

Piotr Maleszyk

Uniwersytet Marii Curie-Skłodowskiej w Lublinie

Instytut Ekonomii i Finansów

Katedra Polityki Gospodarczej i Regionalnej

piotr.maleszyk@umcs.pl,  <https://orcid.org/0000-0002-6792-8693>

Prognozowanie zapotrzebowania na umiejętności dla inteligentnych specjalizacji regionalnych. Przykład z województwa lubelskiego

Zarys treści: W artykule zaproponowano metodykę tworzenia jakościowych prognoz umiejętności istotnych dla rozwoju regionalnych inteligentnych specjalizacji, a następnie wskazano priorytetowe umiejętności przekrojowe i zawodowe dla pięciu inteligentnych specjalizacji województwa lubelskiego: I. Żywność wysokiej jakości, II. Zielona gospodarka, III. Zdrowe społeczeństwo, IV. Cyfrowe społeczeństwo oraz V. Technologie materiałowe, procesy produkcyjne i logistyczne. Prognozy oparto na wynikach 60 wywiadów z przedstawicielami przedsiębiorstw oraz na badaniu delfickim z udziałem 40 ekspertów regionalnego rynku pracy. Realizacja podobnych prognoz na regionalnych rynkach pracy może poprawić rezultaty regionalnych strategii innowacji opartych na koncepcji inteligentnych specjalizacji dzięki lepszemu powiązaniu polityki innowacyjnej z regionalnymi zasobami wiedzy i terytorialnie ukierunkowaną polityką edukacyjną.

Słowa kluczowe: popyt na umiejętności, prognozowanie umiejętności, inteligentne specjalizacje regionalne, polityka regionalna, metoda delficka

Wprowadzenie

Jednym z potencjalnych kierunków poprawy efektywności regionalnych strategii innowacji opartych na podejściu RIS3 (RIS3 – *Research and Innovation Strategies for Smart Specialisation*) może być zapewnienie podaży właściwych umiejętności na regionalnym rynku pracy. Odpowiedni kapitał ludzki – lepiej dopasowany do specyfiki firm reprezentujących specjalizacje – może pobudzić kreację innowacji i wzrost produktywności. Ukierunkowanie systemu kształcenia, szczególnie uczelni, na zapewnienie właściwych umiejętności jest jednak zadaniem niezwykle wymagającym ze względu na regionalną specyfikę wielu inteligentnych

specjalizacji oraz ich horyzontalne ujęcie – co utrudnia opisanie domen specjalizacji za pomocą klasyfikacji branż czy zawodów. Ważną przesłanką zmian oferty instytucji edukacyjnych stają się wyniki diagnoz i prognoz zapotrzebowania na umiejętności.

Niniejszy artykuł opiera się na doświadczeniach realizacji prognozy umiejętności dla regionalnych inteligentnych specjalizacji województwa lubelskiego (dalej: RIS WL) opartej na metodach jakościowych: indywidualnych wywiadach pogłębionych z 60 przedstawicielami przedsiębiorstw reprezentujących RIS WL oraz badania delfickiego z udziałem 40 ekspertów rynku pracy. Pierwszym celem artykułu jest zaproponowanie metodyki prognozowania umiejętności istotnych dla rozwoju regionalnych inteligentnych specjalizacji, natomiast drugim – wskazanie umiejętności przekrojowych i zawodowych niezbędnych do rozwoju pięciu RIS WL: I. Żywność wysokiej jakości, II. Zielona gospodarka, III. Zdrowe społeczeństwo, IV. Cyfrowe społeczeństwo oraz V. Technologie materiałowe, procesy produkcyjne i logistyczne.

Dalsza część artykułu składa się z czterech sekcji. Pierwszą stanowi przegląd literatury, w którym przedstawiono koncepcję inteligentnych specjalizacji regionalnych oraz dylematy jej wdrażania. Szczególną uwagę zwrócono na postulat lepszego powiązania RIS3 z regionalnymi zasobami wiedzy, polityką edukacyjną i zapotrzebowaniem na prognozy rynku pracy. W drugiej części opisano kontekst i metodę prognozy zapotrzebowania na umiejętności realizowanej w województwie lubelskim. Kolejne dwie części dotyczą prognozy umiejętności przekrojowych i zawodowych. W każdej z nich szczegółowo omówiono procedurę realizacji prognozy oraz jej wyniki, którym towarzyszy również dyskusja w zakresie metodyki prognozowania umiejętności dla regionów w oparciu o jakościowe metody badawcze. Ostatnia część zawiera podsumowanie i wnioski na przyszłość.

Przegląd literatury

Koncepcja RIS3 stanowi ważny filar wspierania innowacyjności i budowania przewagi konkurencyjnej europejskich regionów, akcentując terytorialny charakter rozwoju (Nowakowska 2015, s. 325). Powstała relatywnie niedawno (por. Foray i in. 2009), jednak została szybko włączona do agendy UE jako element strategii Europa 2020, a następnie realizowana w ramach celu 1. Polityki Spójności UE na lata 2021–2027: Bardziej konkurencyjna i inteligentna Europa.

Logika RIS3 uwzględnia dwa szczególne elementy, które odróżniają je od konwencjonalnej polityki przemysłowej czy innowacyjnej. Po pierwsze, opiera się na założeniu, że regiony nie powinny dążyć do wszechstronnego rozwoju we wszystkich sektorach, lecz koncentrować swoje zasoby na obszarach o największym potencjale rozwojowym, bazując przy tym na lokalnych zasobach, kompetencjach i potencjałach (por. Foray i in. 2009, s. 2, McCann, Ortega-Argilés 2011, s. 2). Istota RIS3 sprowadza się do ukierunkowanego procesu dywersyfikacji gospodarki regionalnej w stronę tych aktywności gospodarczych, które są bliskie dotychczasowym kompetencjom i wiedzy dostępnej lokalnie oraz charakteryzują się

odpowiednim poziomem złożoności wiedzy (Balland i in. 2019, s. 1252–1253). Po drugie, RIS3 opiera się na procesie przedsiębiorczego odkrywania, który zakłada aktywną rolę regionalnych interesariuszy w identyfikowaniu nowych, perspektywicznych kierunków specjalizacji regionalnej. Kluczową rolę w tym procesie odgrywają przedstawiciele przedsiębiorstw, ponieważ identyfikacja obiecujących specjalizacji wymaga uwzględnienia lokalnych zasobów, takich jak: kompetencje pracowników, dostępność materiałów, uwarunkowania środowiskowe czy warunki dostępu do rynków (Foray i in. 2011, s. 7–8, Foray 2019, s. 9–10).

Doświadczenia implementacji regionalnych strategii innowacji opartych na podejściu RIS3 wskazują na umiarkowane rezultaty. Ograniczenia i bariery we wdrażaniu strategii inteligentnych specjalizacji wynikają z lobbingu, chęci osiągnięcia doraźnych korzyści politycznych dzięki poszerzaniu dostępności tej formy pomocy publicznej (rozproszenie zamiast koncentracji interwencji), awersji do ryzyka decydentów oraz braku odpowiednich zdolności instytucjonalnych i administracyjnych (Gianelle i in. 2020). Rezultaty RIS3 są niezadowolające zwłaszcza w regionach peryferyjnych i słabiej rozwiniętych – barierą okazuje się zarówno brak wystarczającego potencjału instytucjonalnego, jak i deficyt zasobów wiedzy i brak aktywnych aktorów zdolnych do pełnienia roli inicjatorów przedsiębiorczego odkrywania, co uniemożliwiało uruchomienie realnych procesów innowacyjnych. W niektórych regionach wdrażanie RIS3 pozytywnie wpływało na jakość polityk publicznych oraz tworzenie systemów innowacji, jednak w innych pierwsze strategie RIS3 stały się biurokratyzowanymi dokumentami, przygotowywanymi w oparciu o jednolite, szablonowe podejście głównie w celu spełnienia wymogów Komisji Europejskiej, bez rzeczywistego wpływu na politykę regionalną i procesy innowacyjne (Foray 2019, s. 3–7, Hassink, Gong 2019, s. 8–19, Gianelle i in. 2020, s. 1323–1327, Trippl i in. 2020).

