

**Joanna Małgorzata Landmesser**

Szkoła Główna Gospodarstwa Wiejskiego w Warszawie

---

## **MIKROEKONOMETRYCZNE METODY POMIARU SKUTECZNOŚCI SZKOLEŃ DLA BEZROBOTNYCH\***

---

**Streszczenie:** Celem badania jest określenie wpływu szkoleń dla bezrobotnych na indywidualną długość czasu trwania w bezrobociu. Aby rozwiązać problem niewłaściwego doboru próby, wykorzystano dwie metody. W pierwszej stosuje się dobieranie, by znaleźć odpowiednią grupę kontrolną dla grupy szkolonych, w drugiej zaś udział w szkoleniu jest instrumentalizowany za pomocą modelu probitowego. W dalszej kolejności są szacowane semiparametryczne modele hazardu. Badanie oparto na danych z Powiatowego Urzędu Pracy w Słupsku.

**Słowa kluczowe:** ocena efektywności programów, modele hazardu.

### **1. Wstęp**

Głównym celem prowadzonej przez Ministerstwo Pracy i Polityki Społecznej aktywnej polityki na rynku pracy jest aktywacja zawodowa osób należących do grup ryzyka. Wśród kwot przeznaczonych na ten cel największy udział mają wydatki na szkolenia dla bezrobotnych zarejestrowanych w lokalnych urzędach pracy. Ich systematyczny wzrost od 2002 roku rodzi potrzebę pomiaru skuteczności takiej formy wsparcia osób bez pracy.

Efekty polityki realizowanej na polskim rynku pracy były badane za pomocą metod mikroekonometrycznych przez Bank Światowy w roku 1997, potem przez Puhaniego [1998], Kluve, Lehmana i Schmidta [2000], a ostatnio w 2008 roku przez Ministerstwo Pracy i Polityki Społecznej. Wyniki dowodzą, że udział w szkoleniach zwiększa szanse znalezienia pracy [Bukowski 2008]. W badaniach posługiwano się najczęściej modelem logitowym i odpowiednio dobranymi próbami.

---

\* Pracę wykonano w ramach projektu badawczego nr N N111 209436 finansowanego przez MNiSW.

Zweryfikowanie efektywności szkoleń dla bezrobotnych było celem również niniejszego badania. Efektywność szkolenia identyfikujemy z wpływem szkolenia na długość czasu pozostawania w stanie bezrobocia. Zbadano, czy udział w szkoleniu istotnie wpłynął na prawdopodobieństwo wyjścia ze stanu bezrobocia. W pracy przedstawiono też sposoby rozwiązania problemu nieprawidłowego doboru próby. Pierwsze podejście polega na dobraniu odpowiedniej grupy kontrolnej dla grupy osób zaangażowanych w szkolenie na drodze *propensity score matching*. W drugim podejściu dokonuje się szacowania modelu za pomocą metody zmiennych instrumentalnych. W tym wypadku udział w szkoleniu jest instrumentalizowany za pomocą odpowiedniego modelu probitowego.

W badaniu analizowany jest lokalny rynek pracy. Wykorzystano dane z Powiatowego Urzędu Pracy w Słupsku dotyczące bezrobotnych zarejestrowanych w latach 2000-2007.

## 2. Metodologia

Badanie skuteczności programów szkoleniowych dla bezrobotnych za pomocą metod ekonometrycznych narażone jest na błędy we wnioskowaniu z powodu nieprawidłowego doboru próby. Dokonując pomiaru skuteczności szkolenia, należy wyznaczyć różnicę pomiędzy wartością zmiennej wynikowej (czas trwania w bezrobociu) dla uczestnika szkolenia ( $Y_i^1$ ) a wartością tej zmiennej dla tej samej osoby, ale bez udziału w szkoleniu ( $Y_i^0$ ). Szukanym efektem jest wtedy  $Y_i^1 - Y_i^0$ . Obserwowalne jest jednak albo  $Y_i^1$ , albo  $Y_i^0$ , nigdy obie wartości razem. Jeśli uczestniczący i nieuczestniczący w kursach stanowiliby próby losowe z populacji bezrobotnych, to poszukiwany efekt można by zmierzyć jako

$$E(Y^1 - Y^0) = E(Y^1) - E(Y^0).$$

Analizowane w tej pracy dane empiryczne nie są jednak danymi eksperymentalnymi, a szkoleni i nieszkoleni różnią się od siebie znacznie [Hujer i in. 1997].

