

Raport Otwarcia

Potencjalny wpływ Generatywnej Sztucznej Inteligencji na ilość i jakość zatrudnienia w Polsce

Zespół badawczy

Paweł Gmyrek (ILO/RESEARCH), Mariola Błazej (NASK), Anna Jankiewicz (NASK),
Karol Kamiński (NASK), Filip Konopczyński (NASK)
Agnieszka Ładna (NASK), Konrad Roślaniec (NASK), Marek Troszyński (NASK),
Janine Berg (ILO/RESEARCH), Balint Nafradi (ILO/STATISTICS)

Regulacje AI w Polsce

Emilia Zalewska-Czajczyńska (NASK)

Abstrakt

Niniejszy „Raport Otwarcia” stanowi punkt wyjścia dla działań badawczych mających na celu uchwycenie potencjalnego wpływu Generatywnej Sztucznej Inteligencji na rynek pracy w Polsce. W kolejnych rozdziałach prezentujemy wprowadzenie do omawianej tematyki, analizujemy strukturę polskiego rynku pracy, opisujemy przegląd raportów poświęconych polskiemu rynkowi pracy w odniesieniu do generatywnej AI, omawiamy kwestię regulacji prawnych związanych z AI w Polsce oraz przedstawiamy zarys przygotowanej metodologii badawczej, uwzględniającej zarówno metody ilościowe, jak i jakościowe.

W ramach pierwszego etapu projektu badawczego zostanie stworzony i przetestowany nowy wskaźnik ekspozycji poszczególnych zawodów na generatywną AI. W tym celu przyjmiemy podejście oparte na analizie poszczególnych zadań. Pozwoli to na szczegółowe przeanalizowanie zawodów w Polsce i pełniejsze zrozumienie typologii zadań, które mogą być poddane efektom automatyzacji oraz augmentacji, związanych z rozwojem generatywnej AI. W drugim etapie przeprowadzimy badania jakościowe. Skorzystamy z metod IDI oraz FGI, aby zweryfikować wstępne ustalenia z pierwszego etapu i przybliżyć zagadnienie codziennego wpływu technologii generatywnej AI na środowisko pracy. W trzeciej części opracujemy ogólnopolską reprezentatywną ankietę opartą na metodzie CAWI i przeprowadzimy badanie wiedzy, świadomości, postaw, potrzeb i obaw dotyczących GenAI, zrealizowane na reprezentatywnej próbie populacji Polski, ze szczególnym uwzględnieniem populacji aktywnej zawodowo.

„Raport Otwarcia” inicjuje istotny proces badawczy, który dąży do poznania i zgłębienia potencjalnych skutków wpływu generatywnej AI na polski rynek pracy. Badania łącząc metody ilościowe i jakościowe dostarczą wglądu w to, jak nowe technologie, takie jak generatywna AI, mogą prowadzić do ewolucji struktur zatrudnienia i zmieniać trendy na rynku pracy. Narzędzia i wyniki wypracowane w ramach tego projektu mają promować wszechstronny dialog na temat integracji AI na rynkach pracy, ostatecznie wspierając zarówno strategie regulacyjne, jak i adaptacyjne dla osób aktywnych zawodowo. Niniejszy projekt badawczy może przysłużyć się również jako wartościowy punkt odniesienia dla przeprowadzanych w innych krajach badań skupionych wokół tej tematyki.

Spis treści

Abstrakt	2
1. Wprowadzenie.....	4
2. Struktura polskiego rynku pracy w kontekście potencjalnego wpływu GenAI.....	7
3. GenAI i polski rynek pracy – przegląd badań i raportów	15
4. Regulacje AI w Polsce, w tym w kontekście rynku pracy	20
4.a. Akt o sztucznej inteligencji	20
4.b. Polityka AI w Polsce.....	22
5. Zarys metodologii badawczej.....	23
6. Podsumowanie i dalsze kroki.....	26
Bibliografia	27

1. Wprowadzenie

Potencjalny wpływ sztucznej inteligencji (ang. *AI – Artificial Intelligence*) na gospodarkę i rynek pracy był przedmiotem badań akademickich przez ostatnie trzy dekady, przy coraz większym rozpowszechnieniu tego tematu w debacie dotyczącej polityk publicznych. Początkowe dyskusje na temat AI z lat 90. były w dużej mierze teoretyczne i opierały się na wcześniejszych badaniach dotyczących automatyzacji miejsc pracy poprzez komputeryzację i robotyzację. Szybko rozwijające się możliwości algorytmów od początku lat 2000. doprowadziły do większego skupienia się na technologiach AI, co zaowocowało opracowaniem bardziej zaawansowanych ram metodologicznych do modelowania wpływu AI na gospodarkę.

Ten postęp technologiczny szedł w parze z szybkim rozwojem gospodarki cyfrowej i rosnącym wpływem technologii cyfrowych na codzienne życie jednostek. W konsekwencji jednym z priorytetów decydentów politycznych w ostatnich latach stała się adaptacja ogólnych regulacji, zwłaszcza w krajach i regionach, gdzie zaawansowane zastosowania AI zaczęły już przenikać na rynek. Niedawne przyjęcie unijnego Aktu o AI (ang. *AI Act – Artificial Intelligence Act*) oraz amerykańskiego rozporządzenia wykonawczego nr 14110 w sprawie „bezpiecznego i godnego zaufania rozwoju i wykorzystania sztucznej inteligencji” (ang. *Executive Order on Safe, Secure, and Trustworthy Development and Use of Artificial Intelligence*¹) są tylko niektórymi przykładami wyników takich wstępnych procesów regulacyjnych w krajach o wysokich dochodach (ang. *HIC - High Income Countries*). Te działania w Unii Europejskiej muszą być kontynuowane poprzez bardziej szczegółowe procesy regulacyjne i polityczne na poziomie krajowym, dostosowane do lokalnych warunków. Jednocześnie w wielu krajach niebędących HIC, kluczowe aspekty korzystania z AI pozostają nieuregulowane, a szersze polityki dotyczące AI, zwłaszcza dotyczące wykorzystania jej potencjału do celów produkcyjnych, często są niewystarczające.

Część wyzwań stojących przed decydentami politycznymi wynika z zaskakującego tempa tej cyfrowej rewolucji. Choć procesy regulacyjne oraz opracowywania polityki mogą trwać latami i wymagać licznych konsultacji, w ciągu ostatnich dwóch lat niemal co miesiąc ogłaszano nowe narzędzia AI, często ujawniające nowe i zaskakujące możliwości. Jednym z takich punktów zwrotnych było publiczne wprowadzenie ChatGPT w listopadzie 2022 roku, po którym w ciągu następnych miesięcy pojawiła się cała gama podobnych modeli językowych (ang. *LLM - Large Language Model*). Rozpoznawanie obrazów – do niedawna domena wysoce wyspecjalizowanych narzędzi AI – stało się standardową funkcją większości wielomodalnych modeli LLM dostępnych na rynku w 2024 roku. Połączenie modeli AI z narzędziami interfejsu programistycznego aplikacji (ang. *API - Application Programming Interface*) rozszerzyło możliwości tworzenia nowych, złożonych aplikacji AI przez mniej doświadczonych deweloperów i to przy znacznie niższych kosztach.

To dynamiczne środowisko utrudnia wysiłki regulacyjne oraz stwarza wyzwania dla prognoz ekonomicznych. Niemniej jednak, takie prognozy są coraz bardziej oczekiwane przez społeczeństwo, które obawia się potencjalnych skutków tych technologii dla rynków pracy i systemów gospodarczych. Te obawy są całkowicie naturalne, gdyż spotkanie z publicznie dostępnym modelem LLM, który może wydawać się

¹ Executive Order on the Safe, Secure, and Trustworthy Development and Use of Artificial Intelligence: <https://www.whitehouse.gov/briefing-room/presidential-actions/2023/10/30/executive-order-on-the-safe-secure-and-trustworthy-development-and-use-of-artificial-intelligence/>

zdolny do pisania, rysowania, a nawet mówienia bardziej klarownie niż jego przeciętny użytkownik, nieuchronnie prowadzi do pytań o to, co może to oznaczać dla pracy tego użytkownika, a w konsekwencji także dla jego dochodów. Dodatkowo, obawy te są jeszcze bardziej podsycane, gdy media głównego nurtu, a czasem nawet poważne ośrodki badawcze, sugerują bliską automatyzację miejsc pracy lub nawet „koniec pracy” w niektórych zawodach.²

W rzeczywistości precyzyjne prognozy dotyczące zatrudnienia w obliczu transformacji technologicznych są skomplikowaną kwestią, zwłaszcza w odniesieniu do technologii o szerokim zakresie zastosowań. Szeroki wachlarz możliwości generatywnej sztucznej inteligencji (ang. *GenAI – Generative Artificial Intelligence*) może nawet kwalifikować tę technologię jako technologię ogólnego przeznaczenia, co oznacza, że może ona generować nowe zastosowania i innowacje w różnych sektorach, prowadząc do długoterminowych przekształceń gospodarczych i społecznych. To sprawia, że trudno sobie wyobrazić jej przyszłą ewolucję, a prognozy dotyczące AI sprzed 10 czy nawet 5 lat mogą już dziś nie być aktualne.

Ponadto, większość obecnie dostępnych prognoz dotyczy albo USA, albo rynków globalnych, podczas gdy bardziej szczegółowe badania na poziomie krajowym są rzadkością. Zmusza to decydentów politycznych w krajach takich jak Polska do opierania swoich strategii na założeniach o podobieństwie lokalnych efektów gospodarczych i zatrudnieniowych do tych prognozowanych dla innych krajów Organizacji Współpracy Gospodarczej i Rozwoju (ang. *OECD – The Organization for Economic Cooperation and Development*). Tymczasem sytuacja na rynku pracy może się znacznie różnić między poszczególnymi krajami. Wyzwanie jest jeszcze większe dla gospodarek rozwijających się, dla których założenia o podobieństwie rynków pracy do tych w gospodarkach o wysokich dochodach często zupełnie odbiegają od rzeczywistości.

Pomimo trudności, ważne jest, aby decydenci polityczni byli wyposażeni w narzędzia, które przynajmniej w ogólnym sensie mogą wskazać, jak zmiana wywołana przez technologie może wpłynąć na istniejące miejsca pracy. Aby odpowiedzieć na tę potrzebę, prezentujemy projekt badawczy, wspólny dla NASK-PIB i Międzynarodowej Organizacji Pracy (ang. *ILO – International Labour Organization*). Jego celem jest opracowanie systemu precyzyjnej oceny potencjalnych skutków GenAI dla krajowych rynków pracy, uwzględniającego szczegółowe cechy zawodów obecnych w danym kontekście krajowym. Analizujemy Polskę jako przykład kraju o wysokim dochodzie, z historią transformacji z gospodarki wschodzącej, który może stanowić punkt odniesienia dla innych krajów przechodzących podobne procesy transformacyjne.

² Na przykład, badanie McKinsey&Co (2023) sugerowało, że w samych Stanach Zjednoczonych może dojść do utraty nawet 12 milionów miejsc pracy z powodu automatyzacji 30% godzin roboczych, podczas gdy nowsze badanie MFW (Cazzaniga i in., 2024) sugerowało, że globalnie może zostać zdeorganizowanych około 40% miejsc pracy, przy jeszcze wyższych liczbach w krajach o wysokich dochodach. Jednocześnie, bardziej realistyczne modelowanie przeprowadzone przez czołowych ekonomistów sugeruje, że w obecnej formie GenAI może mieć jedynie umiarkowany wpływ na całość zadań zawodowych. Jak pokazał Acemoglu (2024), gdy zadania sklasyfikowane przez Eloundou i in. (2023) jako związane z ekspozycją na GenAI w kontekście zawodów w USA są powiązane z ich rzeczywistym wpływem na PKB, średnią oszczędnością na poziomie zadania i opłacalnością ekonomiczną wdrożenia AI (Svanberg i in., 2024), szacowany wpływ wynosi skromne 0,71 dodatkowej całkowitej produktywności czynników (ang. *TFP – Total Factor Productivity*) pod koniec 10-letniego okresu. Ujęcie zadań trudnych do nauczenia przez AI obniża tę szacunkową wartość do 0,55 procent TFP, co odpowiada dodatkowemu wzrostowi PKB o 0,92 procent w ciągu 10 lat z powodu AI.