Na podobne aspekty wskazują także autorzy analizujący realizację RIS3 w polskich regionach. Z jednej strony można wskazać na pozytywne przykłady twórczej adaptacji teoretycznych założeń koncepcji do wyłaniania regionalnych specjalizacji, dobre praktyki w zakresie angażowania regionalnych interesariuszy i doskonalenie kolejnych generacji regionalnej polityki innowacyjnej (por. Wojnicka-Sycz i in. 2021, 2023, Gancarczyk i in. 2023). Z drugiej, efekty wdrażania RIS3 są oceniane jako niezadowolające. W regionach słabiej rozwiniętych brakuje sprzyjających warunków do tworzenia nowych ścieżek specjalizacji poprzez dywersyfikację z wykorzystaniem pokrewnych branż (Pylak, Kogler 2021). Kogut-Jaworska i Ociepa-Kicińska (2020) wskazywały, że proces wyłaniania strategii RIS3 napotykał na trudności w pomiarze obiektywnych przewag regionów, biurokratyzację procesu oraz niewystarczające wykorzystanie potencjału instytucji naukowych. Wdrażanie regionalnych strategii innowacji nie przełożyło się na zmniejszenie dysproporcji regionalnych w zakresie innowacyjności. Oceny przedstawicieli innowacyjnych firm okazały się zróżnicowane, a efekty RIS3 lepiej oceniają te podmioty, które w większym stopniu wprowadziły innowacje, wyżej ceniły uzyskanie zewnętrznego wsparcia finansowego oraz lepiej oceniały współpracę z instytucjami naukowo-badawczymi (Kogut-Jaworska, Ociepa-Kicińska 2023).

Istotną przeszkodą w badaniu efektów wdrażania RIS3 są trudności w pomiarze rozwoju inteligentnych specjalizacji. Metoda ich wyłaniania zakłada odejście od identyfikacji branż (przekrój NACE/PKD) na rzecz bardziej szczegółowego i jednocześnie przekrojowego podejścia łączącego klasyfikację branżową z konkretnymi technologiami, dobrami lub usługami. Taka metodyka, zasadna i zarazem dominująca w procesie wyłaniania specjalizacji w regionach UE, implikuje jednak trudności w monitorowaniu wdrażania regionalnych strategii innowacji wynikające z braku danych statystycznych dla obszarów specjalizacji (por. Wojnicka-Sycz i in. 2021, s. 91–93).

Fundamentalne znaczenie dla wdrażania RIS3 odgrywa współpraca między przedsiębiorstwami a uniwersytetami i instytucjami naukowymi w zakresie tworzenia, dyfuzji i komercjalizacji innowacji (Foray i in. 2011, Woolford, Boden 2021, Pinto 2024). Problematykę RIS3 i kapitału ludzkiego łączy w swoich badaniach Buyukyazici (2023), proponując metodę oceny zgodności RIS z regionalnymi zasobami wiedzy za pomocą miar pokrewieństwa i złożoności umiejętności. Opracowanie macierzy powiązań umiejętności i branż było jednak możliwe dzięki wykorzystaniu unikalnych danych z Włoskiego Badania Ankietowego Zawodów. Znaczenie zasobów wiedzy w 164 regionach europejskich analizowali także Kim i in. (2024), korzystając jednak z danych patentowych. Autorzy obu publikacji argumentowali, że brak zgodności obranych specjalizacji z dostępnymi w regionie zasobami wiedzy może być jednym z powodów niepowodzenia w realizacji strategii RIS3.

W szerszym kontekście inwestycje w kapitał ludzki są powszechnie uznawane za jeden z najbardziej efektywnych sposobów oddziaływania władz publicznych na dynamikę wzrostu gospodarczego oraz innowacyjność regionów, zwłaszcza słabiej rozwiniętych (Faggian i in. 2019). Dość oczywisty wydaje się więc postulat, by instytucje edukacyjne w ramach zaangażowania w rozwój swojego otoczenia dostosowywały ofertę edukacyjną do potrzeb regionalnej gospodarki (Tijssen 2025). Balland i in. (2019) zauważają, że rozwój inteligentnych specjalizacji może być wspierany przez oferowanie ukierunkowanych programów edukacyjnych i kierunków studiów wyższych, co jest szczególnie istotne dla lepszego dostosowania polityki inteligentnych specjalizacji do celów polityki spójności i ograniczania dysproporcji rozwojowych między regionami Unii Europejskiej. Także Corrodini i in. (2023) na bazie doświadczeń brytyjskich dowodzą konieczności realizacji polityki umiejętności (*skills policy*) zorientowanej terytorialnie, zwłaszcza w regionach o szybkim tempie zmian strukturalnych. Woolford i in. (2024) wykazali, że od 8 do 10% projektów finansowanych z funduszy europejskich (EFRR i EFS) w okresie 2014–2020 dotyczyło działań w zakresie rozwoju wysokiej jakości edukacji i szkoleń odpowiadających potrzebom RIS3, większych w regionach z dobrze funkcjonującymi ekosystemami innowacji. Skala tych działań w perspektywie 2021–2027 powinna być jeszcze większa, zwłaszcza biorąc pod uwagę ustalenie celu 1.4 EFRR: Kompetencje na rzecz inteligentnych specjalizacji, transformacji przemysłowej i przedsiębiorczości. Inwestycje w kapitał ludzki wspierające RIS3 nie dokonują się tylko za pośrednictwem szkolnictwa

wyższego – Hazelkorn i Edwards (2019) przedstawiają rolę szkolnictwa zawodowego w rozwoju potencjału innowacyjnego regionu.

Z uwagi na kilkuletni okres między wprowadzaniem nowych programów kształcenia a wejściem absolwentów na rynek pracy, instytucje edukacyjne powinny opierać się nie tylko na diagnozie obecnego popytu na pracę, ale także na jego prognozach. Kwiatkowski i Włodarczyk (2014, s. 5–6) podkreślali, że jednym z fundamentalnych problemów związanych z prognozowaniem popytu na pracę jest kwestia doboru odpowiednich metod, które będą spełniać wymagania dotyczące zakresu, przekrojów i horyzontu prognozy, przewyżczą ograniczenia związane z dostępnością i charakterem wykorzystywanych danych statystycznych i pozwolą na opracowanie prognozy o zadowalającym poziomie dokładności. Ogólny podział metod prognostycznych rozróżnia prognozy ilościowe i jakościowe (Burdziak, Gałęcka-Burdziak 2013, s. 20–22), a każde z tych podejść ma odmienne założenia i użyteczność.

Konstrukcja satysfakcjonującej prognozy dla RIS napotyka na szereg przeszkód. Pierwsza z nich wiąże się z podejściem do określenia obszarów RIS3, odchodzącym od przekroju branżowego na rzecz podejścia przekrojowego – łączącego klasyfikację branżową z konkretnymi technologiami i produktami. Opracowanie ilościowej prognozy popytu na pracę dla tak nietypowych przekrojów jest bardzo utrudnione z powodu braku danych, dostępności jedynie danych na wyższym poziomie agregacji lub dostępności danych w zbyt krótkich szeregach czasowych. Druga wiąże się z regionalnym zakresem prognoz, podczas gdy najbardziej szczegółowe prognozy ilościowe, charakteryzujące się wysoką trafnością dzięki dużej mocy statystycznej, przeprowadzane są na poziomie kraju. Jednym z rozwiązań może być tworzenie prognoz regionalnych na podstawie prognozy krajowej – zgodnie z podejściem *top down*, wiąże się to jednak z obniżeniem poziomu szczegółowości i trafności prognozy i może być stosowane wtedy, gdy prognozowane zmienne nie charakteryzują się dużym zróżnicowaniem regionalnym (Burdziak, Gałęcka-Burdziak 2013, s. 17–19)¹. Natomiast w przypadku RIS3 zróżnicowanie nie tylko jest silne, lecz staje się przesłanką wyłaniania odmiennych strategii w regionach różniących się potencjałem endogenicznym. Trzecia przeszkoda wiąże się z poziomem szczegółowości prognozy: analiza użyteczna dla dostosowania systemu kształcenia do zakresu RIS3 powinna uwzględniać poziom umiejętności lub kwalifikacji – takie przewidywania są opracowywane za pomocą metod jakościowych, co najwyżej wspomaganych danymi ilościowymi. Czwarty problem dotyczy potrzeby uwzględniania nowych, dopiero wyłaniających się zmian technologicznych – zarówno w opisanu domen RIS3, jak i korespondujących z nimi umiejętności. Wpływ wyłaniających się innowacji na obecną i prognozowaną strukturę regionalnego popytu na pracę nie jest możliwy do odzwierciedlenia historycznymi danymi statystycznymi, a niekiedy także za pomocą