### 2.1. Matching

Praca z danymi nieeksperymentalnymi oznacza brak spełnienia założenia niezależności zmiennej wynikowej od uczestnictwa w szkoleniu, czyli  $\sim (Y^0, Y^1 \perp D)$ , co rodzi potrzebę poradzenia sobie z problemem doboru próby. Chcąc więc oszacować efekt szkolenia, należy przyjąć pewne dodatkowe założenie. Zakładamy warunkową niezależność zmiennej wynikowej bez udziału w szkoleniu  $Y^0$  oraz do-

boru do grupy szkoleniowej  $D$  względem wektora zmiennych objaśniających  $\mathbf{x}$ ; inaczej:  $Y^0 \perp D | \mathbf{x}$ .

Rosenbaum i Rubin zaproponowali, aby w wypadku wielowymiarowego wektora  $\mathbf{x}$  założenie warunkowej niezależności realizować w oparciu o tzw. *propensity score* [Rosenbaum, Rubin 1983]. Miara ta oznacza prawdopodobieństwo uczestnictwa w szkoleniu dla osoby opisanej poprzez wektor  $\mathbf{x}$ :

$$p(\mathbf{x}) = \Pr(D = 1 | \mathbf{x}).$$

Założenie warunkowej niezależności rozszerza się w takim wypadku następująco:

$$Y^0 \perp D | p(\mathbf{x}).$$

Dalsze postępowanie polega na znalezieniu odpowiedniej grupy kontrolnej dla grupy osób zaangażowanych w szkolenie na drodze metod dobierania (*matching*). Idea sprowadza się do dobrania dla każdego szkolonego bezrobotnego takiej osoby nieszkolonej, która jest do niego bardzo podobna w sensie indywidualnych charakterystyk, jak np. płeć, wykształcenie, wiek. W niniejszej pracy zrealizowano *propensity scores matching*, czyli dobieranie w oparciu o prawdopodobieństwo uczestnictwa w szkoleniu. Dobrana próba wynikowa składa się ze szkolonych i nieszkolonych, a uczestnicy obu tych grup nie różnią się od siebie znacznie. Do ustalenia prawdopodobieństwa udziału w szkoleniu wykorzystano model probitowy. Występująca w nim zmienna zależna  $D_{it}$  oznacza udział osoby w programie szkoleniowym w ciągu ostatnich trzech lat:

$$D_{it} = \begin{cases} 1 & \text{gdy } D_{it}^* > 0 \\ 0 & \text{w p.p.} \end{cases}. \quad (1)$$

Zmienna ukryta  $D_{it}^*$  jest określona jako funkcja indywidualnych charakterystyk osoby  $\mathbf{x}_{it}$  oraz składnika losowego  $\varepsilon_{it}$ :

$$D_{it}^* = \beta \mathbf{x}_{it} + \varepsilon_{it}.$$

Stosowana metoda dobierania to dobieranie „jeden do jednego”, oparte na algorytmie najbliższego sąsiedztwa ze zwracaniem. Niech  $\mathbf{x}_i$  będzie wektorem indywidualnych charakterystyk dla osoby  $i$ -tej oraz niech  $c(\mathbf{x}_i)$  oznacza sąsiedztwo charakterystyczne dla  $\mathbf{x}_i$ . Wtedy

$$A_i(\mathbf{x}) = \{j | \mathbf{x}_j \in c(\mathbf{x}_i)\}$$

jest zbiorem porównawczym dla jednostki  $i$ -tej. W trakcie dobierania z najbliższego sąsiedztwa dla każdej szkolonej osoby  $i$  określany jest zbiór

$$A_i(\mathbf{x}) = \{j \mid \min_j d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)\},$$

gdzie  $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  oznacza odległość pomiędzy wektorami  $\mathbf{x}_i$  oraz  $\mathbf{x}_j$  (np. odległość Euklidesa lub Mahalanobisa). Jeśli dobieranie jest dokonywane za pomocą *propensity scores*, to zbiorem porównawczym jest

$$A_i(p(\mathbf{x})) = \{p_j \mid \min_j d(p_i, p_j)\}.$$

Przy dobieraniu „jeden do jednego” dla każdej szkolonej osoby, o konkretnej wartości prawdopodobieństwa uczestnictwa w szkoleniu, procedura znajduje jeden przypadek kontrolny o najbardziej zbliżonej wartości prawdopodobieństwa.