Dodatkowo, nasze badania szczególnie koncentrują się na generatywnej AI, co pozwala wyizolować efekty tej nowej rodziny narzędzi AI od szerszych zastosowań AI, takich jak wykorzystanie algorytmów uczenia maszynowego (ang. *ML – Machine Learning*) czy rozpoznawania obrazów w połączeniu z produkcją przemysłową. Opierając się na istniejących w tej dziedzinie metodach badawczych, proponujemy kompleksową metodę oceny potencjalnego wpływu GenAI na krajowy rynek pracy, wykorzystującą uzupełniające się techniki ilościowe i jakościowe.

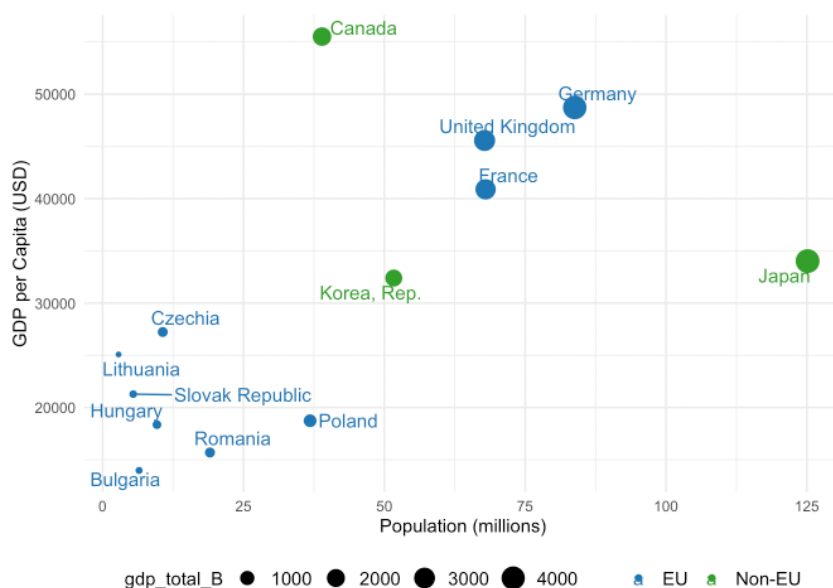
Tworząc i testując ten pakiet badań w kontekście Polski, opracujemy metodę, którą będzie można łatwo zaadaptować do innych systemów klasyfikacji krajowych, zwłaszcza tam, gdzie szczegółowe opisy zadań i zawodów są dostarczane przez lokalne instytucje rynku pracy. Zamierzamy dostarczyć zarówno metodologiczne wskazówki, jak i szczegóły techniczne, które obejmą: szczegółowy kwestionariusz, kod analityczny w językach R i Python oraz pełny przewodnik do przeprowadzania wywiadów jakościowych. Udostępniając te narzędzia publicznie, mamy nadzieję przyczynić się do rozwoju ulepszonych metod oceny potencjalnego wpływu GenAI na miejsca pracy oraz stymulować bardziej szczegółowe badania w innych krajach UE, oraz w krajach niebędących HIC.

Chociaż prognozy dotyczące zupełnie nowych zawodów, które mogą powstać w wyniku rozwoju tej nowej technologii, wykraczają poza zakres naszych badań, wierzymy, że wnioski płynące z naszego badania powinny przynajmniej dostarczyć analiz i obserwacji na temat tego, gdzie można spodziewać się największych zmian w nadchodzących latach, a także gdzie można oczekiwać pojawienia się nowych zawodów.

2. Struktura polskiego rynku pracy w kontekście potencjalnego wpływu GenAI

W kontekście europejskim Polska jest stosunkowo reprezentatywna dla większej grupy krajów Europy Środkowo-Wschodniej, choć ma znacznie wyższą populację niż większość przedstawicieli tego regionu (ponad 37 milionów osób). W porównaniu z Europą Zachodnią, gospodarki wschodnioeuropejskie są nadal wyraźnie mniejsze, zarówno pod względem ogólnej puli PKB, jak i dochodu na mieszkańca. W kontekście globalnym ta grupa krajów plasuje się pomiędzy światowymi gospodarkami o najwyższych dochodach a wschodzącymi gospodarkami Globalnego Południa. To oferuje cenne informacje dla krajów na podobnej trajektorii rozwoju.

Wykres 1. Podobieństwa między krajami, pod względem dochodów i populacji

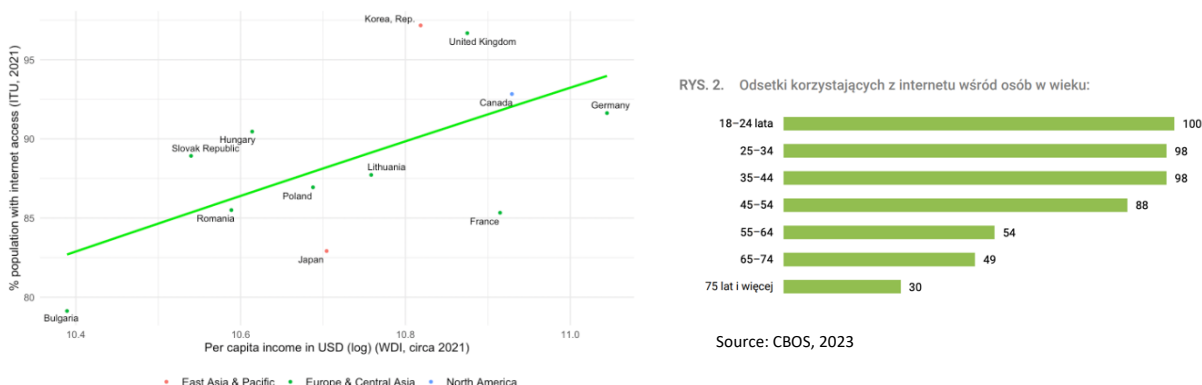


Opis prezentowanych danych: wykres ma na celu ukazanie pozycji polskiej gospodarki w odniesieniu do innych krajów rozwiniętych (z UE i spoza UE). Pozycja ta jest określona przez 3 zmienne: wielkość populacji, PKB per capita i całkowite PKB. Wykres przedstawia zestawienie wybranych państw UE oraz spoza UE, pod względem populacji w milionach osób (oś pozioma X) i PKB per capita w dolarach amerykańskich (oś pionowa Y). Wielkość punktów odpowiada całkowitemu PKB poszczególnych krajów, co umożliwia ocenę relacji między dochodem per capita a rozmiarem gospodarki. Spośród uwzględnionych państw największą populacją charakteryzuje się Japonia, natomiast najwyższy poziom PKB per capita osiąga Kanada. Polska zajmuje średnią pozycję pod względem liczby ludności, przy czym jej PKB per capita jest stosunkowo niski w porównaniu z krajami Europy Zachodniej, jak np. Niemcy czy Francja, oraz gospodarkami wysoko rozwiniętymi spoza UE, takimi jak Kanada, Japonia i Korea Południowa. Wynik ten jest także niższy w zestawieniu z kilkoma krajami Europy Środkowo-Wschodniej, tj. Czechami, Litwą i Słowacją.

Biorąc pod uwagę kontekst wysokich dochodów, większość krajów w tej grupie charakteryzuje się znacznym odsetkiem ludności korzystającej z internetu. Przykładowo, Polska plasuje się poniżej Wielkiej Brytanii i Niemiec pod względem dostępu do internetu, ale jednocześnie wyżej niż Japonia i Francja, pomimo ich znacznie wyższych dochodów. Niezależnie od tych różnic, można uznać, że w krajach

o wysokich dochodach wąskie gardła w dostępie do technologii cyfrowych w pracy są znacznie mniejsze niż w mniej zamożnych regionach (Gmyrek i in., 2024). To sprawia, że bezpośrednie modelowanie czynnika dostępu do technologii nie ma aż tak istotnego znaczenia we wstępnej ocenie potencjalnego wpływu na zatrudnienie.

Wykres 2. Dostęp do internetu: w poszczególnych krajach (po lewej) i grupach wiekowych w Polsce (po prawej)



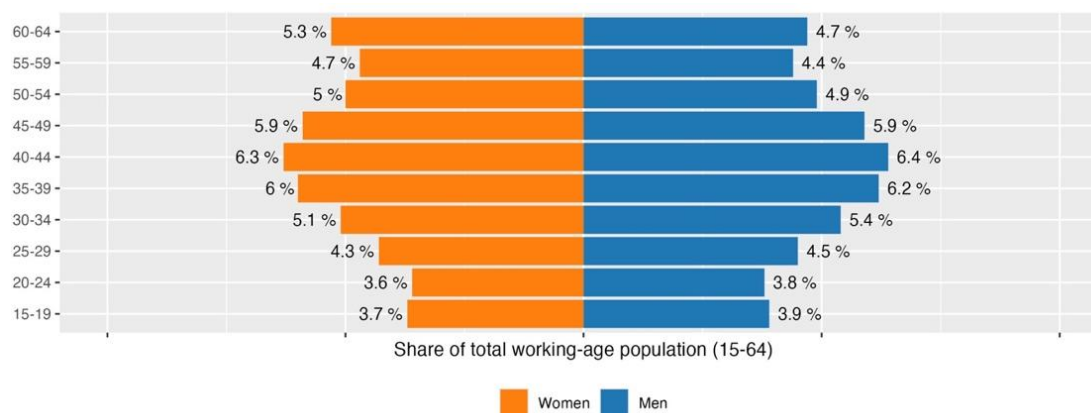
Opis prezentowanych danych: wykresy mają na celu ukazanie poziomu dostępu do internetu w Polsce, w porównaniu do innych krajów rozwiniętych oraz w podziale na poszczególne grupy wiekowe. Wykres po lewej przedstawia zestawienie wybranych państw UE oraz spoza UE, pod względem dochodów per capita w dolarach amerykańskich (oś pozioma X) oraz odsetek populacji z dostępem do internetu (oś pionowa Y). Najwyższy odsetek osób z dostępem do internetu występuje w państwach o najwyższych dochodach (Korea Południowa, Wielka Brytania, Kanada, Niemcy). Polska wyróżnia się wyższym dostępem do internetu, w porównaniu do niektórych krajów o wyższych dochodach (Francji i Japonii) oraz państw Europy Środkowo-Wschodniej (Bułgaria i Rumunia).

Wykres po prawej obrazuje odsetki osób korzystających z internetu w Polsce, w podziale na grupy wiekowe. Niemal wszystkie osoby w wieku do 44 lat korzystają z internetu. W grupie wiekowej 45-54 lata odsetek ten jest nadal bardzo wysoki, natomiast wyraźny spadek obserwuje się w grupie 55-64 lata i wśród osób starszych.

Podobnych danych dostarczają badania korzystania z internetu – są wskaźnikiem bardziej ogólnego wykorzystania technologii cyfrowych – w różnych grupach wiekowych w Polsce (Wykres 2b). W 2023 roku korzystanie z internetu było niemal powszechne wśród osób w wieku do 44 lat, spadając nieznacznie do 88% w grupie wiekowej 45-54. Jednak wskaźnik ten gwałtownie obniża się wśród starszych pokoleń – do zaledwie 54 procent korzystania z internetu w grupie wiekowej 54-65 lat. Może to sugerować, że skutki GenAI dla populacji pracujących będą prawdopodobnie zgodne z ogólnymi wzorcami znanymi z wcześniejszych fal technologii cyfrowych, które zazwyczaj stawiają starszych pracowników w niekorzystnej sytuacji związanej z umiejętnościami (Ananian i in., 2006; Aubert i in., 2006). Ważne jest, aby odnieść tę obserwację do rozkładu demograficznego populacji w wieku produkcyjnym³ w Polsce.