¹ Taką metodę, opartą na modelach wielorównaniowych, zastosowano w Systemie Prognozowania Polskiego Rynku Pracy. System ten pozwala na wygenerowanie prognozy dla kraju w przekroju sekcji PKD, grup zawodowych i województw, jednak połączenie przekroju wojewódzkiego z przekrojem branżowym lub bardziej szczegółowym przekrojem zawodowym nie jest już możliwe ze względu na zbyt duży błąd takich prognoz.

istniejących klasyfikacji zawodów i kwalifikacji, co stanowi kolejny argument za stosowaniem jakościowych metod prognozowania popytu na pracę dla RIS3 (por. Pater, Cherniaiev 2023, s. 25). Po piąte, z perspektywy potrzeb odbiorców realizujących projekty kompetencyjne finansowane z funduszy strukturalnych, najbardziej użyteczne wydają się prognozy średniookresowe – o horyzoncie od 5 do 10 lat, aktualizowane w krótszych cyklach (por. Bednarski, Kukulak-Dolata 2018).

Założenia badawcze

Prognoza umiejętności dotyczy pięciu inteligentnych specjalizacji województwa lubelskiego, takich jak: I. Żywność wysokiej jakości, II. Zielona gospodarka, III. Zdrowe społeczeństwo, IV. Cyfrowe społeczeństwo oraz V. Technologie materiałowe, procesy produkcyjne i logistyczne. W regionalnej strategii innowacji każda specjalizacja została opisana za pomocą około 20 zagadnień szczegółowych – akcentujących kategorie wytwarzanych produktów (np. biosensory, inteligentne opakowania), przybliżających funkcje dóbr lub usług (np. metody i technologie magazynowania energii, cyberbezpieczeństwo systemów energetycznych), segment rynku (np. recykling w budownictwie) lub użytkowane technologie (np. algorytmy sztucznej inteligencji do zastosowania medycznego) (UMWL 2021, s. 87–91). Z listą tych zagadnień zapoznawały się wszystkie osoby uczestniczące w badaniach.

W prognozie umiejętności dla RIS WL za horyzont czasowy prognozy przyjęto 2035 r. Warto zwrócić uwagę, że obrany horyzont czasowy ułatwia samorządowi regionalnemu projektowanie i wdrażanie projektów finansowanych w obecnej oraz kolejnej perspektywie finansowej UE, jednak niesie ze sobą także ryzyko silnych zmian uwarunkowań rozwoju RIS WL (np. technologicznych), wpływających na popyt na umiejętności.

Prognozy przeprowadzono w podziale na dwa rodzaje umiejętności: przekrojowe oraz zawodowe. Umiejętności przekrojowe (transwersalne) zostały określone w Zintegrowanej Strategii Umiejętności 2030 (MEN 2020) jako zdolności do prawidłowego i sprawnego wykonywania określonych rodzajów czynności, zadań lub funkcji, które są przydatne w wielu zawodach i sektorach. W strategii tej wskazano 11 takich umiejętności: cyfrowych; osobistych, społecznych i w zakresie uczenia się; obywatelskich; przedsiębiorczych; w zakresie świadomości i ekspresji kulturalnej; w zakresie myślenia krytycznego i kompleksowego rozwiązywania problemów; pracy zespołowej; adaptacji do nowych warunków; przywódczych; związanych z wielokulturowością; związanych z kreatywnością i innowacyjnością. Argumentem za takim podejściem była czytelność tej klasyfikacji dla badanych, z których część uczestniczyła w pracach nad programami wdrażania strategii na poziomie regionalnym.

Z kolei umiejętności zawodowe zostały przedstawione w Zintegrowanej Strategii Umiejętności 2030 jako zdolność wykorzystania wiedzy z określonej branży lub dziedziny oraz nabytych sprawności do wykonywania określonych i specyficznych dla danej profesji działań (MEN 2020, s. 4). Niekiedy jako wyrazów

bliskoznacznych wobec umiejętności zawodowych używa się pojęć kompetencji oraz kwalifikacji, jednak nie są one tożsame. Kierując się prymatem aplikacyjnego charakteru badań, zrezygnowano z rozróżniania tych trzech pojęć na rzecz jednolitego stosowania terminu umiejętności zawodowych². Lista umiejętności zawodowych poddana ocenie uczestników badania została ustalona w analizie danych zastanych. Szczegółowa procedura tej analizy została przedstawiona razem z jej wynikami w dalszej sekcji artykułu poświęconej prognozie umiejętności zawodowych.

Prognozy umiejętności przekrojowych i zawodowych oparto na wynikach indywidualnych wywiadów pogłębionych i metody delfickiej – zaliczanej do indywidualnych metod heurystycznych (Sudoł 2016). Biorąc pod uwagę stan badań umiejętności na polskim rynku pracy, jak i omówione w poprzedniej sekcji trudności zastosowania metod ilościowych w prognozowaniu na potrzeby RIS3, uznano, że rzetelna realizacja prognoz umiejętności dla RIS WL w oparciu o metody ilościowe nie jest aktualnie możliwa.

Indywidualne wywiady pogłębione były realizowane w okresie czerwiec–lipiec 2025 r. z 60 przedstawicielami przedsiębiorstw działających w obszarach RIS WL (po 12 wywiadów dla każdej specjalizacji). Zastosowano celowy dobór próby, kierując się w pierwszej kolejności zgodnością rodzaju działalności przedsiębiorstw z zakresem specjalizacji opisanym listą zagadnień szczegółowych, a następnie – kryterium różnorodności przedsiębiorstw w każdej domenie RIS pod względem rodzaju działalności gospodarczej. Podczas wywiadu badanym zadawano najpierw pytania otwarte o umiejętności aktualnie najbardziej potrzebne w ich przedsiębiorstwie oraz te, które będą najbardziej potrzebne pracodawcom w dziedzinie ich specjalizacji w ciągu kolejnych 10 lat, jednak bez rozróżniania umiejętności przekrojowych i zawodowych. Następnie każdy badany oceniał listę umiejętności zawodowych wyłonionych w analizie danych zastanych, mając także możliwość jej uzupełniania lub komentowania. Badani nie oceniali natomiast listy 11 umiejętności przekrojowych.

Badanie delfickie składało się z trzech rund realizowanych za pomocą kwestionariusza online w okresie sierpień–wrzesień 2025 r. Zgodnie z założeniami tej metody (por. Matejun 2012, Cybulska, Dziemianowicz 2024, s. 96–98), po pierwszej i drugiej rundzie następowało sprzężenie zwrotne: eksperci mieli możliwość porównania swoich wyników ze zanonimizowanymi ocenami i komentarzami pozostałych ekspertów. Pozwalało to badanym bądź na zrewidowanie swoich ocen, bądź na przedstawienie argumentacji uzasadniającej te oceny oraz rozbieżności względem ocen innych ekspertów. W kolejnych rundach kwestionariusz badawczy ulegał stosownym modyfikacjom. Udział w badaniu wzięło 40 regionalnych ekspertów z zakresu rynku pracy i edukacji. Dobór badanych miał charakter celowy, przy czym ze względu na podawanie badanym informacji o opiniach pozostałych

² Ze względu na specyfikę specjalizacji zdrowe społeczeństwo, zrezygnowano w niej z wybierania spośród specjalistycznych umiejętności medycznych (np. kardiologia, neurologia itd.), poddając ocenie umiejętności przekrojowe o wyraźnej specyfice w zawodach medycznych i okołomedycznych – na przykład komunikację z pacjentem czy edukację zdrowotną i promocję zdrowego stylu życia.

