie są zaprojektowane do obsługi ogromnych ilości danych generowanych z wielu źródeł poprzez umożliwienie szybkiego gromadzenia, przetwarzania i analizy tych danych. Różne źródła pochodzenia danych mają wpływ także na ich formę, która dotyczy danych ustrukturyzowanych (takich jak bazy danych), danych półustrukturyzowanych (takich jak wiadomości email) i danych nieustrukturyzowanych (takich jak tekst, obraz i dźwięk). Według Raju z zespołem nadrzędnym celem big data jest szybkie odkrywanie cennych spostrzeżeń z danych, przekształcanie ich w użyteczne informacje, które wspierają podejmowanie decyzji i rozwiązywanie problemów w różnych dziedzinach, takich jak biznes, opieka zdrowotna i nauki o środowisku³⁵. Ta perspektywa ujmuje big data nie tylko jako produkt uboczny postępu technologicznego, ale jako zintegrowane ramy zdolne do obsługi wymagań dotyczących przechowywania, przetwarzania i analizy danych z wysoką wydajnością. Dzięki obsłudze szybkiego pobierania danych i zaawansowanej analityki technologie te zapewniają ścieżkę do przekształcania surowych danych w cenne spostrzeżenia.

Pojęcie big data charakteryzują wymiary znane jako „V”. Podstawowe wymiary, znane jako 3V, reprezentowały wielkość (ang. Volume), różnorodność (ang. Variety) i szybkość (ang. Velocity) i opisywały one skalę rozmiaru danych, różnorodność ich typów oraz szybkość ich generowania³⁶. Jednak w miarę rozwoju big data zdano sobie sprawę, że te trzy wymiary nie są w stanie w pełni uchwycić złożoność tego pojęcia. Dlatego do podstawowych wymiarów zaczęto dodawać kolejne cechy pomocne przy opisywaniu potencjału big data.

W wersji znanej jako 4V, do pierwszych trzech wymiarów dochodzi jeszcze wiarygodność (ang. Veracity)³⁷. Kolejne wymiary charakteryzujące big data

³⁴ N. Samal, N. Mishra, Big Data Processing: Big Challenges and Opportunities, *Journal of Computer Sciences and Applications*, nr 3(6), Science and Education 2015, s. 177-180. <https://pubs.sciepub.com/jcsa/3/6/13> [dostęp 05.2024]

³⁵ B. Raju, F. Jumah, O. Ashraf, V. Narayan, G. Gupta, H. Sun, P. Hilden, A. Nanda, Big data, machine learning, and artificial intelligence: a field guide for neurosurgeons, *Journal of Neurosurgery*, nr 135(2), AANS 2021, s. 373-383. <https://doi.org/10.3171/2020.5.JNS201288>

³⁶ N. Samal, N. Mishra, Big Data Processing: Big Challenges and Opportunities, *Journal of Computer Sciences and Applications*, nr 3(6), Science and Education 2015, s. 177-180. <https://pubs.sciepub.com/jcsa/3/6/13>

³⁷ P. Jain, M. Gyanchandani, N. Khare, Big data privacy: a technological perspective and review, *Journal of Big Data*, nr 3(25), Springer 2016, s. 1-25. <https://doi.org/10.1186/s40537-016-0059-y>

rozszerzano aż do uzyskania 10V, czyli do pierwszych czterech aspektów dodano jeszcze ważność (ang. Validity), wartość (ang. Value), zmienność (ang. Variability), pochodzenie (ang. Venue), terminologia (ang. Vocabulary) i niejednoznaczność (ang. Vagueness)³⁸. Wymiar ważności ściśle związany jest z wiarygodnością danych i dotyczy ich przydatności do zamierzonego celu. Wymiar wartości podkreśla, iż dane są istotne tylko wtedy, gdy dostarczają informacji uzasadniających inwestycję w systemy danych. Wymiar zmienności odnosi się do niespójności danych, na przykład w czasie lub między źródłami, uznając, że wahania cech danych mogą wpływać na dalszą ich analizę. Wymiar pochodzenia informuje, że dane z różnych źródeł, jak na przykład media społecznościowe, zapisy finansowe lub systemy opieki zdrowotnej, często wymagają unikalnych technik obsługi. Wymiar terminologii dotyczy metadanych i słowników danych powiązanych z różnymi typami danych, które są kluczowe dla zapewnienia spójnego zrozumienia w różnych zestawach danych. Wymiar niejednoznaczności odnosi się w szczególności do danych nieustrukturyzowanych, w których znaczenie danych – bez dalszej kontekstualizacji – może być niejasne³⁹.

Gwałtowny wzrost technologii cyfrowych, takich jak internet, media społecznościowe oraz sieci czujników internetu rzeczy, doprowadził do bezprecedensowego wzrostu generowania danych, codziennie zalewając przedsiębiorstwa (ale także zwykłych użytkowników-konsumentów) danymi wymagającymi zaawansowanych rozwiązań w zakresie przechowywania, przetwarzania i analizy. Ten nieustanny wzrost objętości danych w połączeniu z potrzebą ich przetwarzania w czasie rzeczywistym przekształcił big data w potężny zasób transformacyjny, napędzający ulepszone możliwości predykcyjne, umożliwiające firmom wydobywanie znaczących informacji i podejmowanie strategicznych decyzji w wielu domenach.

EWOLUCJA SZTUCZNEJ INTELIGENCJI I BIG DATA W KONTEKŚCIE BIZNESOWYM

Wieloaspektowy rozwój sztucznej inteligencji opiera się na głębokim zrozumieniu różnych powiązanych ze sobą dyscyplin. Zapewnienie postępu sztucznej inteligencji wymaga poruszania się po złożonych obszarach metodologicznych

³⁸ C-W. Tsai, C-F. Lai, H-C Chao, A. V. Vasilakos, Big data analytics: a survey, *Journal of Big Data*, nr 2(21), Springer 2015, s.1-32. <https://doi.org/10.1186/s40537-015-0030-3>

³⁹ V. R. P. Chinimilli, L. N. Sadasivuni, G. L. Anga, P. K. Bhansali, The rise of artificial intelligence: A concise review, *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, nr 13(2), June 2024, s. 2226-2235. <https://doi.org/10.11591/ijai.v13.i2.pp2226-2235>

i technologicznych, w których łączenie wiedzy z różnorodnych dziedzin umożliwia rozwiązywanie skomplikowanych i wielowymiarowych problemów. Zamiast ograniczać się do wąskiego aparatu narzędziowego, badacze sztucznej inteligencji XXI wieku coraz chętniej stawiają na interdyscyplinarną współpracę przy rozwiązywaniu złożonych problemów. Różnorodność perspektyw wzbogaca badania o świeże spojrzenie i nowe pomysły. Takie podejście otwiera na inspiracje płynące z wielu dziedzin i przekłada się na bardziej inkluzywne i dynamiczne środowisko badawcze.

Przez wiele dziesięcioleci społeczność naukowa stopniowo dostrzegała znaczenie podejść interdyscyplinarnych, a co za tym idzie syntezę wiedzy z różnych obszarów badań. Początkowo rozwój sztucznej inteligencji przebiegał w ramach ścisłych specjalizacji dziedzinowych, jednak z czasem coraz wyraźniej zauważano, że największe przełomy następują na styku różnych dyscyplin⁴⁰. Chociaż sztuczna inteligencja ma swoje korzenie w informatyce, jednak jej postęp w dużej mierze przypisuje się postępowi w dyscyplinach analizujących aktywność umysłową i fizjologię człowieka – między innymi w biologii, psychologii, logice, teorii gier i teorii decyzji. Zrozumienie złożoności funkcjonowania ludzkiego mózgu jako organu na poziomie biologicznym umożliwiło matematykom formułowanie analitycznych ciągów kroków w postaci algorytmów, a informatykom – tworzenie modeli obliczeniowych oraz odzwierciedlenie procesów poznawczych w binarnych systemach poleceń⁴¹. Taki proces odtwarzania naturalnej kognicji w sztucznych systemach okazał się trudny, lecz równocześnie pouczający, prowadząc do głębszego wglądu w psychologię człowieka.

Oczywiście odtwarzanie procesów poznawczych w systemach sztucznej inteligencji często opiera się na uproszczeniach i abstrakcjach, które są wystarczające dla rozwiązywania problemów praktycznych, ale niekoniecznie oferują rzeczywiste zrozumienie skomplikowanych mechanizmów ludzkiej psychiki. Jednak integracja różnorodnych nauk i dyscyplin, takich jak biologia, psychologia, matematyka i lingwistyka, doprowadziła do bardziej holistycznego podejścia, który uwzględnia wielowymiarowość ludzkiego poznania i inteligencji. Każda z tych dyscyplin wnosi unikalne perspektywy i narzędzia, które wzbogacają badania nad sztuczną inteligencją.

⁴⁰ W. B. Bonvillian, DARPA and its ARPA-E and IARPA clones: a unique innovation organization model, *Industrial and Corporate Change*, nr 27(5), Oxford Academic 2018, s. 897-914. <https://doi.org/10.1093/icc/dty026>

⁴¹ J. Lee, T. Suh, D. Roy, M. Baucus, *Emerging Technology and Business Model Innovation: The Case of Artificial Intelligence*, *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, nr 5(3), 2019, s.1-13. <https://doi.org/10.3390/joitmc5030044>

Interdyscyplinarność i wybitni badacze

Postęp cywilizacyjny zawdzięczamy wybitnym pionierom, którzy swoim wkładem wpłynęli na ukształtowanie współczesnego, interdyscyplinarnego podejścia do badań nad sztuczną inteligencją. Owi badacze-pionierzy wprowadzili unikalne perspektywy, metodologie i teorie ze swoich dziedzin, głęboko kształtując i rozszerzając możliwości i zakres sztucznej inteligencji. Perspektywy te, wywodzące się z cybernetyki, biologii, psychiatrii i psychologii, statystyki, ekonomii, zarządzania, teorii komunikacji i gier, filozofii i lingwistyki, stanowią tylko niektóre z obszarów, które ukształtowały sztuczną inteligencję. Przyjrzyjmy się zebranym w Tabeli 1 sylwetkom kluczowych naukowców z różnych obszarów, którzy swoim wkładem przyczynili się do ukształtowania współczesnego podejścia do badań nad sztuczną inteligencją.

Tabela 1. Dziedziny specjalizacji wybitnych badaczy-pionierów sztucznej inteligencji

Dziedzina	Badacz	Najważniejsze osiągnięcia
Cybernetyka, Logika, Fizjologia	Norbert Wiener	Położenie podwalin pod zrozumienie pętli sprzężenia zwrotnego i systemów sterowania zarówno w maszynach, jak i organizmach żywych ⁴²
Psychiatria, Cybernetyka, Teoria systemów	William Ross Ashby	Sformułowanie prawa wymaganej różnorodności, badania nad systemami samoregulacji, adaptacji oraz teorią kontroli, sformułowanie zasady samoorganizacji i opracowanie konceptu homeostatu – urządzenia symulującego procesy homeostazy w organizmach żywych ⁴³
Biologia, Neurofizjologia, Matematyka	Warren McCulloch, Walter Pitts	Praca nad sieciami neuronowymi i biologicznymi modelami obliczeniowymi, która odegrała kluczową rolę w opracowaniu sztucznych sieci neuronowych i architektur obliczeniowych inspirowanych mózgiem ⁴⁴

⁴² N. Wiener, *Cybernetics or Control and Communication in the Animal and the Machine*, MIT Press 1961; S.-L. Wamba-Taguimdje, S. Fosso Wamba, J.R. Kala Kamdjoug, J.R., C.E. Wanko Tchatchouang, Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects, *Business Process Management Journal*, nr 26(7), Emerald Publishing 2020, s. 1893-1924. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2019-0411>

⁴³ R. Conant, *Mechanisms of Intelligence: Ashby's Writings on Cybernetics*, Intersystem Publications 1981

⁴⁴ W.S. McCulloch, W. Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, nr 5, Springer 1943, s. 115–133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>

Psychologia poznawcza, Ekonomia, Zarządzanie	Allen Newell, Herbert Simon	Wykorzystanie symulacji komputerowych w psychologii, osiągnięcia w zakresie automatycznego dowodzenia twierdzeń, budowa programów komputerowych zdolnych do rozwiązywania problemów przy użyciu algorytmów heurystycznych ⁴⁵
Statystyka, Kryptologia, Matematyka	Irving John Good	Praca nad statystyką bayesowską i teorią prawdopodobieństwa, które miały fundamentalne znaczenie dla rozwoju probabilistycznych podejść do uczenia maszynowego, opracowanie koncepcji „ultrainteligentnej maszyny”, która przewyższa ludzką inteligencję i byłaby zdolna do samodzielnego projektowania jeszcze bardziej inteligentnych maszyn ⁴⁶
Teoria informacji, Kryptologia, Bezpieczeństwo komunikacji	Claude Shannon	Praca nad teorią informacji, która odegrała kluczową rolę w kompresji danych oraz bezpiecznej transmisji informacji, opracowanie matematycznego mierzenia informacji za pomocą jednostki nazwanej „bitem” ⁴⁷
Teoria gier, Ekonomia, Matematyka	John von Neumann, Oskar Morgenstern	Praca nad teorią gier, analizą strategii w sytuacjach konfliktu i współpracy, co wywarło wpływ na koncepcję wieloagentowych środowisk oraz uczenia maszynowego przez wzmacnianie ⁴⁸
Filozofia, Logika, Teoria programowania	Alonzo Church, Carl Hempel	Sformułowanie podstaw teorii obliczeniowej i wyjaśnień naukowych, prace rozwojowe logiki indukcyjnej oraz metodologii wnioskowania ⁴⁹
Lingwistyka, Filozofia, Kognitywistyka	Noam Chomsky	Sformułowanie teorii dotyczących uniwersalnych zasad składni, struktury gramatycznej języka oraz sposobu jego nabywania, które miały wpływ na rozwój przetwarzania języka naturalnego i lingwistykę obliczeniową ⁵⁰

Źródło: Opracowanie własne.

