

Wpływ rozwoju technologii sztucznej inteligencji na innowacyjność i międzynarodową konkurencyjność gospodarki – implikacje dla zarządzania rozwojem gospodarczym

Eugenia Panfiluk 

Politechnika Białostocka, Wydział Inżynierii Zarządzania

e-mail: e.panfiluk@pb.edu.pl

Mateusz Czerwiński

Politechnika Białostocka, Wydział Inżynierii Zarządzania

e-mail: 92099@student.pb.edu.pl

Julia Florczyk

Politechnika Białostocka, Wydział Inżynierii Zarządzania

e-mail: 92104@student.pb.edu.pl

Julia Narolewska

Politechnika Białostocka, Wydział Inżynierii Zarządzania

e-mail: 92094@student.pb.edu.pl

Bartosz Sawicki

Politechnika Białostocka, Wydział Inżynierii Zarządzania

e-mail: 92124@student.pb.edu.pl

DOI: 10.65731/az-2026-0092

Streszczenie

Celem artykułu jest zbadanie i wykazanie zależności zachodzących między rozwojem sztucznej inteligencji a poziomami innowacji i konkurencyjności międzynarodowej gospodarki.

Przyjęta hipoteza stwierdza, że wyższy poziom rozwoju technologii AI sprzyja wzrostowi innowacyjności oraz konkurencyjności gospodarek. Do przeprowadzenia badań ilościowych i porównawczo-dynamicznych określono grupę badawczą składającą się z USA, Niemiec, Korei Południowej, które reprezentują kraje wysoko rozwinięte oraz Polskę – kraj doganiający. Przeprowadzona analiza zależności, zgodności i elastyczności dynamik pozwoliła wykazać, że mechanizm $AI \rightarrow \text{innowacyjność} \rightarrow \text{konkurencyjność}$ nie jest jednakowy dla poszczególnych państw grupy badawczej. Zależności dla modelu amerykańskiego (USA) wykazały najbardziej spójne powiązania. Model europejski (Niemcy) odnotował wysoką zgodność pomiędzy AI a innowacyjnością jednak przełożenie na konkurencyjność nie jest jednoznaczne. W Polsce (model doganiający) rozwój AI wpływa na innowacyjność i wzmacnia jej potencjał jednak nie przekłada się wyraźnie na konkurencyjność. W modelu azjatyckim (Korea Południowa) mechanizm $AI \rightarrow \text{innowacyjność} \rightarrow \text{konkurencyjność}$ był najbardziej niestabilny. Badania wykazały, że AI może stanowić czynnik wspierający innowacyjność, jednak wpływ jaki wywiera na konkurencyjność jest słabszy i mniej jednoznaczny, na co przekładają się warunki rozwojowe poszczególnych modeli gospodarki.

Słowa kluczowe

sztuczna inteligencja, innowacyjność, konkurencyjność, rozwój

Wstęp

W ujęciu teoretycznym sztuczna inteligencja (AI) jest coraz częściej postrzegana jako technologia ogólnego zastosowania (general-purpose technology – GPT), która – podobnie jak elektryczność czy technologie informacyjno-komunikacyjne – oddziałuje szeroko na procesy produkcyjne, organizacyjne i innowacyjne [Cockburn i in., 2019; Brynjolfsson i in., 2021], a w konsekwencji również na międzynarodową konkurencyjność gospodarek. AI zwiększa zdolność przedsiębiorstw do tworzenia innowacji, poprawia produktywność oraz wzmacnia specjalizację technologiczną gospodarek [Chun i in., 2024].

Technologie ogólnego zastosowania charakteryzują się zdolnością do generowania komplementarnych innowacji oraz długookresowego wzrostu produktywności. Ich wpływ ujawnia się jednak stopniowo, często po okresie intensywnych inwestycji w kapitał niematerialny oraz reorganizacji procesów gospodarczych [Brynjolfsson i in., 2021]. W tym sensie AI nie tylko zwiększa efektywność istniejących działań, lecz także może być interpretowana jako współczesna fala technologiczna o charakterze ogólnego zastosowania [Chun i in., 2024]. Ze względu na mechanizm tworzenia innowacji przyczynia się również do powstawania nowych trajektorii rozwoju technologicznego [Cockburn i in., 2019].

Z perspektywy teorii innowacji Schumpetera [1934], teorii endogenicznego wzrostu gospodarczego [Romer, 1990 oraz porterowskiej koncepcji konkurencyjności [Porter, 1990] istotne jest postrzeganie AI jako „technologii predykcyjnej”, która obniża koszty pozyskiwania i przetwarzania informacji oraz przyspiesza działalność badawczo-rozwojową [Cockburn i in., 2019; Mariani i in., 2023]. Umożliwia również generowanie przełomowych innowacji poprzez rozszerzanie przestrzeni poszukiwań technologicznych i przyspieszanie procesów odkryć naukowych [Toner-Rodgers, 2024]. AI zwiększa produktywność procesu tworzenia wiedzy [Ejdys i in., 2025, s. 1072], obniża koszty generowania innowacji oraz zwiększa efektywność działalności badawczo-rozwojowej [Cockburn i in., 2019; Brynjolfsson i in., 2021].

Pomimo rosnącego znaczenia tej technologii oraz dynamicznego rozwoju badań w tym obszarze literatura pozostaje w znacznym stopniu rozproszona i koncentruje się głównie na poziomie przedsiębiorstw lub wybranych sektorów gospodarki. Wciąż ograniczona jest liczba badań empirycznych, w których w sposób kompleksowy analizuje się zależność między poziomem rozwoju AI a innowacyjnością i konkurencyjnością gospodarek narodowych w ujęciu porównawczym.

W związku z powyższym problem badawczy niniejszego artykułu sprowadza się do pytania: w jakim stopniu rozwój technologii sztucznej inteligencji wpływa na poziom innowacyjności gospodarki oraz jej międzynarodową konkurencyjność?

Celem artykułu jest określenie stopnia zależności między poziomem rozwoju technologii sztucznej inteligencji a poziomem innowacyjności oraz międzynarodowej konkurencyjności gospodarki. W szczególności analizie poddane zostaną relacje między wskaźnikami rozwoju AI a miernikami innowacyjności i konkurencyjności w ujęciu międzynarodowym.

W artykule przyjęto hipotezę, zgodnie z którą wyższy poziom rozwoju technologii sztucznej inteligencji sprzyja wzrostowi innowacyjności gospodarki oraz zwiększeniu jej międzynarodowej konkurencyjności. Badanie porównawcze przeprowadzono dla trzech krajów wysoko rozwiniętych (USA, Korei Południowej i Niemiec), reprezentujących różne modele gospodarcze, oraz jednego kraju doganiającego – Polski.

1. Przegląd literatury

Najbardziej bezpośrednich dowodów pozytywnego wpływu AI na innowacyjność dostarczają badania empiryczne prowadzone na poziomie przedsiębiorstw. Systematyczny przegląd literatury przeprowadzony przez Marianiego i współpracowników [2023] wskazuje, że badania dotyczące wpływu AI na innowacyjność

koncentrują się wokół trzech głównych nurtów badawczych: zastosowań AI w procesach innowacyjnych, wpływu AI na wyniki organizacji oraz roli AI jako czynnika transformacji modeli biznesowych i ekosystemów innowacji.

Mariani i współpracownicy [2023] identyfikują cztery kluczowe grupy efektów wdrażania AI: ekonomiczne, technologiczne, społeczne oraz organizacyjne. W wymiarze ekonomicznym dominują takie rezultaty, jak wzrost produktywności poprzez optymalizację procesów produkcyjnych i usługowych oraz lepsze wykorzystanie zasobów [Hwang i Katayama, 2009; Li i in., 2019; Kayser i in., 2018, za: Mariani i in., 2023], poprawa jakości decyzji [Paredes-Frigolett i Gomes, 2016; Havins, 2020, za: Mariani i in., 2023; Szpilko i in., 2023, s. 68], redukcja kosztów operacyjnych i wzrost rentowności [Verganti i in., 2020; Rose i in., 2020, za: Mariani i in., 2023] oraz zwiększenie przewagi konkurencyjnej przedsiębiorstw [Mariani i in., 2023].

W wymiarze technologicznym obserwuje się zwiększenie efektywności działalności B+R poprzez skrócenie czasu potrzebnego na generowanie i testowanie nowych rozwiązań [Hutchinson, 2021, za: Mariani i in., 2023], a także identyfikację nowych kierunków rozwoju technologicznego i szans rynkowych [Gavilanes-Trapote i in., 2015, za: Mariani i in., 2023]. Badania empiryczne wskazują ponadto, że zastosowanie AI prowadzi do wzrostu liczby innowacji oraz zwiększenia ich jakości i nowości [Toner-Rodgers, 2024].