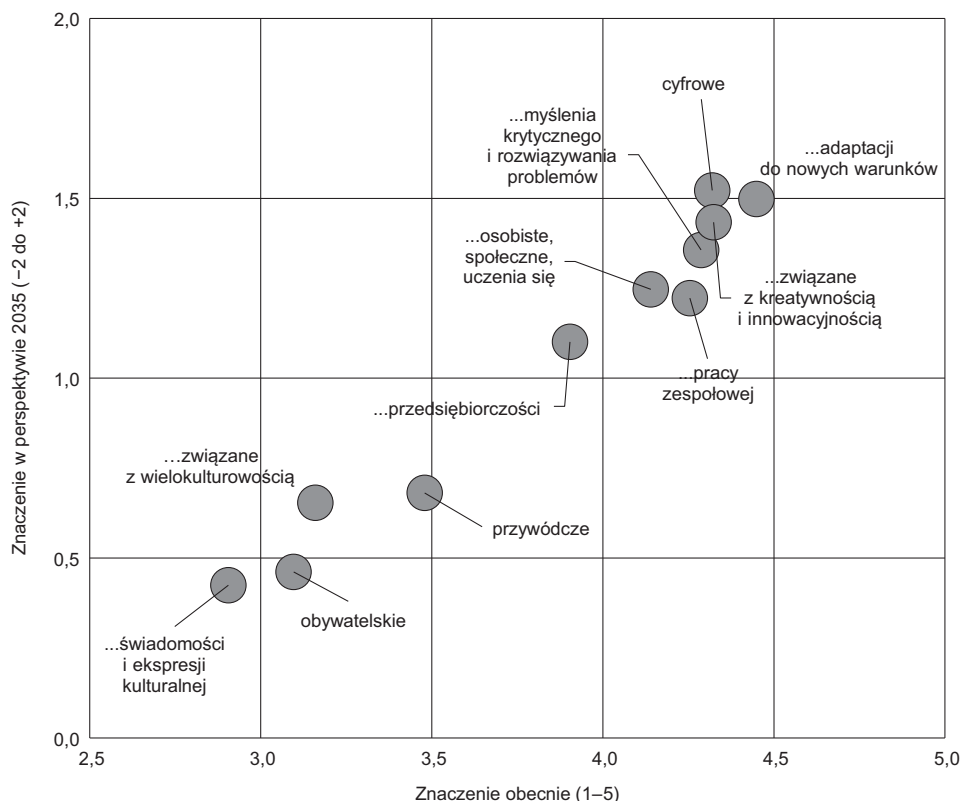
uczestników dążono do zapewnienia ich merytorycznej różnorodności. Realizując to założenie, zróżnicowano próbę według rodzaju instytucji, w której zatrudnienie dostarczało badanym wiedzy i doświadczeń zawodowych pozwalających na formułowanie ocen. W próbie znaleźli się zatem przedstawiciele uczelni (16 wskazań), instytucji otoczenia biznesu (15), instytucji rządowych i samorządowych (9) oraz szkół branżowych (4). Kilku badanych występowało w podwójnej roli, a niektórzy wskazali dodatkowo rolę przedsiębiorcy (10). Zarówno liczebność próby, jak i dążenie do jej merytorycznej różnorodności odpowiada postulatowi prezentowanemu w literaturze poświęconej metodzie delfickiej (Matejun 2012, s. 179–181, Sodół 2016, s. 73). Eksperti biorący udział w badaniu delfickim oceniali listę 11 umiejętności przekrojowych, osobno dla każdej z pięciu RIS WL. Ocenę listy umiejętności zawodowych, tożsamej z listą przygotowaną dla przedstawicieli przedsiębiorstw w obszarach RIS WL, zaproponowano natomiast jako część nieobowiązkową podczas pierwszej rundy badania delfickiego, zachęcając do jej przeprowadzenia uczestników deklarujących wysoki poziom wiedzy specjalistycznej w danej specjalizacji. Uzyskane oceny były następnie analizowane łącznie z ocenami przedstawicieli przedsiębiorstw reprezentujących RIS WL. Łączna liczba badanych oceniających listę dla każdej specjalizacji wyniosła od 15 dla RIS I. Żywność wysokiej jakości do 25 dla RIS IV. Cyfrowe społeczeństwo.

Uczestnicy obu badań oceniali przedstawiane im listy umiejętności przekrojowych i/lub zawodowych w dwóch aspektach: obecnego znaczenia oraz zmian przewidywanych w perspektywie do 2035 r. Takie podejście stanowi adaptację macierzy ważność–trend (*importance–change matrix*), często używanej w prognozowaniu. Eksperti oceniali aktualne znaczenie umiejętności w skali od 1 do 5, gdzie 1 oznaczało bardzo małe znaczenie, a 5 – bardzo duże znaczenie, natomiast trend w perspektywie do 2035 r. także w pięciostopniowej skali od -2 (bardzo silny spadek) do +2 (bardzo silny wzrost). W obu przypadkach pozostawiono im możliwość wyboru odpowiedzi beztreściowej („nie wiem”). Przyjęta metoda pozwala na identyfikację tych umiejętności, które charakteryzuje jednocześnie wysoka ważność obecnie i silna dynamika wzrostu w przyszłości, co powinno sprzyjać koncentracji i poprawie trafności alokacji zasobów w ramach interwencji publicznej.

Prognoza umiejętności przekrojowych

W badaniu delfickim lista umiejętności przekrojowych została oceniana przez wszystkich ekspertów, osobno dla każdej z pięciu RIS WL. Za satysfakcjonujący poziom konsensusu pozwalający na zakończenie badania uznawano poziom odchylenia standardowego ocen nie większy od 0,8. Taki poziom zgodności po pierwszej rundzie badania osiągnęły prognozy zmiany zapotrzebowania na umiejętności przekrojowe w okresie do 2035 r., natomiast oceny obecnego zapotrzebowania pracodawców w województwie lubelskim wymagały realizacji kolejnej rundy, z możliwością porównania swoich wyników ze zanonimizowanymi ocenami pozostałych ekspertów: średnią ocen, częstością odpowiedzi oraz dodatkowymi komentarzami.

Prognozy umiejętności przekrojowych dla pięciu specjalizacji okazały się niemal identyczne. Potwierdzają to niskie wartości współczynników zmienności dla pięciu specjalizacji – najwyższy wynik (6,4%) odnotowano dla umiejętności cyfrowych, co wynika z wysokiej oceny w specjalizacji IV. Cyfrowe społeczeństwo. Większe zróżnicowanie między RIS WL dotyczyło przewidywanych zmian do 2035 r., jednak dwucyfrowe wartości współczynnika zmienności odnotowano tylko dla trzech umiejętności o relatywnie małym znaczeniu: w zakresie świadomości i ekspresji kulturalnej (29,3%), obywatelskich (18,9%) oraz związanych z wielokulturowością (16%). Z tego powodu na rycinie 1 zaprezentowano średnie oceny łącznie dla wszystkich RIS WL. Takie wyniki mogą świadczyć o tym, że pożądany zestaw umiejętności przekrojowych dla działalności innowacyjnej okazuje się podobny niezależnie od branży. Zbliżone wnioski o wysokich ocenach niektórych umiejętności przekrojowych przez pracodawców różnych branż prezentują np. García-Álvarez i in. (2022, s. 12–13). Z drugiej strony, na podobieństwo



Ryc. 1. Obecne znaczenie i prognoza umiejętności przekrojowych dla RIS województwa lubelskiego

Uwagi: dla zapewnienia czytelności pole wykresu ukazuje jedynie górną lewą ćwiartkę całego obszaru, w którym mogły kształtować się odpowiedzi ekspertów.