³ Na potrzeby badania i możliwości porównań między krajami przyjęto definicję wieku produkcyjnego zgodnie z wytycznymi Międzynarodowej Organizacji Pracy: <https://ilostat ilo.org/methods/concepts-and-definitions/description-labour-force-statistics/>

Wykres 3. Struktura wiekowa ludności w Polsce (15-64 lata)



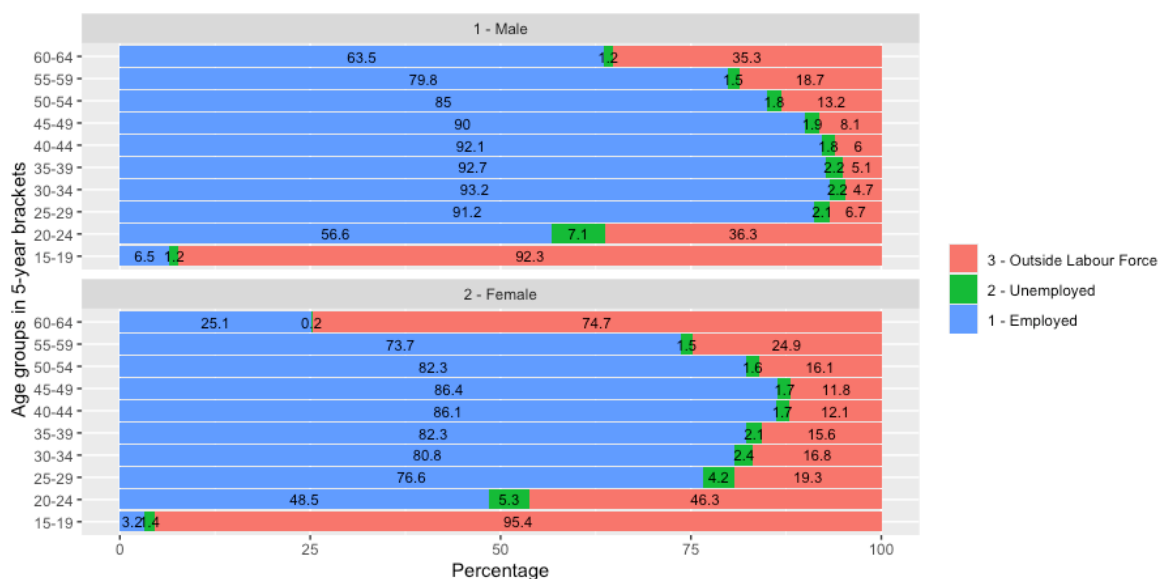
Opis prezentowanych danych: wykres przedstawia strukturę ludności w Polsce, w podziale na płeć i wiek (15-64 lata, w przedziałach 5-letnich). Ma na celu zobrazowanie sytuacji demograficznej w Polsce i uwidocznienie różnic pomiędzy grupami wiekowymi. Piramida demograficzna ukazuje wybrzuszenie w grupie wiekowej 30-49 lat, wśród osób będących w latach największej aktywności zawodowej. Wykres obrazuje również najmniejszy procentowy udział najmłodszych osób, w wieku 15-24 lata.

Analizując potencjalne efekty generatywnej AI, skupiamy się na populacji w wieku od 15 do 64 lat, podzielonej na 5-letnie przedziały w oparciu o standard stosowany w zharmonizowanym repozytorium mikrodanych Międzynarodowej Organizacji Pracy⁴. Grupa ta, licząca łącznie 22,98 mln osób (61% całkowitej populacji⁵) składa się z 11,51 mln mężczyzn i 11,42 mln kobiet. Jak zilustrowano na Wykresie 3, piramida ludności Polski ujawnia wybrzuszenie demograficzne w grupach wiekowych 30-49 lat, co wskazuje na koncentrację osób będących w okresie największej aktywności zawodowej. Sugeruje to, że wszelkie zmiany na rynku pracy, w szczególności te napędzane przez GenAI, mogą mieć znaczący wpływ na tę kohortę. Przykładowo, jeśli poszczególne zawody będą wymagać przekwalifikowania ze względu na przyjęcie narzędzi GenAI, niektóre osoby z tej grupy w średnim wieku mogą być mniej zdolne do szybkiego dostosowania się do korzystania z nowych technologii. Jednocześnie grupa ta nadal będzie stanowić dużą część podaży na rynku pracy i pozostanie w wieku produkcyjnym przez co najmniej kolejne dwie dekady. Może to wymagać zwrócenia szczególnej uwagi na kohorty wiekowe tych pracowników, którzy częściej korzystają z internetu i narzędzi cyfrowych, ale mogą wymagać bardziej ukierunkowanego wsparcia w celu osiągnięcia produktywniej transformacji w swoich zawodach przy użyciu bardziej zaawansowanych narzędzi GenAI. Tymczasem młodsza – i stopniowo kurcząca się – demograficzna grupa w Polsce prawdopodobnie dostrzeże skutki GenAI w pewnym przekształceniu warunków wejścia na rynek pracy, co może mieć kluczowe znaczenie dla odpowiedniego dostosowania systemów edukacji.

⁴ Ostateczna analiza liczby pracowników, których może to dotyczyć, uwzględni oficjalny wiek emerytalny mężczyzn (65 lat) i kobiet (60 lat) oddzielnie. Korzystanie z przedziału 15-64 lat umożliwi łatwiejsze porównania z innymi krajami, ponieważ wiek emerytalny różni się w zależności od kraju.

⁵ Polski Główny Urząd Statystyczny (GUS) podał, że na koniec 2023 r. całkowita liczba ludności wyniosła 37 637 tysięcy: [Sytuacja demograficzna Polski do 2023 roku. Publikacja w formacie PDF](#)

Wykres 4. Status zatrudnienia w Polsce według wieku (przedziały 5-letnie)



Opis prezentowanych danych: wykres przedstawia status zatrudnienia w Polsce, w podziale na płeć i poszczególne grupy wiekowe (w przedziałach 5-letnich). Ma na celu ukazanie różnic w statusie zatrudnienia pomiędzy mężczyznami (górna część wykresu) i kobietami (dolna część wykresu). Dane obrazują niskie wskaźniki bezrobocia (jedynie w grupie wiekowej 20-24 lata wskaźnik przekracza 5% w przypadku obu płci). We wszystkich grupach wiekowych odsetek zatrudnionych kobiet jest nieco niższy, w porównaniu do grupy mężczyzn. Kobiety stosunkowo częściej niż mężczyźni znajdują się poza siłą roboczą, należą do grupy osób biernych zawodowo, przy czym częściej niż wśród mężczyzn status ten jest związany z pełnieniem obowiązków rodzinnych.

Dalszy podział tej części populacji Polski według statusu zatrudnienia ujawnia szereg ważnych cech. Po pierwsze, dwie dekady stale rozwijającej się gospodarki w Polsce zaowocowały bardzo niskimi oficjalnymi wskaźnikami bezrobocia. W ostatnich latach najwyższe bezrobocie dotyczyło młodych osób wchodzących na rynek (7,1% dla mężczyzn i 5,3% kobiet w grupie wiekowej 20-24 lata). Ogólnie rynek pracy charakteryzuje się bardzo niskim bezrobociem w populacji w wieku produkcyjnym (3,1%⁶). Jest to znacząca zmiana w stosunku do 20-procentowego wysokiego bezrobocia w momencie przystąpienia Polski do UE w 2004 r., a nawet do początku 2010 r., kiedy bezrobocie wciąż przekraczało 10%. Po drugie, populacja bierna zawodowo stanowi znaczną część populacji w wieku produkcyjnym, której nie uwzględniają dane dotyczące bezrobocia. Grupa ta obejmuje studentów, emerytów, osoby chore lub niepełnosprawne oraz osoby z obowiązkami rodzinnymi, przy czym kobiety są szczególnie nadreprezentowane w tej ostatniej kategorii⁷. Ponieważ technologie oparte na sztucznej inteligencji zaczynają przekształcać rynek pracy, szczegółowe zrozumienie dynamiki związanej z płcią staje się kluczowe. Przykładowo, niektóre narzędzia AI będą oferować elastyczne rozwiązania w zakresie pracy, które pomogą jednostkom – zwłaszcza kobietom – w ponownym wejściu na rynek pracy na przykład

⁶ Obliczone dla całej aktywnej zawodowo populacji w wieku 15-89 lat przez Główny Urząd Statystyczny (GUS) dla 1. kwartału 2024 roku. Wśród populacji w wieku 15-64 lat, uwzględnionej w niniejszym badaniu, bezrobocie obliczone na podstawie mikrodanych Międzynarodowej Organizacji Pracy (ILO) spadłoby do 2,2%, przy 74,8% zatrudnionych i 23% biernych zawodowo.

⁷ Obowiązki rodzinne są znacznie częstszym powodem braku aktywności zawodowej wśród kobiet (11,9%) niż mężczyzn (1,6%). Źródło:

https://stat.gov.pl/download/gfx/portalinformacyjny/pl/defaultaktualnosci/5475/4/54/1/aktywnosc_ekonomiczna_ludnosci_polski_1_kw_2024.pdf

poprzez stworzenie większej elastyczności i możliwości pracy zdalnej. Może to jednak również pogłębić istniejące nierówności, jeśli korzyści z przyjęcia sztucznej inteligencji nie dotrą do osób już wykluczonych z rynku pracy, zwłaszcza kobiet borykających się z obowiązkami opiekuńczymi lub tych, które nie mają dostępu do możliwości podnoszenia kwalifikacji. Ponadto istnieje ryzyko, że zamiast zachęcać do bardziej sprawiedliwego podziału pracy między płciami, niekontrolowane wykorzystanie narzędzi generatywnej AI może wzmocnić tradycyjne normy płci poprzez automatyzację zadań wykonywanych głównie przez kobiety lub nawet poprzez przydzielanie nowych zadań do ról typowo kojarzonych z kobietami, takich jak obowiązki administracyjne lub opiekuńcze. Nasze badania przeanalizują szczegółowe cechy demograficzne grup zawodowych związanych z największą ekspozycją na GenAI, w celu wsparcia opracowywania odpowiednich polityk, które mogłyby zminimalizować ryzyko wystąpienia takich negatywnych skutków.

Wykres 5. Średnia ekspozycja na GenAI według dużych grup zawodowych (1-cyfrowych) i szczegółowych zawodów 4-cyfrowych (ILO, 2023)⁸



Opis prezentowanych danych: wykres przedstawia wyniki badania przeprowadzonego w 2023 r. przez ILO (Międzynarodowa Organizacja Pracy). Celem wykresu jest zobrazowanie, w jakim stopniu poszczególne grupy zawodów (w ramach klasyfikacji ISCO-08) są związane z ekspozycją i potencjalną automatyzacją przez GenAI. Na osiach poziomych przedstawione są czterocyfrowe kody zawodów w ramach poszczególnych grup, a na osiach pionowych wskaźniki ekspozycji na wpływ GenAI. Dane pokazują, że grupą zawodową najbardziej powiązaną z ekspozycją i potencjalną automatyzacją przez GenAI są pracownicy biurowi (clerical support workers). Stosunkowo

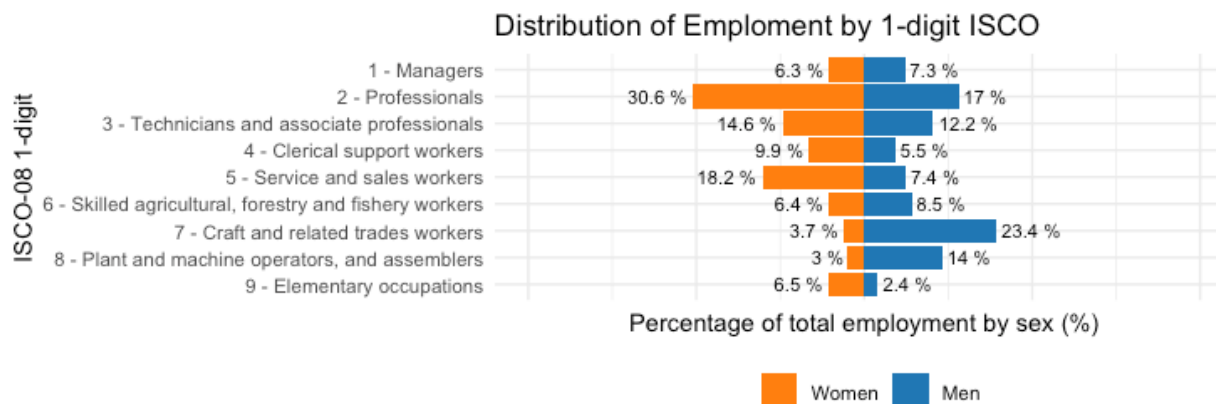
⁸ Małe liczby na osi poziomej reprezentują szczegółowe 4-cyfrowe zawody. Rysunek przedstawia ogólny rozkład potencjalnej ekspozycji zawodów na GenAI. Szczegółowe wyniki można przeglądać i pobierać w „ILO Observatory on AI and Work in Digital Economy” (Obserwatorium sztucznej inteligencji i pracy w gospodarce cyfrowej): <https://www.ilo.org/resource/article/how-might-generative-ai-impact-different-occupations>

wysokie poziomy wskaźnika widać również wśród niektórych zawodów z grupy specjalistów (professionals), techników (technicians and associate professionals) oraz pracowników usług i sprzedawców (service and sales workers).