Technologia AI sprzyja również pozytywnym zmianom w wymiarze organizacyjnym, prowadząc do zmian w strukturze procesów i modeli biznesowych. Umożliwia automatyzację procesów decyzyjnych oraz usprawnienie zarządzania informacją i wiedzą [Paredes-Frigolett i Gomes, 2016; Havins, 2020, za: Mariani i in., 2023]. AI wzmacnia także zdolność organizacji do szybkiego reagowania na zmiany rynkowe oraz zwiększa ich elastyczność operacyjną [Hutchinson, 2021, za: Mariani i in., 2023].

W wymiarze społecznym literatura wskazuje na wzrost zapotrzebowania na wysoko wykwalifikowane kadry oraz zwiększenie znaczenia kapitału ludzkiego [Toner-Rodgers, 2024; Ejdyś i in., 2024, s. 111–112]. Z drugiej strony AI może prowadzić do zmian na rynku pracy, w tym do zastępowania części zadań wykonywanych przez pracowników oraz pogłębiania nierówności wynikających z różnic w dostępie do technologii i kompetencji [Mariani i in., 2023]. Wpływa również na sposób podejmowania decyzji i interakcje społeczne w organizacjach, zwiększając rolę analityki danych oraz algorytmów w procesach zarządzania [Havins, 2020, za: Mariani i in., 2023]. W ujęciu całościowym potwierdza to, że AI stanowi istotny mechanizm wzmacniający innowacyjność i konkurencyjność gospodarki, choć jej efekty są zróżnicowane i zależą od poziomu rozwoju technologicznego oraz kapitału ludzkiego [Mariani i in., 2023].

Interesujące wyniki badań przedstawiają Toner-Rodgers [2024] oraz Babina i współpracownicy [2024]. Toner-Rodgers [2024] dowodzi, że zastosowanie AI w działalności B+R prowadzi do wzrostu liczby odkryć o 44%, zgłoszeń patentowych o 39% oraz innowacji produktowych o 17%, a także zwiększa efektywność działalności B+R o 13–15%. Podobne wnioski przedstawiają Babina i współpracownicy [2024], wskazując, że inwestycje przedsiębiorstw w AI prowadzą do wzrostu sprzedaży, zatrudnienia oraz wartości rynkowej. Kluczowym mechanizmem tego wzrostu są innowacje produktowe. Wzrost inwestycji w AI o jedno odchylenie standardowe wiąże się z około 19,5-procentowym wzrostem sprzedaży, 18,1-procentowym wzrostem zatrudnienia oraz 22,3-procentowym wzrostem wyceny rynkowej w horyzoncie 2010–2018. Oznacza to, że kraje dysponujące silniejszym zapleczem naukowym, zasobami talentów w obszarze AI oraz kapitałem ludzkim mogą uzyskiwać silniejszy wpływ AI na innowacyjność, produktywność i konkurencyjność.

Powyższe wyniki badań potwierdzają, że AI stanowi istotny mechanizm wzmacniający innowacyjność i konkurencyjność gospodarki, choć jej efekty są zróżnicowane i zależne od poziomu rozwoju technologicznego oraz kapitału ludzkiego [Mariani i in., 2023; Toner-Rodgers, 2024; Babina i in., 2024]. Oznacza to, że AI oddziałuje na wzrost gospodarczy przede wszystkim poprzez zwiększanie zdolności innowacyjnych, co potwierdza centralną rolę ogniwa „AI → innowacje” w analizowanym modelu zależności.

Na poziomie makroekonomicznym literatura wskazuje, że wpływ AI na konkurencyjność gospodarek jest silnie uzależniony od istniejących zasobów technologicznych i naukowych. Chun i współpracownicy [2024] pokazują, że specjalizacja technologiczna w obszarze AI – będąca istotnym elementem konkurencyjności narodowej – zależy przede wszystkim od wcześniejszych zdolności technologicznych oraz jakości zaplecza naukowego. Wyniki te sugerują, że AI wzmacnia istniejące przewagi konkurencyjne, prowadząc do efektów kumulatywnych i potencjalnej polaryzacji gospodarek.

Podobne wnioski pojawiają się w literaturze dotyczącej technologii ogólnego zastosowania, w której wskazuje się, że kraje o wyższym poziomie kapitału ludzkiego i lepiej rozwiniętej infrastrukturze cyfrowej szybciej wykorzystują nowe technologie do zwiększania produktywności i wzrostu gospodarczego [Brynjolfsson i in., 2021]. Chun i współpracownicy [2024] wskazują, że kraje o niższym poziomie rozwoju gospodarczego nie muszą kopiować strategii liderów polegającej na dalszym zwiększaniu złożoności już zaawansowanych technologii. Bardziej realistyczną strategią może być integrowanie nowej wiedzy naukowej z zakresu AI z sektorami, które są relatywnie bliskie istniejącym kompetencjom tych krajów.

Istotnym uzupełnieniem tej perspektywy są badania wskazujące na nieliniowy charakter wpływu AI na rozwój gospodarczy. Zhao i współpracownicy [2025] wykazują istnienie efektów progowych w oddziaływaniu AI na rozwój przemysłu wytwórczego. Korzyści z implementacji technologii rosną wraz z poziomem jej zaawansowania oraz zdolności absorpcyjnych przedsiębiorstw, następnie słabną, a po przekroczeniu drugiego progu ponownie obserwowany jest ich wzrost.

Jednocześnie korzyści te mają charakter warunkowy: zależą od kapitału ludzkiego, zasobów naukowych, infrastruktury, danych oraz zdolności organizacyjnych [Babina i in., 2024; Toner-Rodgers, 2024; Chun i in., 2024; Mariani i in., 2023; Cockburn i in., 2019]. Ich osiągnięcie wymaga znaczących inwestycji komplementarnych, co może prowadzić do opóźnionych efektów produktywności (tzw. krzywej J produktywności) oraz niedoszacowania wpływu AI w krótkim okresie [Brynjolfsson i in., 2021].

Jednocześnie część badań wskazuje na potencjalne negatywne skutki technologii opartych na automatyzacji, które mogą ograniczać pozytywny wpływ AI na rynek pracy i dystrybucję dochodów. Acemoglu i Restrepo [2020] pokazują, że robotyzacja może prowadzić do spadku zatrudnienia i wynagrodzeń w niektórych sektorach, co sugeruje, że wpływ nowych technologii na gospodarkę zależy od dominującego mechanizmu – substytucji pracy lub tworzenia nowych innowacji. W kontekście AI literatura wskazuje jednak, że technologie te częściej działają komplementarnie wobec pracy wysoko wykwalifikowanej, zwiększając znaczenie kapitału ludzkiego i wiedzy eksperckiej [Toner-Rodgers, 2024].

Literatura dotycząca wpływu sztucznej inteligencji na gospodarkę rozwija się dynamicznie, jednak pozostaje fragmentaryczna i rozproszona między różnymi poziomami analizy. Istniejące badania dostarczają silnych dowodów na poziomie mikroekonomicznym, wskazując, że AI zwiększa innowacyjność przedsiębiorstw, szczególnie w zakresie innowacji produktowych oraz efektywności działalności badawczo-rozwojowej [Toner-Rodgers, 2024; Babina i in., 2024]. Jednocześnie przeglądy literatury podkreślają, że AI wpływa na wyniki ekonomiczne poprzez poprawę efektywności, jakości decyzji oraz tworzenie nowych modeli biznesowych [Mariani i in., 2023; Cockburn i in., 2019].

Na poziomie sektorowym badania wskazują na nieliniowy i warunkowy charakter wpływu AI, uzależniony od zdolności absorpcyjnych oraz struktury technologicznej gospodarki danego kraju [Zhao i in., 2025; Brynjolfsson i in., 2021]. Z kolei analizy na poziomie makroekonomicznym koncentrują się głównie na wybranych aspektach, takich jak specjalizacja technologiczna czy potencjał innowacyjny pań-

stw [Chun i in., 2024], lub wskazują na opóźniony charakter efektów produktywnościowych związanych z AI jako technologią ogólnego zastosowania [Brynjolfsson i in., 2021].

Pomimo rosnącej liczby badań można zidentyfikować kilka istotnych luk badawczych. Pierwszą z nich jest niedostatek badań empirycznych prowadzonych na poziomie krajowym. Większość badań koncentruje się na przedsiębiorstwach lub pojedynczych sektorach, natomiast liczba analiz ilościowych badających bezpośrednio wpływ rozwoju AI na innowacyjność i konkurencyjność gospodarek narodowych w ujęciu porównawczym pozostaje ograniczona.

Drugą luką jest ograniczone ujęcie konkurencyjności międzynarodowej. Istniejące badania skupiają się głównie na produktywności lub specjalizacji technologicznej, pomijając szersze, wielowymiarowe ujęcie konkurencyjności, obejmujące m.in. dochód per capita, produktywność pracy i zdolność eksportową.