## 2.1. Metoda zmiennych instrumentalnych

Odpowiedni dobór próby nie jest jedynym sposobem oceny skuteczności szkolenia przy braku spełnienia założenia niezależności zmiennej wynikowej od faktu uczestnictwa.

Rozważmy następujący model liniowy:

$$Y = \beta \mathbf{x}_Y + \alpha D + u.$$

Składnik losowy  $u$  obejmuje wszystkie pominięte obserwowalne i nieobserwowalne czynniki wpływające na zmienną  $Y$ . Jeśli ma miejsce korelacja pomiędzy zmienną  $D$ , określającą przeszły udział w szkoleniu, oraz składnikiem losowym  $u$ , to estymacja modelu KMNK dostarczy obciążonych ocen parametrów. Możliwym rozwiązaniem tego problemu endogeniczności zmiennej  $D$  jest wykorzystanie metody zmiennych instrumentalnych (IV). W metodzie tej zmienna  $D$  jest zastępowana zmienną  $ID$  (instrumentem), skorelowaną z  $D$ , ale nieskorelowaną ze składnikiem losowym  $u$ . Jeśli oznaczymy  $\tilde{\mathbf{z}} = (\mathbf{x}_Y, ID)$  oraz  $\tilde{\mathbf{x}} = (\mathbf{x}_Y, D)$ , to estymator IV dla modelu liniowego można wyznaczyć ze wzoru

$$(\tilde{\mathbf{Z}}^T \tilde{\mathbf{X}})^{-1} \tilde{\mathbf{Z}}^T \mathbf{Y}.$$

Zastosowanie metody zmiennych instrumentalnych w niniejszej pracy sprowadzono do oszacowania modelu probitowego, celem przeanalizowania determinant udziału w programie szkoleniowym. Zmienną zależną w tym modelu jest opisana równaniem (1) zmienna  $D_{it}$ . Zmienną ukrytą  $D_{it}^*$  określono tym razem jako:

$$D_{it}^* = \gamma \mathbf{x}_{Yit} + \delta \mathbf{x}_{Dit} + v_{it}.$$

Jest więc ona funkcją wektora indywidualnych charakterystyk osoby  $i$ -tej  $\mathbf{x}_{Yit}$ , wektora zmiennych egzogenicznych  $\mathbf{x}_{Dit}$  oraz składnika losowego  $v_{it}$ . Za zmienną instrumentalną przyjęto oszacowaną za pomocą modelu probitowego skłonność do udziału w szkoleniu.

## 2.2. Modele hazardu

Następnie dokonano pomiaru skuteczności szkoleń, ustalając jako wielkość wynikową długość czasu spędzonego przez osobę w stanie bezrobocia. Wykorzystane modele hazardu uwzględniają dane cenzurowane oraz indywidualne charakterystyki osób.

Funkcję przeżycia dla zmiennej losowej  $T$ , która oznacza czas trwania w bezrobociu, zdefiniowano jako

$$S(t) = \Pr[T > t] = 1 - F(t). \quad (2)$$

Funkcja hazardu  $h(t)$  określa graniczne prawdopodobieństwo tego, że dany epizod bezrobocia zakończy się w przedziale czasu  $[t, t + dt]$ , pod warunkiem, że nie zakończył się przed momentem  $t$ :

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{\Pr[t \leq T < t + dt \mid T \geq t]}{dt}. \quad (3)$$

Można ją wyspecyfikować jako funkcję indywidualnych charakterystyk bezrobotnego oraz udziału w szkoleniu; wtedy  $h = h(t; \mathbf{x}_{Yt}, D_t)$ . Modelem uwzględniającym w opisie wyjścia wpływ różnych zmiennych objaśniających jest semiparametryczny model Coxa:

$$h(t; \mathbf{x}_{Yit}, D_{it}) = h_0(t) \exp(\beta \mathbf{x}_{Yit} + \alpha D_{it}), \quad (4)$$

w którym  $h_0(t)$  jest tzw. hazardem bazowym, estymowanym nieparametrycznie [Cox 1972]. Dodatnia wartość parametru  $\alpha$  oznacza, że znalezienie zatrudnienia przez osobę szkoloną jest bardziej prawdopodobne niż przez osobę nieszkoloną.