Wpływ narzędzi GenAI na miejsca pracy może się znacznie różnić w zależności od konkretnych zawodów i sektorów. W swoim badaniu z 2023 roku „Generative AI and Jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality” (Generatywna sztuczna inteligencja i miejsca pracy: globalna analiza potencjalnego wpływu na ilość i jakość miejsc pracy), ILO zidentyfikowała grupę zawodową pracowników wsparcia biurowego jako tę, której zadania są najbardziej związane z ekspozycją i narażone na potencjalną automatyzację przez GenAI. Podwyższone poziomy ekspozycji występują również wśród niektórych techników, specjalistów oraz pracowników usług i sprzedaży (Wykres 5).

W celu odniesienia tych globalnych wskaźników do istniejącej struktury zatrudnienia w Polsce, na Wykresie 6 przedstawiamy przegląd krajowej struktury zatrudnienia według tych samych jednocyfrowych grup zawodowych ISCO-08, obliczonych oddzielnie jako udział w całkowitym zatrudnieniu mężczyzn i kobiet w grupie wiekowej 15-64. Możemy zaobserwować bardzo rozbieżne wzorce dla kobiet i mężczyzn. Większość zatrudnienia kobiet koncentruje się w grupach zawodowych 2-5, które obejmują specjalistów (30,6%), techników i średni personel (14,6%), pracowników biurowych (9,9%) oraz pracowników usług i sprzedaży (18,2%). Z kolei mężczyźni są bardziej reprezentowani w zawodach związanych z pracą fizyczną i techniczną. Mężczyźni dominują wśród robotników przemysłowych i rzemieślników (23,4%), operatorów i monterów maszyn i urządzeń (14%) oraz wśród rolników, ogrodników, leśników i rybaków (8,5%).

Wykres 6. Rozkład zatrudnienia w Polsce, w ramach 1-cyfrowych kodów ISCO, według płci (wiek 15-64)



Opis prezentowanych danych: wykres ma na celu zobrazowanie różnic w strukturze zatrudnienia w Polsce, ze względu na płeć. Zestawienie przedstawia rozkład zatrudnienia w Polsce, w podziale na płeć (grupa wiekowa 15-64 lata), w obrębie jednocyfrowych grup zawodów według klasyfikacji ISCO-08. Rozkłady procentowe obliczono oddzielnie dla grupy kobiet i grupy mężczyzn. Kobiety koncentrują się w grupach specjalistów (30,6%), pracowników usług i sprzedaży (18,2%), techników i średniego personelu (14,6%) oraz pracowników biurowych (9,9%). Mężczyźni przeważają w grupach robotników przemysłowych i rzemieślników (23,4%), operatorów i monterów maszyn i urządzeń (14%) oraz wśród rolników, ogrodników, leśników i rybaków (8,5%).

Ta rozbieżność w dystrybucji zawodów sugeruje, że wpływ GenAI w Polsce będzie prawdopodobnie różnił się w zależności od płci, ponieważ niektóre sektory i zadania mogą być bardziej podatne na automatyzację

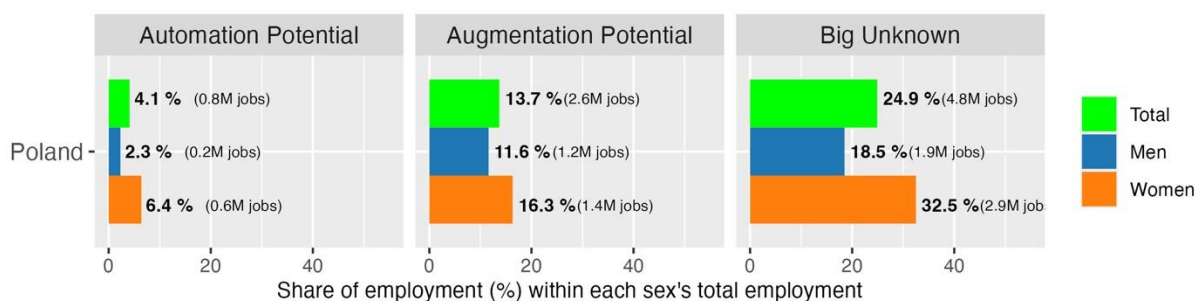
lub augmentację. Przykładowo, wyższa reprezentacja kobiet na stanowiskach biurowych i usługowych, zidentyfikowanych przez ILO jako bardziej związane z ekspozycją na GenAI ze względu na ich większy udział w kognitywnych, ale powtarzalnych zadaniach, może sprawić, że zawody te będą bardziej podatne na ogólne skutki automatyzacji. Z drugiej strony, wyższa reprezentacja mężczyzn na stanowiskach manualnych lub technicznych może oznaczać, że wpływ sztucznej inteligencji będzie dla nich bardziej wspierający, ponieważ wiele zadań manualnych może zostać usprawnionych, a nie w pełni zastąpionych przez narzędzia AI (np. GenAI może dostarczyć instrukcje technikowi systemów grzewczych, a nie samodzielnie wykonać instalację systemu grzewczego). Jednym z celów naszych badań jest uzyskanie bardziej dogłębnego zrozumienia tych potencjalnie rozbieżnych między płciami efektów.

W ramach pierwszego, rozpoznawczego kroku łączymy polską strukturę zawodową z ramami koncepcyjnymi ILO dotyczącymi globalnej ekspozycji na GenAI. Globalny model ILO dzieli zawody związane z ekspozycją na cztery kategorie:

- ⇒ **Potencjał automatyzacji** odnosi się do zawodów, w których większość zadań może być teoretycznie wykonywana przez GenAI.
- ⇒ **Potencjał augmentacji (wsparcia i wzmocnienia pracy człowieka)** obejmuje zawody, w których niektóre zadania mogą być wykonywane przez GenAI, ale większość nadal wymaga udziału człowieka. GenAI może wspierać te zawody, przyspieszając wykonywanie niektórych zadań i pozostawiając więcej czasu i przestrzeni na kreatywną pracę człowieka.
- ⇒ **„Wielka niewiadoma”** reprezentuje zawody zrównoważone między zadaniami, które mogą i nie mogą być zautomatyzowane przez GenAI. Równowaga ta może z czasem ulec zmianie wraz z rozwojem technologii, popychając niektóre zawody w kierunku automatyzacji lub augmentacji.
- ⇒ **Brak wpływu** odnosi się do wszystkich zawodów spoza pierwszych trzech kategorii, w których większość zadań nie może zostać zautomatyzowana przez GenAI (np. prace fizyczne).

Wykres 7 ilustruje potencjalną ekspozycję Polski na GenAI w oparciu o globalny model ILO, w którym przypisaliśmy dane dla Polski ze zharmonizowanego repozytorium mikrodanych ILO, aby zapewnić wstępne szacunki. Wykres przedstawia udział zatrudnienia w trzech kluczowych kategoriach: potencjał automatyzacji, potencjał augmentacji i „wielka niewiadoma”.

Wykres 7. Polska: Potencjalna ekspozycja na GenAI, imputacja danych specyficznych dla kraju do modelu GBB



Opis prezentowanych danych: wykres ma na celu zaprezentowanie potencjalnej ekspozycji polskiego rynku pracy na GenAI, w oparciu o globalny model ILO (Międzynarodowej Organizacji Pracy). Dane przedstawiają trzy kategorie wpływu GenAI (potencjał automatyzacji, potencjał augmentacji oraz „wielką niewiadomą”), w podziale na trzy grupy

(całość zatrudnienia, mężczyźni oraz kobiety). Zgodnie z szacunkami, teoretycznie 4,1% zatrudnienia w Polsce (800 tys. miejsc pracy) może zostać zautomatyzowane przez GenAI. W większym stopniu może to dotyczyć pracy wykonywanej przez kobiety (6,4%) niż przez mężczyzn (2,3%). Większa część rynku pracy w Polsce może zostać objęta potencjałem augmentacji (13,7%; ponad 2,5 miliona miejsc pracy). W tym przypadku ponownie częściej powiązane z tym efektem mogą być stanowiska zajmowane przez kobiety (16,3% vs 11,6%). Jedna czwarta miejsc pracy w Polsce (24,9%; prawie 5 milionów miejsc pracy) jest objęta „wielką niewiadomą” i niepewnymi skutkami wpływu GenAI. Tutaj również wyraźnie częściej dotyczy to pracy wykonywanej przez kobiety (32,5% vs 18,5%).

W odniesieniu do potencjału automatyzacji, wykres pokazuje, że 4,1% całkowitego zatrudnienia w Polsce, czyli 0,8 miliona miejsc pracy, może teoretycznie zostać w pełni zautomatyzowane przez GenAI, przy czym kobiety (6,4%) są bardziej narażone niż mężczyźni (2,3%). Potencjał augmentacji – w którym GenAI może wspomagać, ale nie w pełni zastępować ludzkie zadania – wpływa na większą część, czyli 13,7% wszystkich miejsc pracy (2,6 mln), podczas gdy kobiety ponownie wykazują wyższą ekspozycję (16,3%) w porównaniu do mężczyzn (11,6%). Największa część zatrudnienia objęta jest „wielką niewiadomą”, gdyż 24,9% miejsc pracy (4,8 miliona) stoi w obliczu niepewnych skutków, gdzie dalsze postępy w dziedzinie sztucznej inteligencji mogą z czasem doprowadzić do automatyzacji lub augmentacji. Kobiety również częściej należą do tej kategorii (32,5%) w porównaniu do mężczyzn (18,5%). Te wstępne szacunki pomagają zrozumieć, w jaki sposób GenAI może wpłynąć na polski rynek pracy, podkreślając istotne różnice między płciami, które mogą ukierunkować przyszłe działania w zakresie tworzenia polityk i regulacji.

Chociaż opisywany model oparty na imputacji oferuje ogólną perspektywę ekspozycji Polski na GenAI, pozostaje on szeroką analizą z wieloma założeniami dotyczącymi podobieństwa struktury polskiego rynku pracy i zadań zawodowych do definicji stosowanych w globalnej analizie ILO. Nasze badanie ma pójść jednak znacznie dalej. Zbierając opinie ekspertów z Polski na temat potencjału automatyzacji zadań i odnosząc te spostrzeżenia do konkretnych zadań w polskich zawodach, będziemy starać się zaoferować bardziej zniuansowane i szczegółowe zrozumienie wpływu GenAI. Opieramy się na prawie 30 000 zadań, na bardzo szczegółowym 6-cyfrowym poziomie kategoryzacji zawodów specyficznych dla polskiego rynku pracy, na podstawie oficjalnej klasyfikacji zawodów prowadzonej przez Ministerstwo Rodziny, Pracy i Polityki Społecznej.⁹ Dzięki takiemu podejściu dziesięciokrotnie zwiększymy liczbę zadań w porównaniu z globalnym modelem ILO. Połączając na połączeniu mocnych stron człowieka i sztucznej inteligencji udoskonalimy również ramy metodologiczne. Umożliwi to między innymi integrację danych związanych z ekspozycją zadań na GenAI ze szczegółowymi mikrodanymi dotyczącymi Polski. To podejście pozwoli nam zaoferować znacznie bardziej precyzyjny, ilościowy przegląd potencjalnego wpływu GenAI na krajowy rynek pracy. Dodając do tego jakościowe metody gromadzenia danych, nasze badanie będzie miało na celu dostarczenie szczegółowych informacji na temat kształtowania ukierunkowanych zaleceń w zakresie tworzenia polityk i regulacji, które mogą uwzględniać specyficzną dynamikę każdego sektora i siły roboczej w Polsce.¹⁰

⁹ <https://psz.praca.gov.pl/rynek-pracy/bazy-danych/klasyfikacja-zawodow-i-specjalnosci>

¹⁰ Więcej szczegółów na temat metod i koncepcji znajduje się w sekcji 5 „Zarys metodologii badawczej”.