Trzecią lukę stanowi niedostateczne uwzględnienie mechanizmu pośredniego. Choć literatura wskazuje, że AI wpływa na gospodarkę poprzez innowacyjność, brakuje badań, w których jednocześnie analizowano by wpływ AI na innowacyjność oraz dalsze przełożenie innowacyjności na konkurencyjność gospodarki.

W konsekwencji istnieje wyraźna potrzeba prowadzenia badań, które w sposób kompleksowy i porównawczy pozwolą ocenić wpływ rozwoju technologii AI na innowacyjność oraz konkurencyjność gospodarek narodowych z wykorzystaniem spójnego zestawu mierników dla wszystkich analizowanych wymiarów.

Proponowane badanie odpowiada na zidentyfikowaną lukę poprzez analizę zależności między poziomem rozwoju AI, mierzonym m.in. wskaźnikami rozwoju ekosystemu AI w gospodarce oraz liczbą publikacji naukowych, poziomem innowacyjności, mierzonym za pomocą GERD, liczby patentów i eksportu produktów high-tech, a konkurencyjnością międzynarodową, mierzoną za pomocą PKB per capita według parytetu siły nabywczej (PPP), produktywności pracy i eksportu. Takie ujęcie pozwala na weryfikację hipotezy, zgodnie z którą rozwój AI stanowi istotny czynnik wzmacniający innowacyjność oraz międzynarodową konkurencyjność gospodarki.

2. Metodyka badań

2.1. Cel i zakres badania

Celem przeprowadzonego badania jest określenie stopnia zależności między poziomem rozwoju technologii sztucznej inteligencji a poziomem innowacyjności oraz międzynarodowej konkurencyjności gospodarki. W pracy zastosowano podejście

ilościowe i porównawczo-dynamiczne. Umożliwiło ono analizę zjawisk gospodarczych na podstawie danych liczbowych, ich porównanie pomiędzy krajami oraz ocenę dynamiki ich zmian w czasie.

Zakres czasowy badania obejmuje okres po pandemii COVID-19, tj. lata 2020–2024, co pozwala uchwycić zmiany związane z intensyfikacją cyfryzacji gospodarek oraz rosnącą rolą technologii sztucznej inteligencji w procesach gospodarczych.

Do realizacji celu przyjęto trójpoziomowy model analityczny zakładający, że rozwój technologii sztucznej inteligencji wpływa na poziom innowacyjności gospodarki, który z kolei oddziałuje na jej międzynarodową konkurencyjność. Model ten opiera się na założeniach literatury badającej rolę technologii w procesach wzrostu gospodarczego oraz systemów innowacji [Lundvall 1992] - (rys. 1).



Rys. 1. Trójpoziomowy model zależności

Źródło: opracowanie własne.

2.2. Dobór i charakterystyka wskaźników

Poziom rozwoju technologii sztucznej inteligencji określono za pomocą dwóch wskaźników: Global AI Vibrancy Index (GII) oraz liczby publikacji naukowych na 100 tys. mieszkańców. Global AI Vibrancy Index mierzy poziom rozwoju ekosystemu sztucznej inteligencji w gospodarce, uwzględniając takie elementy, jak działalność badawcza w obszarze AI, liczba patentów związanych ze sztuczną inteligencją, prywatne inwestycje w technologie AI, poziom kształcenia specjalistów w tej dziedzinie, infrastruktura technologiczna oraz polityki publiczne wspierające rozwój sztucznej inteligencji [Maslej i in., 2024]. Dane wykorzystane do analizy pochodzą z bazy Stanford AI Index Global Vibrancy Tool.

Liczba publikacji naukowych na 100 tys. mieszkańców odzwierciedla ilościowy wymiar działalności naukowej. Dane dotyczące tego wskaźnika pochodzą z bazy Banku Światowego (World Bank).

Zastosowanie dwóch niezależnych wskaźników pozwala na bardziej kompleksowe ujęcie poziomu rozwoju technologii sztucznej inteligencji oraz ograniczenie ryzyka błędów wynikających z wykorzystania pojedynczego miernika.

Poziom innowacyjności gospodarki określono na podstawie trzech wskaźników stosowanych w badaniach nad systemami innowacji. Pierwszym z nich są nakłady na działalność badawczo-rozwojową (GERD – Gross Domestic Expenditure on R&D), wyrażone jako procent produktu krajowego brutto. Wskaźnik ten odzwierciedla skalę inwestycji w działalność badawczo-rozwojową w gospodarce i jest jednym z podstawowych mierników potencjału innowacyjnego państw [Hall i Rosenberg, 2010]. Dane dotyczące tego wskaźnika pochodzą z bazy Banku Światowego.

Drugim miernikiem jest liczba zgłoszeń patentowych rezydentów (Patent applications, residents), która wskazuje na zdolność gospodarki do generowania nowych technologii oraz rezultatów działalności badawczo-rozwojowej. W literaturze ekonomicznej patenty są powszechnie wykorzystywane jako wskaźnik rezultatów procesów innowacyjnych [Griliches, 1998]. Dane wykorzystane w analizie pochodzą z bazy Banku Światowego.

Trzecim wskaźnikiem jest udział eksportu produktów wysokiej technologii w eksporcie ogółem (High-technology exports). Miernik ten odzwierciedla zdolność gospodarki do komercjalizacji technologii oraz wykorzystywania innowacji w działalności eksportowej, co stanowi istotny element konkurencyjności technologicznej państw [Fagerberg i Srholec, 2008]. Dane dotyczące tego wskaźnika pochodzą z bazy Banku Światowego.

Zastosowany zestaw wskaźników pozwala uchwycić trzy kluczowe aspekty innowacyjności gospodarki: poziom inwestycji w działalność badawczo-rozwojową, rezultaty tej działalności oraz zdolność gospodarki do komercjalizacji technologii.

Poziom międzynarodowej konkurencyjności gospodarki określono na podstawie trzech wskaźników: produktu krajowego brutto per capita według parytetu siły nabywczej (GDP per capita, PPP), produktywności pracy, mierzonej za pomocą wskaźnika GDP per person employed, oraz udziału eksportu towarów i usług w produkcie krajowym brutto (Exports of goods and services as % of GDP).

PKB per capita według parytetu siły nabywczej odzwierciedla poziom rozwoju gospodarczego oraz zdolność gospodarki do generowania dochodu i jest wykorzystywany jako jeden z mierników pozwalających analizować konkurencyjność gospodarki [Porter, 1990]. Dane wykorzystane w analizie pochodzą z bazy Banku Światowego.

Produktywność pracy mierzy wartość produktu krajowego brutto przypadającą na jedną osobę zatrudnioną. Wskaźnik ten pozwala ocenić efektywność wykorzystania zasobów pracy w gospodarce i jest uznawany za jeden z podstawowych mierników konkurencyjności gospodarczej [OECD, 2023].

Udział eksportu towarów i usług w produkcie krajowym brutto odzwierciedla stopień integracji gospodarki z rynkiem międzynarodowym oraz jej zdolność do uczestnictwa w wymianie międzynarodowej [World Bank].

2.3. Metodyka analizy danych

2.3.1. Konstrukcja indeksów syntetycznych

W celu oceny zależności między rozwojem sztucznej inteligencji, innowacyjnością i konkurencyjnością gospodarki zastosowano analizę sekwencyjnej zgodności dynamik oraz wskaźniki elastyczności. Założenia metodyczne przyjęto za European Innovation Scoreboard, gdzie innowacyjność gospodarek jest mierzona syntetycznym indeksem zbudowanym z wielu wskaźników cząstkowych.

Pierwszym etapem było obliczenie rocznej dynamiki zmian przyjętych wskaźników według wzoru 1.

$$\Delta X_t = \frac{X_t - X_{t-1}}{X_{t-1}} \times 100 \quad (1)$$

gdzie:

X_t = wartość wskaźnika w roku bieżącym

X_{t-1} = wartość wskaźnika w roku poprzednim

ΔX_t = procentowa zmiana wskaźnika

Następnie utworzono trzy syntetyczne indeksy dynamiki: Indeks AI (ΔAI), Indeks innowacyjności (ΔINN) oraz indeks konkurencyjności ($\Delta KONK$) według wzoru 2.

Indeks AI

$$\Delta AI_t = \frac{\Delta GlobalAI_t + \Delta PubAI_t}{2} \quad (2)$$

gdzie:

GlobalAI = Global AI Vibrancy Index,

PubAI = publikacje AI na 100 tys. mieszkańców.

Indeks innowacyjności

$$\Delta INN_t = \frac{\Delta GERD_t + \Delta PAT_t + \Delta HT_t}{3} \quad (2)$$

gdzie:

GERD = nakłady B+R,

PAT = patenty na 1 mieszkańca,

HT = eksport high-tech.

Indeks konkurencyjności

$$\Delta KONK_t = \frac{\Delta GDPpc_t + \Delta PROD_t + \Delta EXP_t}{3} \quad (2)$$

gdzie:

GDPpc = PKB per capita,

PROD = produktywność pracy,

EXP = udział kraju w eksporcie światowym / eksport jako % PKB.