## 3. Wyniki oszacowań modeli mikroekonometrycznych

Bazę danych wykorzystaną w badaniu stanowi rejestr bezrobotnych z Powiatowego Urzędu Pracy w Słupsku. Próba obejmuje 3513 osób, które w okresie od stycznia 2000 do sierpnia 2007 figurowały w komputerowej bazie bezrobotnych Puls co najmniej przez jeden dzień. Analiza historii zdarzeń zarejestrowanych osób pozwala określić, jak długo (w dniach) dana osoba poszukiwała pracy (epizod niecenzurowany) lub jak długo wciąż jej poszukuje (epizod cenzurowany) oraz czy dany bezrobotny brał udział w szkoleniu. Niektóre osoby wykazywały wielokrotne reje-

stracje, stąd w grupie 3513 osób zanotowano 6198 epizodów bezrobocia. Wybrane statystyki danych empirycznych zawarto w tab. 1.

**Tabela 1.** Wybrane statystyki dla danych empirycznych

Epizody bezrobocia	Liczba	Średni czas trwania (w dniach)
Wszystkie	6198	349,45
Niecenzurowane	5328	289,84
Cenzurowane	870	714,54
Szkoleniowe	625	404,19
Nieszkoleniowe	5573	343,31

Źródło: obliczenia własne na podstawie danych z PUP w Słupsku.

Zmienne objaśniające wykorzystane w dalszych modelach mikroekonometrycznych zawarto w tab. 2. Efekty szkoleń były mierzone za pomocą zmiennych: *szkol* (efekt łączny), *szkol\_kr* (efekt krótkookresowy) i *szkol\_dl* (efekt długookresowy).

**Tabela 2.** Lista zmiennych objaśniających, występujących w modelach ekonometrycznych

Zmienna	Opis
<i>pleć</i>	1, gdy mężczyzna, 0 w pozostałych przypadkach
<i>wiek25</i>	1, gdy wiek niższy niż 25 lat, 0 w p.p.
<i>wiek2640</i>	1, gdy wiek wynosi 26-40 lat, 0 w p.p.
<i>wiek41</i>	1, gdy wiek wyższy niż 40 lat, 0 w p.p.
<i>stcyw</i>	1, gdy osoba w związku małżeńskim, 0 w p.p.
<i>edu1</i>	1, gdy wykształcenie podstawowe, zawodowe lub jego brak, 0 w p.p.
<i>edu2</i>	1, gdy wykształcenie średnie (ogólnokształcące lub zawodowe), 0 w p.p.
<i>edu3</i>	1, gdy wykształcenie wyższe, 0 w p.p.
<i>miasto</i>	1, gdy miejscem zamieszkania miasto, 0 w p.p.
<i>niespr</i>	1, gdy orzeczenie o niepełnosprawności, 0 w p.p.
<i>język</i>	1, gdy deklaracja znajomości języka obcego, 0 w p.p.
<i>okres</i>	1, gdy epizod bezrobocia rozpoczęty w latach 2004-2007, 0 w p.p.
<i>szkol</i>	1, gdy uczestnictwo w szkoleniu w ostatnich 3 latach przed nową rejestracją w PUP jako bezrobotny, 0 w p.p.
<i>szkol_kr</i>	1, gdy uczestnictwo w szkoleniu w ostatnich 12 miesiącach przed nową rejestracją w PUP jako bezrobotny, 0 w p.p.
<i>szkol_dl</i>	1, gdy uczestnictwo w szkoleniu pomiędzy 13. a 36. miesiącem przed nową rejestracją w PUP jako bezrobotny, 0 w p.p.