⁴⁵ A. Newell, H. Simon, The logic theory machine - A complex information processing system, IRE Transactions on Information Theory, nr 2(3), IEEE 1956, s. 61-79. <https://doi.org/10.1109/TIT.1956.1056797>; B. Vlačić, L. Corbo, S. C. e Silva, M. Dabić, The evolving role of artificial intelligence in marketing: A review and research agenda, Journal of Business Research, nr 128, Elsevier 2021, s. 187-203. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.01.055>

⁴⁶ I. J. Good, Speculations Concerning the First Ultraintelligent Machine, Advances in Computers, nr 6, Elsevier 1966, s. 31-88. [https://doi.org/10.1016/S0065-2458\(08\)60418-0](https://doi.org/10.1016/S0065-2458(08)60418-0)

⁴⁷ J. McCarthy, M. L. Minsky, N. Rochester, C. E. Shannon, A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955, AI Magazine, nr 27(4), AAAI 2006, s. 12-14. <https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904>; M. Haenlein, A. Kaplan, A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence, California Management Review, nr 61(4), Sage 2019, s. 5-14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>

⁴⁸ J. von Neumann, O. Morgenstern, A. Rubinstein, Theory of Games and Economic Behavior (60th Anniversary Commemorative Edition), Princeton University Press 1944. <http://www.jstor.org/stable/j.ctt1r2gkx> [dostęp 05.2024]

⁴⁹ C. G. Hempel, P. Oppenheim, Studies in the Logic of Explanation, Philosophy of Science, nr 15(2), The University of Chicago Press 1948, s. 135-175. <https://www.jstor.org/stable/185169> [dostęp 05.2024]; A. Church, Introduction To Mathematical Logic Vol 1, Princeton University Press 1956. <https://press.princeton.edu/books/paperback/9780691029061/introduction-to-mathematical-logic> [dostęp 05.2024].

⁵⁰ N. Chomsky, Knowledge of Language: Its Nature, Origin and Use, [w:] R. J. Stainton (red.), Perspectives in the Philosophy of Language: A Concise Anthology, Broadview Press 2000

Łączne wysiłki zaprezentowanych badaczy nie tylko posunęły naprzód dziedzinę sztucznej inteligencji, ale także stworzyły bogaty ekosystem pomysłów i podejść, metodologii i technik, wykraczający poza tradycyjnie kojarzone ze sztuczną inteligencją dziedziny automatyki, robotyki i informatyki. Przytoczone interdyscyplinarne osiągnięcia podkreślają głębokie implikacje badań w wielu dziedzinach wiedzy dla rozwoju sztucznej inteligencji oraz wskazują na jej potencjał do zrewolucjonizowania licznych obszarów zastosowań.

Kontekst aplikacyjny

W dziedzinie medycyny i fizyki medycznej sztuczna inteligencja wprowadziła przełomowe kroki. Algorytmy uczenia maszynowego zwiększyły dokładność diagnostyki, ulepszyły planowanie leczenia i przyspieszyły procesy odkrywania leków. Analiza obrazowa oparta na sztucznej inteligencji zrewolucjonizowała radiologię i cyfrowe obrazowanie w patologii, umożliwiając wcześniejsze i dokładniejsze wykrywanie chorób. Ponadto sztuczna inteligencja przyczyniła się do rozwoju medycyny spersonalizowanej, dostosowując leczenie do poszczególnych pacjentów na podstawie ich profili genetycznych i historii medycznej⁵¹.

Dziedzina psychologii i nauk kognitywnych została również znacznie wzbogacona przez badania nad sztuczną inteligencją, szczególnie w zakresie opracowywania i udoskonalania obliczeniowych modeli poznawczych. Modele te dostarczyły cennych spostrzeżeń na temat ludzkich procesów myślowych, mechanizmów podejmowania decyzji i wzorców uczenia się. Symulując funkcje poznawcze, naukowcy uzyskali głębsze zrozumienie tego, jak działa ludzki umysł, co doprowadziło do powstania nowych teorii i podejść terapeutycznych w psychologii⁵².

Rozważania etyczne dotyczące rozwoju i wdrażania sztucznej inteligencji stały się również krytycznym obszarem dyskursu filozoficznego. Wywołały one głębokie dociekania filozoficzne, kwestionując długotrwałe przekonania na temat natury sztucznej inteligencji, ludzkiego umysłu oraz świadomości, a także rozpoczęły wiele dyskusji na temat moralnych implikacji tworzenia inteligentnych

⁵¹ A. A. Verma, J. Murray, R. Greiner, J. P. Cohen, K. G. Shojania, M. Ghassemi, S. E. Straus, C. Pou-Prom, M. Mamdani, Implementing machine learning in medicine, *Canadian Medical Association Journal*, nr 193(34), CMA 2021, s.1351-1357. <https://doi.org/10.1503/cmaj.202434>

⁵² N. Berente, B. Gu, J. Recker, R. Santhanam, Managing Artificial Intelligence, *MIS Quarterly*, nr 45(3), MISRC 2021, s. 1433-1450. <https://hdl.handle.net/2144/44096> [dostęp 05.2024]

maszyn⁵³. W rezultacie, rozważania te doprowadziły do pojawienia się nowych perspektyw, które stawiają pytania o granice między sztucznym a biologicznym poznaniem. Coraz częściej poddaje się refleksji czy zdolności poznawcze maszyn można uznać za równoważne ludzkim procesom myślowym, a także jakie konsekwencje niesie to dla definicji świadomości, autonomii i odpowiedzialności moralnej. Być może jednym z najbardziej intrygujących obszarów badań nad sztuczną inteligencją jest właśnie badanie potencjału świadomości maszyn, czyli możliwości tworzenia sztucznych systemów, które posiadają samoświadomość i subiektywne doświadczenia⁵⁴. Choć nadal w dużej mierze teoretyczne, badania te przesuwają granice naszego rozumienia świadomości i stawiają fundamentalne pytania dotyczące natury odczuwania oraz potencjału bytów niebiologicznych do rozwijania świadomych doświadczeń.

Interdyscyplinarny charakter badań nad sztuczną inteligencją sprzyja współpracy między ekspertami z różnych dziedzin. Stąd też technologie sztucznej inteligencji wyewoluowały w komponenty nowoczesnych aplikacji funkcjonujących w różnych sektorach. Przybierają one różne formy, od bardziej tradycyjnych platform finansowych z możliwością szybkiej identyfikacji transakcji oszukańczych kartami płatniczymi po najnowocześniejsze systemy telekomunikacyjne, które mogą precyzyjnie interpretować polecenia głosowe i adekwatnie na nie odpowiadać⁵⁵. Sztuczna inteligencja stała się też kamieniem węgielnym w dziedzinie systemów wspomagania decyzji, zapewniając pomoc w złożonych scenariuszach rozwiązywania problemów⁵⁶. Ciągłe postępy sztucznej inteligencji służą zatem jako potężny katalizator rozwoju szerokiego spektrum branż i obszarów aplikacyjnych. Jest to szczególnie widoczne w dużej liczbie codziennie używanych w przemyśle urządzeń, które bezproblemowo zintegrowały technologię sztucznej inteligencji ze swoimi podstawowymi funkcjonalnościami. Od zaawansowanych systemów kontroli klimatu i prognoz warunków środowiskowych, po najnowocześniejszy

⁵³ N. Bostrom, E. Yudkowsky, *The Ethics of Artificial Intelligence*, [w:] K. Frankish, W. M. Ramsey (red.), *The Cambridge Handbook of Artificial Intelligence*, Cambridge University Press 2014, s. 316-334.

⁵⁴ E. Olier, F. Valderrey, *Algorithms Shaping the Future*, [w:] S. H. Park i in. (red.), *The Palgrave Handbook of Corporate Sustainability in the Digital Era*, Palgrave Macmillan 2021, s. 29-54. https://doi.org/10.1007/978-3-030-42412-1_2

⁵⁵ I.M. Enholm, E. Papagiannidis, P. Mikalef, J. Krogstie, *Artificial Intelligence and Business Value: a Literature Review*, *Information Systems Frontiers*, nr 24, Springer 2022, s. 1709-1734. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10186-w>

⁵⁶ S.-L. Wamba-Taguimdje, S. Fosso Wamba, J.R. Kala Kamdjoug, J.R., C.E. Wanko Tchatchouang, *Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects*, *Business Process Management Journal*, nr 26(7), Emerald Publishing 2020, s. 1893-1924. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2019-0411>

sprzęt medyczny, który jest w stanie analizować dane obrazowe z niezwykle precyzją⁵⁷. Podobnie w infrastrukturze miejskiej sztuczna inteligencja odgrywa istotną rolę w optymalizacji systemów zarządzania ruchem drogowym, zapewniając płynniejszy przepływ i większe bezpieczeństwo na drogach⁵⁸. Nawet urządzenia gospodarstwa domowego, takie jak lodówki lub piekarniki, zostają wyposażone w inteligentne systemy, które mogą monitorować świeżość żywności, sugerować przepisy, a nawet tworzyć listy zakupów na podstawie zidentyfikowanej na półce zbyt małej, granicznej liczby produktów danej kategorii⁵⁹. Aplikacje te działają z wysoką wydajnością dzięki płynnej integracji inteligentnych systemów z globalną siecią internet oraz internetem rzeczy (ang. Internet of Things, IoT)⁶⁰. Powszechne przyjęcie rozwiązań opartych na sztucznej inteligencji w naszym codziennym życiu sprawiło, że paradoksalnie stały się one w zasadzie niewidoczne dla przeciętnego użytkownika. Doprowadziło to do ciekawego zjawiska, w którym skomplikowane cuda techniki postrzegane są jako codzienna wygoda podyktowana użytecznością, skutecznie maskując wyrafinowanie technologii sztucznej inteligencji, która się za nimi kryje.

Kontekst biznesowy

Zastosowanie sztucznej inteligencji zwiększyło wydajność operacyjną wielu przedsiębiorstw, umożliwiając szybsze przetwarzanie informacji i lepsze wykorzystanie posiadanych danych. W miarę obserwowanego rozwoju sztucznej inteligencji, wyłaniają się jej obszary możliwe do zastosowania w otoczeniu biznesowym, które zyskują na znaczeniu. Te obszary wspólnie napędzają rozwój sztucznej inteligencji, rozszerzając jej możliwości i zastosowanie w różnych sektorach, rozpoczynając od opieki zdrowotnej i finansów, a na produkcji i obsłudze klienta kończąc.

⁵⁷ H. S. R. Rajula, G. Verlato, M. Manchia, N. Antonucci, V. Fanos, Comparison of Conventional Statistical Methods with Machine Learning in Medicine: Diagnosis, Drug Development, and Treatment, *Medicina*, nr 56(455), MDPI 2020, s. 1-10. <https://doi.org/10.3390/medicina56090455>

⁵⁸ A. M. Lungu, Smart Urban Mobility: The Role of AI in Alleviating Traffic Congestion, *Proceedings of the International Conference on Business Excellence*, nr 18(1), De Gruyter 2024, s. 1441-1452. <http://doi.org/10.2478/picbe-2024-0118>

⁵⁹ Z. H. C. Soh, J. A. K. I. A. Hamzi, S. N. Sulaiman, S. A. C. Abdullah, M. N. Ibrahim, B. A. Abu, Fridge load management system with AI and IoT alert, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, nr 1088(012062), IOP 2021, s. 1-11. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1088/1/012062>

⁶⁰ C. F. Vega, J. Quevedo, E. Escandón, M. Kiani, W. Ding, J. Andreu-Perez, Fuzzy temporal convolutional neural networks in P300-based brain-computer interface for smart home interaction, *Applied Soft Computing*, nr 117, Article 108359, Elsevier 2022, s. 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.108359>

Jednym z tych obszarów jest uczenie maszynowe (ang. Machine Learning, ML). Stanowi ono fundament współczesnej sztucznej inteligencji, obejmując rozwój algorytmów, które pozwalają komputerom uczyć się i formułować prognozy na podstawie danych. Uczenie maszynowe w robotyce i automatyzacji koncentruje się na tworzeniu maszyn zdolnych do autonomicznego wykonywania zadań, podczas gdy zastosowane w dziedzinie widzenia komputerowego umożliwia maszynom analizę przetwarzanego obrazu i interpretację informacji wizualnych⁶¹.

Równie istotny jest obszar przetwarzania języka naturalnego (ang. Natural Language Processing, NLP), który umożliwia dekodowanie (w pewnym sensie „rozumienie”) języka ludzkiego poprzez ilościową analizę danych tekstowych. Dzięki temu możliwe jest wyodrębnianie istotnych informacji z dużych zbiorów danych tekstowych. Przetwarzanie języka naturalnego umożliwia też zwrotne reagowanie na język ludzki, wspierane przez techniki analizy tekstu i eksploracji danych. Jedną z technik wywodzących się z NLP, analiza sentymentu, jest stosowana w e-commerce jako narzędzie służące do zrozumienia emocji klientów, obejmując szeroki zakres emocji od satysfakcji po niezadowolenie. Na podstawie zagregowanych danych tekstowych, takich jak recenzje, komentarze i interakcje na platformach społecznościowych, przedsiębiorstwa zyskują informacje, jak klienci oceniają ich produkty lub usługi. Ta nowa wiedza pozwala przedsiębiorstwom na doskonalenie produktów, strategii marketingowych i obsługi klienta. Analizując opinie klientów, firmy mogą zidentyfikować cechy cieszące się uznaniem oraz obszary wymagające poprawy, co umożliwia dokonywanie ulepszeń opartych na danych, które lepiej odpowiadają oczekiwaniom klientów i zwiększają znaczenie marki⁶².

Sztuczna inteligencja radzi sobie również z niepewnością dotyczącą przyszłości. W warunkach niepewności podejmuje decyzje dzięki logice rozmytej, która umożliwia rozumowanie przybliżone zamiast ścisłego. Komponenty rozmyte mogą zwiększyć tolerancję systemu na zakłócenia, co jest o tyle istotne, że zaszumione dane mogą wpływać na wyniki. Z kolei algorytmy genetyczne i ewolucyjne, które są inspirowane mechanizmami ewolucji biologicznej, optymalizują istniejące rozwiązania poprzez iteracyjną adaptację, stale doskonaląc swoje

⁶¹ J. P. Bharadiya, Machine Learning and AI in Business Intelligence: Trends and Opportunities, *International Journal of Computer, IJC* 2023, nr 48(1), s. 123-134. <https://ijcjournal.org/index.php/InternationalJournalOfComputer/article/view/2087> [dostęp 05.2024]

⁶² E. Nichifor, G. Brătucu, I. B. Chițu, D. A. Lupșă-Tătaru, E. M. Chișinău, R. D. Todor, R-G. Albu, S. Bălășescu, Utilising Artificial Intelligence to Turn Reviews into Business Enhancements through Sentiment Analysis, *Electronics*, nr 12(21), Article 4538, MDPI 2023, s. 1-19. <https://doi.org/10.3390/electronics12214538>

wyniki⁶³. Dzięki połączeniu logiki rozmytej z adaptacyjnymi algorytmami ewolucyjnymi, system staje się bardziej odporny na szумы i lepiej przystosowuje się do zmiennego środowiska, eliminując wpływ zakłóceń.