2.3.2. Metody analizy zależności między zmiennymi

Zależności analizowano z wykorzystaniem opóźnień czasowych. Zakłada ono, że rozwój AI wpływa na innowacyjność z opóźnieniem jednego roku, natomiast dla konkurencyjności ujawniają się po dwóch latach. Podejście to przyjęto za Brynjolfsson et al., [2021]. Ich koncepcja Productivity J-curve mówi, że technologie ogólnego zastosowania, takie jak AI, wymagają inwestycji komplementarnych i dlatego ich wpływ na produktywność może być widoczny dopiero z opóźnieniem. Analizowano cztery relacje (tab. 1).

Tab. 1. Relacje między zmiennymi

Lp.	Relacja	Wzór
1.	AI → innowacyjność	$\Delta AI_t \rightarrow \Delta INN_{t+1}$
2.	Innowacyjność → konkurencyjność	$\Delta INN_t \rightarrow \Delta KONK_{t+1}$
3.	AI → konkurencyjność	$\Delta AI_t \rightarrow \Delta KONK_{t+2}$
4.	AI → innowacyjność → konkurencyjność	$\Delta AI_t \rightarrow \Delta INN_{t+1} \rightarrow \Delta KONK_{t+2}$

Źródło: opracowanie własne.

2.3.3. Analiza zgodności dynamik

W celu oceny podobieństwa dynamiki zmian analizowanych indeksów zastosowano punktową metodę zgodności dynamik indeksów. Dla każdego okresu badawczego przypisano wartość (+) w przypadku zgodnego kierunku zmian indeksów oraz (-) w przypadku zmian przeciwnych.

W celu zidentyfikowania współruchu dwóch szeregów czasowych obliczono prosty scoring binarny zgodności dynamik (Score) jako udział zgodnych obserwacji w całkowitej liczbie analizowanych okresów według wzoru 3.

$$Score = \frac{\text{liczba zgodnych sekwencji}}{\text{liczba wszystkich sekwencji}} \quad (3)$$

Wyniki zostały poddane ocenie jakościowej zgodnie ze skalą bonitacji punktowej (tab. 2).

Tab. 2. Progi oceny zgodności dynamik indeksów

Wartość Score	Interpretacja ogólna	Interpretacja zgodności dynamik
Score = 1	pełna zgodność	wszystkie analizowane zmiany miały zgodny kierunek
$0,75 \leq \text{Score} < 1$	wysoka zgodność	większość zmian przebiegała zgodnie
$0,50 \leq \text{Score} < 0,75$	umiarkowana zgodność	występowała częściowa zgodność dynamik
$0,25 \leq \text{Score} < 0,50$	niska zgodność	zgodność zmian była ograniczona
$0 < \text{Score} < 0,25$	bardzo słaba zgodność	zmiany najczęściej były niezgodne
Score = 0	brak zgodności	kierunki zmian były całkowicie przeciwne lub niezależne

Źródło: opracowanie własne.

2.3.4. Wskaźniki elastyczności dynamik

Następnie w celu określenia siły i kierunku wpływu zmian analizowanych dynamik indeksów w kolejnych okresach czasu obliczono wskaźniki elastyczności dynamik indeksów. Metoda ta umożliwiła ocenę, w jakim stopniu zmiany poziomu AI wpływały na innowacyjność oraz konkurencyjność przedsiębiorstw, z uwzględnieniem opóźnień czasowych (siła wpływu i skala reakcji na bodziec). Wskaźnik elastyczności dynamik indeksów obliczono według wzoru 4.

AI → innowacyjność

$$S_{AI \rightarrow INN} = \frac{\Delta INN_{t+1}}{\Delta AI_t} \quad (4)$$

Innowacyjność → konkurencyjność

$$S_{INN \rightarrow KONK} = \frac{\Delta KONK_{t+1}}{\Delta INN_t} \quad (4)$$

AI → konkurencyjność

$$S_{AI \rightarrow KONK} = \frac{\Delta KONK_{t+2}}{\Delta AI_t} \quad (4)$$

Tab. 3. Progi oceny elastyczności dynamik indeksów

Wartość indeksu	Interpretacja ogólna	AI → innowacyjność	Innowacyjność → konkurencyjność	AI → konkurencyjność
($S > 1$)	Silna reakcja zmiennej zależnej	wzrost AI powoduje ponad proporcjonalny wzrost innowacyjności	wzrost innowacyjności silnie zwiększa konkurencyjność	wzrost AI silnie zwiększa konkurencyjność po dwóch okresach
($0 < S < 1$)	Słaba lub umiarkowana reakcja	AI wpływa dodatnio, ale ograniczenie na innowacyjność	innowacyjność poprawia konkurencyjność w ograniczonym stopniu	AI wpływa dodatnio na konkurencyjność, ale efekt jest umiarkowany
($S = 1$)	Reakcja proporcjonalna	1% wzrostu AI powoduje ok. 1% wzrostu innowacyjności	1% wzrostu innowacyjności powoduje ok. 1% wzrostu konkurencyjności	1% wzrostu AI powoduje ok. 1% wzrostu konkurencyjności
($S = 0$)	Brak wpływu	zmiany AI nie wpływają na innowacyjność	innowacyjność nie wpływa na konkurencyjność	AI nie wpływa na konkurencyjność
($-1 < S < 0$)	Słaba zależność odwrotna	wzrost AI wiąże się z niewielkim spadkiem innowacyjności	wzrost innowacyjności wiąże się z niewielkim spadkiem konkurencyjności	wzrost AI powoduje niewielkie pogorszenie konkurencyjności
($S < -1$)	Silna zależność odwrotna	wzrost AI powoduje wyraźny spadek innowacyjności	wzrost innowacyjności znacząco obniża konkurencyjność	wzrost AI silnie pogarsza konkurencyjność
Wartości bliskie 0	Bardzo słaba zależność	wpływ AI na innowacyjność jest marginalny	wpływ innowacyjności na konkurencyjność jest marginalny	wpływ AI na konkurencyjność jest marginalny

Źródło: opracowanie własne.

2.4. Uzasadnienie doboru grupy badawczej

Analiza obejmuje wybrane gospodarki reprezentujące model amerykański (Stany Zjednoczone), model europejski: kontynentalny (Niemcy) i doganiający (Polska) oraz model azjatycki (Korea Południowa). Zastosowany dobór ma charakter celowy i wynika z potrzeby porównania gospodarek o zróżnicowanym poziomie rozwoju technologicznego, potencjale innowacyjnym oraz strukturze instytucjonalnej. Stany Zjednoczone reprezentują model gospodarki rynkowej, którego system innowacyjny określany jest jako system oparty na silnej roli sektora prywatnego, rozwiniętym rynku kapitałowym oraz wysokiej aktywności przedsiębiorstw technologicznych [Melaas i Zhang, 2016]. Gospodarka amerykańska od wielu lat pozostaje globalnym liderem w zakresie rozwoju technologii cyfrowych i sztucznej inteligencji. Wysoki poziom inwestycji w badania i rozwój, rozbudowany ekosystem startupów technologicznych oraz obecność największych przedsiębiorstw sektora technologicznego sprawiają, że Stany Zjednoczone stanowią punkt odniesienia dla analiz rozwoju sztucznej inteligencji w gospodarce światowej [Maslej i in., 2024].

Niemcy reprezentują europejski model gospodarki oparty na silnej bazie przemysłowej oraz rozwiniętym systemie współpracy między sektorem nauki, przedsiębiorstwami i instytucjami publicznymi. W literaturze ekonomicznej Niemcy są często wskazywane jako przykład gospodarki o wysokim poziomie innowacyjności przemysłowej oraz efektywnym systemie transferu technologii [Fagerberg i Srholec, 2008]. Szczególne znaczenie ma rozwój koncepcji Industry 4.0, która zakłada integrację technologii cyfrowych, automatyzacji oraz sztucznej inteligencji w procesach produkcyjnych [Fagerberg i Srholec, 2008]. Włączenie Niemiec do badania umożliwia analizę wpływu technologii sztucznej inteligencji w gospodarce silnie zorientowanej na przemysł oraz eksport zaawansowanych technologicznie produktów. Polska została wybrana jako przykład europejskiej gospodarki doganiającej, która w ostatnich dekadach intensywnie rozwija swój potencjał technologiczny i innowacyjny, a rozwój technologiczny opiera się zarówno na adaptacji zagranicznych technologii, jak i stopniowym wzroście własnego potencjału badawczo-rozwojowego [Radošević, 2017]. Analiza Polski pozwala zatem ocenić, w jakim stopniu rozwój technologii sztucznej inteligencji może przyczyniać się do wzrostu innowacyjności oraz konkurencyjności gospodarki znajdującej się na średnim poziomie rozwoju technologicznego.