Efekty uczestnictwa w szkoleniach badano, szacując trzy rodzaje modeli hazardu Coxa: dla wszystkich dostępnych danych empirycznych bez dobierania (modele A), dla danych dobranych metodą *propensity score matching* (modele B) oraz dla wszystkich dostępnych danych z wykorzystaniem metody zmiennych instrumentalnych (modele C).

Przed estymacją parametrów modeli B do grupy bezrobotnych poddanych oddziaływaniu szkoleń dobrano odpowiednią grupę kontrolną. Wykonano dobieranie „jeden do jednego”, oparte na algorytmie najbliższego sąsiedztwa ze zwracaniem.

Celem ustalenia prawdopodobieństw udziału w szkoleniu (*propensity scores*) szacowano modele probitowe, w których zmiennymi objaśniającymi były *pleć*, *wiek*, *stcyw*, *edu1*, *edu2*, *miasto*, *niespr* oraz *język* (por. [Hujer i in. 1997]). Przy budowie modeli *C* dokonano najpierw instrumentalizacji zmiennej oznaczającej udział w szkoleniu. Wykorzystano ponownie model probitowy. Aby uzyskać jak najlepszą jakość modelu, pozostawiono w nim tylko statystycznie istotne determinanty podjęcia szkolenia (były to zmienne: *edu1*, *edu2*, *język*). Dodatkowo wprowadzono zmienną egzogeniczną *okres*, ponieważ zauważono większą dostępność kursów dla bezrobotnych w latach 2004–2007.

Wyniki estymacji modeli Coxa, diagnozujących efekt przeszłego szkolenia (modele ze zmienną *szkol*), podano w tabeli 3. W kolumnach dla modeli *A* i *B* zamieszczono szacunki stóp hazardu wynikające z modeli o strukturze

$$h(t; \mathbf{x}_{Y_i}, \text{szkol}_i) = h_0(t) \exp(\beta \mathbf{x}_{Y_i} + \alpha \text{szkol}_i).$$

Dla modelu *C* korzystano z równania

$$h(t; \mathbf{x}_{Y_i}, I\text{szkol}_i) = h_0(t) \exp(\beta \mathbf{x}_{Y_i} + \alpha I\text{szkol}_i),$$

w którym instrument *I*szkol<sub>*i*</sub> jest zmienną wyznaczoną na podstawie modelu probitowego.

**Tabela 3.** Oszacowania modeli hazardu Coxa ze zmienną *szkol*

Zmienna	Model A (bez dobierania)			Model B (1-1 p.s. dobieranie)			Model C (metoda zm. instrum.)		
	hazard		<i>t</i> -stat	hazard		<i>t</i> -stat	hazard		<i>t</i> -stat
<i>pleć</i>	1,5071	***	14,06	1,5994	***	4,02	1,5166	***	14,27
<i>wiek25</i>	1,1805	***	4,26	0,9794		-0,14	1,1909	***	4,49
<i>wiek2640</i>	1,0909	**	2,49	1,0400		0,31	1,1073	***	2,91
<i>stcyw</i>	1,0338		1,08	1,1477		1,21	1,0596	*	1,88
<i>edu1</i>	0,6531	***	-8,63	0,5397	**	-2,14	0,5265	***	-11,19
<i>edu2</i>	0,7766	***	-4,99	0,6419		-1,53	0,6223	***	-8,08
<i>miasto</i>	1,0862	***	2,88	1,2287	*	1,91	1,0852	***	2,85
<i>niespr</i>	0,6597	***	-5,34	0,5538	***	-2,88	0,6593	***	-5,35
<i>szkol</i>	1,4384	***	5,01	1,6185	***	4,52	1,7285	***	7,71
	liczba epizodów = 6198			liczba epizodów = 458			liczba epizodów = 6198		
	lnL = -41756,301			lnL = -2018,399			lnL = -41738,062		

\*\*\*, \*\*, \* – istotność statystyczna odpowiednio na poziomie 1%, 5%, 10%

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu Stata.

Twierdzimy, że kobiety, osoby mające więcej niż 40 lat, bez wyższego wykształcenia, mieszkańcy wsi oraz niepełnosprawni będą pozostawać w stanie bezrobocia dłużej niż reprezentanci odpowiedniej grupy referencyjnej. Odbyte w ciągu ubiegłych 3 lat szkolenie zwiększa szansę na podjęcie zatrudnienia. W wypadku

modeli oszacowanych na podstawie danych po dobieraniu (*B*) oraz metodą IV (*C*) efekt ten jest jednak zdecydowanie silniejszy. Z modelu *B* wynika, że szanse podjęcia pracy u osoby szkolonej są wyższe o 61% niż u osoby bez kursu, podczas gdy model *C* wskazuje na szanse wyższe aż o 73%.

