

e-mentor

DWUMIESIĘCZNIK SZKOŁY GŁÓWNEJ HANDLOWEJ W WARSZAWIE
WSPÓŁWYDAWCA: FUNDACJA PROMOCJI I AKREDYTACJI KIERUNKÓW EKONOMICZNYCH

2019, nr 2 (79)



Ewa Chudzyńska, Ewa Cukrowska-Torzewska, *Znaczenie wykształcenia w obliczu zmian technologicznych na rynku pracy w Polsce*, „e-mentor” 2019, nr 2(79), s. 10–19, <http://dx.doi.org/10.15219/em79.1407>.

Znaczenie wykształcenia w obliczu zmian technologicznych na rynku pracy w Polsce



Ewa
Chudzyńska*



Ewa Cukrowska-
Torzewska*

Postęp technologiczny pociąga za sobą daleko idące konsekwencje dla kształtu i funkcjonowania rynku pracy. Z jednej strony, w obliczu postępu technologicznego i rosnącej automatyzacji pracy, nisko wykwalifikowani pracownicy mogą znaleźć się w szczególnie niekorzystnej sytuacji, skutkującej niższym poziomem zatrudnienia i wyższym bezrobociem. Z drugiej strony rozwój technologiczny może sprzyjać pracownikom posiadającym wyższe kwalifikacje, podnosząc ich wydajność. Istniejąca literatura przedmiotu wskazuje, że rozwój technologiczny skutkuje rosnącym znaczeniem zawodów, w których dominują tzw. zadania nierutynowe kognitywne; jednocześnie zawody intensywne w zadania rutynowe tracą na znaczeniu. Zmiany w strukturze zatrudnienia, będące skutkiem postępu technologicznego, powinny być brane pod uwagę przez młode pokolenie, które w przyszłości tworzyć będzie podaż pracy. W szczególności dotyczy to wyborów edukacyjnych – ważnego czynnika determinującego zatrudnienie i sukces na rynku pracy.

Obserwowany na przestrzeni ostatnich lat dynamiczny rozwój technologii ma ogromny wpływ na kształt rynku pracy oraz wybory edukacyjne młodych osób. Według ekspertów, dostosowanie się podaży pracy do rozwoju technologii będzie w nadchodzącym czasie jednym z głównych wyzwań dla ludzkości (OECD, 2017). W obliczu tych zmian zasadne staje się pytanie o to, w jaki sposób osoby wchodzące na rynek pracy mogą zwiększyć swoje szanse na znalezienie zatrudnienia. W szczególności interesująca jest kwestia, które obszary edukacji – w obliczu rozwoju technologicznego – należą do „przyszłościowych” i są związane z wysoką szansą znalezienia zatrudnienia.

Celem niniejszego artykułu jest identyfikacja obszarów wykształcenia, które w obliczu zmian technologicznych zwiększają szanse znalezienia zatrudnienia na rynku pracy w Polsce. Analizę przeprowadzono w oparciu o dane pochodzące z badania *Diagnoza Społeczna 2015*¹. Analiza podzielona została na dwa etapy. W pierwszym etapie na podstawie literatury zidentyfikowano zawody, które w kontekście zmian technologicznych należy uznać za kluczowe dla struktury zatrudnienia w przyszłości. W tym celu

posłużono się podejściem zaproponowanym przez Davida Autora, Richarda Murnane'a i Franka Levy'ego (2003) i poszczególne zawody przyporządkowano do pięciu głównych grup sklasyfikowanych według charakterystyki wykonywanych zadań. W drugim etapie analizy, za pomocą modeli logitowych, oszacowano szanse zatrudnienia w danej grupie zawodów, uwzględniając takie determinanty jak obszar i poziom wykształcenia.

Wyniki analizy stanowią, że największe szanse na pracę w zawodach, których znaczenie rośnie wraz z rozwojem technologicznym mają osoby posiadające wykształcenie wyższe. Wśród obszarów kształcenia zwiększających szanse zatrudnienia w najbardziej perspektywicznych zawodach zidentyfikowano następujące obszary: pedagogika, nauki ścisłe, prawo i nauki społeczne, ekonomia i administracja oraz ochrona zdrowia. To absolwenci tych kierunków podejmują najczęściej pracę w zawodach najmniej intensywnych w zadania rutynowe, które wraz z rozwojem technologii są coraz częściej marginalizowane.

Artykuł składa się z pięciu części. W części pierwszej przedstawiono teorie łączące zmiany technologiczne ze zmianami na rynku pracy. W drugiej omówiono wyniki istniejących badań empirycznych, odwołując się do literatury przedmiotu. Następnie przedstawiono dane oraz metodologię badania empirycznego, a w części czwartej – jego rezultaty. Główne wnioski z analizy zostały zawarte w podsumowaniu artykułu.

Hipotezy dotyczące wpływu zmian technologicznych na rynek pracy

W literaturze można wyróżnić dwie główne hipotezy mówiące o związku pomiędzy rozwojem technologii a zmianami na rynku pracy: (1) zmiana technologiczna faworyzująca zadania nierutynowe (ang. *Routine-Biased Technical Change*) oraz (2) zmiana technologiczna faworyzująca wysokie kwalifikacje (ang. *Skill-Biased Technical Change*). Obie wyjaśniają zmiany na rynku pracy będące wynikiem rozwoju technologicznego przez pryzmat popytu na pracę.

* Uniwersytet Warszawski

¹ <http://www.diagnoza.com/>

Znaczenie wykształcenia w obliczu zmian...

Zgodnie z pierwszą hipotezą rozwój technologiczny wpływa na zmianę w strukturze zatrudnienia poprzez spadek udziału stanowisk pracy obejmujących tzw. zadania rutynowe. Zadania rutynowe należy rozumieć jako ściśle przestrzegające prostej procedury i niewymagające własnej inwencji. Spadek znaczenia zawodów intensywnych w zadania rutynowe wynika przede wszystkim z rosnącej dostępności komputerów oraz związanej z nią automatyzacji zadań. Według badaczy zadania rutynowe wpisują się w charakterystykę zawodów wykonywanych przez nisko i średnio wykwalifikowanych pracowników (m.in. prace biurowe, administracyjne) i to ich miejsca pracy są najbardziej zagrożone automatyzacją (Acemoglu i Autor, 2011). Automatyzacja nie zagraża jednak pracownikom wykonującym zawody wymagające osobistego kontaktu z drugim człowiekiem (np. opieka nad osobami starszymi lub chorymi, przygotowywanie jedzenia, drobne prace naprawcze), którzy często nie są wysoko wykształceni.