Korea Południowa, reprezentująca azjatycki model rozwoju gospodarczego oparty na silnej roli państwa w kształtowaniu polityki technologicznej oraz wysokim poziomie inwestycji w badania i rozwój. To jeden z globalnych liderów w zakresie

intensywności wydatków na działalność badawczo-rozwojową oraz rozwoju technologii cyfrowych, w tym sztucznej inteligencji [OECD, 2023]. W literaturze wskazuje się, że sukces technologiczny Korei Południowej wynika z konsekwentnej polityki wspierania innowacji, rozwoju kapitału ludzkiego oraz współpracy między państwem a sektorem przedsiębiorstw [Lee, 2019]. Uwzględnienie tego kraju w badaniu pozwala przeanalizować wpływ technologii sztucznej inteligencji w gospodarce o wysokim poziomie intensywności technologicznej i silnym wsparciu państwa dla rozwoju innowacji.

3. Wyniki badań

Wyniki analizy indeksów dynamiki poszczególnych wskaźników uzyskanych po przeprowadzeniu wyżej opisanej metodyki badania przedstawiono w tabelach 4, 5 i 6.

Tab. 4. Indeksy dynamiki AI badanych krajów

Indeks AI				
	2021	2022	2023	2024
Stany Zjednoczone	2,53	4,05	4,04	4,93
Niemcy	3,41	11,99	-8,55	2,14
Polska	16,56	17,26	-3,65	6,07
Korea Południowa	5,40	10,15	-5,51	-2,10

Źródło: opracowanie własne.

Tab. 5. Indeksy dynamiki innowacyjności badanych krajów

Indeks innowacyjności				
	2021	2022	2023	2024
Stany Zjednoczone	2,74	1,38	0,44	2,05
Niemcy	-0,76	1,16	2,03	0,54
Polska	-4,35	6,35	10,17	-2,85
Korea Południowa	2,02	2,23	-3,80	7,79

Źródło: opracowanie własne.

Tab. 6. Indeksy dynamiki konkurencyjności badanych krajów

Indeks konkurencyjności				
	2021	2022	2023	2024
Stany Zjednoczone	5,14	2,66	-0,73	0,96

Indeks konkurencyjności				
Niemcy	5,13	3,09	-2,83	-1,62
Polska	7,23	6,15	-2,45	-1,23
Korea Południowa	6,66	5,25	-2,71	3,38

Źródło: opracowanie własne.

Wszystkie powyższe indeksy wykazują zmienności wartości występujące z roku na rok. Indeks AI (tab. 4), który ma bezpośredni wpływ na innowacje zachowuje stabilność tylko w przypadku Stanów Zjednoczonych i utrzymuje się cały czas na wartościach dodatnich. W przypadku pozostałych państw dostrzec można ogromne spadki z roku 2022 na 2023, mimo że wcześniej wykazywały tendencję wzrostową; jednak po 2023 roku ponownie wzrastają za wyjątkiem Korei Południowej, gdzie wartość indeksu dalej pozostaje ujemna. Najwyższe wartości dodatnie osiągnęła Polska. Indeksy innowacyjności (tab. 5) również są bardzo zróżnicowane a dane przyjmują wartości zarówno dodatnie jak i ujemne. Ze wszystkich analizowanych państw ponownie tylko Stany Zjednoczone zachowują dodatnie wartości jednak nie są one rosnące. Pozostałe państwa odnotowują wzrosty i nagłe spadki - Polska, która w 2023 odnotowała indeks na poziomie 10,17 a w następnym roku spadek do wartości ujemnej 2,85.

Indeksy konkurencyjności (tab. 6) przedstawiają zmniejszanie wartości wszystkich państw od roku 2021 do nagłego załamania w 2023. Poprawa wyników w 2024 nastąpiła tylko dla Stanów Zjednoczonych i Korei Południowej natomiast dla Niemiec i Polski wyniki dalej pozostały ujemne.

Kolejnym etapem przeprowadzonych badań była ocena podobieństwa dynamik zmian indeksów. Wyniki zgodności przedstawiono w tabelach 7, 8, 9 i 10.

Tab. 7. Zgodność dynamik wykonana dla Stanów Zjednoczonych

Stany Zjednoczone	2021	2022	2023	2024	Score
indeks AI	+	+	+	+	1
indeks innowacyjności		+	+	+	
indeks innowacyjności	+	+	+	+	0,86
indeks konkurencyjności		+	-	+	
indeks AI	+	+	+	+	0,83
indeks konkurencyjności			-	+	

Źródło: opracowanie własne.

Odwołując się do tabeli 2 należy stwierdzić, że wszystkie indeksy dla Stanów Zjednoczonych zachowały pełną i wysoką zgodność, co potwierdza osiągnięty wskaźnik Score na poziomie odpowiednio 1, 0,86 i 0,83 (tab.8). Oznacza to, że wszystkie lub większość analizowanych zmian miały zgodny kierunek.

Tab. 8. Zgodność dynamik wykonana dla Niemiec

Niemcy	2021	2022	2023	2024	Score
indeks AI	+	+	-	+	0,86
indeks innowacyjności		+	+	+	
indeks innowacyjności	-	+	+	+	0,57
indeks konkurencyjności		+	-	-	
indeks AI	+	+	-	+	0,50
indeks konkurencyjności			-	-	

Źródło: opracowanie własne.

Indeksy dla Niemiec osiągnęły wysoką zgodność tylko w przypadku indeksów AI i innowacyjności (Score – 0,86) co oznacza, że większość zmian zachodziła zgodnie. Pozostałe dwa indeksy wykazały umiarkowaną zgodność (Score odpowiednio: 0,57 i 0,50), co świadczy o częściowej zgodności. Oznacza to, że zależności pomiędzy indeksami nie zawsze równomiernie zachodziły, wskazuje to na brak jednoznaczności (tab. 8).

Tab. 9. Zgodność dynamik wykonana dla Polski

Polska	2021	2022	2023	2024	Score
indeks AI	+	+	-	+	0,71
indeks innowacyjności		+	+	-	
indeks innowacyjności	-	+	+	-	0,43
indeks konkurencyjności		+	-	-	
indeks AI	+	+	-	+	0,50
indeks konkurencyjności			-	-	

Źródło: opracowanie własne.

Ocena zgodności dynamik w przypadku Polski osiągnęła częściową zgodność dynamik w przypadku zgodności AI. z innowacyjnością (Score: 0,71) i wpływu AI. na konkurencyjność (Score: 0,50) (tab. 9). Dla indeksów innowacyjności i konkurencyjności Score osiągnął niską zgodność (0,43), co świadczy o ograniczonym

przełożeniu zmian poziomu innowacyjności na konkurencyjność. Zgodności te nie występowały regularnie we wszystkich latach, co świadczy o braku liniowości procesów rozwojowych.

Tab. 10. Zgodność dynamik wykonana dla Korei Południowej

Korea Południowa	2021	2022	2023	2024	Score
indeks AI	+	+	-	-	0,57
indeks innowacyjności		+	-	+	
indeks innowacyjności	+	+	-	+	0,71
indeks konkurencyjności		+	-	+	
indeks AI	+	+	-	-	0,50
indeks konkurencyjności			-	+	

Źródło: opracowanie własne.

Zgodności wszystkich dynamik dla Korei Południowej osiągnęły wartości umiarkowane (Score odpowiednio: 0,57; 0,71; 0,50) jednak znajdują się one na różnych krańcach przedziałów. Ponadto zaobserwowano występowanie braku liniowości procesów rozwojowych w poszczególnych latach.

Ostatnim etapem badania było określenie wskaźników elastyczności dynamik badanych indeksów zgodnie z przyjętą klasyfikacją (tab 3.) Wartości wskaźników elastyczności zamieszczono w tabeli: 11, 12, 13 i 14.

Tab. 11. Wskaźniki elastyczności dynamik Stanów Zjednoczonych

Stany Zjednoczone				
	2021	2022	2023	2024
AI → Inn	0,54	0,11	0,51	-
Inn → Kon	0,97	-0,53	2,18	-
AI → Kon	-0,29	0,24	-	-

Źródło: opracowanie własne.

W analizowanym okresie w przypadku Stanów Zjednoczonych zaobserwowano wskaźnik elastyczności w relacji AI. – innowacyjność dodatnie wartości, co zgodnie z przyjętą skalą (tab.3) oznacza dodatni kierunek współzmienności pomiędzy dynamiką rozwoju AI. a dynamiką innowacyjności. Wskazuje to, że wzrost wykorzystania sztucznej inteligencji sprzyjał wzrostowi innowacyjności, jednak efekt ten był umiarkowany. Wskaźnik elastyczności między innowacyjnością a konkurencyjno-

ścią był bardziej zróżnicowany. W 2021 r. wartość wskazywała niemal proporcjonalną zależność pomiędzy zmiennymi. W 2022 r. wskaźnik osiągnął wartość -0,53, co oznaczało słabą zależność odwrotną, sugerującą niewielkie pogorszenie konkurencyjności mimo wzrostu innowacyjności. Natomiast w 2023 r. wskaźnik wzrósł do 2,18. Oznacza to silną reakcję zmiennej zależnej, a więc ponad proporcjonalny wpływ innowacyjności na wzrost konkurencyjności. Wskaźnik elastyczności pomiędzy sztuczną inteligencją a konkurencyjnością był słaby. W 2021 r. oraz w 2022 r. wartości miały kolejno słabą zależność odwrotną i słaby dodatni wpływ AI na konkurencyjność. Wyniki te sugerują, że wpływ sztucznej inteligencji na konkurencyjność Stanów Zjednoczonych realizował się przede wszystkim pośrednio przez innowacyjność (tab. 11).