Źródło: opracowanie własne.

wyników pewien wpływ mógł mieć także wysoki poziom agregacji umiejętności przekrojowych – zastosowanie bardziej szczegółowych taksonomii umiejętności mogłoby już ujawnić większe różnice między specjalizacjami.

Najważniejsze dla działalności innowacyjnej okazują się cztery umiejętności: adaptacji do nowych warunków, cyfrowe, związane z kreatywnością i innowacyjnością oraz myślenia krytycznego i kompleksowego rozwiązywania problemów. Drugie skupienie, położone blisko wiodącego klastra, tworzą dwie kolejne umiejętności: pracy zespołowej oraz osobiste, społeczne, uczenia się. Mniej ważne okazują się umiejętności związane z przedsiębiorczością. Oceny pozostałych, w tym umiejętności przywódczych, okazują się znacznie niższe. Oceny ekspertów z perspektywy RIS okazują się spójne z wynikami analiz potrzeb kompetencyjnych innowacyjnych firm i branż (por. Sousa, Wilks 2018, van Laar i in. 2020). Ciekawy jest także fakt, że wyłoniona lista najważniejszych umiejętności przekrojowych dla działalności innowacyjnej różni się od wyników innych badań krajowych obejmujących całą gospodarkę – na przykład analiz Big Data ofert pracy, w których najczęściej pojawiały się oczekiwania odnośnie do języków obcych, umiejętności z zakresu stosunku do pracy i wartości w pracy oraz pracy w zespole (Pater 2019, s. 90–93) czy badań pracodawców w ramach bilansu kapitału ludzkiego – w których wyżej ceniono umiejętności samoorganizacyjne i interpersonalne (PARP 2025, s. 39).

Warto zauważyć, że w opinii ekspertów znaczenie wszystkich umiejętności przekrojowych dla działalności innowacyjnej do 2035 r. będzie rosnąć. Oba wymiary oceny okazały się również silnie skorelowane – umiejętności ważniejsze obecnie powinny zdaniem badanych bardziej zyskiwać na znaczeniu w kolejnych latach. Spójne z tym ustaleniem są wnioski z przeglądowego artykułu Garcíi-Álvareza i in. (2022, s. 3–5) o wzroście oczekiwań stawianych kandydatom przez pracodawców w zakresie umiejętności przekrojowych po 2009 r. oraz wyniki przeglądu badań naukowych publikowanych w okresie od 1990 do 2020 r. w pracy Tushar i Sooraksa (2023) potwierdzające niezmiennie wysokie zainteresowanie pracodawców kandydatami o takich umiejętnościach, jak rozwiązywanie problemów, adaptacyjność czy praca w grupie.

W ramach dyskusji nad metodyką badawczą warto sformułować dwie dodatkowe uwagi. Po pierwsze, wykorzystana w badaniu skala 5-stopniowa okazała się wystarczająca do zróżnicowania ocen 11 umiejętności przekrojowych, pozwalając zarazem na osiągnięcie relatywnie wysokiego poziomu konsensusu ankietowanych ekspertów. Wydaje się, że odpowiednia mogłaby być także skala 7-stopniowa, doświadczenia z badania nie dają natomiast podstaw do rekomendowania skal o większej długości. Warto dodać, że inne delfickie badania rynku pracy wykorzystujące skale pomiarowe realizowane są najczęściej również z użyciem skal 5- lub 7-stopniowych (por. Adamczyk, Szwedor 2023). Po drugie, prognozy uczestników badania delfickiego można dodatkowo weryfikować, zestawiając je z odpowiedziami pracodawców na pytania otwarte dotyczące zapotrzebowania na umiejętności. Zestawienie wyników obu badań może być szczególnie istotne w odniesieniu do ocen bieżącego zapotrzebowania, które w pierwszej rundzie badania delfickiego były najbardziej zróżnicowane, a w których pracodawcy – realizujący

politykę kadrową – dysponują aktualną wiedzą. Analiza narracji przedstawicieli firm przedstawiona w pełnym raporcie z badań (Maleszyk i in. 2025) nie ujawniła istotnych różnic względem finalnych ocen ekspertów.

Prognoza umiejętności zawodowych

W zrealizowanym badaniu założono, że uczestnicy wywiadów oraz ankiety delfickiej będą oceniali ważność i zmianę znaczenia umiejętności zawodowych zidentyfikowanych uprzednio w analizie danych zastanych, z możliwością uzupełniania listy o własne propozycje.

Pierwszym etapem analizy danych zastanych było zatem wyselekcjonowanie wysokiej jakości źródeł, których zakres obejmował obecny oraz prognozowany popyt na pracę w obszarach powiązanych z RIS. Dla każdej specjalizacji procedura postępowania była identyczna: dążono do zebrania co najmniej 10 źródeł, przy czym nie były one traktowane równoważnie. Najwyższy priorytet nadano publikacjom PARP opracowanym w ramach Branżowego Bilansu Kapitału Ludzkiego oraz rekomendacjom Sektorowych Rad Kompetencji. Drugą kategorię ważności przyznano analizom internetowych ofert pracy w Polsce oraz raportom OECD i CEDEFOP przedstawiającym prognozy popytu na pracę dla obszarów gospodarki powiązanych z RIS WL – w przekroju zawodów, umiejętności, kompetencji lub kwalifikacji. Trzecią, uzupełniającą grupą źródeł, były raporty z badań zleconych przez władze samorządowe oraz artykuły naukowe³.

W drugim kroku analizy danych zastanych na podstawie zebranych źródeł wyłoniono od 25 do 30 umiejętności zawodowych kluczowych dla rozwoju firm działających w obszarach RIS WL – obecnie i w przyszłości. Wykorzystano w tym celu aplikację do analizy dokumentów opartą na sztucznej inteligencji, wyposażoną w funkcję głębokiego poszukiwania zapewniającą większą pamięć obliczeniową. Dla każdej RIS WL prowadzono analizę opartą wyłącznie na wyselekcjonowanych źródłach, zachowując jednolitą hierarchię źródeł i strukturę poleceń. Zakres każdej specjalizacji został opisany pełną listą zagadnień szczegółowych. Trzecim etapem, alternatywnym wobec poprzedniego, było wykonanie identycznego zadania przez aplikację opartą na sztucznej inteligencji z funkcją głębokiego poszukiwania. Różnicą był jednak zakres źródeł – eksplorowano otwarte źródła internetowe za pomocą narzędzia sztucznej inteligencji dedykowanego pracy badawczej i akademickiej, korzystającej z internetowych bibliotek badawczych i naukowych baz danych. W zadaniu zalecono korzystanie zarówno ze źródeł krajowych, jak i zagranicznych oraz uwzględnienie internetowych ofert pracy. Zakres dostępnych źródeł był więc znacznie szerszy, jednak wiązało się to z większym ryzykiem halucynacji i oparcia wyników na źródłach niskiej jakości. W czwartym kroku porównano rezultaty uzyskane w drugim i trzecim kroku, a następnie zintegrowano wyniki. Po ocenie jakościowej wyników obu podejść priorytet nadano liście umiejętności opartej na zdefiniowanych źródłach. Większość (ok.

³ Kompletna lista tych źródeł jest dostępna w raporcie: Maleszyk i in. (2025).

2/3) umiejętności zawodowych pojawiło się jednak na listach opracowanych za pomocą obu alternatywnych podejść, pozostałe pozycje stanowiły umiejętności zawodowe wyłonione na podstawie zdefiniowanej listy źródeł. Finalna integracja obu list obejmowała także ujednoczenie pokrywających się kategorii różniących się poziomem szczegółowości. Listę zredagowano pod względem zgodności nazewnictwa z wiodącymi źródłami oraz zawartością internetowych ofert pracy w Polsce.