Zgodnie z drugą hipotezą rozwój technologii sprzyja pracownikom wysoko wykwalifikowanym, gdyż prowadzi on do wzrostu ich wydajności. Technologia i wykwalifikowana siła robocza są więc wobec siebie komplementarne (w odróżnieniu od nisko wykwalifikowanej siły roboczej, dla której technologia postrzegana jest jako czynnik substytucyjny). Model teoretyczny wypracowany przez Autora i in. (2003) pokazuje, że wraz ze spadkiem cen nowych technologii, producenci chętniej w nie inwestują, co prowadzi do zmian w popycie na pracę, a w rezultacie w strukturze zatrudnienia. W szczególności nastąpi wzrost popytu na pracowników wykonujących prace nierutynowe i spadek popytu na pracowników wykonujących prace rutynowe.

Oprócz powyższych dwóch hipotez, w których dominuje perspektywa popytu na pracę, w literaturze coraz częściej pojawia się trzecia, która tłumaczy obserwowane zjawiska od strony podaży pracy. Według tej hipotezy zmiany technologiczne nie wpływają bezpośrednio na strukturę zatrudnienia, ale na strukturę podaży pracy, która jest następnie odzwierciedlona w strukturze zatrudnienia. Zmiany w podaży pracy, a w szczególności wzrost udziału wykwalifikowanej siły roboczej, są więc głównym czynnikiem odpowiadającym za zmiany na rynku pracy. Wniosek jest zgodny z wynikami badań dla wybranych krajów Europy Środkowo-Wschodniej, które pokazały, że coraz lepiej wykształcona siła robocza jest odpowiedzialna za rozwój branż intensywnie korzystających z jej kwalifikacji (Keister i Lewandowski, 2016).

Rzeczony technologiczny a zmiany na rynku pracy: przegląd badań empirycznych

W literaturze empirycznej poświęconej zmianom na rynku pracy w kontekście rozwoju technologicznego powszechne jest podejście oparte na analizie zadań wykonywanych w ramach poszczególnych zawodów. Zadanie definiuje się jako aktywność zawodową potrzebną do wyprodukowania danego dobra (Acemoglu i Autor, 2011). Charakterystyka zawodów ze względu na charakter wykonywanych zadań możliwa jest dzięki bazie O*NET stworzonej przez Departament Pracy Stanów Zjednoczonych². Na jej podstawie stworzony został algorytm pozwalający opisać dany zawód pod względem wykonywanych zadań podzielonych na pięć głównych kategorii (Autor i in., 2003; Acemoglu i Autor, 2011)³. Kategorie zadań wraz z odpowiadającą im charakterystyką przedstawiono w tabeli 1.

Tabela 1. Kategorie zadań wraz z ich charakterystyką

Kategoria zadań	Charakterystyka
Rutynowe manualne (ang. <i>routine manual</i>)	Zadania zamknięte w ścisłej procedurze, najczęściej wykonywane są przez pracowników przemysłowych, np. linii montażowych.
Rutynowe kognitywne (ang. <i>routine cognitive</i>)	Zadania poznawcze podlegające ściśle określonej procedurze, niewymagające własnej inwencji. Zadania powtarzalne, odtwórcze, wykonywane są m.in. przez pracowników biurowych.
Nierutynowe manualne (ang. <i>non-routine manual</i>)	Jest to szeroka kategoria zadań zawierająca zarówno zadania czysto fizyczne, jak i interpersonalne (np. prace opiekuńcze). Zadania nierutynowe manualne są różnorodne, przez co trudno zdefiniować je w prostej procedurze.
Nierutynowe kognitywne analityczne (ang. <i>non-routine cognitive analytical</i>)	Zadania wymagające specjalistycznej wiedzy z różnych obszarów nauki, pozwalającej na analizę i rozwiązywanie złożonych problemów z danego zakresu.
Nierutynowe kognitywne interpersonalne (ang. <i>non-routine cognitive interpersonal</i>)	Zadania wymagające wysokich kompetencji w zakresie inteligencji społecznej; są one intensywne w kontakty z ludźmi, rozwiązywanie problemów i konfliktów, często związane z zarządzaniem grupą pracowników. Zadania te dotyczą głównie stanowisk menedżerskich.

Źródło: opracowanie własne na podstawie Acemoglu i Autor (2011).

² <https://www.onetonline.org/>

³ Algorytm dostępny jest online pod adresem: <https://economics.mit.edu/faculty/dautor/data/acemoglu>.

Autor i inni (2003) przeanalizowali zmiany, jakie miały miejsce na rynku pracy w Stanach Zjednoczonych w latach 1960–1998 wskazując, które kategorie zadań tracą, a które zyskują na znaczeniu w obliczu zmian technologicznych. Wyniki ich badań pokazały, że obserwowany jest stopniowy spadek wykorzystania zadań nierutynowych manualnych oraz zadań rutynowych – zarówno kognitywnych, jak i manualnych, co jest zgodne z hipotezą zmiany technologicznej faworyzującej zadania nierutynowe. Na przestrzeni analizowanych lat wyraźnie wzrósł natomiast udział zadań nierutynowych kognitywnych: dla części zadań analitycznych był to wzrost o 8,7%, dla interpersonalnych – o 12,2%. Acemoglu i Autor (2011) uzyskali podobne wyniki, rozszerzając analizę do roku 2007: na przestrzeni lat 1959–2007 wyraźnie wzrósł udział zadań nierutynowych kognitywnych w wyniku wzrostu zatrudnienia na stanowiskach specjalistycznych, menedżerskich i technicznych.

Badacze skupiają się również na zagrożeniu automatyzacją pracy w efekcie rozwoju technologicznego. Zgodnie z wynikami badania Carla Freya i Michaela Osborne'a (2017) przeprowadzonego dla Stanów Zjednoczonych zawody, które w najbliższej przyszłości nie będą zagrożone automatyzacją pracy to przede wszystkim te wymagające zaawansowanej inteligencji społecznej, zdolności do rozumienia i rozwiązywania problemów społecznych, kreatywne (muzycy, pisarze a także pracownicy naukowci) oraz wymagające zręczności manualnej i percepcji. Melanie Arntz, Ulrich Zierahn i Terry Gregory (2016) argumentują natomiast, że pracownicy w ramach swoich zawodów wykonują różne zadania i nie wszystkie z nich będą zagrożone automatyzacją. Zasadna jest więc analiza zagrożenia automatyzacją zadań wykonywanych w ramach zawodów. Na podstawie danych Programme for the International Assessment of Adult Competencies (PIAAC) autorzy określili udział poszczególnych zadań w ramach zawodów, które mogą być zagrożone automatyzacją. Otrzymane wyniki pokazały, że tylko 9% spośród zatrudnionych w Stanach Zjednoczonych można uznać za realnie zagrożone automatyzacją stanowiska (zagrożenie automatyzacją następuje w momencie, w którym co najmniej 70% zadań wykonywanych na danym stanowisku może zostać zautomatyzowanych).