Tab. 12. Wskaźniki elastyczności dynamik dla Niemiec

Niemcy				
	2021	2022	2023	2024
AI → Inn	0,34	0,17	-0,06	-
Inn → Kon	-4,08	-2,44	-0,80	-
AI → Kon	-0,83	-0,14	-	-

Źródło: opracowanie własne.

Wskaźnik elastyczności między sztuczną inteligencją a innowacyjnością w Niemczech pozostawał słabo dodatni w latach 2021–2022, co oznacza umiarkowane wspieranie procesów innowacyjnych przez rozwój sztucznej inteligencji. W 2023 r. wskaźnik osiągnął wartość, która jest bliska zeru, co świadczy o bardzo słabej zależności między analizowanymi indeksami. W przypadku elastyczności pomiędzy innowacyjnością a konkurencyjnością wszystkie wartości były mniejsze od -1. Oznacza to, że w latach 2021–2022 występowała silna zależność odwrotna, wskazująca na znaczące obniżanie konkurencyjności mimo wzrostu innowacyjności. Natomiast 2023 r. wystąpiła słaba zależność odwrotna. Wskaźnik elastyczności między sztuczną inteligencją a konkurencyjnością były również ujemne. W 2021 r. wartość wskazywała na słabą zależność odwrotną, natomiast w 2022 r. wskaźnik wzrósł do wartości -0,14. Oznacza to znikomy wpływ AI na konkurencyjność. Wyniki sugerują, że efekty wdrażania sztucznej inteligencji nie przekładały się bezpośrednio na wzrost konkurencyjności gospodarki niemieckiej (tab. 12).

Tab. 13. Wskaźniki elastyczności dynamik dla Polski

Polska				
	2021	2022	2023	2024
AI → Inn	0,38	0,59	0,78	-

Polska				
Inn → Kon	-1,41	-0,39	-0,12	-
AI → Kon	-0,15	-0,07	-	-

Źródło: opracowanie własne.

W Polsce w analizowanym okresie wskaźnik elastyczności dla relacji AI → innowacyjność przyjmował wartości dodatnie i systematycznie rosła, co wskazuje na dodatni kierunek współzależności między dynamiką rozwoju AI a dynamiką innowacyjności. We wszystkich latach była to zależność słaba lub umiarkowana. Jednocześnie obserwowany wzrost wartości wskaźnika świadczy o stopniowym zwiększaniu znaczenia sztucznej inteligencji dla procesów innowacyjnych.

Relacja pomiędzy innowacyjnością a konkurencyjnością była ujemna jednak z roku na rok jej wartość dąży do zera. W 2021 r. wartość oznaczała silną zależność odwrotną, natomiast w kolejnych latach relacja wzrosła do poziomu słabej zależności odwrotnej.

W przypadku relacji między sztuczną inteligencją a konkurencyjnością wartości są bliskie zeru i ujemne. Wskazujące na bardzo słabą zależność odwrotną. Oznacza to, że wpływ sztucznej inteligencji na konkurencyjność Polski była w badanym okresie niewielka i trudna do jednoznacznego zaobserwowania (tab.13).

Tab. 14. Wskaźniki elastyczności dynamik dla Korei Południowej

Korea Południowa				
	2021	2022	2023	2024
AI → Inn	0,41	-0,37	-1,41	-
Inn → Kon	2,60	-1,22	-0,89	-
AI → Kon	-0,50	0,33	-	-

Źródło: opracowanie własne.

Wskaźnik elastyczności dla relacji AI → innowacyjność był niestabilny i zmieniał kierunek, przyjmując wartości dodatnie w 2021 r. oraz ujemne w latach 2022–2023, sugerując, że wzrost AI wiązał się z wyraźnym spadkiem dynamiki innowacyjności. Relacja między wskaźnikiem elastyczności pomiędzy innowacyjnością a konkurencyjnością była bardzo niestabilna. W 2021 r. wartość wskazywała na silną pozytywną reakcję konkurencyjności na zmiany innowacyjności, natomiast w kolejnych latach wskaźnik przyjmował wartości -1,22 i -0,89, co oznaczało przejście od silnej zależności odwrotnej do słabej zależności odwrotnej. W przypadku

wartości wskaźnika elastyczności pomiędzy sztuczną inteligencją a konkurencyjnością wartość w 2021 r. oznaczała słabą zależność odwrotną, natomiast wartość w 2022 r. wskazywała na słaby dodatni wpływ AI na konkurencyjność. Oznacza to zmianę kierunku oddziaływania sztucznej inteligencji na konkurencyjność gospodarki Korei Południowej.

4. Dyskusja wyników

Punktem wyjścia do interpretacji wyników jest ujęcie AI jako technologii ogólnego zastosowania, która może oddziaływać na procesy tworzenia wiedzy, działalność innowacyjną, produktywność oraz specjalizację technologiczną gospodarek [Cockburn i in., 2019; Brynjolfsson i in., 2021; Chun i in., 2024]. Uzyskane wyniki wskazują, że rozwój AI jest powiązany z innowacyjnością i konkurencyjnością, jednak zależności te nie mają charakteru prostego, automatycznego ani jednakowego we wszystkich analizowanych gospodarkach. Wahania obserwowane w latach 2022–2023 wskazują, że zależności między rozwojem AI a sytuacją gospodarczą mogą być zmienne w czasie i uwarunkowane szerszym kontekstem rozwojowym. Jest to zbieżne z wynikami Zhao i współpracowników [2025], którzy podkreślają nieliniowy i progowy charakter wpływu AI na rozwój gospodarczy.

Najbardziej spójny i stabilny układ zależności między analizowanymi zmiennymi zaobserwowano w modelu amerykańskim, reprezentowanym przez Stany Zjednoczone. Analiza wykazała wysoką lub pełną zbieżność kierunków zmian między AI, innowacyjnością i konkurencyjnością, przy czym najsilniej widoczne było powiązanie rozwoju AI z innowacyjnością. Reakcja innowacyjności na zmiany dynamiki AI była dodatnia, choć miała charakter słaby lub umiarkowany, natomiast przełożenie AI na konkurencyjność było mniej bezpośrednie i bardziej złożone. Wynik ten jest zbieżny z badaniami Chuna i współpracowników [2024], którzy wskazują, że efektywne wykorzystanie AI zależy od istniejących zdolności technologicznych i jakości zaplecza naukowego. Z kolei efekty konkurencyjne technologii ogólnego zastosowania mogą ujawniać się z opóźnieniem, co podkreślają Brynjolfsson i współpracownicy [2020].

Jednocześnie Stany Zjednoczone, jak wskazują Maslej i współpracownicy [2024], od wielu lat pozostają globalnym liderem w zakresie rozwoju technologii cyfrowych i sztucznej inteligencji. Można zatem wnioskować, że wyniki uzyskane dla modelu amerykańskiego są zgodne z charakterystyką gospodarki o rozwiniętym ekosystemie technologicznym, silnej roli sektora prywatnego, wysokiej aktywności przedsiębiorstw technologicznych oraz dużym znaczeniu inwestycji w działalność

B+R. Nie oznacza to jednak potwierdzenia bezpośredniego wpływu AI na konkurencyjność, lecz wskazuje na najwyższą spójność analizowanych dynamik spośród badanych krajów.

W przypadku Niemiec, stanowiących przykład europejskiego modelu kontynentalnego, odnotowano wysoką zgodność dynamiki AI i innowacyjności, co sugeruje, że oba te obszary zmieniały się w podobnym kierunku. Reakcja innowacyjności na zmiany dynamiki AI była jednak ograniczona i stopniowo wygasła. Nie zaobserwowano również jednoznacznego przełożenia innowacyjności na konkurencyjność. Relacje innowacyjność $\rightarrow$ konkurencyjność oraz AI $\rightarrow$ konkurencyjność miały charakter częściowy i niejednoznaczny oraz nie wskazywały na trwałą dodatnią reakcję konkurencyjności. Oznacza to, że w badanym okresie nie potwierdzono dodatniego przełożenia dynamiki innowacyjności ani dynamiki AI na dynamikę konkurencyjności Niemiec. Wynik ten można interpretować w świetle badań Brynjolfssona i współpracowników [2020], którzy wskazują, że efekty produktywnościowe nowych technologii mogą ujawniać się dopiero po reorganizacji procesów oraz dokonaniu odpowiednich inwestycji komplementarnych.