Tak opracowane listy umiejętności zawodowych stały się przedmiotem oceny przedstawicieli przedsiębiorstw reprezentujących RIS WL, a następnie przez część ekspertów uczestniczących w badaniu delfickim. Na podstawie ich ocen dla każdej specjalizacji wskazano od 10 do 12 priorytetowych umiejętności zawodowych – które osiągnęły wysoki wynik w zakresie aktualnego zapotrzebowania pracodawców i prognozowanego wzrostu zapotrzebowania do 2035 r.⁴, przy niewielkiej liczbie odpowiedzi beztreściowych – „nie wiem”. Kolejność umiejętności zawodowych przedstawionych w tabeli 1 odzwierciedla hierarchię ocen nadanych przez ekspertów – najwyższe pozycje mają umiejętności uznane za najistotniejsze dla danej specjalizacji. Ostateczną liczbę umiejętności ustalono, kierując się kryterium wielkości przerwy między ostatnią umiejętnością priorytetową a kolejną, dążąc do jej maksymalizacji. Z uwagi na wysoką dynamikę zmian najbardziej innowacyjnej działalności i przyjęcie 10-letniego horyzontu prognozy niektóre umiejętności zawodowe o niskim zapotrzebowaniu obecnie mogą jednak okazać się niezbędne dla rozwoju inteligentnych specjalizacji. Dla każdej specjalizacji zidentyfikowano więc dodatkowo perspektywiczne umiejętności zawodowe – nie więcej niż 3, które miały najwyższe średnie prognozy wzrostu oraz charakteryzowały się wysokim poziomem zgodności opinii grup uczestniczących w wywiadach i badaniu delfickim (tab. 1).

Przeprowadzenie krytycznej dyskusji nad rezultatami przedstawionymi w tabeli z wynikami innych badań napotyka na trzy trudności. Pierwszą z nich jest relatywnie niewielka liczba podobnych prognoz umiejętności, zwłaszcza w literaturze naukowej. Druga wynika z różnego zakresu przynajmniej niektórych RIS w każdym regionie. Trzecią przeszkodą jest wykorzystanie innych publikacji podczas przygotowania listy umiejętności zawodowych, co prowadzi do podobieństwa wyników i nie powinno być argumentem za trafnością prognozy.

W dyskusji nad wynikami prognozy umiejętności zawodowych warto natomiast uwzględnić refleksje dotyczące strategii badawczej. Po pierwsze, jakość prognozy według zaproponowanej metodyki jest silnie uwarunkowana dostępnością źródeł wykorzystywanych do tworzenia wyjściowej listy umiejętności. Możliwość zastosowania ogólnopolskich analiz i prognoz zapotrzebowania na umiejętności w prognozach regionalnych stanowi więc dodatkowy argument za rozwijaniem badań krajowych. Po drugie, uczestnicy badania – zarówno przedstawiciele firm, jak i eksperci rynku pracy – rzadko wykorzystywali możliwość wskazania dodatkowych umiejętności, przy czym i tak ich propozycje bądź dotyczyły innego typu

⁴ Warto zauważyć, że – w odróżnieniu od umiejętności przekrojowych – bieżące znaczenie umiejętności zawodowych okazało się bardzo słabo skorelowane z prognozowanymi zmianami w horyzoncie średnioterminowym – współczynnik korelacji Pearsona to jedynie 0,2.

umiejętności (np. wskazywanie umiejętności przekrojowych czy nawet podstawowych), bądź pokrywały się z tymi wskazywanymi na liście (np. umiejętności obejmującej swoim zakresem kilka umiejętności). Taka sytuacja może potwierdzać kompletność wyjściowej listy umiejętności. Kluczowym wkładem uczestników badań było więc ograniczenie wyjściowej listy umiejętności zawodowych i ich hierarchizacja uwzględniająca specyfikę regionalnego popytu na pracę. Po trzecie, przedstawiane wyniki charakteryzują się wysokim poziomem szczegółowości na tle większości prognoz umiejętności. Po czwarte, w badaniu umiejętności zawodowych skala 5-stopniowa okazała się odpowiednia do zróżnicowania

Tabela 1. Priorytetowe i perspektywiczne umiejętności zawodowe dla RIS województwa lubelskiego

	Priorytetowe umiejętności zawodowe	Umiejętności perspektywiczne
I. Żywność wysokiej jakości	<ul style="list-style-type: none"> • Zapewnianie bezpieczeństwa w łańcuchu produkcji żywności • Projektowanie nowych produktów spożywczych • Wdrażanie automatyzacji i robotyzacji procesów produkcyjnych • Kontrolowanie i ocenianie jakości produktów spożywczych • Znakowanie i certyfikacja produktów spożywczych, w tym ekologicznych • Planowanie i logistyka w procesie produkcji żywności • Wykorzystanie technologii cyfrowych w sektorze spożywczym • Zarządzanie innowacją w przemyśle spożywczym • Monitorowanie parametrów fizykochemicznych surowców • Organizacja zaopatrzenia zakładów produkcji żywności, w tym system oceny dostawców • Badanie potrzeb rynku żywnościowego w zakresie zaspokojenia oczekiwań konsumentów 	<ul style="list-style-type: none"> • Wdrażanie automatyzacji i robotyzacji procesów produkcyjnych
II. Zielona gospodarka	<ul style="list-style-type: none"> • Umiejętność współpracy w zespołach interdyscyplinarnych • Zarządzanie projektami proekologicznymi • Znajomość zasad gospodarowania odpadami i recyklingu • Ocena efektywności energetycznej i znajomość rozwiązań dla jej poprawy • Innowacyjność i kreatywność • Ekoprojektowanie i ekoinnowacje • Znajomość zasad zrównoważonego rozwoju i GOZ • Znajomość regulacji i norm środowiskowych • Bezpieczeństwo pracy i reagowanie kryzysowe • Ocena oddziaływania na środowisko i zarządzanie ryzykiem • Zrównoważone budownictwo i zielona infrastruktura • Bioenergia i biopaliwa 	<ul style="list-style-type: none"> • Znajomość zasad zrównoważonego rozwoju i GOZ • Ocena efektywności energetycznej i znajomość rozwiązań dla jej poprawy • Ekoprojektowanie i ekoinnowacje
III. Zdrowe społeczeństwo	<ul style="list-style-type: none"> • Radzenie sobie ze stresem i zapobieganie wypaleniu • Zdalne świadczenie usług (telemedycyna, e-zdrowie) • Kompetencje cyfrowe, w tym zastosowanie AI w medycynie • Praktyka oparta na dowodach • Odpowiedzialność i etyka zawodowa • Uczenie się przez całe życie • Umiejętności menedżerskie w ochronie zdrowia • Asertywność wobec nieuzasadnionych oczekiwań • Edukacja zdrowotna i promocja zdrowego stylu życia • Bezpieczeństwo pacjenta i zarządzanie ryzykiem • Zarządzanie kryzysowe 	<ul style="list-style-type: none"> • Zdalne świadczenie usług (telemedycyna, e-zdrowie) • Robotyka medyczna

	Priorytetowe umiejętności zawodowe	Umiejętności perspektywiczne
IV. Cyfrowe społeczeństwo	<ul style="list-style-type: none"> • Architektura systemów i integracja rozwiązań cyfrowych • Bezpieczeństwo cyfrowe i cyberbezpieczeństwo (w tym w sektorze energetycznym) • Tworzenie i wdrażanie modeli AI/ML (trening, interpretacja, integracja) • Rozwój produktów opartych na danych predykcyjnych i AI • Zarządzanie danymi – jakość, zgodność, dostępność (Data Governance) • Cloud computing (AWS, Azure, GCP) • Systemy baz danych: SQL, NoSQL, zarządzanie danymi • Analiza danych i Big Data (pandas, SQL, R, Jupyter) • Kompetencje etyczne i regulacyjne (RODO, AI ethics, licencje open source) • Zarządzanie projektami cyfrowymi (Agile, Scrum, PMP) 	<ul style="list-style-type: none"> • Rozwój produktów opartych na danych predykcyjnych i AI • Bezpieczeństwo cyfrowe i cyberbezpieczeństwo (w tym w sektorze energetycznym) • Tworzenie i wdrażanie modeli AI/ML (trening, interpretacja, integracja)
V. Technologiczne...	<ul style="list-style-type: none"> • Analiza danych i optymalizacja procesów produkcyjnych • Umiejętność czytania dokumentacji technicznej • Utrzymanie ruchu i serwis maszyn • Obsługa oprogramowania CAD / BIM • Mechanika i budowa maszyn • Programowanie sterowników w liniach produkcyjnych • Umiejętność zarządzania łańcuchem dostaw • Obsługa maszyn CNC • Znajomość przepisów środowiskowych i technicznych • Znajomość nowoczesnych materiałów konstrukcyjnych • Znajomość technologii Lean Manufacturing i Zero Waste 	<ul style="list-style-type: none"> • Znajomość nowoczesnych materiałów konstrukcyjnych • Analiza danych i optymalizacja procesów produkcyjnych • Zrównoważone budownictwo i zielona infrastruktura