Poza analizą zmian w strukturze zatrudnienia pod względem charakteru wykonywanych zadań, Autor i in. (2003) przeanalizowali czynniki wpływające na wzrost znaczenia zadań nierutynowych kognitywnych. W tym celu autorzy przeprowadzili dekompozycję zmian w czasie i pokazali, że za wzrost znaczenia zadań nierutynowych kognitywnych (zarówno interpersonalnych, jak i analitycznych) w znacznym stopniu odpowiada komputeryzacja pracy. Wyniki pokazały, że w branżach, które intensywniej absorbowwały technologię komputerową, zatrudnionych było znacznie więcej pracowników na stanowiskach intensywnych w zadania nierutynowe.

Podobna analiza dla Polski została dokonana przez Wojciecha Hardego, Romę Keister i Piotra Lewandowskiego (2016). Badanie przeprowadzono na danych

pochodzących z Badania Aktywności Ekonomicznej Ludności (BAEL) dla lat 1996–2014, które wzorem Autora i in. (2003) zestawiono z bazą danych O*NET. Analiza trendów intensywności wykorzystania zadań z każdej z pięciu kategorii pokazała, że w Polsce – podobnie jak w krajach wysoko rozwiniętych – istotnie wzrósł udział zadań nierutynowych kognitywnych analitycznych i interpersonalnych (odpowiednio o około 20% i 15%), a spadło wykorzystanie zadań manualnych – zarówno nierutynowych, jak i rutynowych (o około 20%). Zaobserwowano natomiast około 10% wzrost udziału zadań rutynowych kognitywnych, co jest różne od trendu obserwowanego dla Stanów Zjednoczonych i krajów Europy Zachodniej (Goos, Manning, Salomons, 2009, 2014). Wzorem wcześniejszych badań, w celu identyfikacji czynników odpowiadających za te zmiany, autorzy poddali je dekompozycji ze względu na źródła zmian. Na tej podstawie stwierdzono, że znaczna część wzrostu udziału zadań kognitywnych analitycznych i interpersonalnych ma swoje źródło we wzroście zatrudnienia w zawodach, w których powyższe zadania są dominujące, nie zaś we wzroście intensywności zadań nierutynowych w ramach wykonywanych zawodów.

Wyniki badań wskazują więc, że wraz z rozwojem technologicznym wyraźnie rośnie znaczenie zawodów, które charakteryzują się zadaniami nierutynowymi kognitywnymi – analitycznymi i interpersonalnymi. To te zawody rozwijają się najbardziej dynamicznie, a zatrudnienie w nich uważane jest za kluczowe z punktu widzenia dalszego postępu technologicznego.

Wnioski pochodzące z omówionej literatury są spójne z aktualnymi raportami międzynarodowych instytucji, w których prognozuje się, że w najbliższych latach wzrośnie popyt na umiejętności analityczne (np. rozwiązywanie złożonych problemów, analityczne rozumowanie, programowanie), jak również umiejętności miękkie (np. przywództwo, inteligencja emocjonalna, kreatywność, krytyczne myślenie); (OECD, 2019). Zapotrzebowanie na pracowników posiadających tego typu umiejętności potwierdzają również ankiety przeprowadzone w amerykańskich firmach. Wynika z nich, że zdecydowana większość firm planuje w najbliższej przyszłości wdrożyć zaawansowane technologicznie rozwiązania, takie jak: procesowanie dużych zbiorów danych (*Big Data*, 85% firm), tzw. Internet Rzeczy (*Internet of Things* – 75% firm), uczenie maszynowe (*Machine learning* – 73% firm) czy przetwarzanie w chmurze (*Cloud Computing* – 72% firm); (World Economic Forum, 2018).

Podobne trendy można zaobserwować na polskim rynku pracy – zgodnie z raportem Ministerstwa Rodziny, Pracy i Polityki Społecznej (2018) zawody, w których występuje największy deficyt pracowników, to w dużej mierze zawody specjalistyczne, a w szczególności wymagające umiejętności informatycznych (m.in. projektanci aplikacji sieciowych i multimedialnych, programiści aplikacji, analitycy systemów komputerowych). W ujęciu miesięcznym liczba ofert pracy na tego typu stanowiskach przewyższa liczbę osób posiadających umiejętności informatyczne i poszukujących pracy nawet dziesięciokrotnie. Ponadto problemem jest rów-

niez niedobór pracowników posiadających pożądane przez pracodawców kompetencje w zakresie samorganizacji pracy (zarządzanie czasem, podejmowanie decyzji, przejmowanie inicjatywy) oraz w zakresie kompetencji interpersonalnych (komunikacja, współpraca, rozwiązywanie konfliktów); (PARP, 2015).

Badanie empiryczne: dane i metodologia badania

Na potrzeby niniejszego badania wykorzystano dane pochodzące z ostatniej dostępnej fali badania *Diagnoza Społeczna* z roku 2015. Jest to badanie ankietowe przeprowadzane od 2000 roku (co dwa lata) przez Radę Monitoringu Społecznego. Obszerne kwestionariusze skupiają się na ekonomicznych i pozaekonomicznych czynnikach warunkujących jakość życia Polaków. Badanie dostarcza danych o aktywności zawodowej i edukacji, co jest kluczowe w kontekście celu niniejszej pracy. W 2015 roku badaniem zostało objętych 22 208 respondentów. Na potrzeby niniejszego badania próba zawężona została do osób zatrudnionych, dla których dostępne były dane o poziomie oraz obszarze edukacji. Uzyskana w ten sposób próba liczy 7 676 obserwacji.

W celu identyfikacji zależności pomiędzy zatrudnieniem w zawodach, które należy uznać za najbardziej perspektywiczne w świetle zmian technologicznych, a obszarem edukacji, analizę podzielono na dwa etapy. W pierwszym etapie dokonano klasyfikacji zawodów według charakteru wykonywanych zadań zgodnie z tabelą 1. Wzorem poprzednich badań informację o charakterze zadań wykonywanych w ramach zawodów pozyskano z bazy danych O*NET. Następnie za pomocą algorytmu przygotowanego i udostępnionego przez Autora i Acemoglu⁴ zdefiniowano 5 wskaźników zawierających informację o strukturze zadań wykonywanych w ramach zawodów z bazy O*NET. Wskaźniki opisujące intensywność zawodów w zadania rutynowe, nierutynowe, manualne, kognitywne interpersonalne oraz kognitywne analityczne, zostały następnie przekształcone w celu wyznaczenia indeksów pokazujących procentowy udział każdego typu zadań w ramach danego zawodu. Na tej podstawie dla każdego zawodu wyznaczono dominujący charakter zadań i zaklasyfikowano go do jednej z pięciu grup:

- zawody z przeważającą liczbą zadań rutynowych manualnych,
- zawody z przeważającą liczbą zadań nierutynowych manualnych,
- zawody z przeważającą liczbą zadań rutynowych kognitywnych,
- zawody z przeważającą liczbą zadań nierutynowych kognitywnych interpersonalnych,

- zawody z przeważającą liczbą zadań nierutynowych kognitywnych analitycznych.