Aby zmierzyć wpływ szkoleń w krótkim oraz w długim okresie, oszacowano modele hazardu ze zmiennymi dychotomicznymi *szkol\_kr* i *szkol\_dl* (zob. tab. 4).

**Tabela 4.** Oszacowania modeli hazardu Coxa ze zmiennymi *szkol\_kr* i *szkol\_dl*

Zmienna	Model A (bez dobierania)			Model B (1-1 p.s. dobieranie)			Model C (metoda zm. instrum.)		
	hazard		<i>t</i> -stat	hazard		<i>t</i> -stat	hazard		<i>t</i> -stat
<i>pleć</i>	1,5073	***	14,07	1,5985	***	4,01	1,5092	***	14,08
<i>wiek25</i>	1,1808	***	4,27	0,9817		-0,13	1,1647	***	3,86
<i>wiek2640</i>	1,0906	**	2,48	1,0344		0,26	1,1005	***	2,74
<i>stcyw</i>	1,0343		1,10	1,1577		1,28	1,0593	*	1,87
<i>edu1</i>	0,6530	***	-8,63	0,5372	**	-2,16	0,5738	***	-8,86
<i>edu2</i>	0,7763	***	-5,00	0,6367		-1,56	0,6706	***	-6,36
<i>miasto</i>	1,0862	***	2,89	1,2333	*	1,94	1,0765	***	2,56
<i>niespr</i>	0,6608	***	-5,32	0,5616	***	-2,81	0,6631	***	-5,27
<i>szkol_kr</i>	1,5806	***	3,93	1,7983	***	4,16	1,7655	***	5,58
<i>szkol_dl</i>	1,3641	***	3,41	1,5271	***	3,53	0,9101		-0,65
	liczba epizodów = 6198 lnL = -41755,801			liczba epizodów = 458 lnL = -2017,795			liczba epizodów = 6198 lnL = -41732,721		

\*\*\*, \*\*, \* – istotność statystyczna odpowiednio na poziomie 1%, 5%, 10%

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu Stata.

Efektem szkolenia ukończonego w ostatnich 12 miesiącach przed nową rejestracją w PUP jest znacznie większe prawdopodobieństwo krótszego czasu trwania kolejnego epizodu bezrobocia (dla modeli *B* i *C* o 80% i 77%). Efekt szkolenia odbytego w bardziej odległej przeszłości (od 13 do 36 przed nowym epizodem bezrobocia) jest słabszy (w modelu *B* szanse podjęcia pracy rosną o 53%, w modelu *C* brak statystycznej istotności). Otrzymany wynik wskazuje, że efekty w krótkim okresie są silniejsze niż w długim.

W ostatnim kroku zbadano skuteczność szkoleń wśród mężczyzn i kobiet (tab. 5).

Uczestnictwo w szkoleniu sprzyja wyjściu z bezrobocia bardziej w wypadku mężczyzn niż kobiet. Na podstawie modeli *B* można przypuszczać, że mężczyźni po szkoleniu mają wyższe szanse na podjęcie pracy o 77% w porównaniu z mężczyznami bez kursu; dla szkolonych kobiet szanse są wyższe o 43%. Co ciekawe, na czas trwania w bezrobociu kobiet nie wpływa ich wiek oraz miejsce zamieszkania. W porównaniu z pannami mężatki są narażone na większe ryzyko niepodjęcia pracy, natomiast żonaci podejmują kolejną pracę szybciej niż kawalerowie.