Źródło: opracowanie własne.

wyników poszczególnych umiejętności. Różnice między ocenami poszczególnych uczestników były jednak większe niż w przypadku umiejętności przekrojowych, natomiast liczba uczestników – mniejsza. W tym zakresie stosowanie dłuższej skali mogłoby utrudnić osiągnięcie konsensusu, chyba że towarzyszyłyby jej zabiegi podnoszące jakość badania – takie jak zwiększenie liczby osób badanych czy zapewnienie bardziej efektywnych interakcji w sytuacji różnicy poglądów. W kontekście tej uwagi można rozważać realizację ostatniej rundy badania (najlepiej trzeciej) w formie stacjonarnej lub jako synchroniczne spotkanie online, zwłaszcza w sytuacji trudności z osiągnięciem zadowalającego poziomu zgodności opinii ekspertów. Po piąte, perspektywnym kierunkiem rozwoju regionalnych prognoz popytu na pracę może być uwzględnienie wyników analiz dużych zbiorów danych o internetowych ofertach pracy (por. np. Beręsewicz i in. 2024). Internetowe oferty pracy mogą być szczególnie użytecznym źródłem informacji o popycie na pracę w innowacyjnych przedsiębiorstwach, gdyż są stosowane relatywnie częściej podczas rekrutacji na trudniejsze do obsadzenia stanowiska wymagające wysokich kompetencji.

Podsumowanie

W artykule zaproponowano metodykę prognozowania umiejętności kluczowych dla rozwoju regionalnych inteligentnych specjalizacji, opartą na metodach jakościowych: indywidualnych wywiadach pogłębionych z przedstawicielami przedsiębiorstw oraz badaniu delfickim z udziałem ekspertów rynku pracy. Badanie pozwoliło na wskazanie umiejętności przekrojowych i zawodowych niezbędnych do rozwoju pięciu RIS województwa lubelskiego. Każdą umiejętność oceniano pod względem jej znaczenia obecnie oraz w perspektywie kolejnych 10 lat. Wnikliwe omówienie zastosowanej procedury badawczej może być źródłem inspiracji dla podobnych badań zapotrzebowania na umiejętności realizowanych w innych regionach.

Spśród 11 umiejętności przekrojowych zidentyfikowanych w Zintegrowanej Strategii Umiejętności 2030, cztery okazały się podobnie istotne dla działalności innowacyjnej we wszystkich specjalizacjach – były to: umiejętności adaptacji do nowych warunków, umiejętności cyfrowe, kreatywność i innowacyjność oraz myślenie krytyczne i kompleksowe rozwiązywanie problemów. Wysoko oceniono także umiejętności pracy zespołowej oraz osobiste, społeczne, uczenia się. W zakresie umiejętności zawodowych dla każdej specjalizacji wskazano od 10 do 12 umiejętności priorytetowych – o dużym znaczeniu obecnie i rosnącym w przyszłości, oraz od 1 do 3 umiejętności perspektywicznych, charakteryzujących się największym prognozowanym wzrostem znaczenia w horyzoncie kolejnych 10 lat.

Przedstawione w artykule rozważania wpisują się w dyskusje dotyczące możliwości poprawy rezultatów regionalnej polityki innowacyjnej – często niezadawalających w regionach opóźnionych – oraz sposobów realizacji postulatu terytorializacji polityk edukacyjnych. Na tym tle kluczowym wnioskiem z prezentowanych badań jest postulat prowadzenia oraz doskonalenia metodyki regionalnych prognoz popytu na umiejętności. Silniejsze ukierunkowanie systemu kształcenia – zwłaszcza szkolnictwa wyższego – na rozwój odpowiednich umiejętności może przyczynić się zarówno do poprawy rezultatów regionalnej polityki innowacyjnej, jak i do zwiększenia odporności gospodarczej regionów i skuteczniejszego wykorzystania szans związanych z zieloną i cyfrową transformacją.

Konflikt interesów

Autor deklaruje brak występowania konfliktu interesów. Oświadczają, że tekst artykułu jest w całości jego dziełem.

Literatura / References

Adamczyk P., Szwedor K. 2023. Metoda delficka jako jakościowy komponent prognozowania zapotrzebowania na pracowników w zawodach szkolnictwa branżowego. *Rynek Pracy*, 185(2): 52–70.

- Balland P.A., Boschma R., Crespo J., Rigby D.L. 2019. Smart specialisation policy in the European Union: Relatedness, knowledge complexity and regional diversification. *Regional Studies*, 53(9): 1252–1268. <https://doi.org/10.1080/00343404.2018.1437900>
- Bednarski M., Kukulak-Dolata I. 2018. Problemy prognozowania rynku pracy w Polsce: potrzeby i oczekiwania publicznych służb zatrudnienia. *Polityka Społeczna*, 530(5–6): 24–32.
- Beręsewicz M., Cherniaev H., Mantaj A., Pater R. 2024. Text analysis of job offers for mismatch of educational characteristics to labour market demands. *Quality & Quantity*, 58(2): 1799–1825. <https://doi.org/10.1007/s11135-023-01707-7>
- Burdziak A., Galecka-Burdziak E. 2013. Prognozowanie zatrudnienia według zawodów w świecie – synteza. Instytut Pracy i Spraw Socjalnych, Warszawa.
- Buyukyazici D. 2023. Skills for smart specialisation: Relatedness, complexity and evaluation of priorities. *Papers in Regional Science*, 102(5): 1007–1031. <https://doi.org/10.1111/pirs.12756>
- Corradini C., Morris D., Vanino E. 2023. Towards a regional approach for skills policy. *Regional Studies*, 57(6): 1043–1054. <https://doi.org/10.1080/00343404.2022.2031950>
- Cybulska M., Dziemianowicz W. 2024. Po prostu foresight! W kierunku dojrzałości strategiczno-foresightowej samorządów. IRMiR, Warszawa.
- Faggian A., Modrego F., McCann P. 2019. Human capital and regional development. [W:] R. Capello, P. Nijkamp (red.), *Handbook of regional growth and development theories*. Edward Elgar, Cheltenham–Northampton, s. 149–171. <https://doi.org/10.4337/9781788970020.00015>
- Ferreira H., Marques C.S., Farinha L. 2025. Regional smart specialisation strategies: A systematic literature review. *Journal of the Knowledge Economy*, online first: 1–28. <https://doi.org/10.1007/s13132-025-02736-3>
- Foray D. 2019. In response to ‘Six critical questions about smart specialisation’. *European Planning Studies*, 27(10): 2066–2078. <https://doi.org/10.1080/09654313.2019.1664037>
- Foray D., David P.A., Hall B.H. 2009. Smart specialization: The concept. *Knowledge Economists Policy Brief*, 9. European Commission, Brussels.
- Foray D., David P.A., Hall B.H. 2011. Smart specialisation from academic idea to political instrument: The surprising career of a concept and the difficulties involved in its implementation. MTEI Working Paper, Lausanne.
- Gancarczyk M., Najda-Janoszka M., Gancarczyk J., Hassink R. 2023. Exploring regional innovation policies and regional industrial transformation from a coevolutionary perspective: The case of Małopolska, Poland. *Economic Geography*, 99(1): 51–80. <https://doi.org/10.1080/00130095.2022.2120465>
- García-Álvarez J., Vázquez-Rodríguez A., Quiroga-Carrillo A., Priegue Caamaño D. 2022. Transversal competencies for employability in university graduates: A systematic review from the employers’ perspective. *Education Sciences*, 12(3), 204: 1–37. <https://doi.org/10.3390/educsci12030204>
- Gianelle C., Guzzo F., Mieszkowski K. 2020. Smart specialisation: What gets lost in translation from concept to practice? *Regional Studies*, 54(10): 1371–1383. <https://doi.org/10.1080/00343404.2019.1607970>
- Gianelle C., Kyriakou D., McCann P., Morgan K. 2020. Smart specialisation on the move: Reflections on six years of implementation and prospects for the future. *Regional Studies*, 54(10): 1323–1327. <https://doi.org/10.1080/00343404.2020.1817364>
- Hassink R., Gong H. 2019. Six critical questions about smart specialization. *European Planning Studies*, 27(10): 2049–2068. <https://doi.org/10.1080/09654313.2019.1650898>
- Hazelkorn E., Edwards J. 2019. Skills and smart specialisation: The role of vocational education and training in smart specialisation strategies. Publications Office of the European Union, Luxembourg.
- Kim K., Ferrante C., Kogler D.F. 2024. Smart Specialisation Strategies and regional knowledge spaces: how to bridge vision and reality. *Regional Studies*, 58(12): 2501–2517. <https://doi.org/10.1080/00343404.2024.2355985>
- Kogut-Jaworska M., Ociepa-Kicińska E. 2020. Smart specialisation as a strategy for implementing the regional innovation development policy - Poland case study. *Sustainability*, 12(19): 7986. <https://doi.org/10.3390/su12197986>
- Kogut-Jaworska M., Ociepa-Kicińska E. 2023. Practical implications of smart specialization strategy: Barriers to implementation, role of the public sector, and benefits for entrepreneurs. *Sage Open*, 13(2): 1–16. <https://doi.org/10.1177/21582440231180520>