Ponadto dla każdego zawodu i dla każdego typu zadań obliczono indeks obrazujący, w jakim stopniu dany typ zadań jest charakterystyczny dla danego zawodu w porównaniu do innych zawodów. Indeks zdefiniowano jako procentowy udział wskaźnika danego typu zadań dla danego zawodu w porównaniu do sumy wskaźników dla tego typu zadań wśród wszystkich zawodów. Na tej podstawie zweryfikowano pierwotną klasyfikację tak, aby odzwierciedlała ona rozkład zadań pomiędzy zawodami. Dla przykładu: zawody, które w porównaniu do innych charakteryzowały się najwyższą koncentracją zadań typu X, ale pierwotnie przypisane zostały do grupy zawodów z przeważającą liczbą zadań typu Y, przypisano do nowej grupy zawodów z przeważającą liczbą zadań X. Zmiana objęła 18 zawodów spośród 126.

Następnie połączono wyznaczoną charakterystykę zawodów pod względem wykonywanych zadań uzyskanych na podstawie danych O*NET z bazą danych *Diagnozy Społecznej*. Połączenie zbiorów danych odbyło się poprzez kod zawodu ISCO, który dostępny jest zarówno w bazie O*NET (na poziomie zawodu), jak i bazie *Diagnozy Społecznej* (na poziomie indywidualnym).

W drugim etapie analizy zdefiniowano i oszacowano 5 modeli logitowych. Zmienną zależną w oszacowanych modelach jest zmienna zero-jedynkowa, która opisuje przynależność wykonywanego przez daną osobę zawodu do grup zawodów zdefiniowanych pod względem wykonywanych zadań. W każdym z pięciu modeli zmiennymi objaśniającymi są natomiast poziom i obszar edukacji, wiek, płeć oraz miejsce zamieszkania (mierzone pięcioma zmiennymi zero-jedynkowymi opisującymi liczbę mieszkańców). Na podstawie kierunków wykształcenia wyszczególnionych w *Diagnozie Społecznej* w modelach zdefiniowano 10 obszarów edukacji:

- 1) pedagogika,
- 2) sztuka i nauki humanistyczne,
- 3) ekonomia i administracja,
- 4) prawo i nauki społeczne,
- 5) nauki ścisłe,
- 6) nauki techniczne,
- 7) architektura i budownictwo,
- 8) rolnictwo, leśnictwo i weterynaria,
- 9) ochrona zdrowia,
- 10) usługi dla ludności⁵.

W przypadku osób, dla których nie można określić kierunku wykształcenia przyjęto dodatkowy obszar edukacji zdefiniowany jako „ogólny”.

Definicje i wartości średnich dla zdefiniowanych zmiennych zostały przedstawione w tabeli 2.

⁴ Procedura dostępna online: <https://economics.mit.edu/faculty/dautor/data/acemoglu>

⁵ Kierunki wykształcenia wyszczególnione w *Diagnozie Społecznej*, które przypisano kolejnym obszarom edukacji są następujące: 1) „pedagogika”, 2) „sztuka”, „nauki humanistyczne”, 3) „gospodarka i administracja”, 4) „nauki społeczne”, „prawo”, „dziennikarstwo i informacja”, 5) „nauki biologiczne”, „nauki fizyczne”, „matematyka i statystyka”, „komputeryzacja”, 6) „nauki techniczne”, „produkcja i przetwórstwo”, 7) „rolnictwo, leśnictwo, rybactwo”, „weterynaria”, 8) „architektura i budownictwo”, 9) „zdrowie publiczne”, „ochrona zdrowia”, 10) „usługi dla ludności i usługi transportowe”, „ochrona środowiska i usługi sanitarne komunalne”, „ochrona i bezpieczeństwo”, „siły zbrojne i ochrona kraju”.

Tabela 2. Definicje i średnie wartości zmiennych użytych w modelach logitowych

Zmienna	Średnia
<i>Zmienne objaśniane (zmienne zero-jedynkowe)</i>	
Zawód intensywny w zadania nierutynowe kognitywne analityczne (1 dla zawodów intensywnych w zadania nierutynowe kognitywne analityczne, 0 w przeciwnym przypadku)	0,148
Zawód intensywny w zadania nierutynowe manualne (1 dla zawodów intensywnych w zadania nierutynowe manualne, 0 w przeciwnym przypadku)	0,628
Zawód intensywny w zadania nierutynowe kognitywne interpersonalne (1 dla zawodów intensywnych w zadania nierutynowe kognitywne interpersonalne, 0 w przeciwnym przypadku)	0,096
Zawód intensywny w zadania rutynowe kognitywne (1 dla zawodów intensywnych w zadania rutynowe kognitywne, 0 w przeciwnym przypadku)	0,049
Zawód intensywny w zadania rutynowe manualne (1 dla zawodów intensywnych w zadania rutynowe manualne, 0 w przeciwnym przypadku)	0,068
<i>Zmienne objaśniające (zmienne zero-jedynkowe)</i>	
Poziom wykształcenia:	
Podstawowe (1 dla wykształcenia podstawowego, 0 w przeciwnym przypadku)	0,048
Zasadnicze zawodowe (1 dla wykształcenia zasadniczego zawodowego, 0 w przeciwnym przypadku)	0,286
Średnie (1 dla wykształcenia średniego, 0 w przeciwnym przypadku)	0,320
Wyższe (1 dla wykształcenia wyższego, 0 w przeciwnym przypadku)	0,346
Obszar edukacji:	
Pedagogika (1 dla obszaru edukacji pedagogika, 0 w przeciwnym przypadku)	0,061
Sztuka i nauki humanistyczne (1 dla obszaru edukacji sztuka i nauki humanistyczne, 0 w przeciwnym przypadku)	0,034
Prawo i nauki społeczne (1 dla obszaru edukacji prawo i nauki społeczne, 0 w przeciwnym przypadku)	0,100
Ekonomia i administracja (1 dla obszaru edukacji ekonomia i administracja, 0 w przeciwnym przypadku)	0,076
Nauki ścisłe (1 dla obszaru edukacji nauki ścisłe, 0 w przeciwnym przypadku)	0,034
Nauki techniczne (1 dla obszaru edukacji nauki techniczne, 0 w przeciwnym przypadku)	0,323
Architektura i budownictwo (1 dla obszaru edukacji architektura i budownictwo, 0 w przeciwnym przypadku)	0,030
Rolnictwo, leśnictwo i weterynaria (1 dla obszaru edukacji rolnictwo, leśnictwo i weterynaria, 0 w przeciwnym przypadku)	0,050
Ochrona zdrowia (1 dla obszaru edukacji ochrona zdrowia, 0 w przeciwnym przypadku)	0,042
Usługi dla ludności (1 dla obszaru edukacji usługi dla ludności, 0 w przeciwnym przypadku)	0,104
Ogólny (1 dla braku możliwości określenia obszaru edukacji, 0 w przeciwnym przypadku)	0,142
Wiek:	
15–26 (1 dla grupy wiekowej 15–26 lat, 0 w przeciwnym przypadku)	0,108
27–45 (1 dla grupy wiekowej 27–45 lat, 0 w przeciwnym przypadku)	0,486
46–66 (1 dla grupy wiekowej 46–66 lat, 0 w przeciwnym przypadku)	0,403
67+ (1 dla grupy wiekowej > 67 lat, 0 w przeciwnym przypadku)	0,003
Płeć (1 dla kobiet, 0 w przeciwnym przypadku)	0,497
Miejsce zamieszkania:	
Miasta o liczbie mieszkańców 500 tys. i więcej (1 dla miast > 500 tys., 0 w przeciwnym przypadku)	0,086
Miasta o liczbie mieszkańców 200–500 tys. (1 dla miast 200–500 tys., 0 w przeciwnym przypadku)	0,092
Miasta o liczbie mieszkańców 100–200 tys. (1 dla miast 100–200 tys., 0 w przeciwnym przypadku)	0,073
Miasta o liczbie mieszkańców 20–100 tys. (1 dla miast 20–100 tys., 0 w przeciwnym przypadku)	0,192
Miasta o liczbie mieszkańców poniżej 20 tys. (1 dla miast <20 tys., 0 w przeciwnym przypadku)	0,126
Wieś (1 dla wsi, 0 w przeciwnym przypadku)	0,431