3. GenAI i polski rynek pracy – przegląd badań i raportów

Rozwój generatywnej AI i jej wpływ na funkcjonowanie firm, organizacji oraz osób aktywnych zawodowo jest dostrzegany zarówno przez pracowników, jak i przez pracodawców. W ostatnich latach powstało kilka raportów poświęconych badaniom perspektyw, opinii oraz oczekiwań odnoszących się do GenAI, przejawianych przez jednostki obecne na polskim rynku pracy.

Już w 2019 roku ówczesny Dział Badań Rynku i Opinii Thinkstat NASK (Lange et al., 2020) przeprowadził badanie ilościowe dotyczące ogólnej sztucznej inteligencji w percepcji polskiego społeczeństwa (internauci w wieku 15+). Badanie miało na celu poznanie poziomów świadomości, wiedzy, opinii oraz oczekiwań polskich respondentów w odniesieniu do AI. Zdecydowana większość (89,2%) respondentów z opisywanego badania zetknęła się wcześniej z terminem „sztuczna inteligencja”. Priorytetami dotyczącymi wykorzystywania technologii AI, wskazywanymi w badaniu były między innymi zastąpienie najcięższych i najbardziej niebezpiecznych prac wykonywanych przez człowieka (63,1%) oraz ogólne wspomaganie pracy wykonywanej przez człowieka (59,1%). Wśród zagrożeń płynących z szerszego rozwoju AI w odniesieniu do rynku pracy, w 2019 roku wskazywano między innymi wzrost poziomu bezrobocia (40,1%) oraz spadek liczby atrakcyjnych miejsc pracy (22,4%). Zdaniem respondentów, na rozpowszechnieniu AI najbardziej miały skorzystać międzynarodowe korporacje (53,9%), duże firmy (52,9%), specjaliści zajmujący się technologiami informacyjnymi i komputerowymi (47,4%) oraz instytucje naukowe (40,3%). Co ciekawe, respondenci myśląc o AI, a nie o generatywnej AI, rzadziej dostrzegali potencjał wykorzystania AI przez uczniów, studentów (15,2%) i pracowników umysłowych (15%) niż przez pracowników fizycznych (21,6%). Wynika to z tego, że w tamtym okresie AI była postrzegana jako technologia mogąca zastąpić człowieka w zadaniach związanych z kierowaniem maszynami (np. autonomiczne pojazdy, zarządzanie ruchem drogowym lub powietrznym, automatyzacja fizycznych prac) i kojarząca się z robotyzacją. To pokazuje jak wiele zmieniło w ostatnich latach rozpowszechnienie modeli korzystających z generatywnej AI, które w dużej mierze są w stanie wspierać grupę pracowników umysłowych, wspomagając wykonywane przez nich zadania.

W aktualnych raportach poświęconych generatywnej AI, zrealizowanych w sektorze komercyjnym, można odnaleźć dane zebrane wśród polskich pracowników i pracodawców. Coroczny raport Work Trend Index, w 2024 roku przygotowany przez Microsoft we współpracy z LinkedIn, zestawia dane z 31 państw świata. Za pomocą internetowej ankiety w każdym z tych krajów przebadano około tysiąc osób zatrudnionych na pełen etat. Dane dotyczące Polski pokazują, że 61% polskich pracowników wiedzy korzysta z GenAI w pracy. Jest to odsetek zbliżony do pozostałych europejskich państw, w których zbierano dane. Wyższe wyniki pod tym względem odnotowano wśród pracowników ze Szwajcarii (82%), z Niemiec (69%), z Wielkiej Brytanii (69%) oraz z Hiszpanii (68%). W Raporcie Płacowym przygotowanym przez firmę Hays Poland (2024) można odnaleźć informację, że 23% polskich pracowników, którzy wzięli udział w opisywanym tam badaniu używa narzędzi GenAI w swojej pracy. Ponadto, druga edycja raportu „Power of AI” (BUZZcenter, 2024) pokazuje perspektywę managerów, dyrektorów i właścicieli firm – jedynie 8% przedstawicieli przedsiębiorstw, którzy wzięli udział w ilościowym badaniu internetowym nie korzysta z narzędzi GenAI i nie planuje tego robić, 15% respondentów nie korzysta z takich rozwiązań, ale planuje je wdrożyć w przyszłości. Oznacza to, że choć wartości procentowe różnią się w zależności od pomiaru i badanej grupy docelowej, to jednostki obecne na polskim rynku pracy dostrzegają rozwój GenAI i starają się wykorzystywać jej możliwości na swój użytek.

W przytoczonym wyżej raporcie firmy Hays Poland można przeczytać więcej o perspektywach pracowników (w większości zatrudnionych na stanowiskach specjalistów lub starszych specjalistów) i pracodawców. Pracownicy korzystający z AI w pracy najczęściej wykorzystują ją w ramach wsparcia w pisaniu (63%), tworzenia podsumowań lub parafraz tekstów (43%), definiowania pojęć (37%), tworzenia nowych treści tekstowych lub wizualnych (26%), analizy danych (22%) oraz pisania lub debugowania kodu (21%). Pracodawcy wśród korzyści z korzystania z AI w pracy dostrzegają między innymi większą produktywność i wydajność pracy (57%), kreatywność i generowanie pomysłów (55%) oraz ograniczenie ryzyka popełnienia błędu (23%). Ponad jedna trzecia pracowników (36%) odczuwa niepokój związany z tym, iż wraz z rozwojem AI na rynku może pojawiać się mniej możliwości zatrudnienia. W odniesieniu do osobistych perspektyw zawodowych, co piąty pracownik uważa, że sztuczna inteligencja wyeliminuje więcej możliwości zatrudnienia niż stworzy nowych, 40% nie widzi wpływu AI na dostępny dla siebie potencjał zatrudnienia, a 13% uważa, że AI może stworzyć więcej nowych możliwości niż wyeliminuje tych obecnych. Ciekawe informacje na temat wykorzystywania GenAI w kontekście pracy zawodowej i możliwości zatrudnienia można odnaleźć we wspomnianym raporcie Work Trend Index (Microsoft i LinkedIn, 2024). Ponad połowa (53%) badanych w Polsce liderów firm (osób przynajmniej w pewnym stopniu decyzyjnych w zakresie zatrudniania, budżetu, itp.), twierdzi, że nie zatrudniłaby nowego pracownika, który nie posiada umiejętności korzystania z narzędzi AI. Jest to wynik niższy od analogicznych pomiarów wykonanych wśród przedstawicieli innych państw w Europie, gdzie średnio 65% liderów podziela takie podejście. Dodatkowo, 55% liderów w Polsce wolałoby zatrudnić mniej doświadczoną osobę posiadającą kompetencje związane z korzystaniem z AI niż bardziej doświadczonego pracownika, ale pozbawionego takich umiejętności. W tym przypadku, podobnie jak w poprzednim, średnia w krajach europejskich jest wyższa i wynosi 67%.

Należy również wspomnieć o tym, iż obszar generatywnej AI wymaga stałego edukowania i pogłębiania wiedzy przez wszystkich użytkowników. Jak wynika z raportu Digital Consumer Trends przygotowanego przez firmę Deloitte (2023) jedna czwarta respondentów w wieku 18-65 lat jest przekonana o niemyślności generatywnej AI, która według ich opinii, zawsze generuje odpowiedzi oparte na faktach. Podobny odsetek osób (25%) uważa, że odpowiedzi udzielane przez GenAI są bezstronne i obiektywne. Pracownicy dostrzegają potrzebę poszerzania swojej wiedzy i kompetencji z zakresu GenAI – respondenci opisywani w raporcie firmy Hays wykazują chęć nabywania umiejętności pozwalających im na efektywne wykorzystywanie AI. Zdecydowana większość (79%) chciałaby wziąć udział w programach przygotowujących do wdrożenia AI w miejscu pracy.

Wspomniany już wcześniej raport „Power of AI” pokazuje perspektywy szeroko pojętego biznesu. Respondenci (managerowie, dyrektorzy i właściciele firm) w zdecydowanej większości (77%) uważają, że AI ma wpływ na rozwój biznesu. Uczestnicy badania w znacznej części (59%) wykazują również pozytywne nastawienie do możliwości wdrożenia AI w firmach. Wyraźnie najczęściej dostrzeganą korzyścią biznesową jest oszczędność czasu (52%). Z drugiej strony, wśród barier i obaw, dotyczących korzystania z AI w firmach, wymienia się brak świadomości na temat możliwości AI (37%), obawy o bezpieczeństwo danych (33%) oraz lęki pracowników związane z możliwością utraty pracy (27%). Dodatkowo, podnoszone są również obawy dotyczące możliwych błędów w działaniu AI (48%) oraz manipulowania informacjami (35%). Wśród głównych wyzwań najczęściej wspominane są kwestie dotyczące konieczności zadbania o etyczne korzystanie z AI (47%) i wdrożenia zasad etycznych oraz prawnych (38%). Trzech na dziesięciu przedstawicieli firm przyznaje, że w organizacjach nie mają jeszcze ustalonych polityk dotyczących własności intelektualnej treści generowanych przez AI.

Poniżej prezentujemy wnioski z badań zrealizowanych przez ekonomistów z dwóch polskich think tanków: Instytutu Badań Strukturalnych i Polskiego Instytutu Ekonomicznego. Badania te dotyczą wpływu sztucznej inteligencji (lub szerzej – automatyzacji) na polski rynek pracy.

W 2023 r. ukazał się raport „Wpływ automatyzacji na umiejętności i autonomię pracowników w centrach usług wspólnych w Polsce” (Kowalik, Lewandowski, Geodecki, Grodzicki 2023). Autorzy analizują wpływ automatyzacji na umiejętności pracowników centrów usług wspólnych (SSC) oraz ich poczucie autonomii. Wykorzystują teorie procesu pracy (LPT), zgodnie z którą, automatyzacja włącza pracowników w role oferujące powtarzalne zadania, zmniejszając ich ogólną biegłość i autonomię. Takie procesy zaobserwowano również w SSC, gdzie „informatyzacja i standaryzacja procesów umożliwiły przekształcenie ról zawodowych w predefiniowane, często proste procedury eliminujące wymóg posiadania specjalistycznych umiejętności lub wiedzy”. Badanie składające się z 30 wywiadów pogłębionych z pracownikami SSC w Krakowie i Warszawie pokazuje, że wpływ automatyzacji na umiejętności pracowników nie jest z góry zdeterminowany. „W badanych centrach automatyzacja stymuluje podnoszenie kwalifikacji, ponieważ pracownicy aktywnie angażują się w automatyzację rutynowych zadań i mogą poświęcić więcej czasu na bardziej stymulującą intelektualnie pracę”. Zwiększa to poczucie autonomii pracowników i możliwość zarządzania własnym czasem pracy.

W 2024 r. został opublikowany przez IBS raport „Automatyzacja, uzwiązkowanie a nietypowe zatrudnienie” (Lewandowski, Szymczak 2024). Autorzy uwzględniają perspektywę pracowników, wskazując wyraźnie, że „wdrażanie technologii i postępująca automatyzacja pracy mają istotne przełożenie na siłę negocjacyjną pracowników. Pracodawca może wykorzystać „groźbę” zastąpienia pracownika robotami oraz technologiami ICT w procesie negocjacji warunków pracy”. W konsekwencji doprowadza to do zmian w zakresie i formie zatrudnienia, pomimo tego, że w krajach EU wpływ technologii na płace i zatrudnienie jest znacznie mniejszy niż w USA.

W konsekwencji na znaczeniu zyskują formy nietypowego zatrudnienia – umowy na niepełny etat, samozatrudnienie. Między 2011 a 2018 rokiem, mimo wzrostu zatrudnienia w krajach UE średnio z 67% do 75%, odsetek osób pracujących na niepełny etat wśród wszystkich pracowników również zwiększył się z 18.6% do 19.3%. Jednak, w opinii autorów raportu wpływ technologii automatyzacyjnych na „nietypowe” formy zatrudnienia w latach 2006-2018 był umiarkowany. Tylko w Grecji oraz Holandii, technologia (roboty + ICT) przyczyniły się do wzrostu odsetka osób w „nietypowym” zatrudnieniu o ponad 1 punkt procentowy.