Kolejnym istotnym obszarem biznesowym sztucznej inteligencji jest inteligentne planowanie i optymalizacja zasobów, które zwiększają wydajność operacyjną przedsiębiorstw. Adaptacyjne inteligentne systemy zarządzania zasobami uczą się i dostosowują swoje zachowanie na podstawie nowych danych, umożliwiając dynamiczne dostosowanie alokacji zasobów oraz poprawę efektywności procesów. Dzięki zaawansowanej reprezentacji wiedzy i modelowaniu rozumowania, sztuczna inteligencja symuluje procesy decyzyjne, zwiększając skuteczność w rozwiązywaniu złożonych problemów operacyjnych i strategicznych, co w długim okresie może znacząco podnieść przewagę konkurencyjną przedsiębiorstwa⁶⁴.

Rozwój wymienionych obszarów sztucznej inteligencji wymaga efektywnej integracji systemów sztucznej inteligencji w otoczeniu biznesowym, co osiągnąć jest dzięki rozproszonym systemom informatycznym i nowoczesnym interfejsom użytkownika. Rozproszone systemy informatyczne pozwalają na optymalizację kluczowych zasobów, takich jak moc obliczeniowa, pojemność pamięci masowej i przepustowość sieci⁶⁵. Z kolei zaawansowane interfejsy użytkownika, dzięki swobodnej interakcji człowiek – komputer (ang. Human-Computer Interaction, HCI), zwiększają użyteczność i poszerzają dostępność aplikacji. Propagowanie zasad interakcji człowieka ze sztuczną inteligencją (ang. Human-AI Interaction, HAI) sprzyja tworzeniu aplikacji bardziej przyjaznych użytkownikowi⁶⁶. Specjaliści w zakresie interakcji człowiek – komputer mogą odegrać tu kluczową rolę, wnosząc unikalne kompetencje w zakresie projektowania intuicyjnych interfejsów i badania sposobów, w jakie użytkownicy wchodzi w interakcję z systemami sztucznej inteligencji. Dzięki zastosowaniu dotychczasowych odkryć

⁶³ C. F. Vega, J. Quevedo, E. Escandón, M. Kiani, W. Ding, J. Andreu-Perez, Fuzzy temporal convolutional neural networks in P300-based brain-computer interface for smart home interaction, *Applied Soft Computing*, nr 117, Article 108359, Elsevier 2022, s. 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.108359>

⁶⁴ D. O. T. Oyekunle, D. Boohene, Digital Transformation Potential: The Role of Artificial Intelligence in Business, *International Journal of Professional Business Review*, nr 9(3), Elsevier 2024, s. 1-17. <https://doi.org/10.26668/businessreview/2024.v9i3.4499>

⁶⁵ I. H-Y. Chiu, E. W.K. Lim, Technology vs Ideology: How Far will Artificial Intelligence and Distributed Ledger Technology Transform Corporate Governance and Business?, *Berkeley Business Law Journal*, nr 18(1), Elsevier 2021, s. 1-63. <https://doi.org/10.15779/Z38N87309H>

⁶⁶ W. Xu, M. J. Dainoff, L. Ge, Z. Gao, From Human-Computer Interaction to Human-AI Interaction: New Challenges and Opportunities for Enabling Human-Centered AI, *ArXiv* 2021, s. 1-73. <https://arxiv.org/abs/2105.05424v1>

HCI możliwe jest opracowanie systemów sztucznej inteligencji zorientowanych na człowieka, co zwiększa ich dostępność w praktycznych zastosowaniach.

Ewolucja dużych zbiorów danych w krajobrazie biznesowym stanowi zauważalną zmianę. Możliwe stało się odejście od tradycyjnych, stosunkowo prostych, praktyk gromadzenia danych do zaawansowanych – opartych na danych – procesów podejmowania decyzji. Na wczesnych etapach tej transformacji przedsiębiorstwa skupiały się głównie na gromadzeniu podstawowych danych, takich jak dane sprzedaży, dane demograficzne klientów i podstawowe wskaźniki operacyjne⁶⁷. Te początkowe wysiłki zaledwie musnęły powierzchnię tego, co nadeszło wraz z big data w zakresie wykorzystania i analizy danych. W miarę jak technologia rozwijała się, a możliwości obliczeniowe procesorów rosły wykładniczo, nastąpiła zmiana paradygmatu w sposobie, w jaki firmy wchodzi w interakcje ze swoimi zasobami informacyjnymi i wykorzystują je. Ta transformacja była rewolucyjna, gdyż zmieniła samą strukturę operacji biznesowych i formułowania strategii⁶⁸. Zakres dużych zbiorów danych rozszerzył się daleko poza granice ustrukturyzowanych danych przechowywanych w tradycyjnych relacyjnych bazach danych. Obecnie łączy on szeroki i różnorodny wachlarz nieustrukturyzowanych i półustrukturyzowanych danych z różnorodnych źródeł⁶⁹. Źródła te obejmują media społecznościowe, na których konsumenci swobodnie wyrażają swoje opinie. Obejmują one także rozwijającą się sieć urządzeń internetu rzeczy, które stale generują strumienie danych w czasie rzeczywistym oraz gromadzą je – najczęściej w chmurze – w celu późniejszych analiz.

We współczesnym środowisku biznesowym to podejście skoncentrowane na danych informuje i wzmacnia strategie marketingowe, umożliwiając wysokie poziomy personalizacji. Usprawnia łańcuchy dostaw, optymalizując logistykę i zarządzanie zapasami w celu obniżenia kosztów i poprawy wydajności. Ulepszenia w zakresie możliwości przechowywania danych umożliwiły przechowywanie i dostęp do ogromnych ilości informacji przy ułamku kosztów i z większą szybkością niż kiedykolwiek wcześniej. Wzrost mocy przetwarzania umożliwił analizę tych ogromnych zestawów danych w ramach czasowych, które kiedyś uważano za

⁶⁷ J. P. Bharadiya, A Comparative Study of Business Intelligence and Artificial Intelligence with Big Data Analytics, *American Journal of Artificial Intelligence*, nr 7(1), Science PG 2023, s. 24-30. <http://doi.org/10.11648/j.ajai.20230701.14>

⁶⁸ M. Obschonka, D. B. Audretsch, Artificial intelligence and big data in entrepreneurship: a new era has begun, *Small Business Economics*, nr 55, Springer 2020, s. 529-539. <https://doi.org/10.1007/s11187-019-00202-4>

⁶⁹ M. Paliwal, M. Patel, N. Kandale, N. Anute, Impact of artificial intelligence and machine learning on business operations, *Journal of Management Research and Analysis*, nr 8(2), IP Innovative Publication 2021, s. 70-75. <https://doi.org/10.18231/j.jmra.2021.015>

niemożliwe. Ponadto analiza dużych zbiorów danych umożliwia firmom prognozowanie zachowań konsumentów z dużą dozą dokładności, przewidując trendy rynkowe i potrzeby konsumentów, zanim te w pełni się zmaterializują⁷⁰.

W odpowiedzi na rosnącą złożoność i ilość danych przedsiębiorstwa coraz częściej przyjmują rozwiązania oparte na chmurze. Platformy te oferują liczne zalety, w tym zwiększoną dostępność danych, skalowalność i możliwość ułatwienia współpracy międzywydziałowej. Centralizując zasoby danych w chmurze, przedsiębiorstwa mogą promować zintegrowane podejście do analizy danych⁷¹. Ta zmiana w kierunku analityki opartej na chmurze obsługuje przetwarzanie i wizualizację danych w czasie rzeczywistym, umożliwiając decydentom dostęp do aktualnych spostrzeżeń i szybką reakcję na zmieniające się warunki rynkowe lub pojawiające się możliwości.

W istocie postęp w przetwarzaniu dużych zbiorów danych w sektorze biznesowym podkreśla głębokie przejście od podstawowego gromadzenia danych do celów prowadzenia podstawowej dokumentacji do wdrażania zaawansowanych procesów analitycznych, które stanowią rdzeń nowoczesnej analityki biznesowej. Te zaawansowane procesy wykraczają daleko poza proste raportowanie i analizę historyczną. Umożliwiają one predykcyjne spostrzeżenia, pozwalając firmom przewidywać przyszłe trendy i wyzwania z wysokim stopniem dokładności⁷². Ponadto oferują też oparte na danych dalsze zalecenia dotyczące optymalnych działań w złożonych scenariuszach biznesowych.

Ostatecznym celem tej ewolucji jest stworzenie trwałych przewag konkurencyjnych na rynku coraz bardziej zorientowanym na dane. Wykorzystując moc zaawansowanej analityki, przedsiębiorstwa mogą podejmować bardziej świadome decyzje, optymalizować swoje działania i skuteczniej reagować na dynamikę rynku⁷³. Wgląd w duże zbiory danych umożliwia przedsiębiorstwom radykalną poprawę doświadczeń klientów: dzięki spersonalizowanym interakcjom,

⁷⁰ N.-A. Perifanis, F. Kitsios, Investigating the Influence of Artificial Intelligence on Business Value in the Digital Era of Strategy: A Literature Review, *Information*, nr 14(2), Article 85, MSPI 2023, s. 1-42. <https://doi.org/10.3390/info14020085>

⁷¹ R. Schmidt, A. Zimmermann, M. Moehring, B. Keller, Value Creation in Connectionist Artificial Intelligence - A Research Agenda, *AMCIS 2020*, s. 1-10. https://aisel.aisnet.org/amcis2020/ai_semantic_for_intelligent_info_systems/ai_semantic_for_intelligent_info_systems/14 [dostęp 05.2024]

⁷² J. P. Bharadiya, A Comparative Study of Business Intelligence and Artificial Intelligence with Big Data Analytics, *American Journal of Artificial Intelligence*, nr 7(1), Science PG 2023, s. 24-30. <http://doi.org/10.11648/j.ajai.20230701.14>

⁷³ M. Yahaya, A. Umagba, S. Obeta, T. Maruyama, Critical Evaluation of the Future Role of Artificial Intelligence in Business and Society, *Journal of Artificial Intelligence, Machine Learning and Data Science*, nr 1(1), URF Publishers 2023, s. 21-29. <https://doi.org/10.51219/JAIMLD/Moshood-Yahaya/03>

ulepszonym ofertom produktów i wyprzedzającej obsłudze klienta, firmy mogą budować silniejsze relacje ze swoimi klientami, zwiększając ich lojalność i dzięki temu osiągając długoterminowy sukces.

Patrząc w przeszłość, rola dużych zbiorów danych w biznesie prawdopodobnie stanie się jeszcze bardziej centralna i transformacyjna. Nowe technologie, takie jak komputery kwantowe, obiecują ludzkości uwolnić jeszcze większy potencjał z ogromnych ilości danych gromadzonych przez przedsiębiorstwa. Można przypuszczać, że firmy, które odniosą sukces w tak uformowanym otoczeniu biznesowym, to te, które nie tylko zintegrują innowacyjne technologie, ale także rozwiną własną kulturę opartą na danych, zachowując transparentność, lecz zarazem zapewniając bezpieczeństwo danych w każdym aspekcie swojej działalności.

WPŁYW SZTUCZNEJ INTELIGENCJI I BIG DATA NA TRANSFORMACJĘ CYFROWĄ PRZEDSIĘBIORSTW

Transformacja cyfrowa odnosi się do zmiany organizacyjnej przedsiębiorstw, która wykorzystuje nowoczesną technologię w celu usprawnienia przepływów pracy, opracowywania innowacyjnych produktów i rozwiązań oraz zwiększenia ogólnej wydajności operacyjnej⁷⁴. Postęp technologiczny służy jako katalizator w cyfrowej metamorfozie kształtowania przedsiębiorstw w ramach Przemysłu 4.0, inspirując do szerokiej gamy ulepszeń w wielu różnych obszarach biznesowych. Sztuczna inteligencja i powiązane z nią modele uczenia maszynowego oraz ogromne zbiory danych stanowią potężne czynniki sprzyjające innowacji, umożliwiając rozwój zupełnie nowych produktów, usług i modeli biznesowych, których nie widziały dotąd „tradycyjne” rynki. Dalekosiężny wpływ sztucznej inteligencji na cyfrową transformację przedsiębiorstw obejmuje aspekty, które przyczyniają się do fundamentalnych zmian w strukturze operacji biznesowych, strategiach konkurencyjnych i mechanizmach dostarczania wartości dodanej. Te transformacyjne aspekty obejmują różnorodne procesy organizacyjne, takie jak: automatyzacja procesów i poprawa ich wydajności, podejmowanie decyzji oparte na danych, innowacje produktowe i usługowe, personalizacja i optymalizacja marketingu, ulepszone doświadczenie klienta, zarządzanie ryzykiem

⁷⁴ S. Kraus, S. Durst, J. J. Ferreira, P. Veiga, N. Kailer, A. Weinmann, Digital transformation in business and management research: An overview of the current status quo, *International Journal of Information Management*, nr 63, Article 102466, Elsevier 2022, s. 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102466>

operacyjnym i cyberbezpieczeństwo, optymalizacja łańcucha dostaw i logistyki, skalowalność, elastyczność współpracy i możliwości pracy zdalnej⁷⁵. Powodują one zmianę paradygmatu w sposobie działania, konkutowania i wytwarzania wartości przez przedsiębiorstwa w erze gospodarki cyfrowej⁷⁶. Dlatego też wieloaspektowe oddziaływanie narzędzi sztucznej inteligencji, zakładając również stały udział i wkład ekspertów dziedzinowych, umożliwia przedsiębiorstwom zachowanie przewagi konkurencyjnej i skuteczne poruszanie się po szybko ewoluującym i coraz bardziej złożonym otoczeniu biznesowym technologii cyfrowych.