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych pochodzących z badania *Diagnoza Społeczna* z 2015 r.

Znaczenie wykształcenia w obliczu zmian...

Dane pokazują, że 63% zatrudnionych wykonuje zawody obfite w zadania nierutynowe manualne, a ok. 15% – obfite w zadania nierutynowe kognitywne analityczne. Kolejne 22% zatrudnionych to osoby pracujące w zawodach: obfitych w zadania nierutynowe kognitywne interpersonalne (10%), rutynowe manualne (7%) oraz rutynowe kognitywne (5%). Ponadto dane wskazują, że ok. 35% respondentów to osoby z wyższym wykształceniem, 32% posiada wykształcenie średnie, 29% próby – zasadnicze zawodowe, a niecałe 5% osób zdobyło wykształcenie podstawowe. Największą reprezentację wśród obszarów kształcenia mają nauki techniczne – osoby o tym profilu wykształcenia stanowią ponad 32% próby. Dla około 14% zatrudnionych nie można określić kierunku wykształcenia (co zostało oznaczone jako wykształcenie ogólne), a ok. 10% to osoby z wykształceniem kierunkowym z grupy „usługi dla ludności” oraz „prawo i nauki społeczne”.

W badaniu rozróżniono cztery grupy respondentów ze względu na wiek: najmłodsza to osoby mające 15–26 lat, które stanowią ok. 11% próby, ok. 49% w wieku 27–45 lat, ok. 40% w wieku 46–66, a mniej niż 0,5% – w wieku 67 lat i starsze. Ponadto statystyki pokazują, że kobiety stanowią ok. 50% próby; w największych miastach, o populacji ponad 500 tys. mieszkańców, żyje jedynie 8,6% respondentów z próby, a znaczna większość respondentów mieszka w miastach poniżej 100 tys. mieszkańców i na wsi (łącznie ok. 75%).

Wyniki

Wyniki oszacowań modeli logitowych przedstawiono za pomocą ilorazu szans w tabeli 3. Dokładne wyniki estymacji parametrów, na podstawie których wyznaczono ilorazy szans przedstawiono w aneksie w tabeli A.1. Dla wszystkich modeli poziomy zmien-

Tabela 3. Ilorazy szans dla oszacowanych modeli logitowych

Wyszczególnienie Zmienna	Grupa zawodów	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
		Nierutynowe kognitywne interpersonalne	Nierutynowe kognitywne analityczne	Nierutynowe manualne	Rutynowe kognitywne	Rutynowe manualne
Zasadnicze zawodowe		2,056	0,436	0,710*	4,901	0,888
Średnie		26,158***	4,767**	0,357***	29,258***	0,758
Wyższe		57,802***	42,367***	0,098***	30,583***	0,102***
Pedagogika		8,067***	0,817	0,408***	0,253***	0,523
Sztuka i nauki humanistyczne		2,570**	1,797**	0,663**	0,341***	0,998
Prawo i nauki społeczne		1,155	2,959***	0,537***	0,882	1,113
Ekonomia i administracja		1,000	2,373***	0,777*	0,653*	1,112
Nauki ścisłe		1,257	4,090***	0,531***	0,404**	1,020
Nauki techniczne		0,813	1,408	1,288**	0,467***	1,080
Architektura i budownictwo		0,205**	1,584	1,690***	0,702	0,553*
Rolnictwo, leśnictwo i weterynaria		1,233	1,301	1,256	0,676	0,993
Ochrona zdrowia		6,696***	0,214***	0,850	0,565**	pominięta
Usługi dla ludności		0,826	0,709	1,901***	0,865	0,720
27–45		1,844***	1,577***	0,929	0,684**	0,687***
46–66		3,274***	2,069***	0,641***	0,677**	0,687**
67+		1,072	2,393	1,207	pominięta	0,673
Płeć (1 – kobieta)		1,146	1,363***	0,853**	5,975***	0,251***
Miasta o liczbie mieszkańców 500 tys. i więcej		0,824	2,458***	0,736***	1,089	0,253***
Miasta o liczbie mieszkańców 200–500 tys.		0,850	1,531***	0,865	1,398*	0,844
Miasta o liczbie mieszkańców 100–200 tys.		0,941	1,457***	0,792**	1,589**	0,994
Miasta o liczbie mieszkańców 20–100 tys.		0,908	1,456***	0,778***	1,431**	1,130
Miasta o liczbie mieszkańców poniżej 20 tys.		1,030	1,150	0,950	1,351	0,893
Stała		0,001***	0,003***	9,975***	0,001***	0,294***

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z badania *Diagnoza Społeczna 2015*. Oznaczenia: *** – parametr istotny na poziomie 1%; ** – parametr istotny na poziomie 5%; * – parametr istotny na poziomie 10%. Poziomym bazowym dla zmiennej płeć jest „mężczyzna”, dla zmiennej wiek grupa wiekowa „16–26”, dla zmiennej obszar edukacji – „ogólny”, dla zmiennej poziom wykształcenia – „podstawowe”, dla zmiennej klasa miejscowości – „wieś”.

nych bazowych określono następująco: wykształcenie ogólne dla obszaru edukacji; wykształcenie podstawowe dla poziomu wykształcenie, wiek 15–26 dla grup wiekowych, mężczyzna dla płci oraz wieś dla miejsca zamieszkania.