Szerszy, europejski kontekst skutków automatyzacji pokazują raporty „Automatyzacja i nierówności dochodowe w Europie” (Doorley, Gromadzki, Lewandowski, Tuda, Van Kerm 2023) oraz „Wpływ technologii ICT i robotów na zatrudnienie oraz zarobki grup demograficznych w Europie” (Albinowski, Lewandowski 2022). W tym pierwszym autorzy wskazują na rosnące wykorzystanie robotów przemysłowych, które wprawdzie nieznacznie obniżyło płace i zmniejszyło zatrudnienie wśród najbardziej narażonych pracowników, ale ich wpływ na dochód rozporządzalny gospodarstw domowych był stosunkowo niewielki. Generalny wniosek z tego badania mówi, że chociaż nierówności w ciągu ostatnich 15-20 lat wzrosły w wielu krajach europejskich, to nie było to spowodowane wprowadzeniem robotów, ale innymi czynnikami i wyborami politycznymi, które ograniczyły redystrybucję dochodów.

Drugi z raportów IBS (Albinowski, Lewandowski 2022) omawia zróżnicowanie wpływu technologii ICT oraz robotów przemysłowych na zatrudnienie i płace pomiędzy grupami demograficznymi. Przeprowadzone w latach 2010-2018 badanie objęło 14 krajów europejskich. Analizowane technologie

informacyjne (ICT) i roboty przemysłowe miały, zdaniem autorów, znaczący wpływ na rynek pracy w ostatnich dekadach – „realna wartość kapitału ICT przypadającego na pracownika wzrosła w Europie latach 2000-2019 o 90%, a liczba robotów o 140%. Wyniki najnowszych badań uspokajają, że technologie te nie miały negatywnego wpływu na łączny poziom zatrudnienia w Europie. Jednak niekorzystnym skutkiem postępu technologicznego było powiększenie się nierówności płacowych w gospodarce”. Raport pokazuje, jak zmniejszył się popyt na pracowników o średnich kwalifikacjach, którzy często wykonują prace rutynowe (np. monterzy, pracownicy obsługi klienta). W rezultacie większy udział w zatrudnieniu mają zarówno zawody bardzo dobrze opłacane, jak i te słabo opłacane.

Podobnie jak to miało miejsce w innych raportach, autorzy konkludują swoje wnioski, przywołując konieczność zwiększenia roli edukacji osób dorosłych oraz, co jest istotnym uzupełnieniem, zrównanie wieku emerytalnego kobiet i mężczyzn. W siedmiu krajach Unii Europejskiej, w tym w Polsce „wiek emerytalny jest niższy dla kobiet niż dla mężczyzn, co negatywnie wpływa na inwestycje starszych kobiet w nowe umiejętności”.

Również Polski Instytut Ekonomiczny opublikował w ostatnich miesiącach co najmniej dwa teksty, które wniosły istotny wkład w postrzeganie AI z perspektywy rynku pracy. W raporcie „*AI na polskim rynku pracy*” (Korgul, Witczak, Świącicki 2024) przedstawiane analizy bazują na indeksie podatności zawodów na zastąpienie przez narzędzia sztucznej inteligencji opracowanym przez Feltena, Raja i Seamansa (2021). Taka perspektywa badawcza pozwala na względne porównanie poszczególnych zawodów. Z przeprowadzonych analiz wynika, że jedną z głównych barier wstrzymujących procesy automatyzacji w Polsce są „stosunkowo niskie, jak na warunki europejskie, koszty pracy, które nie motywują kadry zarządzającej do podjęcia kroków na rzecz automatyzacji. Do tego dochodzi brak zaufania do podmiotów świadczących usługi oparte na sztucznej inteligencji przez niektórych przedstawicieli biznesu”. Nie brakuje także obaw związanych z nie zawsze prawidłowym odniesieniem do rzeczywistości generowanym przez wielkie modele językowe („halucynacje modelu”).

Autorzy formułując wnioski stwierdzają, że „wśród 20 grup zawodów najbardziej narażonych na wpływ AI dominują zawody specjalistyczne – finansiści, prawnicy, niektórzy urzędnicy państwowi, specjaliści ds. administracji czy programiści. Z kolei w zawodach najmniej narażonych znajdują się robotnicy wykonujący proste prace w różnych sektorach, sprzątaczkę i sprzątacze, a także operatorzy maszyn.”

„Sztuczna inteligencja dotknie też znacznie mocniej zawody, w których pracują osoby z wyższym wykształceniem. 44 proc. takich osób pracuje w 20 zawodach najbardziej narażonych na wpływ AI i stanowią oni aż 82 proc. wszystkich pracujących w tych zawodach. Wykorzystanie AI może oznaczać dla nich wzrost produktywności i zarobków – co z kolei może się przełożyć na zwiększenie nierówności w Polsce.”

Drugi z raportów PIE nosi tytuł „Stosunek Polaków do wykorzystania sztucznej inteligencji w administracji publicznej” (Łukasik, Korgul. 2024). Przedstawione w nim wyniki bazują na badaniu zrealizowanych przez PIE w 2024. Było to reprezentatywne badanie ankietowe (CAWI), w którym zapytano respondentów z jakich cyfrowych usług korzystają oraz jaki jest ich stosunek i wiedza na temat sztucznej inteligencji.

We wnioskach możemy przeczytać, że „Polacy mają dużą świadomość istnienia sztucznej inteligencji (AI). Aż 98,8 proc. osób deklaruje, że o niej słyszało, choć tylko 14,5 proc. twierdzi, że jest w stanie szczegółowo wyjaśnić, na czym polega. Polacy także relatywnie często deklarują korzystanie z narzędzi sztucznej inteligencji. Dwie trzecie badanych osób przynajmniej raz skorzystało z chatbota opartego na AI”. Badacze zapytali o wiedzę na temat AI. 14,5% respondentów twierdzi, że potrafi szczegółowo wyjaśnić, na czym

polega AI, a 67,4% wskazuje, że mniej więcej rozumie jak działa AI. Kolejne 16,9% słyszało o AI, ale nie wie, jak działa. Tylko 1,2% nigdy nie słyszało o sztucznej inteligencji.

W tym badaniu mamy również bezpośrednie pytania o generatywną AI. Ponad 65% respondentów skorzystało przynajmniej raz z chatbota AI, a niemal 2% korzysta z niego codziennie. Różnice widać w odniesieniu do wieku – młodsze grupy wiekowe (18-34 lata) korzystają z chatbotów AI częściej niż starsze grupy. Oczekiwania wobec AI są wśród badanych raczej pozytywne, „ponad połowa respondentów przewiduje pozytywny wpływ sztucznej inteligencji na realizację codziennych zadań, medycynę i edukację, a ponad 40 proc. na środowisko i produkcję. Najwięcej obaw wyrażono w kontekście rynku pracy, gdzie 33,43 proc. przewiduje negatywne skutki, co wskazuje na niepokój związany z potencjalnym zmniejszeniem się liczby miejsc pracy z powodu automatyzacji.”

Synteza danych z omawianych raportów przedstawia obraz sztucznej inteligencji postrzeganej jako technologia mająca wiele zalet i mogąca przynieść wiele korzyści w odniesieniu do rynku pracy. W tle pozostają jednak obawy przejawiane zarówno przez pracodawców (bezpieczeństwo i prawdziwość danych), jak i przez pracowników (wizja bycia zastąpionym przez AI i trudności ze znalezieniem pracy). Technologia generatywnej AI i jej wpływ na firmy, organizacje oraz jednostki obecne na rynku pracy to obszary, które warto badać i eksplorować po to, aby poszerzać wiedzę na temat polskiego rynku pracy, który w najbliższym czasie może ulegać dynamicznym przemianom.

4. Regulacje AI w Polsce, w tym w kontekście rynku pracy

W Polsce, na poziomie krajowym, nie zostały przyjęte przepisy, które bezpośrednio dotyczyłyby systemów sztucznej inteligencji. Taka regulacja została jednak stworzona na szczeblu Unii Europejskiej – jest to Akt o sztucznej inteligencji¹¹, który wszedł w życie 1 sierpnia 2024 roku. Ponieważ ma on formę rozporządzenia, jego przepisy obowiązują w Polsce bezpośrednio, choć część z nich będzie wymagała wprowadzenia odpowiednich zmian w prawie krajowym.

Wcześniej, w grudniu 2020 roku Rada Ministrów przyjęła „Politykę dla rozwoju sztucznej inteligencji w Polsce od roku 2020”¹². Jest to dokument o charakterze strategicznym, którego rolą jest wyznaczanie kierunków działań i celów dla Polski w obszarze AI.

Poniżej omówione zostały najważniejsze, z punktu widzenia tematyki rynku pracy, elementy Aktu o sztucznej inteligencji i „Polityki”.

4.a. Akt o sztucznej inteligencji

Akt o sztucznej inteligencji (skrót. Akt o AI) kompleksowo reguluje kwestie związane z rozwojem, wprowadzaniem na rynek i wykorzystywaniem systemów AI w Unii Europejskiej. Jako nadrzędny cel tego rozporządzenia wskazano stworzenie warunków do upowszechniania na unijnym rynku wewnętrznym sztucznej inteligencji, która jest godna zaufania i zorientowana na człowieka. Regulacja ma pozwolić na stworzenie w Unii środowiska, w którym wspierane będą innowacje w dziedzinie AI przy jednoczesnym zapewnieniu wysokiego poziomu ich bezpieczeństwa oraz ochrony zdrowia, środowiska, demokracji, praworządności i innych obszarów związanych z prawami człowieka.

Zakres stosowania

Akt o sztucznej inteligencji ma zastosowanie do wszystkich osób, na które AI ma wpływ i które znajdują się w obszarze Unii. Oprócz tego, obejmuje on swoim zakresem kilka, określonych grup podmiotów:

- dostawców wprowadzających do obrotu lub oddających do użytku systemy AI – niezależnie od tego, czy mają siedzibę lub znajdują się w Unii czy w państwie trzecim,
- podmioty stosujące systemy AI – które mają siedzibę lub znajdują się w Unii,
- dostawców systemów AI i podmioty stosujące takie systemy – które mają siedzibę lub znajdują się w państwie trzecim, jeżeli wyniki wytworzone przez system AI są wykorzystywane w Unii,
- importerów i dystrybutorów systemów AI,
- producentów produktu, którzy pod własną nazwą/znakiem towarowym wraz ze swoim produktem wprowadzają do obrotu lub oddają do użytku system AI,
- upoważnionych przedstawicieli dostawców, którzy nie mają siedziby w Unii.

¹¹ Rozporządzenie Parlamentu Europejskiego i Rady (UE) 2024/1689 z dnia 13 czerwca 2024 r. w sprawie ustanowienia zharmonizowanych przepisów dotyczących sztucznej inteligencji oraz zmiany rozporządzeń (WE) nr 300/2008, (UE) nr 167/2013, (UE) nr 168/2013, (UE) 2018/858, (UE) 2018/1139 i (UE) 2019/2144 oraz dyrektyw 2014/90/UE, (UE) 2016/797 i (UE) 2020/1828 (akt w sprawie sztucznej inteligencji) (Tekst mający znaczenie dla EOG) [dostęp 12.11.2024]

¹² Uchwała nr 196 Rady Ministrów z dnia 28 grudnia 2020 r. w sprawie ustanowienia "Polityki dla rozwoju sztucznej inteligencji w Polsce od roku 2020".

Od powyższych zasad stosowania rozporządzenia przewidziano szereg wyjątków – nie obowiązuje ono m.in. wobec systemów AI służących wyłącznie do celów wojskowych, obronnych lub bezpieczeństwa narodowego, czy też do badań naukowych i rozwojowych. Akt o AI nie ma również zastosowania do przypadków, w których ze sztucznej inteligencji korzystają osoby fizyczne w celach czysto osobistej działalności pozazawodowej.

Definicja systemu AI

W Akcie o sztucznej inteligencji zdefiniowano, jak należy rozumieć występujące w nim pojęcie „systemu AI”. Zgodnie z definicją, jest to system maszynowy, który jednocześnie:

- został zaprojektowany do działania z różnym poziomem autonomii po jego wdrożeniu,
- może wykazywać zdolność adaptacji po jego wdrożeniu,
- wnioskuje, na potrzeby wyraźnych lub dorozumianych celów, jak generować na podstawie otrzymanych danych wejściowych wyniki, takie jak predykcje, treści, zalecenia lub decyzje, które mogą wpływać na środowisko fizyczne lub wirtualne.