Optymalizacja operacyjna i automatyzacja procesów

Sztuczna inteligencja zwiększa wydajność operacyjną przedsiębiorstw poprzez automatyzację procesów i poprawę wydajności pracy. Umożliwia automatyzację powtarzalnych, czasochłonnych i złożonych zadań. Dzięki wdrożeniu zaawansowanych technologii, takich jak automatyzacja procesów robotycznych (ang. Robotic Proces Automation, RPA), systemy oprogramowania oparte na sztucznej inteligencji mogą wydajnie zarządzać i wykonywać szeroki zakres zaawansowanych zadań⁷⁷. Obejmują one wprowadzanie i walidację danych, przetwarzanie i analizy dokumentów, obsługę zapytań klientów i realizację rutynowych funkcji administracyjnych. Automatyzacja tych procesów przynosi wiele korzyści, w tym istotnie redukuje wskaźniki błędów, znacznie przyspiesza przepływ pracy i poprawia ogólną wydajność. Ponadto, automatyzacja ta ułatwia strategiczną realokację zasobów ludzkich, umożliwiając pracownikom skupienie się na inicjatywach kreatywnych i strategicznych, które wymagają ludzkiej inteligencji i umiejętności rozwiązywania problemów⁷⁸. W rezultacie przedsiębiorstwa mogą osiągnąć optymalną równowagę między zautomatyzowanymi procesami

⁷⁵ K. Kraus, N. Kraus, M. Hryhorkiv, I. Kuzmuk, O. Shtepa, Artificial Intelligence in Established of Industry 4.0, WSEAS Transactions on Business and Economics, nr 19, WSEAS 2022, s. 1884-1900. <http://doi.org/10.37394/23207.2022.19.170>

⁷⁶ H. Ahmad, H. Mustafa, The impact of artificial intelligence, big data analytics and business intelligence on transforming capability and digital transformation in Jordanian telecommunication firms, International Journal of Data and Network Science, nr 6(3), Growing Science 2022, s. 727-732. <http://doi.org/10.5267/j.ijdns.2022.3.009>

⁷⁷ H. Benbya, T. H. Davenport, S. Pachidi, Artificial Intelligence in Organizations: Current state and future opportunities, MIS Quarterly Executive, nr 19(4), MISRC 2020, s. 1-15. <https://doi.org/10.17863/CAM.63213>

⁷⁸ S. Kraus, S. Durst, J. J. Ferreira, P. Veiga, N. Kailer, A. Weinmann, Digital transformation in business and management research: An overview of the current status quo, International Journal of Information Management, nr 63, Article 102466, Elsevier 2022, s. 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102466>

a innowacjami napędzanymi przez człowieka, co prowadzi do zwiększonej produktywności i konkurencyjności na innowacyjnym rynku cyfrowym.

Z kolei analityka dużych zbiorów danych skutecznie usuwa wąskie gardła, które hamują wydajność. Bogactwo spostrzeżeń opartych na danych, generowanych za pomocą zaawansowanych technik analitycznych, pozwala przedsiębiorstwom wskazać obszary nieefektywności i wdrożyć ukierunkowane usprawnienia. Takie podejście umożliwia firmom minimalizowanie nieefektywności zasobów i usprawnianie operacji w różnych działach. Dodatkowo, wdrożenie systemów monitorowania danych w czasie rzeczywistym umożliwia firmom automatyzację kluczowych procesów, a integracja analityki dużych zbiorów danych i technologii automatyzacji skutkuje zwiększoną wydajnością operacyjną przedsiębiorstwa, redukcją kosztów działalności, zoptymalizowaną alokacją zasobów i ulepszonymi możliwościami podejmowania decyzji⁷⁹. Ponadto analityka dużych zbiorów danych poprzez dostarczanie wglądu w czasie rzeczywistym w trendy rynkowe i zachowania konsumentów umożliwia przedsiębiorstwom dostosowywanie się do wahań rynkowych.

Podejmowanie decyzji oparte na danych

Wykorzystując zaawansowane możliwości analityki i uczenia maszynowego, sztuczna inteligencja umożliwia przedsiębiorstwom wykorzystanie pełnego potencjału rozległych zestawów danych do podejmowania uzasadnionych decyzji biznesowych. Tak ujęty postęp technologiczny pozwala przedsiębiorstwom wyciągać ważne i przydatne wnioski z ogromnych ilości danych. Analityka oparta na sztucznej inteligencji połączona z dużymi zbiorami danych big data oraz procesami podejmowania decyzji pozwala na zmianę paradygmatu od tradycyjnych podejść, opartych na intuicji, do bardziej zaawansowanej metodologii opartej na danych⁸⁰.

Big data umożliwia przedsiębiorstwom podejmowanie odpowiednich decyzji w oparciu o kompleksowe analizy uzyskane na bazie rozległych i zróżnicowanych, ustrukturyzowanych oraz nieustrukturyzowanych zestawów danych.

⁷⁹ A. Sestino, A. De Mauro, Leveraging Artificial Intelligence in Business: Implications, Applications and Methods, *Technology Analysis & Strategic Management*, nr 34(1), Taylor & Francis 2022, s. 16-29. <https://doi.org/10.1080/09537325.2021.1883583>

⁸⁰ S. Kaggwa, T. F. Eleogu, F. Okonkwo, O. Farayola, P. U. Uwaoma, A. Akinoso, AI in decision making: Transforming business strategies, *International Journal of Research and Scientific Innovation*, nr X(XII), RSIS International 2024, s.423-444. <https://doi.org/10.51244/IJRSI.2023.1012032>

Skutkuje to transformacyjnym wpływem na planowanie strategiczne i zarządzanie operacyjne. Poprzez konsolidację, przetwarzanie i analizę zróżnicowanych źródeł danych (obejmujących interakcje z klientami, trendy rynkowe, wskaźniki operacyjne i czynniki zewnętrzne) przedsiębiorstwa mogą wykorzystywać zaawansowane narzędzia analityczne do informowania o strategicznych decyzjach biznesowych na wszystkich szczeblach organizacji⁸¹. Wdrożenie zaawansowanych technik analitycznych, takich jak modelowanie predykcyjne i algorytmy uczenia maszynowego, umożliwia przedsiębiorstwom odkrywanie ukrytych wzorców i zależności w swoich danych⁸². Wiedza uzyskana dzięki analizom opartych na danych big data umożliwia przedsiębiorstwom utrzymanie przewagi konkurencyjnej w szybko rozwijających się branżach.

Analityka predykcyjna i preskryptywna to dwa uzupełniające się aspekty analizy dużych zbiorów danych, które przekształcają surowe dane w użyteczne informacje biznesowe. Analityka predykcyjna wykorzystuje dane historyczne do prognozowania przyszłych trendów i wyzwań operacyjnych, umożliwiając przedsiębiorstwom działanie bardziej proaktywne niż reaktywne. Bazując na tych możliwościach, analityka preskryptywna idzie o krok dalej, nie tylko prognozując wyniki, ale także rekomendując podjęcie optymalnych działań dla osiągnięcia celów biznesowych⁸³. Ten proces wykorzystuje algorytmy optymalizacji, techniki symulacji i uczenie maszynowe do oceny różnych możliwych scenariuszy i sugerowania najlepszego sposobu działania. Na przykład dostawcy usług opieki zdrowotnej mogą używać preskryptywnych modeli, aby tworzyć spersonalizowane plany leczenia dla pacjentów, usprawniając świadczenie opieki przy jednoczesnym redukowaniu kosztów⁸⁴. Podczas gdy analityka predykcyjna uwypukla pojawiające się wzorce i prognozuje potencjalne ryzyka i zagrożenia, analityka preskryptywna pozwala przedsiębiorstwom oceniać na bieżąco swoje opcje i podejmować

⁸¹ Y. K. Dwivedi, L. Hughes, E. Ismagilova i in., *Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary Perspectives on Emerging Challenges, Opportunities, and Agenda for Research, Practice and Policy*, *International Journal of Information Management*, nr 57, Article 101994, Elsevier 2021, s. 1-97. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>

⁸² J. L. Ruiz-Real, J. Uribe-Toril, J. A. Torres, J. De Pablo, *Artificial Intelligence in Business and Economics Research: Trends and Future*, *Journal of Business Economics and Management*, nr 22(1), Vilnius Gediminas Technical University 2021, s. 98-117. <https://doi.org/10.3846/jbem.2020.13641>

⁸³ A. Sestino, A. De Mauro, *Leveraging Artificial Intelligence in Business: Implications, Applications and Methods*, *Technology Analysis & Strategic Management*, nr 34(1), Taylor & Francis 2022, s. 16-29. <https://doi.org/10.1080/09537325.2021.1883583>

⁸⁴ F. López-Martínez, E. R. Núñez-Valdez, V. García-Díaz, Z. Bursac, *A Case Study for a Big Data and Machine Learning Platform to Improve Medical Decision Support in Population Health Management*, *algorithms*, nr 13(4), Article 102, MDPI 2020, s. 1-19. <https://doi.org/10.3390/a13040102>

decyzje zgodne z przyjętymi długoterminowymi celami. W istocie preskryptywna analityka umożliwia przedsiębiorstwom odejście od deliberowania nad tym co się wydarzy w najbliższej przyszłości i przejście do podejmowania wyprzedzających decyzji „co należy zrobić”, dając tym samym decydentom możliwość maksymalizacji szans i mitygacji ryzyka. Zintegrowane w ten sposób podejście zapewnia, że firmy są nie tylko przygotowane na przyszłe wydarzenia, ale także zdolne do ciągłego udoskonalania procesów analitycznych przedsiębiorstwa⁸⁵. Poprzez integrację predykcyjnej i preskryptywnej analityki w swoich procesach biznesowych przedsiębiorstwa otrzymują potężny zestaw narzędzi do planowania strategicznego i doskonałości operacyjnej.

Innowacje produktowe i usługowe

Innowacje oparte na technologii sztucznej inteligencji stały się niezbędnym elementem przedsiębiorstw, które chcą utrzymać wiodącą pozycję na rynku. Bazując na narzędziach sztucznej inteligencji, firmy mogą opracowywać zupełnie nowe oferty i stale ulepszać swoje portfolio produktów i usług. Wdrożenie technologii sztucznej inteligencji umożliwia firmom prowadzenie dogłębnych badań rynku, identyfikując nisze lub luki rynkowe, które wcześniej pozostawały niezauważone⁸⁶. Ponadto predykcyjne możliwości sztucznej inteligencji pozwalają firmom przewidywać przyszłe potrzeby użytkowników, co daje im znaczną przewagę w strategicznym planowaniu rozwoju produktów i usług. Przedsiębiorstwa mogą też przeprowadzać wnikliwą analizę konkurencji oraz planowanie działań wyprzedzających, aby zapewnić sobie pozycję na czele innowacji. To przyszłościowe podejście pozwala firmom nie tylko utrzymać przewagę konkurencyjną w swoich branżach, ale także wspierać kulturę ciągłej innowacji, która napędza długoterminowy sukces i trwały zrównoważony wzrost. W miarę rozwoju sztucznej inteligencji jej rola w innowacjach produktów i usług będzie prawdopodobnie jeszcze większa, coraz bardziej wpływając na sposób, w jaki firmy postrzegają, rozwijają i dostarczają wartość dodaną swoim klientom⁸⁷.

⁸⁵ G. C. Dekka, Big Data Predictive and Prescriptive Analytics, [w:] Information Resources Management Association (red.), Big Data: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications, IGI Global 2016, s. 30-55. <http://doi.org/10.4018/978-1-4666-9840-6.ch002>

⁸⁶ W. B. Bonvillian, DARPA and its ARPA-E and IARPA clones: a unique innovation organization model, Industrial and Corporate Change, nr 27(5), Oxford Academic 2018, s. 897-914. <https://doi.org/10.1093/icc/dty026>

⁸⁷ J. Lee, T. Suh, D. Roy, M. Baucus, Emerging Technology and Business Model Innovation: The Case of Artificial Intelligence, Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity, nr 5(3), 2019, s.1-13. <https://doi.org/10.3390/joitmc5030044>

Wykorzystanie dużych zbiorów danych do wsparcia innowacji produktowych i usługowych staje się ważnym elementem nowoczesnej strategii biznesowej. Przedsiębiorstwa mogą wykorzystać ogromne ilości danych, aby uzyskać wgląd w nowe potrzeby rynku, wyłaniające się trendy branżowe i niuanse odkryte w opiniach konsumentów⁸⁸. Analizując dane z wielu źródeł, takich jak posty i komentarze w mediach społecznościowych, dane dotyczące sprzedaży i opinie klientów, firmy mogą odkryć niezaspokojone dotąd potrzeby konsumentów, wykryć zmiany w preferencjach klientów i zidentyfikować nowe możliwości rynkowe⁸⁹. Zrozumienie tego umożliwia firmom udoskonalenie obecnych linii produktów, opracowanie całkowicie nowych ofert i odpowiednie dostosowanie się do zmieniających się warunków. Ponadto podejście oparte na danych pozwala firmom przeprowadzać szybkie prototypowanie, testować nowe pomysły przy niższych kosztach i przyspieszać czas wprowadzania innowacyjnych produktów na rynek⁹⁰. Na przykład wykorzystanie analizy nastrojów klientów i modelowania predykcyjnego może pomóc w zrozumieniu prawdopodobnego sukcesu produktu przed jego wprowadzeniem na rynek⁹¹. Ciągła innowacyjność oparta na danych sprzyja responsywności, gwarantując, że oferowane produkty i usługi nie tylko spełniają, ale wręcz przewyższają oczekiwania klientów oraz standardy branżowe, utrzymując w ten sposób pozycję lidera na rynku.