Wyniki analizy dowodzą, że zarówno poziom, jak i kierunek wykształcenia są istotnymi czynnikami wpływającymi na zatrudnienie w danej grupie zawodów. Szansa pracy w zawodach nierutynowych kognitywnych interpersonalnych jest wyraźnie wyższa wśród osób mających wykształcenie wyższe i średnie. Osoby te posiadają również większe szanse zatrudnienia w zawodach z grupy nierutynowych kognitywnych analitycznych oraz z grupy rutynowych kognitywnych. Mniejsze szanse zatrudnienia występują natomiast dla grup zawodów manualnych – nierutynowych (zarówno wśród osób z wykształceniem średnim, jak i wyższym) i rutynowych (wśród osób z wykształceniem wyższym). Otrzymane wyniki pokrywają się z literaturą, w której powszechne jest stwierdzenie, że osoby z wyższym wykształceniem posiadają przewagę komparatywną nad osobami gorzej wykształconymi w wykonywaniu zadań nierutynowych, których znaczenie dla produkcji rośnie wraz z rozwojem technologii (Autor i in., 2003; Keister i Lewandowski, 2016).

Wyniki analizy dla obszaru edukacji dowodzą, że na zatrudnienie w jednej z dwóch grup zawodów, uznawanych za kluczowe dla rynku pracy z punktu widzenia rozwoju technologicznego – w zawodach scharakteryzowanych jako nierutynowe kognitywne interpersonalne – pozytywny wpływ ma wykształcenie na kierunkach związanych z następującymi obszarami kształcenia: pedagogika (ponad 8-krotnie większe szanse w stosunku do wykształcenia ogólnego), ochrona zdrowia (ponad 6-krotnie większe szanse), sztuka i nauki humanistyczne (ponad 2-krotnie większe szanse). Większe szanse zatrudnienia w drugiej kluczowej grupie zawodów – nierutynowych kognitywnych analitycznych – mają natomiast osoby posiadające wykształcenie w obszarach kształcenia: nauki ścisłe (4-krotnie większe szanse zatrudnienia w stosunku do osób posiadających wykształcenie ogólne), prawo i nauki społeczne (prawie 3-krotnie większe szanse), ekonomia i administracja (ponad 2-krotnie większe szanse) oraz sztuka i nauki humanistyczne (niemal 2-krotnie większe szanse). Wiadać więc, że większe szanse zatrudnienia w zawodach, które wymagają pracy z ludźmi (zawody kognitywne interpersonalne) mają przede wszystkim posiadający wykształcenie ukierunkowane na kształcenie innych (pedagogika) lub pracę z ludźmi wymagającymi opieki (ochrona zdrowia). Większe szanse zatrudnienia w zawodach, w których niezbędne jest analityczne myślenie (zawody kognitywne analityczne) mają natomiast ci, którzy nie tylko posiadają *stricte* wykształcenie w obszarze nauk ścisłych, ale też społecznych, prawniczych, ekonomicznych czy humanistycznych. Co zaskakujące, w tej grupie nie znalazły się osoby z wykształceniem technicznym. Osoby z wykształceniem technicznym oraz architektonicznym znacznie częściej znajdują natomiast zatrudnienie z zawodach nierutynowych manualnych.

Ponadto wyniki dowodzą, że szanse zatrudnienia w zawodach rutynowych, a więc tych, które mogą być zagrożone automatyzacją części zadań wykonywanych w ich ramach, nie rosną wraz z wykształceniem kierunkowym. W przypadku grupy zawodów rutynowych manualnych, za wyjątkiem wykształcenia na kierunku architektura i budownictwo, żaden inny analizowany obszar edukacji nie ma statystycznie istotnego wpływu na szanse zatrudnienia. W przypadku grupy zawodów rutynowych kognitywnych mniejsze szanse zatrudnienia mają posiadający wykształcenie w takich obszarach edukacji jak: pedagogika, sztuka i nauki humanistyczne, ekonomia i administracja, nauki ścisłe, nauki techniczne, ochrona zdrowia.

Wyniki otrzymane dla pozostałych zmiennych są nie mniej ciekawe i wymagają komentarza. Po pierwsze, w porównaniu do mężczyzn kobiety posiadają większe szanse zatrudnienia w zawodach, w których dominują zadania o charakterze kognitywnym – zarówno nierutynowych (analitycznych), jak i rutynowych. Mężczyźni natomiast częściej pracują w zawodach intensywnych w zadania manualne – zarówno rutynowych, jak i nierutynowych. Po drugie, najmłodszy pracownicy, osoby między 16. a 26. rokiem życia, najczęściej zatrudniani są do prac związanych z zadaniami rutynowymi – zarówno manualnymi, jak i kognitywnymi, a szanse na znalezienie zatrudnienia w zawodach z grup nierutynowych kognitywnych rosną wraz z wiekiem. Klasa miejscowości zamieszkania pracownika nie ma kluczowego znaczenia dla szansy wykonywania danego zawodu, choć dane sugerują, że wśród osób zamieszkałych w miastach istnieją większe szanse pracy w grupie zawodów z przewagą zadań nierutynowych kognitywnych analitycznych, a mniejsze w grupie zawodów nierutynowych manualnych.

Podsumowanie

Celem artykułu była identyfikacja obszarów kształcenia, których wybór zwiększa szanse na znalezienie zatrudnienia w zawodach kluczowych w kontekście zmian na rynku pracy będących wynikiem postępu technologicznego. Według badaczy za kluczowe uważa się zawody charakteryzujące się niską intensywnością w wykonywaniu zadań rutynowych, które coraz częściej są przejmowane przez maszyny.

Zmiany technologiczne niewątpliwie stanowią wyzwanie zarówno dla instytucji edukacyjnych, jak i indywidualnych osób – nie tylko dokonujących wyborów edukacyjnych, ale również już posiadających określone kwalifikacje zawodowe. Odpowiedź na pytanie o obszary kształcenia dające szanse zatrudnienia w grupach zawodów, które wraz z rozwojem technologicznym będą coraz bardziej zyskiwać na znaczeniu, może pomóc w podjęciu decyzji o wyborze kierunku kształcenia lub decyzji o przekwalifikowaniu.