Podział systemów AI w oparciu o poziom ryzyka¹³

W rozporządzeniu przyjęty został podział systemów AI na kategorie w oparciu o poziom ryzyka, jakie stwarzają. Wskazane zostały następujące typy systemów:

- systemy AI o nieakceptowalnym poziomie ryzyka – to te, których wykorzystanie wiąże się z tak dużym zagrożeniem dla osób, wobec których są stosowane lub jest tak nieetyczne, że zostało zabronione,
- systemy AI wysokiego ryzyka – czyli takie, które potencjalnie stwarzają zagrożenie dla bezpieczeństwa, jednak ich wykorzystanie jest dopuszczalne pod warunkiem spełnienia wymogów określonych w przepisach,
- systemy AI ograniczonego ryzyka w zakresie przejrzystości – należą do nich systemy przeznaczone do wchodzenia w bezpośrednią interakcję z człowiekiem lub generowania/modyfikowania treści, co może wiązać się z ryzykiem braku świadomości odbiorcy, że ma do czynienia z systemem AI lub jego wytworem,
- systemy AI minimalnego ryzyka – zaliczają się do nich wszystkie systemy sztucznej inteligencji niezakwalifikowane do pozostałych kategorii.

Akt o sztucznej inteligencji a obszar zatrudnienia i rekrutacji

W Akcie o sztucznej inteligencji znalazło się kilka przepisów, które odnoszą się do tej technologii w kontekście wykorzystania jej w obszarze zatrudnienia i rekrutacji. Ustawodawca unijny dostrzegł, że w określonych przypadkach stosowanie systemów AI wobec pracowników lub kandydatów do zatrudnienia może wiązać się z podwyższonym ryzykiem naruszenia ich praw, w tym zwłaszcza prawa do ochrony danych, prywatności i niedyskryminacji.

Z tego względu, rozporządzenie zakazuje systemów AI, które służą do wyciągania wniosków na temat emocji osoby fizycznej w miejscu pracy lub edukacji. Wyjątkiem od tego zakazu jest możliwość

¹³ Informacja podana na stronie Komisji Europejskiej dedykowanej informacjom o Akcie o sztucznej inteligencji, <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/regulatory-framework-ai> [dostęp: 19.08.2024]

zastosowania takich systemów, w tych miejscach, wyłącznie ze względów medycznych lub zapewnienia bezpieczeństwa. W takich przypadkach systemy do rozpoznawania emocji będą zakwalifikowane jako systemy AI wysokiego ryzyka.

Na gruncie rozporządzenia, za systemy AI wysokiego ryzyka uznane zostały także te wykorzystywane do celów rekrutacji lub wyboru osób fizycznych, w szczególności do celów umieszczania ukierunkowanych ogłoszeń o pracę, analizowania i filtrowania podań o pracę oraz do oceny kandydatów. Do tej kategorii zaliczają się również systemy AI stosowane w obszarach zarządzania pracownikami i dostępu do samozatrudnienia, używane do podejmowania decyzji wpływających na warunki pracy, możliwość awansu lub rozwiązania umownego stosunku pracy, przydzielania zadań w oparciu o indywidualne zachowanie, cechy osobowości lub charakter pracownika czy też do monitorowania lub oceny wydajności i zachowania pracowników.

Ponadto, Akt stanowi, że przed oddaniem do użytku lub wykorzystaniem w miejscu pracy jakiegokolwiek systemu AI wysokiego ryzyka, pracodawca jest zobowiązany do poinformowania o tym pracowników, których to dotyczy i ich przedstawicieli.

Zgodnie z rozporządzeniem, podmioty stosujące systemy AI muszą podjąć środki, aby w jak największym stopniu zapewnić odpowiedni poziom kompetencji w zakresie sztucznej inteligencji wśród swojego personelu oraz innych osób wykorzystujących takie systemy w ich imieniu.

4.b. Polityka AI w Polsce

Strategia „Polityka dla rozwoju sztucznej inteligencji w Polsce od roku 2020” opisuje działania, które Polska powinna podjąć w kontekście rozwijania technologii AI. Dokument podzielono na sześć głównych obszarów: społeczeństwo, innowacyjne firmy, nauka, edukacja, współpraca międzynarodowa i sektor publiczny. W ramach każdego z nich zaprezentowano trzy rodzaje celów: krótkoterminowe (do 2023 r.), średniookresowe (do 2027 r.) oraz długoterminowe (po 2027 r.) oraz narzędzia, które mają posłużyć do ich osiągnięcia.

Działania związane z rynkiem pracy i kompetencjami pracowników znalazły się przede wszystkim w obszarze „AI i społeczeństwo”. Wśród celów krótkoterminowych wymieniono w nim przeciwdziałanie negatywnym konsekwencjom rozwoju AI dla rynku pracy oraz wdrożenie, w dialogu z rynkiem, działań ochronnych, poprzedzonych analizą społeczno-ekonomiczną. Wskazano także na konieczność prowadzenia kampanii przygotowujących społeczeństwo na zmiany związane z przyjmowaniem modelu gospodarki opartej na danych, powstawanie nowych zawodów i zmianę sposobu wykonywania pracy (np. zdalnie). Zaznaczono także potrzebę działań promujących interdyscyplinarne kierunki studiów, kursy internetowe i indywidualne zdobywanie wiedzy. W tej części „Polityki” znalazł się również cel krótkoterminowy w postaci uczynienia z Polski kraju atrakcyjnego dla wysoko wykwalifikowanej siły roboczej z obszaru AI.

Jako jeden z celów średniookresowych wskazano analizę i eliminację barier legislacyjnych i obciążeń administracyjnych dla nowych przedsiębiorstw zajmujących się sztuczną inteligencją. Innym celem, który zgodnie z „Polityką” ma być zrealizowany do 2027 roku jest wsparcie programów przygotowujących społeczeństwo do zmian wywołanych rozwojem gospodarki opartej o dane poprzez stworzenie nowych i agregację istniejących baz wiedzy i materiałów edukacyjnych w ramach jednego punktu kontaktowego dla osób przekwalifikowujących się w kierunku branży nowoczesnych technologii oraz rozbudowa oferty kursów, kierunków studiów i interdyscyplinarnych programów naukowo-badawczych. Wśród celów

średniookresowych wymieniono także zapobieganie bezrobociu i elastyczne tworzenie nowych miejsc pracy na rynku dla grup w niekorzystnej sytuacji.

W długiej perspektywie, realizacja działań w ramach społecznego obszaru „Polityki” ma przyczynić się do osiągnięcia celów takich jak zapewnienie, że polityka państwa amortyzuje bezrobocie technologiczne, a Polacy są świadomi szans i zagrożeń wywołanych przez rozwój nowoczesnych technologii, dokonują na podstawie tej wiedzy adekwatnych wyborów kariery, mają kulturę uczenia się przez całe życie oraz zdolność do szybkiej zmiany kwalifikacji.

Działania w zakresie wspierania rozwoju kompetencji przyszłych pracowników w dziedzinach związanych z AI znalazły się także w obszarze „AI i edukacja”. Cele w nim wymienione w krótszej perspektywie zakładają m. in. upowszechnienie praktycznej wiedzy o sztucznej inteligencji na wszystkich etapach edukacji oraz rozwój materiałów edukacyjnych o AI dla różnych grup wiekowych i zawodowych, a w dłuższej – wdrożenie kompleksowego sposobu nauczania o sztucznej inteligencji w szkołach podstawowych i ponadpodstawowych oraz wsparcie indywidualizacji kształcenia.

Ponadto, w „Polityce” przedstawiono projekt polskiego ekosystemu AI, który ma stanowić horyzontalne środowisko przeznaczone do inicjowania i wspierania działań podejmowanych na rzecz rozwoju polskiej innowacyjności w obszarze AI. Jako jeden z jego elementów wskazano Obserwatorium AI dla Rynku Pracy, które miałyby zostać powołane przez ministra właściwego do spraw informatyzacji w celu monitorowania i badań wpływu AI na rynek pracy, przy współdziałaniu z ministrem właściwym do spraw pracy. Na chwilę obecną, taka instytucja nie funkcjonuje.

5. Zarys metodologii badawczej

Pierwszy element naszego badania to opracowanie i przetestowanie nowego wskaźnika ekspozycji poszczególnych zawodów na GenAI. Przyjmujemy podejście oparte na zadaniach, które pozwala na szczegółową analizę poszczególnych zawodów w Polsce i pełniejsze zrozumienie typologii zadań, które mogą być związane z efektami automatyzacji i augmentacji. Choć z pewnością nie jest ono wolne od ograniczeń, najnowsza literatura akademicka w dużej mierze opiera się na podejściu zadaniowym, a niektórzy autorzy wykazują analityczne zalety tej metody w modelowaniu zatrudnienia i wpływu na rynek pracy (Nurski and Ruer, 2024).

W samym rdzeniu koncepcji, podejście oparte na zadaniach próbuje uchwycić co najmniej dwa aspekty: (i) zdolności technologii będącej przedmiotem zainteresowania oraz (ii) charakter zawodów istniejących na rynku pracy, w oparciu o szczegółowe zadania wykonywane w ramach tych zawodów. Modelując przecięcie się tych dwóch wymiarów, jesteśmy w stanie uzyskać szereg możliwych projekcji tego, w jaki sposób taka technologia mogłaby oddziaływać na zadania zawodowe, prowadząc albo do ich całkowitej automatyzacji, albo do transformacji poprzez komplementarność człowieka i maszyny.

Ten typ badań rozwinął się w ostatnich latach, wraz z istotnymi ulepszeniami w jego metodach i zakresie, które również odzwierciedlają „ruchomy cel” ewolucji AI. W jednym z pierwszych artykułów na temat sztucznej inteligencji i zatrudnienia, Frey and Osborne (2013) skupili się na wprowadzeniu opinii grupy ekspertów w dziedzinie technologii informatycznych do algorytmu uczenia maszynowego, a następnie wykorzystaniu go do opracowania prognoz (na poziomie zawodów) dotyczących potencjału automatyzacji na amerykańskim rynku pracy. Późniejsze prace teoretyczne Davida Autora (Autor, 2015) położyły nacisk

na potrzebę traktowania zawodów jako zbiorów zadań, przy czym zakres zadań zautomatyzowanych i nowych zadań tworzonych przez technologię stanowi jeden z czynników decydujących nie tyle o automatyzacji miejsc pracy, ale raczej o stopniowej ewolucji zawodów dzięki wpływowi technologii. Pojawienie się interfejsów API generatywnej AI ciągu ostatnich dwóch lat znacznie ułatwiło wykorzystanie połączonej wiedzy fachowej człowieka z możliwościami algorytmicznymi w celach badawczych. Pierwszym przykładem tego podejścia jest często cytowane badanie Eloundou i in. (2023), którzy wykazali ścisłą zgodność prognoz GPT-4 z ankietą przeprowadzoną wśród 70 ekspertów w dziedzinie sztucznej inteligencji na temat potencjału automatyzacji zadań zawodowych za pomocą LLM, a następnie rozszerzyli tę funkcję o opracowanie syntetycznych wyników automatyzacji dla rynku amerykańskiego.¹⁴ Te syntetyczne ramy zostały dodatkowo rozszerzone o badania opublikowane przez Międzynarodową Organizację Pracy (Gmyrek et al., 2023) i jej późniejszą wspólną pracę z Bankiem Światowym (Gmyrek et al., 2024).¹⁵

Korzystając z oficjalnej krajowej klasyfikacji zawodów w Polsce (Klasyfikacja Zawodów i Specjalności – KZIS), dziesięciokrotnie zwiększamy liczbę zadań w porównaniu z ostatnimi badaniami przeprowadzonymi wyłącznie na technicznym opisie struktury ISCO-08 (GBB, 2023; Gmyrek, Winkler and Garganta, 2024). Usprawniamy ramy metodologiczne, wykorzystując połączenie umiejętności człowieka i sztucznej inteligencji. W celu oceny potencjału automatyzacji reprezentatywnej próby zadań w każdej 1-cyfrowej grupie klasyfikacji ISCO-08 w szczególności będziemy polegać na wiedzy i intuicji człowieka. Następnie prześlemy tę wiedzę z powrotem do modelu GenAI, aby wygenerować wyniki obrazujące ludzką ocenę na poziomie 6-cyfrowym dla blisko 30 000 indywidualnych zadań odnoszących się do 2500 zawodów. Będziemy klasyfikować zawody według poziomu ekspozycji na GenAI i wykorzystamy te klasyfikacje do modelowania potencjalnych skutków dla zatrudnienia, poprzez wykorzystanie danych z rynku pracy pochodzących ze szczegółowych, kwartalnych Badań Ekonomicznej Aktywności Ludności (BAEL) z repozytorium mikrodanych ILO.