Personalizacja i optymalizacja marketingu

Algorytmy sztucznej inteligencji odgrywają istotną rolę w rewolucjonizowaniu strategii marketingowych. Ułatwiają one tworzenie wysoce ukierunkowanych i dostosowanych do grup docelowych kampanii marketingowych, które

⁸⁸ H. Benbya, T. H. Davenport, S. Pachidi, Artificial Intelligence in Organizations: Current state and future opportunities, *MIS Quarterly Executive*, nr 19(4), MISRC 2020, s. 1-15. <https://doi.org/10.17863/CAM.63213>

⁸⁹ N. Samal, N. Mishra, Big Data Processing: Big Challenges and Opportunities, *Journal of Computer Sciences and Applications*, nr 3(6), Science and Education 2015, s. 177-180. <https://pubs.sciepub.com/jcsa/3/6/13>

⁹⁰ M. D'Arco, L. L. Presti, V. Marino, R. Resciniti, Embracing AI and Big Data in customer journey mapping: from literature review to a theoretical framework, *Innovative Marketing*, nr 15(4), Business Perspectives 2019, s. 102-115. [https://doi.org/10.21511/im.15\(4\).2019.09](https://doi.org/10.21511/im.15(4).2019.09)

⁹¹ E. Nichifor, G. Brătucu, I. B. Chițu, D. A. Lupșa-Tătaru, E. M. Chișinău, R. D. Todor, R-G. Albu, S. Bălășescu, Utilising Artificial Intelligence to Turn Reviews into Business Enhancements through Sentiment Analysis, *Electronics*, nr 12(21), Article 4538, MDPI 2023, s. 1-19. <https://doi.org/10.3390/electronics12214538>

skrupulatnie zoptymalizowano pod indywidualne profile klientów⁹². Ponadto duże zbiory danych umożliwiają optymalizację marketingu wielokanałowego. Zaawansowany poziom personalizacji jest osiągany dzięki analizie danych z wielu źródeł w celu uzyskania jak najlepszego profilowania swoich odbiorców. Wymienić tu można oczywiście śledzenie historii przeglądania serwisów oraz wzorców zakupowych interakcji, a nawet zagregowane nastroje w mediach społecznościowych. Wykorzystując wspomniane źródła danych, sztuczna inteligencja umożliwia działom marketingu tworzenie i dostarczanie bardziej szczegółowych segmentów odbiorców w oparciu o dane demograficzne, psychograficzne, przestrzenne, a nawet wydźwięk emocjonalny badany w czasie rzeczywistym. Skutkuje to stworzeniem wielokanałowej komunikacji marketingowej, w której klient – wchodząc w interakcje z marką w mediach społecznościowych, podczas wizyt na stronie e-commerce lub poprzez e-mailowy newsletter – identyfikuje się ze spersonalizowanym komunikatem na głębszym poziomie. Z kolei wyższy poziom personalizacji prowadzi do zwiększonego zadowolenia klientów i znacząco przyczynia się do poprawy wskaźników konwersji w różnych kanałach marketingowych, ale także odgrywa rolę w optymalizacji zwrotu z inwestycji dla inicjatyw marketingowych, koncentrując się na kanałach o wysokiej wydajności⁹³.

Personalizacja interakcji z klientami to istotna korzyść dla przedsiębiorstw, którą wspierają duże zbiory danych. Wykorzystanie big data umożliwia przedsiębiorstwom uzyskanie zaawansowanego wglądu w zachowania klientów, ich preferencje i opinie zwrotne. Używając zaawansowane narzędzia analityczne i algorytmy uczenia maszynowego, firmy eksplorują różne ścieżki dotarcia do ogromnej ilości danych „pozostawianych” przez klientów – w tym między innymi rejestry transakcji, korzystanie z aplikacji mobilnych i komunikację obsługi klienta. Następnie mogą przetwarzać i interpretować te ogromne ilości danych, aby odkryć wzorce, trendy i korelacje, które wcześniej były ukryte lub trudne do rozróżnienia. Platformy e-commerce mogą wykorzystywać analizę danych do rekomendowania produktów na podstawie wcześniejszej historii przeglądania i zakupów klienta, a z kolei instytucje finansowe mogą oferować spersonalizowane porady finansowe

⁹² R. Afouni, Organizational Learning in the Rise of Machine Learning, 40th International Conference on Information Systems, ICIS 2019, s. 1-17. https://aisel.aisnet.org/icis2019/business_models/business_models/2 [dostęp 05.2024]

⁹³ D. P. Sakas, D. P. Reklitis, M. C. Terzi, C. Vassilakis, Multichannel Digital Marketing Optimizations through Big Data Analytics in the Tourism and Hospitality Industry, Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research, nr 17(4), MDPI 2022, s. 1383-1408. <https://doi.org/10.3390/jtaer17040070>

na podstawie trendów transakcyjnych⁹⁴. Nowe odkrycia i wnioski stanowią podstawę do tworzenia skrupulatnie zaprojektowanych produktów i usług, które odpowiadają unikalnym potrzebom klientów. Taka skoncentrowana na kliencie strategia wykracza poza zwykłą personalizację, ponieważ wzmacnia poczucie porozumienia między marką a jej klientami, co finalnie prowadzi do zwiększonej lojalności klientów wobec marki, ich satysfakcji i zaangażowania w długotrwałe relacje z firmą⁹⁵. Dzięki skutecznej optymalizacji przekazu marketingowego, przedsiębiorstwo może nie tylko utrzymać obecnych klientów, ale także przyciągać nowych. Poprzez dostosowywanie komunikacji i oferty praktycznie do każdego potencjalnego klienta, interakcje z firmą stają się głębsze, ponieważ klienci chętniej angażują się w marki, które rozumieją i które zaspokajają ich specyficzne potrzeby.

Aspekt czasu rzeczywistego dużych zbiorów danych jest istotny również z punktu widzenia pomiaru skuteczności przekazu marketingowego. Tradycyjny marketing często opierał się na analizie retrospektywnej, w której wyniki kampanii oceniano po jej zakończeniu. Jednak dzięki technologiom dużych zbiorów danych marketingowcy mogą śledzić skuteczność swoich kampanii w czasie rzeczywistym, co pozwala na sprawne dostosowania do sytuacji. Jeśli kampania nie przynosi oczekiwanych efektów, analiza danych może szybko zidentyfikować obszary wymagające poprawy, na przykład zmiana i dostosowanie przekazu, kierowanie do różnych segmentów lub realokacja budżetu na bardziej efektywne kanały⁹⁶. Takie podejście zapewnia ciągłość działań marketingowych oraz minimalizuje marnotrawstwo wydatków, prowadząc w rezultacie do bardziej efektywnego wykorzystania zasobów.

Doświadczenie klienta

Nowe możliwości sztucznej inteligencji w zakresie przetwarzania i generowania języka naturalnego oraz interpretowania wydźwięku emocjonalnego

⁹⁴ T. Davenport, A. Guha, D. Grewal, T. Bressgott, How artificial intelligence will change the future of marketing, *Journal of the Academy of Marketing Science*, nr 48(1), Springer 2020, s. 24-42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>

⁹⁵ C. Ziakis M. Vlachopoulou, Artificial Intelligence in Digital Marketing: Insights from a Comprehensive Review, *Information*, nr 14(12), Article 664, MDPI 2023, s.1-30. <https://doi.org/10.3390/info14120664>

⁹⁶ D. P. Sakas, D. P. Reklitis, M. C. Terzi, C. Vassilakis, Multichannel Digital Marketing Optimizations through Big Data Analytics in the Tourism and Hospitality Industry, *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, nr 17(4), MDPI 2022, s. 1383-1408. <https://doi.org/10.3390/jtaer17040070>

wypowiedzi (tekstowej lub głosowej) zapoczątkowały nową erę obsługi klienta, zmieniając wcześniej obowiązujące tradycyjne podejścia⁹⁷. Wdrożenie wirtualnych asystentów i chatbotów zrewolucjonizowało sposób, w jaki firmy zaczęły wchodzić w interakcje ze swoimi klientami. Zaawansowane chatboty oparte na sztucznej inteligencji zapewniają natychmiastowe, spersonalizowane odpowiedzi na temat oferowanych produktów i usług. Rozmowa z chatbotem jest dostępna 24 godziny na dobę, 7 dni w tygodniu, zatem obsługuje on wszelkie zapytania z niezwykłą wydajnością i redukuje liczbę zapytań klientów przekazywanych do ludzi – pracowników obsługi klienta⁹⁸. Doświadczenie klienta wzbogacają również spersonalizowane systemy rekomendacji oparte na sztucznej inteligencji. Analizują one ogromne ilości danych klientów, aby zaoferować dostosowane sugestie produktów i treści ukierunkowanych na indywidualne preferencje, znacząco poprawiając ogólne wrażenia klienta z zakupów. Taki poziom personalizacji nie tylko zwiększa zaangażowanie klientów, ale także przewiduje ich potrzeby z wysoką dokładnością⁹⁹. Kumulatywnym efektem tych ulepszeń jest znaczna poprawa wskaźników satysfakcji klientów, wzmacniająca długoterminową lojalność wobec marki i zwiększająca retencję klientów. Dalsze udoskonalanie jakości obsługi klienta wyznacza nowe standardy w zakresie spersonalizowanego świadczenia usług i optymalnego zarządzania relacjami z klientami.

Wykorzystując big data, przedsiębiorstwa mogą śledzić i analizować interakcje z klientami w czasie rzeczywistym, co daje firmom możliwość proaktywnej poprawy szeroko pojętego doświadczenia klienta. Jedną z głównych zalet big data w obsłudze klienta jest możliwość szybkiego reagowania na zapytania klientów. Kiedy przedsiębiorstwa mają dostęp do danych w czasie rzeczywistym na temat interakcji z klientami w różnych kanałach – takich jak media społecznościowe, e-maile, czat na żywo i rozmowy telefoniczne – mogą prawie natychmiast identyfikować problemy w zapytaniach lub opiniach klienta i rozwiązywać je w miarę

⁹⁷ E. Nichifor, G. Brătucu, I. B. Chițu, D. A. Lupșa-Tătaru, E. M. Chișinău, R. D. Todor, R-G. Albu, S. Bălășescu, Utilising Artificial Intelligence to Turn Reviews into Business Enhancements through Sentiment Analysis, *Electronics*, nr 12(21), Article 4538, MDPI 2023, s. 1-19. <https://doi.org/10.3390/electronics12214538>

⁹⁸ T. Suryanto, A. Wibawa, H. Hariyono, A. Nafalski, A., Evolving Conversations: A Review of Chatbots and Implications in Natural Language Processing for Cultural Heritage Ecosystems, *International Journal of Robotics and Control Systems*, nr 3(4), ASCEE 2023, s. 955-1006. <https://doi.org/10.31763/ijrcs.v3i4.1195>

⁹⁹ K. Khandelwal, S. Patel, J. Patel, M. Pnachal, A Study to Know Use of AI for Personalized Recommendation, Streaming Optimization, and Original Content Production at Netflix, *International Journal of Scientific Research & Engineering Trends*, nr 9(6), IJSRET 2023, s. 1738-1743.

ich pojawiania się¹⁰⁰. Na przykład, jeśli po wprowadzeniu produktu na rynek zostanie wykryty lawinowy wzrost negatywnych opinii, zespół obsługi klienta może szybko zidentyfikować źródło niezadowolenia i podjąć działania naprawcze¹⁰¹. Aby jednak system sztucznej inteligencji oparty na analityce big data skutecznie wspierał takie działania, pracownicy muszą mieć pełne zaufanie do jakości danych i przejrzystości generowanych wyników, co przekłada się na wydajność operacyjną całego przedsiębiorstwa. Wówczas szybka i adekwatna reakcja nie tylko zmniejszy frustrację klientów, ale także wzmocni reputację przedsiębiorstwa pod względem jej niezawodności i responsywności¹⁰². Z kolei firmy telekomunikacyjne mogą wykorzystywać dane dotyczące korzystania z infrastruktury sieci i skarg na usługi, aby przewidywać potencjalne przerwy w świadczeniu usług i informować o nich z wyprzedzeniem poszkodowanych klientów, zapewniając rozwiązania, zanim doświadczą jakichkolwiek niedogodności¹⁰³. Podobnie sprzedawca detaliczny może określić, kiedy klientowi prawdopodobnie zabraknie regularnie kupowanego produktu i wysłać terminowe przypomnienia lub oferty, zapewniając, że klient nie doświadczy niedoboru. Takie proaktywne wsparcie poprawia doświadczenia klientów, sprawiając, że czują się oni doceniani i zrozumiani.

Spójne doświadczenia we wszystkich tych kanałach mają kluczowe znaczenie dla utrzymania zadowolenia klientów. Centralizując dane ze wszystkich interakcji z klientami, przedsiębiorstwa mogą zapewnić, że informacje są aktualne i dostępne dla wszystkich działów, zapobiegając fragmentarycznej i niespójnej obsłudze. Na przykład, jeśli klient zainicjuje zapytanie na czacie na stronie internetowej, a następnie zadzwoni do obsługi klienta, systemy big data umożliwiają zespołowi wsparcia obsługi klienta uzyskanie pełnego obrazu poprzedniej

¹⁰⁰ M. D'Arco, L. L. Presti, V. Marino, R. Resciniti, Embracing AI and Big Data in customer journey mapping: from literature review to a theoretical framework, *Innovative Marketing*, nr 15(4), Business Perspectives 2019, s. 102-115. [https://doi.org/10.21511/im.15\(4\).2019.09](https://doi.org/10.21511/im.15(4).2019.09)

¹⁰¹ H-J. Ban, H-W. Joung, H-S. Kim, The Text Mining Approach to Understand Seat Comfort Experience of Airline Passengers through Online Review, *Culinary Science & Hospitality Research*, nr 25(9), NRF 2019, s. 38-46. <https://doi.org/10.20878/cshr.2019.25.9.005>

¹⁰² N. P. Rana, S. Chatterjee, Y. K. Dwivedi, S. Akter, Understanding dark side of artificial intelligence (AI) integrated business analytics: assessing firm's operational inefficiency and competitiveness, *European Journal of Information Systems*, nr 31(3), Taylor & Francis 2022, s. 364-387. <https://doi.org/10.1080/0960085X.2021.1955628>

¹⁰³ H. Ahmad, H. Mustafa, The impact of artificial intelligence, big data analytics and business intelligence on transforming capability and digital transformation in Jordanian telecommunication firms, *International Journal of Data and Network Science*, nr 6(3), Growing Science 2022, s. 727-732. <http://doi.org/10.5267/j.ijdns.2022.3.009>

interakcji, co pozwala na płynną kontynuację obsługi bez konieczności powtarzania problemu przez klienta¹⁰⁴.

Duże zbiory danych przyczyniają się do usprawnienia pętli informacji zwrotnej od klientów. Narzędzia do analizy danych pozwalają firmom zbierać, analizować i działać na podstawie informacji zwrotnych skuteczniej niż tradycyjne metody. Na przykład analiza wydźwięku emocjonalnego, zwana również analizą sentymentu, pomoże sprawnie i szybko interpretować emocje klientów wyrażone na przykład w opiniach lub recenzjach produktów¹⁰⁵. Regularne monitorowanie opinii klientów umożliwia firmom zrozumienie nastrojów klientów na dużą skalę i podejmowanie świadomych decyzji w celu ulepszenia produktów, usług lub strategii komunikacyjnych¹⁰⁶. Pozwala to firmom adekwatnie dostosowywać się do zmieniających się preferencji klientów, co skutkuje ciągłą poprawą doświadczeń klientów. Kiedy firmy konsekwentnie spełniają oczekiwania klientów poprzez spersonalizowane interakcje, szybkie odpowiedzi i proaktywne wsparcie, tworzą pozytywne doświadczenia, które zachęcają do powtarzania interakcji z firmą w postaci kolejnych transakcji. Analityka predykcyjna może również pomóc zidentyfikować profile klientów zagrożonych odejściem, którzy mogą być niezadowoleni z aktualnej oferty przedsiębiorstwa.