Dzięki przeprowadzonej analizie dowiedziono, że osoby posiadające wyższe wykształcenie znacznie częściej znajdują pracę w zawodach premiowanych z tytułu zmiany technologicznej. Ponadto wykazano, że pedagogika, ochrona zdrowia, sztuka i nauki hu-

manistyczne, nauki ścisłe, prawo i nauki społeczne a także ekonomia i administracja to obszary kształcenia, które zwiększają szansę pracy w tych zawodach. Wyniki dowodzą więc, że kompetencje, które wraz z rozwojem technologicznym będą zyskiwać na znaczeniu to m.in.: umiejętność analizy i rozwiązywania złożonych problemów oraz inteligencja społeczna i emocjonalna, pozwalające w efektywny sposób zarządzać zasobami ludzkimi.

Warto podkreślić, że w niniejszym badaniu skupiono się na zadaniach wykonywanych w ramach zawodów w szczególności pod względem ich podatności na ewentualną automatyzację. Wcześniejsze publikacje (m.in. Autor i Acemoglu, 2011) podejmowały również problem zadań, które nie są możliwe do zautomatyzowania, ale są możliwe do przeniesienia ich za granicę (*offshoring*). Z punktu widzenia Polski ten temat również jest wart zbadania, gdyż polskie przedsiębiorstwa są często wykonawcami usług dla zagranicznych firm i korporacji. W przyszłości warto więc rozszerzyć zaproponowane w niniejszej pracy podejście o zadania podatne na przeniesienie ich realizacji za granicę.

Bibliografia

Acemoglu, D., Autor, D. (2011). Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. W: D. Card, O. Ashenfelter (red.), *Handbook of Labor Economics* (Vol. 4, Part B, s. 1043–1171). Amsterdam: Elsevier.

Acemoglu, D., Autor, D. (2011). *Crosswalks*. Pobrane z: <https://economics.mit.edu/faculty/dautor/data/acemoglu>

Arntz, M., Gregory, T., Zierahn, U. (2016). The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries. A Comparative Analysis, *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, No. 189. DOI: <https://doi.org/10.1787/1815199X>

Autor, D., Levy, F., Murnane, J. (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279–1333. DOI: 10.1162/003355303322552801

Diagnoza społeczna: zintegrowana baza danych. Pobrane 02.2018 z: <http://www.diagnoza.com/>

Frey C., Osborne, M. (2017). The Future Of Employment: How Susceptible Are Jobs To Computerisation?, *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>

Goos, M., Manning, A., Salomons, A., (2009). Job Polarization in Europe. *The American Economic Review*, 99(2), 58–63. DOI: 10.1257/aer.99.2.58

Goos, M., Manning A., Salomons, A. (2014). Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring. *The American Economic Review*, 104(8), 2509–2526. DOI: 10.1257/aer.104.8.2509

Hardy, W., Keister, R., Lewandowski, P. (2016). Do entrants take it all? The evolution of task content of jobs in Poland. *Ekonomia. Rynek, Gospodarka, Społeczeństwo*, 47, 23–50.

Keister, R., Lewandowski, P. (2016). A Routine Transition? Causes and Consequences of the Changing Content of Jobs in Central and Eastern Europe. Warszawa: Fundacja Naukowa Instytut Badań Strukturalnych.

Ministerstwo Rodziny, Pracy i Polityki Społecznej. (2018). *Zawody deficytowe i nadwyżkowe w 2017 roku*. Pobrane z: https://www.gov.pl/documents/1048151/1060973/zawody_deficytowe_i_nadwyzkowe_w_2017_roku.pdf/578358c7-f973-8646-1b12-2b82c8c134bb

OECD Employment Outlook (2017). *How technology and globalization are transforming the labour market*. Paris: OECD Publishing.

OECD Employment Outlook (2019). *The Future of Work*. Paris: OECD Publishing.

Polska Agencja Rozwoju Przedsiębiorczości, Górnica J. (red.). (2015). *Polski rynek pracy – wyzwania i kierunki działań na podstawie badań Bilans Kapitału Ludzkiego 2010–2015*. Pobrane z: https://www.ncbr.gov.pl/fileadmin/user_upload/import/tt_content/files/POWR.03.01.00-IP.08-00-3MU18/zalacznik_nr_12_polski_rynek_pracy_wyzwania_i_kierunki_dzialan_na_podstawie_badan_bilans_kapitalu_ludzkiego_20102015.pdf

World Economic Forum. (2018). *The Future of Jobs Report 2018*. Pobrane z: <https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2018>

Field of education and its role in the context of technological changes in the Polish labor market

The authors of the article have analyzed the role of technological changes in the labor market and how it influences the educational choices of future employees. Particular emphasis was placed on identifying those areas which are crucial for finding the job. The analysis is based on data for Poland coming from 2015 Social Diagnosis dataset. During the first step of the research, an approach suggested by Autor et al. (2003) was applied. It aimed at clustering the jobs depending on the intensity of the tasks they require and identifying the key professions in the context of technological changes. Next, logistic regression was used to obtain information on how the chosen field of education impacts odds for employment in identified groups of professions. The study revealed that people educated in such fields as pedagogy, natural science, law and social science, economics and administration as well as health care are more likely to find a job which belongs to the group of professions highly influenced by the technological changes. Indicated education areas help people to develop interpersonal skills and analytical thinking skills both considered to be crucial in the context of structural changes caused by technological development.

Keywords: field of education, logit model, employment, technological change

Ewa Chudzyńska jest absolwentką Wydziału Nauk Ekonomicznych Uniwersytetu Warszawskiego. Interesuje się postępowaniem technologicznym, a w szczególności jego wpływem na gospodarkę.

Ewa Cukrowska-Torzewska jest doktorem nauk ekonomicznych, adiunktem na Wydziale Nauk Ekonomicznych Uniwersytetu Warszawskiego. Jej zainteresowania badawcze dotyczą problematyki rynku pracy, nierówności płci, polityk społecznych oraz edukacji.