W przypadku modelu gospodarki doganiającej, reprezentowanego przez Polskę, relacja AI $\rightarrow$ innowacyjność wykazała częściową zbieżność kierunków zmian, przy jednocześnie dodatniej i stopniowo wzmacniającej się reakcji innowacyjności na zmiany dynamiki AI. Wynik ten jest zbieżny z analizami Radosevica [2017], który opisuje stopniowe wzmacnianie potencjału technologicznego gospodarek Europy Środkowo-Wschodniej, oraz Marianiego i współpracowników [2023], którzy wskazują, że AI wspiera innowacyjność poprzez efekty technologiczne i organizacyjne.

Relacja innowacyjność $\rightarrow$ konkurencyjność była natomiast słabsza i niejednoznaczna. W badanym okresie nie zaobserwowano zatem wyraźnego dodatniego przełożenia dynamiki innowacyjności na dynamikę konkurencyjności Polski. Podobnie reakcja konkurencyjności na zmiany dynamiki AI była marginalna. Wyjaśnienia tego zjawiska można poszukiwać w badaniach Radosevica [2017], który wskazuje na etapowy charakter modernizacji technologicznej gospodarek doganiających, oraz Brynjolfssona i współpracowników [2020], którzy opisują opóźnione efekty produktywnościowe nowych technologii. Chun i współpracownicy [2024] wskazują ponadto, że specjalizacja technologiczna w obszarze AI zależy od wcześniejszych zdolności technologicznych oraz jakości zaplecza naukowego. W tym kontekście wyniki dla Polski można interpretować jako przejaw etapu, na którym rozwój AI wzmacnia przede wszystkim potencjał innowacyjny, natomiast jego przełożenie na konkurencyjność pozostaje słabe i mniej widoczne niż w gospodarkach o bardziej ugruntowanym potencjale technologicznym.

W modelu azjatyckim, reprezentowanym przez Koreę Południową, relacja AI → innowacyjność wykazała częściową zbieżność kierunków zmian, jednak reakcja innowacyjności na zmiany dynamiki AI była niestabilna i zmieniała kierunek w czasie. Relacja innowacyjność → konkurencyjność również miała charakter zmienny, co oznacza, że przełożenie innowacyjności na konkurencyjność nie było stabilne w całym badanym okresie. Podobnie relacja AI → konkurencyjność była słaba i niejednoznaczna. W konsekwencji nie potwierdzono trwałego dodatniego przełożenia dynamiki AI i innowacyjności na dynamikę konkurencyjności Korei Południowej.

Wyniki te można odnieść do analiz Lee [2019], który wskazuje, że konkurencyjność Korei Południowej jest efektem długookresowej kumulacji zdolności technologicznych, kapitału ludzkiego oraz współpracy państwa z sektorem przedsiębiorstw. Interpretacja ta jest również spójna z wynikami Zhao i współpracowników [2025], którzy wskazują, że wpływ AI na rozwój gospodarczy może mieć charakter nieliniowy i progowy. W gospodarce zaawansowanej technologicznie dalszy rozwój AI nie musi więc prowadzić do proporcjonalnego wzrostu mierzonej innowacyjności lub konkurencyjności w krótkim okresie. Częściowa zbieżność kierunków zmian oraz niestabilność reakcji między analizowanymi wskaźnikami sugerują zatem, że zależności związane z AI w modelu azjatyckim nie ujawniają się liniowo w krótkim okresie, lecz stanowią element szerszego, instytucjonalnie wspieranego systemu rozwoju technologicznego.

Podsumowanie

Na podstawie przeprowadzonych analiz można stwierdzić, że badany mechanizm AI → innowacyjność → konkurencyjność nie występował z jednakową siłą we wszystkich modelach gospodarczych. AI może stanowić jeden z czynników wspierających innowacyjność, natomiast jej przełożenie na konkurencyjność jest słabsze, bardziej złożone i mniej jednoznaczne. Oznacza to, że wzrost dynamiki rozwoju AI nie powinien być traktowany jako samodzielny warunek wzrostu konkurencyjności gospodarki. Wyniki wskazują raczej na potrzebę interpretowania AI jako czynnika uruchamiającego lub wzmacniającego procesy innowacyjne, których efekty konkurencyjne mogą ujawniać się pośrednio, z opóźnieniem oraz w zależności od zdolności gospodarki do ich komercjalizacji i absorpcji.

Najbardziej spójny przebieg analizowanego mechanizmu zaobserwowano w modelu amerykańskim, reprezentowanym przez Stany Zjednoczone. W tym przypadku rozwój AI był wyraźnie powiązany z innowacyjnością, a relacja między innowacyjnością i konkurencyjnością była bardziej widoczna niż w pozostałych modelach. Może to wynikać z rozwiniętego ekosystemu technologicznego, silnej roli

sektora prywatnego, wysokiej aktywności przedsiębiorstw technologicznych oraz dużego znaczenia inwestycji w B+R.

W modelu europejskim kontynentalnym, reprezentowanym przez Niemcy, powiązanie AI z innowacyjnością było zauważalne, jednak jego siła słabła w czasie. Jednocześnie nie potwierdzono wyraźnego przełożenia innowacyjności oraz AI na konkurencyjność. Wskazuje to, że w gospodarce o silnej bazie przemysłowej efekty rozwoju AI mogą wymagać dłuższego czasu, reorganizacji procesów oraz inwestycji komplementarnych, zanim ujawnią się w miernikach konkurencyjności.

W modelu gospodarki doganiającej, reprezentowanym przez Polskę, rozwój AI był dodatnio powiązany z innowacyjnością, a reakcja innowacyjności stopniowo się wzmacniała. Nie przełożyło się to jednak wyraźnie na konkurencyjność gospodarki. Może to oznaczać, że w gospodarkach doganiających AI wzmacnia przede wszystkim potencjał innowacyjny, natomiast efekty konkurencyjne pojawiają się wolniej i zależą od zdolności absorpcji technologii, komercjalizacji innowacji oraz dalszego wzrostu potencjału badawczo-rozwojowego.

W modelu azjatyckim, reprezentowanym przez Koreę Południową, zależności między AI, innowacyjnością i konkurencyjnością były najbardziej niestabilne. Nie potwierdzono trwałego dodatniego przebiegu mechanizmu AI → innowacyjność → konkurencyjność. Wyniki te mogą wskazywać, że w gospodarce wysoko zaawansowanej technologicznie dalszy wzrost AI nie zawsze prowadzi do proporcjonalnego wzrostu mierzonej innowacyjności i konkurencyjności w krótkim okresie, ponieważ oddziaływanie AI jest częścią szerszego, długookresowego i instytucjonalnie wspieranego systemu rozwoju technologicznego.

Zróznicowanie wyników między modelami gospodarczymi potwierdza, że wpływ AI na innowacyjność i konkurencyjność nie ma charakteru uniwersalnego. Najbardziej bezpośrednio widoczne jest powiązanie AI z innowacyjnością, natomiast przełożenie na konkurencyjność zależy od szerszych warunków rozwojowych właściwych dla danego modelu gospodarki.

W świetle uzyskanych wyników hipoteza zakładająca, że wyższy poziom rozwoju technologii AI sprzyja wzrostowi innowacyjności oraz zwiększeniu konkurencyjności gospodarki, została potwierdzona częściowo. Można przyjąć, że rozwój AI sprzyja wzrostowi innowacyjności gospodarki, choć siła i stabilność tego powiązania różnią się między modelami gospodarczymi. Nie można natomiast jednoznacznie stwierdzić, że wyższy poziom rozwoju AI bezpośrednio zwiększa konkurencyjność gospodarki. W tym zakresie wyniki są słabsze, bardziej zmienne i wymagają dalszej weryfikacji w dłuższym horyzoncie czasowym.

Badania obejmowały zakres czterech lat co jest dosyć krótkim okresem czasu, aby dokładnie zinterpretować wpływ AI na gospodarkę. Następne badania przeprowadzone w tym kierunku powinny objąć dłuższy okres, szerzej określoną grupę badawczą oraz większą liczbę zmiennych by móc jak najbardziej dokładnie stwierdzić i opisać relacje zachodzące pomiędzy AI → innowacyjnością → konkurencyjnością.