Oszczędność kosztów i optymalizacja zasobów to dodatkowe korzyści wynikające z obsługi klienta ulepszonej o analitykę big data ze wsparciem sztucznej inteligencji. Zautomatyzowana analiza danych może usprawnić obsługę klienta poprzez dostarczanie zautomatyzowanych rozwiązań za pośrednictwem chatbotów i konwersacyjnych systemów QA (ang. Question-Answering, QA) automatycznie odpowiadających na pytania¹⁰⁷. Zmniejsza to obciążenie przedstawicieli obsługi klienta i poprawia ogólną wydajność obsługi klienta, gdyż

¹⁰⁴ M. D'Arco, L. L. Presti, V. Marino, R. Resciniti, Embracing AI and Big Data in customer journey mapping: from literature review to a theoretical framework, *Innovative Marketing*, nr 15(4), Business Perspectives 2019, s. 102-115. [https://doi.org/10.21511/im.15\(4\).2019.09](https://doi.org/10.21511/im.15(4).2019.09)

¹⁰⁵ S. Poria, D. Hazarika, N. Majumder, R. Mihalcea, Beneath the Tip of the Iceberg: Current Challenges and New Directions in Sentiment Analysis Research, *IEEE Transactions on Affective Computing*, nr 14(1), IEEE 2023, s. 108-132, <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2020.3038167>

¹⁰⁶ E. Nichifor, G. Brătuțu, I. B. Chițu, D. A. Lupșa-Tătaru, E. M. Chișinău, R. D. Todor, R.-G. Albu, S. Bălășescu, Utilising Artificial Intelligence to Turn Reviews into Business Enhancements through Sentiment Analysis, *Electronics*, nr 12(21), Article 4538, MDPI 2023, s. 1-19. <https://doi.org/10.3390/electronics12214538>

¹⁰⁷ H. Pallathadka, E. H. Ramirez-Asis, T. P. Loli-Poma, K. Kaliyaperumal, R. J. M. Ventayen, M. Naved, Applications of artificial intelligence in business management, ecommerce and finance, *Materials Today: Proceedings*, nr 80(3), Elsevier 2023, s. 2610-2613. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.06.419>; S. Reddy, D. Chen, Ch. D. Manning, CoQA: A Conversational Question Answering Challenge, *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, nr 7, MIT Press 2019, s. 249-266. http://doi.org/10.1162/tacl_a_00266

pozwala pracownikom obsługi klienta skupić się na bardziej złożonych problemach, które wymagają spersonalizowanej uwagi, niemożliwej do zapewnienia przez rozmowę z chatbotem.

Cyberbezpieczeństwo, wykrywanie oszustw i zarządzanie ryzykiem

Sztuczna inteligencja znacznie zwiększa zdolność przedsiębiorstw do wykrywania oszustw, identyfikowania, oceniania i mitygowania ryzyka operacyjnego oraz wyzwań związanych z bezpieczeństwem cyfrowym. Cyberataki stają się coraz bardziej wyrafinowane, a tradycyjne mechanizmy obronne mogą nie być wystarczające do ochrony przed współczesnymi zagrożeniami, takimi jak złośliwe oprogramowanie, phishing, smishing, vishing¹⁰⁸ czy ataki typu DDoS (ang. Distributed Denial of Service, DDoS)¹⁰⁹ blokujące dostęp do serwera lub usługi. Dzięki zastosowaniu algorytmów uczenia maszynowego możliwa jest proaktywna ochrona przed potencjalnymi atakami: zaawansowane modele przeprowadzają analizę wzorców i anomalii w czasie rzeczywistym, aby szybko wykrywać potencjalne luki w zabezpieczeniach, działania oszukańcze lub zakłócenia operacyjne, które w przeciwnym razie mogłyby pozostać niezauważone. Zidentyfikowane podejrzane wzorce wskazujące na cyberataki, takie jak nietypowe skoki ruchu, nieautoryzowane próby dostępu lub naruszenia danych, wyzwalają zautomatyzowane odpowiedzi w celu natychmiastowej neutralizacji tych zagrożeń¹¹⁰. Predykcyjna i responsywna zdolność zespołów ds. cyberbezpieczeństwa, kalibrując się do nowo wykrytych zagrożeń, utrzymuje w ten sposób integralność i ciągłość działania krytycznych systemów biznesowych.

Analityka dużych zbiorów danych stała się bardzo ważnym elementem dla przedsiębiorstw, których celem jest poprawa wykrywania oszustw i skuteczne zarządzanie ryzykiem. Analizując wzorce i zachowania zawarte w bardzo szerokiej gamie źródeł danych – takich jak choćby transakcje finansowe, zachowania użytkowników, aktywność w mediach społecznościowych – firmy mogą

¹⁰⁸ M. Nadeem, S. W. Zahra, M. N. Abbasi, A. Arshad, S. Riaz, W. Ahmed, Phishing Attack, Its Detections and Prevention Techniques, *International Journal of Wireless Security and Networks*, nr 1(2), STM Journals 2023, s. 13-25. <https://doi.org/10.37591/IJWSN>

¹⁰⁹ M. Nadeem, A. Arshad, S. Riaz, S. S. Band, A. Mosavi, Intercept the Cloud Network from Brute Force and DDoS Attacks via Intrusion Detection and Prevention System, *IEEE Access*, nr 9, IEEE 2021, s. 152300–152309. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3126535>

¹¹⁰ S. Jaini, AI-Powered Data Anomaly Detection: Enhancing Data Integrity, Addressing Complex Data Patterns and Anomalies in Relational Databases, *International Journal for Research Publication and Seminar*, nr 14(1), Shodh Sagar International Publications 2023, s. 416-424. <https://doi.org/10.36676/jrps.v14.i1.1602>

identyfikować anomalie, potencjalne oszustwa i zagrożenia bezpieczeństwa w czasie rzeczywistym¹¹¹. Tradycyjne systemy wykrywania oszustw często opierały się na statycznych regułach oraz czasochłonnych ręcznych kontrolach, które mogą nie uchwycić wysoce wyrafinowanych, dynamicznie ewoluujących form oszustw. Natomiast analityka dużych zbiorów danych wykorzystuje zaawansowane modele uczenia maszynowego do ciągłego monitorowania dużych wolumenów danych i umożliwia przedsiębiorstwom przewidywanie i zapobieganie oszukańczym działaniom, zanim spowodują one znaczne szkody. Na przykład nagła zmiana w zachowaniu związanym z wydawaniem pieniędzy na karcie kredytowej lub nietypowo duża liczba prób logowania na koncie użytkownika może wywołać alert w celu dalszego zbadania sprawy¹¹². Prędkość i dokładność takiego monitorowania w czasie rzeczywistym są kluczowe dla zapobiegania stratom finansowym i łagodzenia ryzyka, gdy tylko zostaną wykryte podejrzane działania.

Analizując dane historyczne, modele uczenia maszynowego mogą identyfikować czynniki ryzyka i ustalać wzorce predykcyjne, umożliwiając przedsiębiorstwom budowanie solidnych ram zarządzania ryzykiem¹¹³. Na przykład w sektorze bankowym modele predykcyjne mogą oceniać ryzyko kredytowe poprzez analizę historii kredytowej klientów, danych transakcyjnych i warunków rynkowych, umożliwiając instytucjom finansowym podejmowanie optymalnych decyzji w sprawie zatwierdzania pożyczek i limitów kredytowych¹¹⁴. Podobnie w sektorze ubezpieczeniowym duże zbiory danych mogą pomóc w identyfikacji roszczeń o wyższym prawdopodobieństwie oszustwa poprzez analizę danych dotyczących roszczeń z przeszłości, rejestru aktywności lub podejmowanych decyzji posiadaczy polis oraz czynników zewnętrznych, takich jak trendy ekonomiczne.

Wykorzystanie zautomatyzowanych systemów wykrywania oszustw nie tylko przyspiesza proces wykrywania, ale także zapewnia spójność i dokładność,

¹¹¹ H. Pallathadka, E. H. Ramirez-Asis, T. P. Loli-Poma, K. Kaliyaperumal, R. J. M. Ventayen, M. Naved, Applications of artificial intelligence in business management, ecommerce and finance, *Materials Today: Proceedings*, nr 80(3), Elsevier 2023, s. 2610-2613. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.06.419>

¹¹² R. Jha, Credit Card Fraud Detection by Implementing Supervised Machine Learning, *Journal of Artificial Intelligence, Machine Learning and Data Science*, nr 1(1), URF Publishers 2022, s. 46-48. <https://doi.org/10.51219/JAIMLD/ritambhara-jha/27>

¹¹³ N. P. Rana, S. Chatterjee, Y. K. Dwivedi, S. Akter, Understanding dark side of artificial intelligence (AI) integrated business analytics: assessing firm's operational inefficiency and competitiveness, *European Journal of Information Systems*, nr 31(3), Taylor & Francis 2022, s. 364-387. <https://doi.org/10.1080/0960085X.2021.1955628>

¹¹⁴ S. Jaini, AI-Powered Data Anomaly Detection: Enhancing Data Integrity, Addressing Complex Data Patterns and Anomalies in Relational Databases, *International Journal for Research Publication and Seminar*, nr 14(1), Shodh Sagar International Publications 2023, s. 416-424. <https://doi.org/10.36676/jrps.v14.i1.1602>

ponieważ firmy mogą analizować ogromne zestawy danych znacznie wydajniej niż procesy ręczne. Ponadto analiza big data umożliwia ciągłe doskonalenie algorytmów wykrywania oszustw. W miarę rozwoju schematów oszustw i zagrożeń bezpieczeństwa modele uczenia maszynowego są ponownie uczone na nowych danych, aby poprawić ich dokładność i możliwości predykcyjne. Ten iteracyjny proces uczenia się zapewnia, że systemy wykrywania oszustw pozostają adaptacyjne i aktualne, minimalizując działania sklasyfikowane bądź jako fałszywie pozytywne (legalne działania błędnie oznaczone jako oszukańcze), bądź jako fałszywie negatywne (oszukańcze działania błędnie oznaczone jako legalne, a zatem niewykryte). Na przykład firma e-commerce może wykorzystać analitykę big data do monitorowania tysięcy transakcji co sekundę, identyfikując nieprawidłowości, takie jak zduplikowane płatności, podejrzane adresy wysyłkowe lub wykorzystanie skradzionych danych uwierzytelniających płatności¹¹⁵. Po zgłoszeniu tych nieprawidłowości można szybko i adekwatnie zareagować, aby zapobiec nieautoryzowanym transakcjom i zmniejszyć ryzyko finansowe. Z kolei sprzedawca detaliczny działający w kanale sprzedaży online, który doświadcza wzrostu liczby oszukańczych żądań zwrotu pieniędzy lub towaru, może dostosować swój model analityki dużych zbiorów danych tak, aby rozpoznawać nowe wzorce oszustw związanych ze zwrotami, zwiększając w ten sposób zdolność operacyjną swojej firmy do odróżniania prawdziwych i fałszywych żądań. Stąd minimalizacja ryzyka finansowego i strat jest jedną z zalet wdrażania uczenia maszynowego opartego na dużych zbiorach danych w celu wykrywania oszustw i zarządzania ryzykiem. Poprzez szybką identyfikację działań oszukańczych przedsiębiorstwa mogą uniknąć znacznych szkód finansowych, chronić swoje strumienie przychodów i utrzymać zaufanie klientów. Z kolei zarządzanie ryzykiem za pomocą analityki predykcyjnej przyczynia się do długoterminowej stabilności finansowej przedsiębiorstwa¹¹⁶.

Zapewnienie zgodności z prawem (ang. compliance) i przestrzegania obowiązujących przepisów oraz regulaminów to jeszcze jedna właściwość stosowania zaawansowanej analityki dużych zbiorów danych na potrzeby wykrywania oszustw i zarządzania ryzykiem. Wiele branż, takich jak finanse, opieka zdrowotna i handel detaliczny, podlega surowym przepisom dotyczącym ochrony danych

¹¹⁵ M. Devan, C. Althathi, J. Perumalsamy, Real-Time Data Analytics for Fraud Detection in Investment Banking Using AI and Machine Learning: Techniques and Case Studies, *Cybersecurity and Network Defense Research*, nr 3(1), The Science Brigade Publishing Group 2023, s. 25-56. <https://thesciencebrigade.com/cndr/article/view/267/259> [dostęp 05.2024]

¹¹⁶ A. Kumar, A. Kumar, S. Kumari, N. Kumari, S. Kumari, P. Mishra, A. K. Behura, Artificial Intelligence's (AI): Implications In Managing Financial Risks (FRM), *International Journal of Science Academic Research*, nr 4(03), IJSAR 2023, s. 5242-5246. <https://www.scienceijsar.com/sites/default/files/article-pdf/IJSAR-1449.pdf> [dostęp 05.2024]

transakcyjnych, stosowania środków zapobiegających oszustwom i prywatności klientów. Analityka big data wspiera przedsiębiorstwa w zachowaniu zgodności z prawem poprzez ciągle monitorowanie działań, które mogą naruszać standardy regulacyjne. Na przykład instytucje finansowe (i inne zobowiązane) muszą przestrzegać przepisów dotyczących przeciwdziałania praniu pieniędzy (ang. Anti Money Laundering, AML), które wymagają identyfikacji i zgłaszania podejrzanych transakcji. Systemy big data mogą analizować transakcje klientów w oparciu o wytyczne regulacyjne, zapewniając, że wszelkie anomalie zostaną niezwłocznie oznaczone do zbadania i zgłoszone organom regulacyjnym, przy jednoczesnym zachowaniu pełnej ochrony danych i prywatności¹¹⁷. Takie podejście nie tylko zmniejsza ryzyko kar za niezgodność z przepisami, ale także wzmacnia zaufanie klientów i interesariuszy, którzy cenią sobie bezpieczeństwo danych oraz instytucjonalną gwarancję zgodności z regulacjami. Co więcej, integracja danych z wielu źródeł zwiększa zdolność systemów analityki big data do tworzenia kompleksowego obrazu potencjalnych zagrożeń. Na przykład bank badający oszukańczą aktywność na koncie klienta może łączyć informacje z historii transakcji tego klienta, ich lokalizacji geograficznej i destynacji przelewów, aby wykrywać nieścisłości i określać prawdopodobieństwo oszustwa¹¹⁸. Takie holistyczne podejście do analizy danych wzmacnia zdolność instytucji do przewidywania i zapobiegania zarówno wewnętrznym, jak i zewnętrznym ryzykom.