Aneks

Tabela A.1. Wyniki oszacowań parametrów modeli logitowych

Zmienna \ Grupa zawodów	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
	Nierutynowe kognitywne interpersonalne	Nierutynowe kognitywne analityczne	Nierutynowe manualne	Rutynowe kognitywne	Rutynowe manualne
Zasadnicze zawodowe	0,721 (1,075)	-0,831 (0,700)	-0,342* (0,190)	1,589 (1,043)	-0,119 (0,237)
Średnie	3,264*** (1,018)	1,562** (0,611)	-1,031*** (0,176)	3,376*** (1,012)	-0,277 (0,226)
Wyższe	4,057*** (1,025)	3,746*** (0,619)	-2,323*** (0,191)	3,420*** (1,023)	-2,282*** (0,339)
Pedagogika	2,088*** (0,235)	-0,202 (0,243)	-0,897*** (0,160)	-1,374*** (0,304)	-0,647 (0,761)
Sztuka i nauki humanistyczne	0,944*** (0,259)	0,586** (0,250)	-0,411** (0,173)	-1,076*** (0,351)	-0,002 (0,633)
Prawo i nauki społeczne	0,144 (0,236)	1,085*** (0,224)	-0,621*** (0,124)	-0,125 (0,200)	0,107 (0,287)
Ekonomia i administracja	0,000 (0,254)	0,864*** (0,230)	-0,253* (0,133)	-0,427* (0,226)	0,106 (0,344)
Nauki ścisłe	0,229 (0,291)	1,409*** (0,250)	-0,633*** (0,168)	-0,907*** (0,383)	0,020 (0,388)
Nauki techniczne	-0,208 (0,225)	0,342 (0,222)	0,253** (0,106)	-0,761*** (0,213)	0,077 (0,166)
Architektura i budownictwo	-1,586** (0,741)	0,460 (0,320)	0,525*** (0,196)	-0,354 (0,427)	-0,593* (0,312)
Rolnictwo, leśnictwo i weterynaria	0,210 (0,287)	0,263 (0,295)	0,228 (0,153)	-0,392 (0,304)	-0,007 (0,243)
Ochrona zdrowia	1,902*** (0,231)	-1,541*** (0,322)	-0,162 (0,155)	-0,571** (0,262)	pominięta
Usługi dla ludności	-0,192 (0,297)	-0,344 (0,288)	0,643*** (0,135)	-0,145 (0,221)	-0,329 (0,218)
Wiek: 27–45	0,612*** (0,191)	0,455*** (0,153)	-0,074 (0,096)	-0,379*** (0,166)	-0,376*** (0,145)
Wiek: 46–66	1,186*** (0,194)	0,727*** (0,161)	-0,445*** (0,099)	-0,389** (0,176)	-0,375** (0,150)
Wiek: 67+	0,069 (0,829)	0,873 (0,645)	0,188 (0,513)	pominięta	-0,396 (1,084)
Płeć (1 – kobieta)	0,136 (0,106)	0,309*** (0,087)	-0,159** (0,062)	1,788*** (0,170)	-1,381*** (0,132)
Miasto 500 tys. i więcej	-0,193 (0,158)	0,900*** (0,125)	-0,307*** (0,101)	0,085 (0,205)	-1,375*** (0,367)
Miasto 200–500 tys.	-0,162 (0,154)	0,426*** (0,129)	-0,145 (0,099)	0,335* (0,188)	-0,170 (0,206)

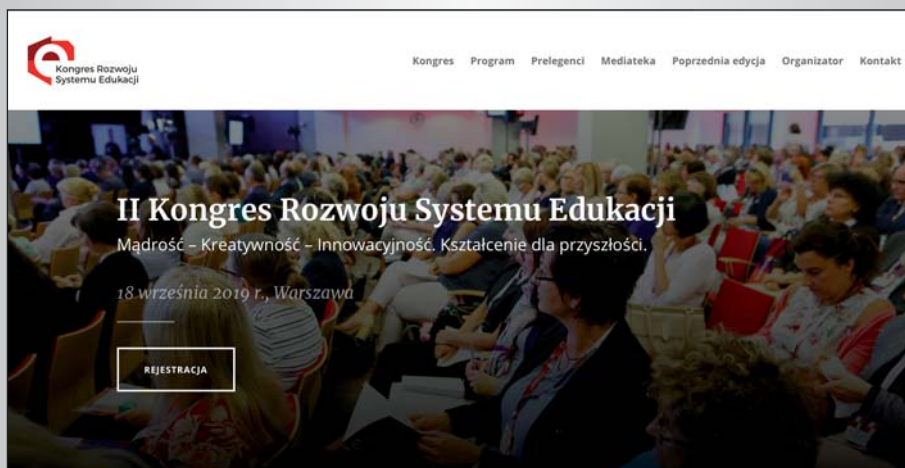
Znaczenie wykształcenia w obliczu zmian...

cd. – Tabela A.1. Wyniki oszacowań parametrów modeli logitowych

Zmienna \ Grupa zawodów	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
	Nierutynowe kognitywne interpersonalne	Nierutynowe kognitywne analityczne	Nierutynowe manualne	Rutynowe kognitywne	Rutynowe manualne
Miasto 100–200 tys.	–0,061 (0,165)	0,376*** (0,144)	–0,233** (0,108)	0,463** (0,200)	–0,006 (0,205)
Miasto 20–100 tys.	–0,097 (0,125)	0,376*** (0,111)	–0,252*** (0,076)	0,359** (0,151)	0,123 (0,125)
Miasto poniżej 20 tys.	0,030 (0,143)	0,140 (0,134)	–0,051 (0,090)	0,301* (0,182)	–0,113 (0,149)
Stała	–6,967*** (1,020)	–5,770*** (0,602)	2,300*** (0,179)	–6,735*** (1,023)	–1,224*** (0,213)
Pseudo R2	0,339	0,339	0,208	0,150	0,133
Liczba obserwacji	7 676				

Źródło: Opracowanie własne na podstawie danych z badania *Diagnoza Społeczna 2015*. Oznaczenia: *** – parametr istotny na poziomie 1%; ** – parametr istotny na poziomie 5%; * – parametr istotny na poziomie 10%; Błędy standardowe w nawiasach pod oszacowaniami parametrów. Poziomem bazowym dla zmiennej płeć jest „mężczyzna”, dla zmiennej wiek grupa wiekowa „16–26”, dla zmiennej kierunek wykształcenia – „ogólny”, dla zmiennej poziom wykształcenia – wykształcenie „podstawowe”, dla zmiennej klasa miejscowości – „wieś”.

POLECAMY



II Kongres Rozwoju Systemu Edukacji, 18.09.2019, Warszawa

Wyzwanie, jakiemu człowiek musi stawić czoła w XXI wieku, nie polega na tym, jak zdobywać i przekazywać informacje, ale jak je przekształcić w wiedzę, umiejętności i kompetencje, które pozwolą mu być mądrym, kreatywnym i twórczym.

Mądrość i kreatywność to dwa solidne filary pedagogiki rozwoju (wzrostu) i postulowanej przez nią edukacji pozytywnej. Mądry i kreatywny uczący się to kapitał, z którego społeczeństwo będzie czerpać, budując efektywną gospodarkę i dbając o satysfakcjonującą jakość życia.

Kształcenie dla przyszłości zawsze będzie wyzwaniem dla nauczycieli, edukatorów, trenerów i mentorów. Obecnie ich rola nie może się ograniczać jedynie do przekazywania wiedzy, ale powinni oni także (a może przede wszystkim) pomagać samodzielnie ją zdobywać, selekcjonować i porządkować.

Wydaje się zatem, że podjęcie tematyki jak nauczać, aby kształtować mądrych, kreatywnych i twórczych obywateli, jest właściwą odpowiedzią na wyzwania cywilizacji i potrzeby przyszłości.

Więcej informacji na temat kongresu na stronie: <https://kongres.frse.org.pl/kongres/>