W drugim etapie projektu badawczego opracujemy metodę jakościową, która pozwoli na pogłębienie analizy zawodów najbardziej eksponowanych na GenAI, zgodnie z identyfikacją dokonaną w pierwszym etapie. W szczególności, skorzystamy ze zogniskowanych wywiadów grupowych (ang. *FGI – Focus Group Interview*) oraz indywidualnych wywiadów pogłębionych (ang. *IDI – In-depth Interview*), aby zweryfikować wstępne ustalenia i zrozumieć codzienny wpływ technologii na środowisko pracy. Obejmuje to poznanie postaw respondentów (np. optymizmu i sceptycyzmu) wobec wykorzystania generatywnej AI w ich rolach zawodowych. Poprzez ten proces będziemy dążyć do uchwycenia obserwacji, które

¹⁴ Bubeck i in. (2023) ponadto przeprowadzili szeroko zakrojone testy sprawdzające umiejętności LLM w zakresie wypracowywania logicznych powiązań między elementami, rozwiązywania złożonych zadań i dostarczania uzasadnień swoich decyzji.

¹⁵ Korzystając z interfejsu programowania aplikacji (API) GPT-4, autorzy zaprojektowali sekwencyjne wywołanie, które przechodzi przez każde z 3123 zadań w tej dokumentacji i prosi model o ocenę technicznej możliwości wykonania danego zadania przy użyciu technologii GPT-4 lub LLM o podobnych możliwościach. Model jest proszony o ocenę zadań w skali od 0 do 1 (przy czym 1 oznacza możliwość wykonania danego zadania przez LLM w pełnej autonomii, bez wsparcia ludzkiego) oraz o opracowanie pisemnego uzasadnienia każdej oceny (żadne zadanie nie otrzymało oceny 1). Następnie oceny i uzasadnienia są sprawdzane pod kątem spójności i stabilności przewidywań w czasie, przy czym pisemne uzasadnienia są sprawdzane przez ludzi. Zadania z wynikami powyżej 0,8 (duże prawdopodobieństwo automatyzacji) są przekształcane w osadzenia, a następnie stosowany jest algorytm grupowania semantycznego w celu zidentyfikowania głównych grup takich zadań. Zadania te są następnie weryfikowane przez ludzi.

wykraczają poza to, czego mogą dostarczyć dane ilościowe, szczególnie w kontekście rozwiązywania dylematu pojawiającego się w literaturze akademickiej: jak zastosowanie GenAI w miejscu pracy może prowadzić do bardzo różnych rezultatów.

Z jednej strony, badania empiryczne koncentrujące się na GenAI w określonych środowiskach zawodowych pokazują, że technologia ta może znacznie zwiększyć produktywność¹⁶. Z drugiej strony, jej użycie może być głównie ukierunkowane na nadzór i kontrolę pracowników, ograniczając kreatywność i zmniejszając możliwości dodawania wartości poprzez innowacje w produktach i usługach (Doellgast i in., 2023). Ponadto, niektóre nowe zadania wspomagane przez tę technologię mogą wnieść niewielką wartość ekonomiczną lub nawet generować „publiczne szkody” (Acemoglu, 2024). Naszym celem jest osobne ocenienie percepcji pracowników i menedżerów, identyfikując zarówno wspólne poglądy, jak i różnice dotyczące użyteczności, potencjalnych korzyści i ryzyk związanych z GenAI w miejscu pracy.

W trzeciej części projektu badawczego opracujemy ogólnopolską reprezentatywną ankietę opartą na metodzie CAWI (ang. *Computer-Assisted Web Interview*) i przeprowadzimy badanie na temat wiedzy, świadomości, postaw, potrzeb i obaw dotyczących GenAI, zrealizowane na reprezentatywnej próbie populacji Polski, ze szczególnym uwzględnieniem populacji aktywnej zawodowo.

¹⁶ Przykładowo, Peng i in. (2023) przeprowadzili kontrolowany eksperyment wśród profesjonalnych programistów i stwierdzili, że dostęp do asystenta GenAI skrócił czas potrzebny na wykonanie zadań programistycznych o 56%. Brynjolfsson i in. (2023) odkryli, że dostęp do GenAI zwiększa produktywność pracowników obsługi klienta pod względem liczby rozwiązywanych problemów na godzinę, co jest głównie napędzane przez wzrost wydajności wśród nowicjuszy i pracowników o niskich kwalifikacjach. Podobnie, Noy i Zhang (2023) odkryli, że dostęp do ChatGPT pomaga poprawić produktywność specjalistów, których praca związana jest z pisanie, zwiększając jakość treści oraz skracać czas potrzebny na ich przygotowanie, przy czym korzyści są największe dla pracowników o niskich umiejętnościach.

6. Podsumowanie i dalsze kroki

Podsumowując, niniejszy raport stanowi początek istotnego przedsięwzięcia badawczego, którego celem jest zwiększenie zrozumienia potencjalnych skutków wpływu generatywnej AI na rynek pracy w Polsce. Poprzez połączenie metod ilościowych oraz jakościowych, to badanie dostarczy dokładniejszych i dostosowanych do warunków krajowych wglądów w to, jak nowe technologie, takie jak GenAI, mogą przekształcać struktury zatrudnienia i trendy na rynku pracy. Tworząc skalowalny ramowy model metodologiczny, który można dostosować do innych kontekstów narodowych, badanie nie tylko przyczyni się do świadomego kształtowania polityk i regulacji w Polsce, ale także posłuży jako cenny punkt odniesienia dla przyszłych badań w innych krajach, zwłaszcza w gospodarkach Unii Europejskiej. Narzędzia opracowane na potrzeby badania mogą być również łatwo dostosowane do wykorzystania na rynkach wschodzących, przechodzących podobne transformacje gospodarcze jak Polska w ciągu ostatnich dwóch dekad oraz w gospodarkach o niższych dochodach, jeśli można uzyskać odpowiednie dla nich dane zawodowe na poziomie krajowym. Narzędzia i wyniki uzyskane w ramach tego projektu mają na celu promowanie bardziej wszechstronnego dialogu na temat integracji AI na rynkach pracy, wspierając strategie regulacyjne i adaptacyjne dla osób aktywnych na rynku pracy.

Bibliografia

- Acemoglu, D., 2024. The Simple Macroeconomics of AI. Mass. Inst. Technol.
- Albinowski, M., Lewandowski, P. (2022). Wpływ technologii ICT i robotów na zatrudnienie oraz zarobki grup demograficznych w Europie. IBS Working Paper WP 04/2022, <https://ibs.org.pl/publications/wpływ-technologii-ict-i-robotow-na-zatrudnienie-oraz-zarobki-grup-demograficznych-w-europie/>
- Ananian, S., Aubert, P., Behaghel, L., 2006. Travailleurs âgés, nouvelles technologies et changements organisationnels : un réexamen à partir de l'enquête « Reponse ». Suivi d'un commentaire de Luc Behaghel : emploi des seniors - Des effets du changement technologique aux recommandations. Econ. Stat. 397, 21–49. <https://doi.org/10.3406/estat.2006.7125>
- Aubert, P., Caroli, E., Roger, M., 2006. New technologies, organisation and age: firm-level evidence*. Econ. J. 116, F73–F93. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0297.2006.01065.x>
- Autor, D.H., 2015. Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. J. Econ. Perspect. 29, 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Brynjolfsson, E., Li, D., Raymond, L.R., 2023. Generative AI at Work. Working Paper Series. <https://doi.org/10.3386/w31161>
- Bubeck, S., Chandrasekaran, V., Eldan, R., Gehrke, J., Horvitz, E., Kamar, E., Lee, P., Lee, Y.T., Li, Y., Lundberg, S., Nori, H., Palangi, H., Ribeiro, M.T., Zhang, Y., 2023. Sparks of Artificial General Intelligence: Early experiments with GPT-4.
- BUZZcenter, 2024. Raport: Power of AI - edycja II.
- Cazzaniga, M., Jaumotte, F., Li, L., Melina, G., Augustus J., P., Carlo, P., Emma J., R., Mendes, M., 2024. Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work [WWW Document]. IMF. URL <https://www.imf.org/en/Publications/Staff-Discussion-Notes/Issues/2024/01/14/Gen-AI-Artificial-Intelligence-and-the-Future-of-Work-542379> (accessed 2.19.24).
- Deloitte, 2023. Raport Digital Consumer Trends 2023. Część 1. [WWW Document]. URL <https://www.deloitte.com/pl/pl/Industries/tmt/research/Raport-Digital-Consumer-Trends-2023.html> (accessed 10.10.24).
- Doorley, K., Gromadzki, J., Lewandowski, P., Tuda, D., Van Kerm, P. (2023). Automatyzacja i nierówności dochodowe w Europie IBS Working Paper 06/2023, <https://ibs.org.pl/publications/automatyzacja-i-nierownosci-dochodowe-w-europie/>
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., Rock, D., 2023. GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models.
- Gmyrek, P., Berg, J., Bescond, D., 2023. Generative AI and Jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality (Working paper).
- Gmyrek, P., Winkler, H., Garganta, S., 2024. Buffer or bottleneck?: employment exposure to generative AI and the digital divide in Latin America. ILO : World Bank. <https://doi.org/10.54394/TFZY7681>
- Hays Poland, 2024. Raport Płacowy 2024.
- Korgul, K., Witczak, J., Świąćicki, I. (2024), *AI na polskim rynku pracy*, Polski Instytut Ekonomiczny, Warszawa.
- Kowalik, Z., Lewandowski, P., Geodecki, T., Grodzicki, M. (2023). Wpływ automatyzacji na umiejętności i autonomię pracowników w centrach usług wspólnych w Polsce IBS Working Paper 08/2023,

- <https://ibs.org.pl/publications/wpływ-automatyzacji-na-umiejetnosci-i-autonomie-pracownikow-w-centrach-uslug-wspolnych-w-polsce/>
- Lange, R., Ładna, A., Konopczyński, F., Kowalczyk, M., 2020. Sztuczna inteligencja w społeczeństwie i gospodarce – 2019 r. NASK-PIB.
- Lewandowski, P., Szymczak, W. (2024). Automatyzacja, uzwiązkowanie a nietypowe zatrudnienie IBS Working Paper 02/2024, <https://ibs.org.pl/publications/automatyzacja-uzwiazkowanie-a-nietypowe-zatrudnienie/>
- Łukasik, K., Korgul, K. (2024), Stosunek Polaków do wykorzystania sztucznej inteligencji w administracji publicznej, Polski Instytut Ekonomiczny, Warszawa.
- McKinsey, 2023. Economic potential of generative AI | McKinsey.
- Microsoft, LinkedIn, 2024. 2024 Work Trend Index Annual Report.
- Noy, S., Zhang, W., 2023. Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science* 381, 187–192. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586>
- Nurski, L., Ruer, N., 2024. Exposure to generative AI in the European labour market: distributional implications.
- Peng, S., Kalliamvakou, E., Cihon, P., Demirer, M., 2023. The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.06590>
- Svanberg, M., Li, W., Fleming, M., Goehring, B., Thompson, N., 2024. Beyond AI Exposure: Which Tasks are Cost-Effective to Automate with Computer Vision? <https://doi.org/10.2139/ssrn.4700751>

Akty prawne i inne źródła

- Rozporządzenie Parlamentu Europejskiego i Rady (UE) 2024/1689 z dnia 13 czerwca 2024 r. w sprawie ustanowienia zharmonizowanych przepisów dotyczących sztucznej inteligencji oraz zmiany rozporządzeń (WE) nr 300/2008, (UE) nr 167/2013, (UE) nr 168/2013, (UE) 2018/858, (UE) 2018/1139 i (UE) 2019/2144 oraz dyrektyw 2014/90/UE, (UE) 2016/797 i (UE) 2020/1828 (akt w sprawie sztucznej inteligencji);
- Uchwała nr 196 Rady Ministrów z dnia 28 grudnia 2020 r. w sprawie ustanowienia "Polityki dla rozwoju sztucznej inteligencji w Polsce od roku 2020";
- Komisji Europejska, strona internetowa, <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/regulatory-framework-ai> [dostęp: 19.08.2024].