Tabela 5. Oszacowania modeli hazardu Coxa dla mężczyzn i kobiet

Zmienna	Mężczyźni			Kobiety		
	model A	model B	model C	model A	model B	model C
	hazard	hazard	hazard	hazard	hazard	hazard
wiek25	1,4818 ***	1,0574	1,5086 ***	0,9169	0,9088	0,9163
wiek2640	1,1744 ***	1,2002	1,2095 ***	0,9828	0,8564	0,9838
stcyw	1,2061 ***	1,2395	1,2492 ***	0,8849 ***	1,1264	0,8988 **
edu1	0,7192 ***	0,4948	0,5519 ***	0,5751 ***	0,5228 *	0,4896 ***
edu2	0,8240 **	0,5180	0,6262 ***	0,7215 ***	0,6716	0,6134 ***
miasto	1,1036 ***	1,1678	1,1058 ***	1,0540	1,1631	1,0509
niespr	0,5830 ***	0,4451 ***	0,5865 ***	0,7773 **	0,9238	0,7736 **
szkol	1,5392 ***	1,7717 ***	1,9960 ***	1,3047 **	1,4374 **	1,4869 ***
	l.epiz. = 3247 lnL = -20945,2	l.epiz. = 267 lnL = -1085	l.epiz. = 3247 lnL = -20928,9	l.epiz. = 2951 lnL = -17136	l.epiz. = 191 lnL = -672,2	l.epiz. = 2951 lnL = -17131,4

\*\*\*, \*\*, \* – istotność statystyczna odpowiednio na poziomie 1%, 5%, 10%

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu Stata.

#### 4. Podsumowanie

W pracy szacowano semiparametryczne modele hazardu celem zidentyfikowania wpływu szkoleń na czas trwania w stanie bezrobocia. Stosując metodę doboru, uzyskano odpowiedź na pytanie, w jakim stopniu efekty programu szkoleń są wynikiem działania samego programu, a w jakim skutkiem tego, że uczestnicy kursów odróżniali się od reszty bezrobotnych odmiennymi cechami społeczno-demograficznymi. Wykazano, że uczestnictwo w szkoleniu zwiększa szanse na wyjście z bezrobocia, przy czym efekt krótkookresowy okazał się silniejszy niż długookresowy. Zanonotowano większą efektywność szkoleń wśród mężczyzn niż wśród kobiet. Problem doboru próby rozwiązano też instrumentalizując udział w szkoleniu za pomocą modelu probitowego. Uzyskane wyniki są podobne do tych wcześniejszych, różnią się jedynie oceną wpływów szkoleń w długim okresie. Bez uwzględnienia nieodpowiednio dobranej próby wpływ szkoleń okazywał się niedoszacowany.

#### Literatura

- Bukowski M. (red.), *Employment in Poland 2007: Security on Flexible Labour Market*, Ministry of Labour and Social Policy, Warszawa 2008.
- Cox D.R., *Regression models and life tables (with discussion)*, „Journal of the Royal Statistical Society” 1972, Series B 34, s. 187-220.
- Hujer R., Maurer K.-O., Wellner M., *The Impact of Training on Unemployment Duration in West Germany – Combining a Discrete Hazard Rate Model with Matching Techniques*, Frankfurter Volkswirtschaftliche Diskussionsbeiträge Nr. 74, Johann Wolfgang Goethe-University, Frankfurt/Main 1997.

- Kluve J., Lehmann H., Schmidt Ch.M., *Disentangling Treatment Effects of Polish Active Labor Market Policies: Evidence from Matched Samples*, Discussion Paper No. 2000/07, Centre for Economic Reform and Transformation, Edinburgh 2000.
- Puhani A.P., *Advantage through Training? A Microeconomic Evaluation of the Employment Effects of Active Labour Market Programmes in Poland*, ZEW Discussion Paper No. 98-25, Centre for European Economic Research, Mannheim 1998.
- Rosenbaum P.R., Rubin D.B., *The central role of the propensity score in observational studies for causal effects*, „Biometrika” 1983, nr 70(1), s. 41-55.

### **MICROECONOMETRIC METHODS OF THE UNEMPLOYED TRAINING EFFECTIVENESS MEASUREMENT**

**Summary:** The goal of the study is to assess the impact of vocational training on the unemployment duration of an individual. To take into account the sample selection problem we use two methods. In the first one, we employ matching to find an adequate control group for the group of trainees. In the second one, the participation in a training programme is instrumented using a probit model. Then, we estimate a semiparametric hazard models. Our research work is based on the data obtained from the District Labour Office in Słupsk in Poland.