Optymalizacja łańcucha dostaw i logistyki

Sztuczna inteligencja rewolucjonizuje zarządzanie łańcuchem dostaw (ang. Supply Chain Management, SCM) dzięki zaawansowanemu prognozowaniu popytu, inteligentnemu zarządzaniu zapasami i kompleksowemu usprawnieniu logistyki. Najnowocześniejsze modele uczenia maszynowego analizują ogromne i zróżnicowane zestawy danych, w tym historyczne dane sprzedaży, trendy sezonowe, również wzorce meteorologiczne i całą złożoną dynamikę rynku, aby dokładnie przewidywać popyt na produkty w różnych ramach czasowych

¹¹⁷ J. A. Tsapa, Artificial Intelligence Use Cases for Banking Anti-Money Laundering, *Journal of Artificial Intelligence, Machine Learning and Data Science*, nr 1(2), URF Publishers 2023, s. 259-264. <https://doi.org/10.51219/JAIMLD/joseph-aaron-tsapa/81>

¹¹⁸ M. Devan, C. Althati, J. Perumalsamy, Real-Time Data Analytics for Fraud Detection in Investment Banking Using AI and Machine Learning: Techniques and Case Studies, *Cybersecurity and Network Defense Research*, nr 3(1), The Science Brigade Publishing Group 2023, s. 25-56. <https://thesciencebrigade.com/cndr/article/view/267/259> [dostęp 05.2024]

i różnych segmentach rynku¹¹⁹. Umożliwia to optymalizację poziomów zapasów, gdy duże zbiory danych analizowane w czasie rzeczywistym wspierają w kontrolę zapasów i zarządzanie magazynem poprzez monitorowanie wskaźników rotacji zapasów i terminów realizacji dostaw¹²⁰. Zaawansowana analiza umożliwia firmom utrzymanie optymalnego poziomu zapasów, redukując koszty związane z nadmiernym magazynowaniem lub jego brakiem, usprawniając procesy kompletowania i pakowania oraz zapewniając dostępność produktów, w miejscu i czasie, w jakim są potrzebne.

Platformy logistyczne oparte na sztucznej inteligencji wykorzystują prognozowanie popytu, aby proponować optymalne trasy transportowe, biorąc pod uwagę wiele zmiennych, takich jak wzorce ruchu drogowego, aktualne i prognozowane warunki pogodowe oraz efektywność paliwową floty pojazdów. Systemy te, analizując trasy transportowe, wykorzystanie pojazdów, zużycie paliwa i natężenie ruchu drogowego, mogą identyfikować najefektywniejsze sposoby przemieszczania towarów z jednego miejsca do drugiego. Optymalizacja trasy może na przykład znacznie skrócić czas dostawy i koszty transportu poprzez wybór najskuteczniejszych ścieżek do wysyłki towarów¹²¹. Modele predykcyjnej konserwacji z kolei używane są do monitorowania stanu pojazdów dostawczych, zapobiegając awariom i opóźnieniom poprzez systematyczne planowanie konserwacji i przeglądów pojazdów oraz znacznie zwiększając bezpieczeństwo transportu w czasie dużego natężenia ruchu na drodze¹²².

Integracja analityki dużych zbiorów danych i modeli uczenia maszynowego z zarządzaniem łańcuchem dostaw stała się przełomem na zglobalizowanym rynku, na którym łańcuchy dostaw są bardzo złożone, angażując wielu interesariuszy, takich jak dostawcy, producenci, dostawcy usług logistycznych i klienci

¹¹⁹ W. C. Tan, M. S. Sidhu, Review of RFID and IoT integration in supply chain management, *Operations Research Perspectives*, nr 9, Article 100229, Elsevier 2022, s.1-17. <https://doi.org/10.1016/j.orp.2022.100229>

¹²⁰ M. Brinch, J. Stentoft, J. Kronborg Jensen, Big Data and its Applications in Supply Chain Management: Findings from a Delphi Study, *Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences, HICSS 2017*, s. 1351-1360. <http://hdl.handle.net/10125/41314> [dostęp 05.2024]

¹²¹ G. Mallesham, The Role of AI and ML in Revolutionizing Supply Chain Management, *International Journal of Scientific Research and Management*, nr 10(06), IJSRM 2022, s. 918-928. <https://doi.org/10.18535/ijssrm/v10i6.ec05>

¹²² V. Mandala, From Reactive to Proactive: Employing AI and ML in Automotive Brakes and Parking Systems to Enhance Road Safety, *International Journal of Science and Research*, nr 7(11), IJSR 2018, s. 1992-1996. <https://doi.org/10.21275/es24516090203>

końcowi¹²³. Złożoność ta sprawiła, że zbieranie danych w czasie rzeczywistym i ich błyskawiczne przetwarzanie są kluczowe dla menadżerów w kontekście zapewnienia płynnego i wydajnego przebiegu procesów łańcucha dostaw oraz możliwości podejmowania decyzji opartych na danych na każdym etapie procesu. Ponadto, łańcuchy dostaw od wielu lat zmagają się z brakiem przejrzystości, co utrudniało efektywne zarządzanie oraz identyfikację potencjalnych problemów i częstokroć zakłócało funkcjonowanie całego procesu. Jednak wykorzystując analitykę dużych zbiorów danych, firmy mogą uzyskać całościowy obraz łańcucha dostaw, śledząc cały swój przepływ towarów: od producentów, przez centra dystrybucyjne, do sprzedawców detalicznych i klientów końcowych¹²⁴. Śledzenie przesyłek w czasie rzeczywistym przy użyciu danych z globalnego systemu pozycjonowania (ang. Global Positioning System, GPS), mikrochipów/tagów w transponderze RFID (ang. Radio-Frequency IDentification, RFID) i danych z urządzeń internetu rzeczy pozwala firmom monitorować dokładną lokalizację i stan swoich produktów, usprawniając obsługę klienta poprzez dostarczanie dokładnych szacunków dostaw i bieżącej lokalizacji produktu¹²⁵. Taka przejrzystość i możliwość bieżącego śledzenia dostaw umożliwia proaktywną identyfikację i rozwiązywanie problemów wąskich gardeł, niwelowanie opóźnień w realizacji i wszelkich innych zakłóceń.

Skalowalność operacyjna

Szybki wzrost wielkości zbiorów danych i ich złożoności operacyjnych wymusiły na przedsiębiorstwach przyjęcie opartych na chmurze infrastruktur zdolnych do obsługi zwiększonych potrzeb w zakresie przechowywania, przetwarzania i analizy danych. Systemy sztucznej inteligencji stały się transformacyjną technologią, zapewniającą przedsiębiorstwom bezprecedensową łatwość

¹²³ M. Brinch, J. Stentoft, J. Kronborg Jensen, Big Data and its Applications in Supply Chain Management: Findings from a Delphi Study, Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences, HICSS 2017, s. 1351-1360. <http://hdl.handle.net/10125/41314> [dostęp 05.2024]

¹²⁴ A. Gupta, S. Singh, Application of Industry 4.0 Technologies in Sustaining Supply Chain, 3rd International Conference on Intelligent Engineering and Management, ICIEM 2022, s. 396-402. <https://doi.org/10.1109/ICIEM54221.2022.9853157>

¹²⁵ V. Agarwal, S. Ankolikar, Deployment of RFID sensors in supply chain management – a review, Journal of Mechatronics and Artificial Intelligence in Engineering, nr 3(2), Extrica 2022, s. 47-64. <https://doi.org/10.21595/jmai.2022.22565>

w skalowaniu systemów, zarządzaniu zasobami i zdolnościami operacyjnymi¹²⁶. W przeciwieństwie do tradycyjnych lokalnych centrów danych, rozwiązania oparte na chmurze oferują elastyczne, wydajne i opłacalne podejście do zarządzania dużymi i złożonymi zestawami danych, umożliwiając przedsiębiorstwom bezproblemową adaptację do zmieniających się wymagań dotyczących danych. Możliwość dynamicznego skalowania zasobów infrastruktury w odpowiedzi na zmieniające się wolumeny danych i wymagania użytkowników stała się bardzo istotną zaletą dla nowoczesnych przedsiębiorstw, które chcą wykorzystać duże zbiory danych w celu uzyskania przewagi strategicznej.

Rozwiązania sztucznej inteligencji oparte na chmurze oferują przełomowe podejście do rozwoju i ekspansji na rynkach. Umożliwiają one firmom znaczne zwiększenie mocy obliczeniowej i możliwości przetwarzania danych bez konieczności rozległych i kosztownych inwestycji w infrastrukturę fizyczną. Przy czym skalowalność nie dotyczy tylko obsługi zwiększonych obciążeń, chodzi w niej także o zapewnienie przedsiębiorstwom narzędzi do przetwarzania i analizowania ogromnych zestawów danych w czasie rzeczywistym¹²⁷. Chodzi również o elastyczność, obejmującą różne aspekty działalności biznesowej: od chatbotów obsługi klienta, które mogą obsługiwać zmienne wolumeny zapytań, po dynamiczną alokację zasobów w procesach produkcyjnych. Wykorzystując technologie sztucznej inteligencji, przedsiębiorstwa mogą adekwatnie reagować warunki rynkowe, ale też zmieniać swoje strategie przy najmniejszych wykrytych zakłóceniach¹²⁸.

Jedną z głównych zalet infrastruktury opartej na chmurze jest jej elastyczna skalowalność. Pozwala ona przedsiębiorstwom na efektywne rozszerzanie lub zmniejszanie pojemności pamięci masowej, technologii, gotowych aplikacji i przetwarzania danych w czasie rzeczywistym w oparciu o trzy podstawowe modele usług w chmurze obliczeniowej¹²⁹:

¹²⁶ P. Nama, S. Pattanayak, H. S. Meka, AI-driven Innovations in Cloud Computing: Transforming Scalability, Resource Management, and Predictive Analytics in Distributed Systems, *International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science*, nr 5(12), IRJMETs 2023, s. 4165-4174. <https://www.doi.org/10.56726/IRJMETs47900>

¹²⁷ S. Sagi, Scaling Generative AI in Enterprise IT Operations: Challenges and Opportunities, *Journal of Artificial Intelligence & Cloud Computing*, nr 3(1), SRC 2024, s. 1-4. [https://doi.org/10.47363/JAICC/2024\(3\)209](https://doi.org/10.47363/JAICC/2024(3)209)

¹²⁸ S. Kaggwa, T. F. Eleogu, F. Okonkwo, O. Farayola, P. U. Uwaoma, A. Akinoso, AI in decision making: Transforming business strategies, *International Journal of Research and Scientific Innovation*, nr X(XII), RSIS International 2024, s.423-444. <https://doi.org/10.51244/IJRSI.2023.1012032>

¹²⁹ D. Venkatachalam, D. Paul, A. Selvaraj, AI/ML Powered Predictive Analytics in Cloud Based Enterprise Systems: A Framework for Scalable Data-Driven Decision Making, *Journal of Artificial Intelligence Research*, nr 2(2), The Science Brigade Publishing Group 2022, 142-183. <https://thesciencebrigade.com/JAIR/article/view/367/346> [dostęp 05.2024]

- Infrastruktura jako usługa (ang. Infrastructure as a Service, IaaS) dostarcza podstawowe zasoby IT, takie jak maszyny wirtualne i pamięć masowa. W modelu tym przedsiębiorstwo płaci tylko za faktyczne wykorzystanie tych zasobów, co eliminuje potrzebę inwestowania w kosztowny sprzęt fizyczny.
- Platforma jako usługa (ang. Platform as a Service, PaaS) udostępnia platformę dla deweloperów do tworzenia, wdrażania i zarządzania aplikacjami, bez konieczności zarządzania przez przedsiębiorstwo infrastrukturą technologiczną.
- Oprogramowanie jako usługa (ang. Software as a Service, SaaS) oferuje klientom przedsiębiorstwa gotowe aplikacje dostępne przez internet, dzięki czemu użytkownicy systemu nie muszą ich instalować ani utrzymywać na swoich urządzeniach.

Wspomniana elastyczna skalowalność jest szczególnie cenna dla przedsiębiorstw, które borykają się z nieprzewidywalnymi wzrostami danych lub sezonowymi wahaniami, takimi jak podczas dużych wydarzeń sprzedażowych lub wprowadzania nowych produktów i usług. Dostawcy usług w chmurze oferują modele typu „płać za użytkowanie” (ang. pay-as-you-go, PAYG), dzięki czemu firmy płacą tylko za zasoby, które zużywają, minimalizując w ten sposób niepotrzebne koszty związane z utrzymaniem nadmiarowej infrastruktury¹³⁰. Model ten obsługuje nie tylko przechowywanie danych i analizę, ale także moc obliczeniową wymaganą do zadań intensywnie wykorzystujących dane, takich jak uczenie maszynowe, sztuczna inteligencja i operacje analityki biznesowej na dużą skalę.

Oprócz skalowalności infrastruktura oparta na chmurze zwiększa dostępność danych i współpracę. Dzięki platformom opartym na chmurze dane nie są już izolowane w obrębie fizycznej lokalizacji lub działu. Zamiast tego interesariusze z różnych obszarów geograficznych i zespołów mogą bezproblemowo uzyskiwać dostęp do danych i analizować je, co usprawnia współpracę i podejmowanie decyzji menedżerskich. Dostępność tę uzupełniają narzędzia, także umieszczone i oparte na chmurze, do wizualizacji, udostępniania i raportowania danych, dzięki czemu użytkownicy na wszystkich szczeblach hierarchii organizacji mogą wyciągać własne wnioski. Na przykład globalna firma detaliczna może zapewnić dostęp do swoich danych sprzedażowych w zespołach regionalnych, umożliwiając

¹³⁰ S. B. Rajasekaran, AI and Cloud Computing - How the Cloud is Accelerating AI, International Journal of Artificial Intelligence & Machine Learning, nr 1(1), IAEME 2022, s. 1-9. <https://doi.org/10.17605/OSF.IO/TK8PD>

każdemu zespołowi analizę lokalnych trendów rynkowych przy jednoczesnym dostosowaniu się do ogólnej strategii korporacyjnej.