ORCID iD

Eugenia Panfiluk: <https://orcid.org/0000-0002-6204-2383>

Literatura

1. Acemoglu D., Restrepo P. (2020), *Robots and jobs: Evidence from US labor markets*, Journal of Political Economy 128(6), s. 2188–2244.
2. Babina T., Fedyk A., He A., Hodson J. (2024), *Artificial intelligence, firm growth, and product innovation*, Journal of Financial Economics 151, 103745.
3. Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. (2021), *The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies*, American Economic Journal: Macroeconomics 13(1), s. 333–372.
4. Chun Y., Hur J., Hwang J. (2024), *AI technology specialization and national competitiveness*, PLOS ONE 19(4), e0301091.
5. Cockburn I.M., Henderson R., Stern S. (2019), *The impact of artificial intelligence on innovation: An exploratory analysis*, [w:] Agrawal A., Gans J., Goldfarb A. (red.), *The economics of artificial intelligence: An agenda*, University of Chicago Press, s. 115–146.
6. Ejdys J., Garwolińska M., Lăzăroiu G., Nica E., di Pietro F., Poskrobko T., Szpilko D. (2025), *Should we be wary of using artificial intelligence-based big data management in social research?*, Journal of Business Economics and Management 26(5), s. 1071–1089.
7. Ejdys J., Halicka K., Kosior-Kazberuk M., Szpilko D., Krawczyk-Dembicka E., Czerniawska M. (2024), *Kompetencje teraźniejszości i przyszłości – oczekiwania pracodawców reprezentujących mikro, małe oraz średnie przedsiębiorstwa w województwie podlaskim*, Oficyna Wydawnicza Politechniki Białostockiej, Białystok.
8. Fagerberg J., Srholec M. (2008), *National innovation systems, capabilities and economic development*, Research Policy 37(9), s. 1417–1435.
9. Gavilanes-Trapote J., Río-Belver R.M., Cilleruelo E., Garechana G., Larruscain J. (2015), *Patent overlay maps: Spain and the Basque Country*, International Journal of Technology Management 69(3–4), s. 261–274.

10. Griliches Z. (1998), *Patent statistics as economic indicators: A survey*, [w:] Griliches Z., *R&D and productivity: The econometric evidence*, University of Chicago Press, s. 287–343.
11. Hall B.H., Rosenberg N. (red.) (2010), *Handbook of the economics of innovation*, t. 1, Elsevier.
12. Havins S.R. (2020), *Decision support systems for managing innovation through project selection in public sector R&D environments*, IEEE Engineering Management Review 48(4), s. 28–31.
13. Hutchinson P. (2021), *Reinventing innovation management: The impact of self-innovating artificial intelligence*, IEEE Transactions on Engineering Management 68(2), s. 628–639.
14. Hwang R., Katayama H. (2009), *A multi-decision genetic approach for workload balancing of mixed-model U-shaped assembly line systems*, International Journal of Production Research 47(14), s. 3797–3822.
15. Kayser V., Nehrke B., Zubovic D. (2018), *Data science as an innovation challenge: From big data to value proposition*, Technology Innovation Management Review 8(3), s. 16–25.
16. Lee V.H., Leong L.Y., Hew T.S., Ooi K.B. (2013), *Knowledge management: A key determinant in advancing technological innovation?*, Journal of Knowledge Management 17(6), s. 848–872.
17. Li L., Liu M., Shen W., Cheng G. (2019), *A novel performance evaluation model for MRO management indicators of high-end equipment*, International Journal of Production Research 57(21), s. 6740–6757.
18. Lundvall B.-Å. (red.) (1992), *National systems of innovation: Towards a theory of innovation and interactive learning*, Pinter Publishers, London.
19. Mariani M.M., Machado I., Magrelli V., Dwivedi Y.K. (2023), *Artificial intelligence in innovation research: A systematic review, conceptual framework, and future research directions*, Technovation 122, 102623.
20. Maslej N., Fattorini L., Perrault R., Parli V., Reuel A., Brynjolfsson E., Etchemendy J., Ligett K., Lyons T., Manyika J., Niebles J.C., Shoham Y., Wald R., Clark J. (2024), *Artificial intelligence index report 2024*, Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence.
21. Melaas A., Zhang F. (2016), *National innovation systems in the United States and China: A brief review of the literature*, Energy, Climate and Innovation Discussion Paper, nr 11, Center for International Environment and Resource Policy, The Fletcher School, Tufts University.
22. OECD (2023), *OECD compendium of productivity indicators 2023*, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/74623e5b-en> [dostęp: 12.03.2026].

23. OECD (2024), The OECD.AI Index, OECD Publishing. https://oecd.ai/en/site/ai-index?utm_source [dostęp: 12.03.2026].
24. OECD, *OECD.AI Policy Observatory*, OECD, <https://oecd.ai/> [dostęp: 12.03.2026].
25. Paredes-Frigolett H., Gomes L.F.A.M. (2016), *A novel method for rule extraction in a knowledge-based innovation tutoring system*, Knowledge-Based Systems 92, s. 183–199.
26. Porter M.E. (1990), *The competitive advantage of nations*, Free Press.
27. Radosevic S. (2017), *Upgrading technology in Central and Eastern European economies*, IZA World of Labor, nr 338, s. 1–11.
28. Romer P.M. (1990), *Endogenous technological change*, Journal of Political Economy 98(5), s. S71–S102.
29. Rose R., Hölzle K., Björk J. (2020), *More than a quarter century of Creativity and Innovation Management: The journal's characteristics, evolution, and a look ahead*, Creativity and Innovation Management 29(1), s. 5–20.
30. Schumpeter J.A. (1934), *The theory of economic development*, Harvard University Press.
31. Szpilko D., Jimenez Naharro F., Lăzăroiu G., Nica E., de la Torre Gallegos A. (2023), *Artificial intelligence in the smart city – a literature review*, Engineering Management in Production and Services 15(4), s. 53–75.
32. Toner-Rodgers A. (2024), *Artificial intelligence, scientific discovery, and product innovation*, arXiv, 2412.17866.
33. Verganti R., Vendraminelli L., Iansiti M. (2020), *Innovation and design in the age of artificial intelligence*, Journal of Product Innovation Management 37(3), s. 212–227.
34. World Bank, *World Development Indicators*, World Bank, <https://datatopics.worldbank.org/world-development-indicators> [dostęp: 16.03.2026].
35. World Bank, *Exports of goods and services (% of GDP)* [wskaźnik: NE.EXP.GNFS.ZS], World Bank, <https://data.worldbank.org/indicator/NE.EXP.GNFS.ZS> [dostęp: 17.03.2026].
36. World Bank, *GDP per capita, PPP (current international \$)* [wskaźnik: NY.GDP.PCAP.PP.CD], World Bank, <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.PCAP.PP.CD> [dostęp: 16.03.2026].
37. World Bank, *GDP per person employed (constant 2021 PPP \$)* [wskaźnik: SL.GDP.PCAP.EM.KD], World Bank, <https://data.worldbank.org/indicator/SL.GDP.PCAP.EM.KD> [dostęp: 16.03.2026].
38. World Bank, *High-technology exports (% of manufactured exports)* [wskaźnik: TX.VAL.TECH.MF.ZS], World Bank, <https://data.worldbank.org/indicator/TX.VAL.TECH.MF.ZS> [dostęp: 20.03.2026].
39. World Bank, *Patent applications, residents* [wskaźnik: IP.PAT.RESD], World Bank, <https://data.worldbank.org/indicator/IP.PAT.RESD> [dostęp: 27.04.2026].

40. World Bank, *Research and development expenditure (% of GDP)* [wskaźnik: GB.XPD.RSDV.GD.ZS], World Bank, <https://data.worldbank.org/indicator/GB.XPD.RSDV.GD.ZS> [dostęp: 27.04.2026].
41. Zhao J., Hu Y., Deng W., Duan W., Chang X., Zhou J. (2025), *Empowering new quality productive forces through artificial intelligence technology: A study on the pathways and threshold effects in high-quality development of manufacturing industry*, [w:] *Proceedings of the 2025 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence (AICI 2025)*, Association for Computing Machinery, s. 620–624.

The Impact of Artificial Intelligence Technology Development on Innovation and International Competitiveness of the Economy – Implications for Economic Development Management

Abstract

The aim of this article is to examine and demonstrate the relationships between the development of artificial intelligence and the levels of innovation and international competitiveness of the economy. The adopted hypothesis states that a higher level of AI technology development promotes the growth of innovation and competitiveness of economies. A research group consisting of the USA, Germany, and South Korea, representing highly developed countries, and Poland, a catching-up country, was selected to conduct quantitative and comparative dynamic research. The analysis of the relationships, consistency, and elasticity of dynamics demonstrated that the AI → innovation → competitiveness mechanism is not uniform across the individual countries within the research group. The relationships for the American model (USA) demonstrated the most consistent connections. The European model (Germany) noted a high consistency between AI and innovation, but the impact on competitiveness is ambiguous. In Poland (the catching-up model), AI development influences innovation and strengthens its potential, but does not clearly translate into competitiveness. In the Asian model (South Korea), the AI → innovation → competitiveness mechanism was the most unstable. Research has shown that AI can be a factor supporting innovation, but its impact on competitiveness is weaker and less clear-cut, which is reflected in the development conditions of individual economic models.

Key words

artificial intelligence, innovation, competitiveness, development