- Kwiatkowski E., Włodarczyk P. 2014. Podstawy teoretyczne analiz i prognoz rynku pracy. *Polityka Społeczna*, 13(1): 2–8.
- Maleszyk P., Pierzchała M., Gutta K. 2025. Prognozowanie zapotrzebowania na kwalifikacje i umiejętności w perspektywie roku 2035. *Wojewódzki Urząd Pracy w Lublinie*, Lublin.
- Matejun M. 2012. Metoda delficka w naukach o zarządzaniu. [W:] E. Kuczmera-Ludwiczynska (red.), *Zarządzanie w regionie. Teoria i praktyka*. Oficyna Wydawnicza SGH, Warszawa, s. 173–182.
- McCann P., Ortega-Argilés R. 2011. Smart specialisation, regional growth and applications to EU cohesion policy. *Documents de Treball IEB*, 14, Barcelona.
- Ministerstwo Edukacji Narodowej (MEN). 2020. Zintegrowana Strategia Umiejętności 2030.
- Nowakowska A. 2015. Budowanie inteligentnych specjalizacji - doświadczenia i dylematy polskich regionów. *Studia Prawno-Ekonomiczne*, 97: 325–340.
- Pater R. 2019. Zapotrzebowanie na umiejętności na rynku pracy i w przestrzeni życia społecznego w Polsce. *Edukacja Quarterly*, 149(2): 85–100. <https://doi.org/10.24131/3724.190208>
- Pater R., Cherniaiev H. 2023. Prognozowanie zapotrzebowania na pracowników w warunkach informacji ilościowych i jakościowych. *Rynek Pracy*, 185(2): 24–51.
- Pinto H. 2024. Universities and institutionalization of regional innovation policy in peripheral regions: Insights from the smart specialization in Portugal. *Regional Science Policy & Practice*, 16(1): 1–15. <https://doi.org/10.1111/rsp3.12659>
- Polska Agencja Rozwoju Przedsiębiorczości - PARP. 2025. Polski rynek pracy - procesy i zasoby.
- Pylak K., Kogler D.F. 2021. Successful economic diversification in less developed regions: Long-term trends in turbulent times. *Regional Studies*, 55(3): 465–478. <https://doi.org/10.1080/00343404.2020.1862782>
- Sousa M., Wilks D. 2018. Sustainable skills for the world of work in the digital age. *Systems Research and Behavioral Science*, 35(4): 399–405. <https://doi.org/10.1002/sres.2540>
- Sudoł S. 2016. Delficka metoda badawcza. *Zarządzanie. Teoria i praktyka*, 17(3): 69–74.
- Tijssen R. 2025. Regional engagement and impact of higher education institutions: Institutional self-assessments and choice of performance indicators. *European Journal of Higher Education*, online first: 1–21. <https://doi.org/10.1080/21568235.2024.2440706>
- Trippel M., Zukauskaitė E., Healy A. 2020. Shaping smart specialization: The role of place-specific factors in advanced, intermediate and less-developed European regions. *Regional Studies*, 54(9): 1328–1340. <https://doi.org/10.1080/00343404.2019.1582763>
- Tushar H., Sooraksa N. 2023. Global employability skills in the 21st century workplace: A semi-systematic literature review. *Heliyon*, 9(11): 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e21023>
- Urząd Marszałkowski Województwa Lubelskiego (UMWL). 2021. Regionalna Strategia Innowacji Województwa Lubelskiego do 2030 roku.
- van Laar E., van Deursen A.J., van Dijk J.A., De Haan J. 2020. Determinants of 21st-century skills and 21st-century digital skills for workers: A systematic literature review. *Sage Open*, 10(1). <https://doi.org/10.1177/2158244019900176>
- Wojnicka-Sycz E., Piróg K., Sycz P., Mularz K. 2023. Dobre praktyki w zakresie wzmacniania zaangażowania interesariuszy regionalnych systemów innowacji. *Urząd Marszałkowski Województwa Podkarpackiego, Rzeszów*.
- Wojnicka-Sycz E., Pylak K., Sliż P., Sycz P. 2021. Challenges for monitoring smart specialization in the European Union. [W:] *Partnerships for Regional Innovation and Development*. Routledge, London-New York, s. 76–103. <https://doi.org/10.4324/9780429330261-5>
- Woolford J., Bachtrögler-Unger J., Burton A., Lalanne M., Gulda K. 2024. An analysis of ERDF and ESF support for S3 skills in the 2014–2020 programming period. *European Commission, Joint Research Centre, Luxembourg*.
- Woolford J., Boden M. 2021. Higher education for smart specialisation: A handbook. *Publications Office of the European Union, Luxembourg*.

Forecasting skills demand for regional smart specialisations: The example from the Lubelskie region

Abstract: The article proposes a methodological approach for developing qualitative regional skills forecasts to support the implementation of regional innovation strategies within the RIS3 framework. Subsequently, the research identifies priority transversal and occupational skills for the five smart specialisations of the Lubelskie Region: high-quality food, green economy, healthy society, digital society, and material technologies, production processes and logistics. The forecasts are based on 60 in-depth interviews with enterprise representatives and a three-round online Delphi survey involving 40 experts on the regional labour market. Skills were evaluated using an importance–change matrix, assessing current relevance and the projected trend of change until 2035, enabling the identification of key priorities for public support. The results confirmed that four transversal skills: adaptability, digital skills, creativity and innovation, and critical thinking and complex problem-solving, are essential across all innovative activities in the region. It also outlined 10–12 priority occupational skills for each specialization.

The paper calls for a stronger alignment between innovation policy, regional knowledge assets and territorially oriented skills policy. It argues that conducting similar skills-forecasting exercises at the regional level – and subsequently using their results to adjust the educational offer of higher education institutions and vocational training providers – may improve the effectiveness of innovation strategies developed within the RIS3 framework. Strengthening regional skills policy can also enhance regional economic resilience and support the ability to seize growth opportunities arising from the green and digital transitions.

Keywords: skills demand; skills forecasting, RIS3, regional policy, Delphi method

Data przekazania tekstu: 20.11.2025; data zaakceptowania tekstu: 12.05.2026.

Article submitted: 20.11.2025; article accepted: 12.05.2026.