Bezpieczeństwo i niezawodność infrastruktury opartej na chmurze odgrywają również kluczową rolę w obsłudze dużych zbiorów danych. Główni dostawcy usług w chmurze inwestują duże środki w bezpieczeństwo, w tym w szyfrowanie, redundancję danych i odzyskiwanie danych po awarii oraz w zgodność z przepisami prawnymi o ochronie danych, np. Rozporządzenia ochrony danych osobowych RODO i GDPR (ang. General Data Protection Regulation, GDPR)¹³¹. Powierzając swoje dane renomowanym dostawcom usług w chmurze, przedsiębiorstwa mogą mieć pewność, że ich dane są bezpiecznie przechowywane, tworzone są kopie zapasowe i dane są dostępne nawet w przypadku awarii systemu lub cyberataku. Ten poziom niezawodności jest niezbędny dla przedsiębiorstw, które wymagają ciągłego dostępu do danych w przypadku aplikacji o znaczeniu krytycznym, zapewniając ciągłość działania i zmniejszając ryzyko związane z utratą danych¹³².

Ponadto infrastruktury oparte na chmurze stanowią podstawę zaawansowanej analizy i przetwarzania dużych zbiorów danych. Przedsiębiorstwa mogą wykorzystywać hurtownie i magazyny danych w chmurze do agregowania i przechowywania ogromnych ilości zarówno ustrukturyzowanych, jak i nieustrukturyzowanych danych. Platformy w chmurze oferują solidne możliwości przetwarzania, w tym obsługę strumieniowego przesyłania danych w czasie rzeczywistym, przetwarzania wsadowego i rozproszonych struktur obliczeniowych, takich jak Apache Hadoop i Apache Spark¹³³. Oznacza to, że analizy na dużą skalę i obciążenia obliczeniowe mogą być uruchamiane wydajniej w chmurze, co skraca czas przetwarzania i umożliwia szybsze generowanie spostrzeżeń. Na przykład firma świadcząca usługi finansowe może wykorzystać chmurę do uruchamiania złożonych algorytmów na danych rynkowych w czasie rzeczywistym, co usprawni jej strategię handlową i praktyki zarządzania ryzykiem. Platformy w chmurze często są wyposażone w szeroką gamę wstępnie zbudowanych usług, które można

¹³¹ D. Venkatachalam, D. Paul, A. Selvaraj, AI/ML Powered Predictive Analytics in Cloud Based Enterprise Systems: A Framework for Scalable Data-Driven Decision Making, *Journal of Artificial Intelligence Research*, nr 2(2), The Science Brigade Publishing Group 2022, 142-183. <https://thesciencebrigade.com/JAIR/article/view/367/346> [dostęp 05.2024]

¹³² S. Jaini, AI-Powered Data Anomaly Detection: Enhancing Data Integrity, Addressing Complex Data Patterns and Anomalies in Relational Databases, *International Journal for Research Publication and Seminar*, nr 14(1), Shodh Sagar International Publications 2023, s. 416-424. <https://doi.org/10.36676/jrps.v14.i1.1602>

¹³³ P. Sewal, H. Singh, A Critical Analysis of Apache Hadoop and Spark for Big Data Processing, 6th International Conference on Signal Processing, Computing and Control, IEEE 2021, s. 308-313. <https://doi.org/10.1109/ISPC53510.2021.9609518>

łatwo zintegrować z ekosystemem danych przedsiębiorstwa. Usługi te obejmują przechowywanie i przetwarzanie danych oferowane przez Amazon, Google, Microsoft, Nvidia oraz narzędzia uczenia maszynowego i sztucznej inteligencji, np. AWS SageMaker, Google Cloud AI, Microsoft Azure AI, Nvidia AI Enterprise¹³⁴. Takie narzędzia umożliwiają firmom szybkie opracowywanie i wdrażanie zaawansowanych modeli analitycznych bez konieczności skomplikowanej konfiguracji infrastruktury lub specjalistycznego sprzętu. Ponadto dostawcy usług w chmurze często oferują interfejsy API i łączniki, które ułatwiają łatwą integrację z aplikacjami innych firm, umożliwiając przedsiębiorstwom dostosowywanie przepływów pracy danych i wykorzystywanie najlepszych w swojej klasie rozwiązań do analizy danych, wizualizacji i raportowania¹³⁵.

Skalowalność operacyjna w analizie danych i uczeniu maszynowym jest szczególnie zwiększona dzięki infrastrukturze w chmurze, ponieważ przedsiębiorstwa mogą łatwo zapewnić dodatkowe zasoby obliczeniowe (takie jak procesory i procesory graficzne) do wykonywania intensywnych zadań analitycznych. W uczeniu maszynowym i rozwoju sztucznej inteligencji potrzeba skalowalnej mocy obliczeniowej jest krytyczna, ponieważ trenowanie dużych modeli na dużych zestawach danych może wymagać znacznej mocy przetwarzania i pamięci¹³⁶. Dzięki zasobom opartym na chmurze firmy mogą wykonywać te zadania równolegle, skracając czas uczenia i przyspieszając rozwój modeli, które generują analizy oparte na danych.

Infrastruktura oparta na chmurze obniża bariery wejścia dla przedsiębiorstw w kontekście analizy i przechowywania danych. Małe i średnie przedsiębiorstwa, które mogą nie mieć kapitału na inwestowanie w wysokiej klasy sprzęt i centra danych, mogą skorzystać z usług w chmurze, które zapewniają skalowalne, opłacalne rozwiązania dla ich potrzeb w zakresie danych. Uzyskując dostęp do tego samego poziomu narzędzi do przechowywania danych, bezpieczeństwa i analizy, co większe korporacje, sektor MŚP może angażować się w rozwój produktów, spersonalizowany marketing i analizę konkurencji, wyrównując swoje szanse

¹³⁴ S. Sagi, Scaling Generative AI in Enterprise IT Operations: Challenges and Opportunities, *Journal of Artificial Intelligence & Cloud Computing*, nr 3(1), SRC 2024, s. 1-4. [https://doi.org/10.47363/JAICC/2024\(3\)209](https://doi.org/10.47363/JAICC/2024(3)209)

¹³⁵ D. Venkatachalam, D. Paul, A. Selvaraj, AI/ML Powered Predictive Analytics in Cloud Based Enterprise Systems: A Framework for Scalable Data-Driven Decision Making, *Journal of Artificial Intelligence Research*, nr 2(2), The Science Brigade Publishing Group 2022, 142-183. <https://thesciencebrigade.com/JAIR/article/view/367/346> [dostęp 05.2024]

¹³⁶ P. S. Emmanni, Scalable Cloud Architectures for Deploying AI Applications, *Journal of Artificial Intelligence & Cloud Computing*, nr 3(2), SRC 2024, s. 1-4. [https://doi.org/10.47363/JAICC/2024\(3\)255](https://doi.org/10.47363/JAICC/2024(3)255)

w gospodarce cyfrowej¹³⁷. Przykładowo, startup w sektorze e-commerce może wykorzystać narzędzia oparte na chmurze do śledzenia zachowań nowych użytkowników, analizowania wzorców transakcyjnych i personalizowania kampanii marketingowych bez konieczności kosztownych początkowych inwestycji w rozległą infrastrukturę.

Rozwiązania oparte na chmurze ułatwiają również automatyzację zarządzania danymi i optymalizację zasobów. Przedsiębiorstwa mogą automatyzować rutynowe zadania związane z danymi, takie jak pobieranie, czyszczenie, transformacja i tworzenie kopii zapasowych danych za pośrednictwem usług natywnych dla chmury, co zmniejsza ręczne obciążenie pracą i minimalizuje błędy ludzkie. Automatyzacja taka pozwala naukowcom i analitykom danych skupić się na działaniach o wyższej wartości, takich jak budowanie modeli predykcyjnych, opracowywanie strategii biznesowych i eksplorowanie nowych spostrzeżeń dotyczących danych¹³⁸. Ponadto wielu dostawców usług w chmurze oferuje narzędzia do optymalizacji zasobów, które automatycznie przydzielają i zwalniają zasoby obliczeniowe na podstawie zapotrzebowania na obciążenie, zapewniając efektywne wykorzystanie zasobów i kontrolę kosztów.

W miarę jak dostawcy usług w chmurze wprowadzają nowe innowacyjne usługi, przedsiębiorstwa mogą szybko wdrażać najnowocześniejsze technologie, takie jak architektury bezserwerowe (ang. serverless architectures) i przetwarzanie brzegowe (ang. edge computing) oraz konteneryzacja (ang. containerization) i mikroserwisy (ang. microservices), poprzez umieszczanie modeli sztucznej inteligencji i uczenia maszynowego w tzw. kontenerach, w zasadzie bez znaczącej modernizacji własnej infrastruktury¹³⁹. W taki sposób wprowadzona skalowalność pozwala firmom stale ulepszać strategię oparte na danych i dostarczać klientom większą wartość. W kontekście globalnej ekspansji pracy zdalnej, infrastruktura oparta na chmurze zapewnia strategiczną przewagę, umożliwiając dostęp do

¹³⁷ B. M. Z. F. Mayer, D. E. Floriani, M. Amal, The Internationalization Speed of SMEs and their Long-term Sustainability in Foreign Markets, [w:] S. H. Park i in. (red.), The Palgrave Handbook of Corporate Sustainability in the Digital Era, Palgrave Macmillan 2021, s. 109-130. https://doi.org/10.1007/978-3-030-42412-1_6

¹³⁸ P. Nama, S. Pattanayak, H. S. Meka, AI-driven Innovations in Cloud Computing: Transforming Scalability, Resource Management, and Predictive Analytics in Distributed Systems, International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science, nr 5(12), IRJMETS 2023, s. 4165-4174. <https://www.doi.org/10.56726/IRJMETS47900>

¹³⁹ P. S. Emmanni, Scalable Cloud Architectures for Deploying AI Applications, Journal of Artificial Intelligence & Cloud Computing, nr 3(2), SRC 2024, s. 1-4. [https://doi.org/10.47363/JAICC/2024\(3\)255](https://doi.org/10.47363/JAICC/2024(3)255); D. Venkatachalam, D. Paul, A. Selvaraj, AI/ML Powered Predictive Analytics in Cloud Based Enterprise Systems: A Framework for Scalable Data-Driven Decision Making, Journal of Artificial Intelligence Research, nr 2(2), The Science Brigade Publishing Group 2022, 142-183. <https://thesciencebrigade.com/JAIR/article/view/367/346> [dostęp 05.2024]

danych i operacje biznesowe z dowolnego miejsca na świecie¹⁴⁰. W miarę jak coraz więcej firm przyjmuje modele pracy zdalnej i rozszerza swoje operacje na różne obszary geograficzne, potrzeba scentralizowanego dostępu do danych i ujednoliconej analityki danych staje się kluczowa¹⁴¹. Platformy chmurowe umożliwiają utrzymanie spójnej strategii danych, niezależnie od tego, gdzie znajdują się zespoły, zapewniając, że decyzje oparte na danych mogą być podejmowane szybko i skutecznie w całej organizacji.

Elastyczność współpracy i możliwości pracy zdalnej

W cyfrowej transformacji przedsiębiorstwa narzędzia oparte na sztucznej inteligencji przeformułowują sposoby współpracy wewnątrz zespołów i pomiędzy nimi w szczególności poprzez implementację środowisk pracy zdalnej¹⁴². Zaawansowane platformy wirtualnej współpracy wykorzystują moc sztucznej inteligencji, aby zapewnić jak najbardziej adekwatne sposoby komunikacji pisanej, głosowej i wizualnej online¹⁴³. Usługi transkrypcji mowy w czasie rzeczywistym, opcji automatycznych podsumowań slajdów i transkryptów ze spotkań, wykorzystują zaawansowane algorytmy uczenia maszynowego, aby zapewnić inteligentne funkcjonalności wspierające produktywność zespołową¹⁴⁴. Integracja różnorodnych funkcjonalności zarządzania projektami w ramach tych platform umożliwia sprawną koordynację przepływu pracy, śledzenie postępów pracy, dostosowywanie się do dynamiki zespołu i indywidualnych wzorców pracy. Kumulatywnym efektem tych udoskonaleń opartych na sztucznej inteligencji jest optymalizacja

¹⁴⁰ P. Nama, S. Pattanayak, H. S. Meka, AI-driven Innovations in Cloud Computing: Transforming Scalability, Resource Management, and Predictive Analytics in Distributed Systems, *International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science*, nr 5(12), IRJMETS 2023, s. 4165-4174. <https://www.doi.org/10.56726/IRJMETS47900>

¹⁴¹ E. Olier, F. Valderrey, Algorithms Shaping the Future, [w:] S. H. Park i in. (red.), *The Palgrave Handbook of Corporate Sustainability in the Digital Era*, Palgrave Macmillan 2021, s. 29-54. https://doi.org/10.1007/978-3-030-42412-1_2

¹⁴² A. Zirar, S. I. Ali, N. Islam, Worker and workplace Artificial Intelligence (AI) coexistence: Emerging themes and research agenda, *Technovation*, nr 124, Article 102747, Elsevier 2023, s.1-17. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102747>

¹⁴³ A. Kornelakis, Digitalization, Institutions and the Future of Sustainable Work, [w:] S. H. Park i in. (red.), *The Palgrave Handbook of Corporate Sustainability in the Digital Era*, Palgrave Macmillan 2021, s. 397-409. https://doi.org/10.1007/978-3-030-42412-1_20

¹⁴⁴ K. Wang, X. Zhao, W. Peng, Learning from Failure: Improving Meeting Summarization without Good Samples, *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, nr 38(17), AAAI 2024, s. 19153-19161. <https://doi.org/10.1609/aaai.v38i17.29883>

procesów współpracy¹⁴⁵. Zapewnia ona członkom zespołu możliwość skupienia się na kluczowych działaniach, wspierając tym samym wzrost ogólnej produktywności poprzez ustalenie skutecznych kanałów komunikacji oraz stworzenie zwinnego, bardziej responsywnego środowiska pracy, które może łatwo dostosowywać się do zmieniających się potrzeb biznesowych.

¹⁴⁵ C. Webster, S. Ivanov, Robotics, Artificial Intelligence, and the Evolving Nature of Work, [w:] B. George, J. Paul (red.), Digital Transformation in Business and Society - Theory and Cases, Palgrave-MacMillan 2020, s. 127-143. https://doi.org/10.1007/978-3-030-08277-2_8