dr hab. Iwona SKRODZKA

Uniwersytet w Białymstoku
e-mail: i.skrodzka@uwb.edu.pl
ORCID: 0000-0002-3261-8687

DOI: 10.15290/oes.2023.04.114.04

ZASTOSOWANIE MODELOWANIA PLS-SEM DO BADANIA INNOWACYJNOŚCI GOSPODAREK KRAJÓW UNII EUROPEJSKIEJ[1]

Streszczenie

Cel – Celem artykułu jest prezentacja możliwości zastosowania modeli PLS-SEM w badaniach dotyczących innowacyjności gospodarek krajów UE.

Metoda badań – Modelowanie równań strukturalnych to metoda umożliwiająca badanie zależności między zmiennymi, które są nieobserwowalne. Model SEM składa się z dwóch podmodeli: strukturalnego i pomiarowego. Do jego estymacji stosuje się metody oparte na kowariancji (CB) lub metodę cząstkowych najmniejszych kwadratów (PLS). Wybór uzależniony jest od kontekstu empirycznego, celów badawczych, wielkości próby oraz właściwości statystycznych danych. Ze względu na niewielką liczebność zbiorowości w opracowaniu zastosowano metodę PLS. Modele oszacowano na podstawie danych przekrojowych, odnoszących się do roku 2018 i 2021.

Wnioski – Artykuł przedstawia etapy konstrukcji modelu PLS-SEM od specyfikacji modelu poprzez estymację, weryfikację statystyczną aż do interpretacji wyników. Szczególną uwagę zwrócono na możliwość formułowania wniosków na podstawie różnych elementów oszacowanego modelu.

Oryginalność/wartość/implikacje/rekomendacje – PLS-SEM to relatywnie nowa metoda ekonometryczna, należąca do grupy metod analizy wielowymiarowej drugiej generacji. Jej dynamiczny rozwój można zaobserwować zwłaszcza w naukach o zarządzaniu. W dyscyplinie ekonomia metoda nie jest powszechnie znana i stosowana, ma jednak duży potencjał i może być użyteczna w badaniu związków między kategoriami o charakterze nieobserwowalnym. Zaprezentowane w artykule badania empiryczne wypełniają lukę poznawczą w zakresie wykorzystania zaawansowanych metod ekonometrycznych w badaniach ekonomicznych.

Słowa kluczowe: modelowanie równań strukturalnych, PLS-SEM, innowacyjność gospodarki, pozycja innowacyjna, zdolność do innowacji

---

[1] Artykuł wpłynął 28.04.2023, zaakceptowano 14.11.2023.

THE APPLICATION OF PLS-SEM MODELING TO RESEARCH INNOVATIVENESS OF EUROPEAN UNION COUNTRIES

Summary

Purpose – The article aims to present the possibility of using PLS-SEM method in research on the innovativeness of EU economies.

Research method – Structural equation modeling is a method that allows the study of relationships between variables that are unobservable. The SEM model consists of two sub-models: structural and measurement. Covariance-based (CB) or partial least squares (PLS) methods are used to estimate the model. The choice depends on the empirical context, research objectives, sample size and statistical properties of the data. Due to the small size of the population, the PLS method was used in the study. The models were estimated on the basis of cross-sectional data for 2018 and 2021.

Results – The article presents the stages of construction of the PLS-SEM model, from model specification, through estimation, statistical verification, to interpretation of the results. Particular attention is paid to the possibility of formulating conclusions based on various elements of the estimated model.

Originality/value/implications/recommendations – PLS-SEM is a relatively new econometric method belonging to the group of second generation multivariate analysis methods. Its dynamic development can be observed especially in management sciences. In the discipline of economics, the method is not widely known and used, but it has great potential and can be useful in the study of relationships between unobservable categories. The empirical research presented in the article fills the cognitive gap in the use of advanced econometric methods in economic research.

Keywords: structural equation modeling, PLS-SEM, innovativeness of the economy, innovation performance, innovation capacity

JEL classification: C38, C59, O30

1. Wstęp

Modelowanie równań strukturalnych (*structural equation modeling* – SEM) to metoda ekonometryczna umożliwiająca badanie zależności między zmiennymi, które nie są obserwowalne w sposób bezpośredni. Zmienne tego rodzaju określa się mianem ukrytych (*latent variables*). Model SEM składa się z dwóch podmodeli: strukturalnego i pomiarowego. Model strukturalny opisuje relacje między zmiennymi ukrytymi, zaś model pomiarowy – relacje między zmiennymi

ukrytymi a definiującymi je zmiennymi obserwowalnymi, zwanymi indykatorami (*indicators*) [Wold, 1980a, s. 511]. Konstrukcja modelu SEM przebiega w sposób zbliżony do budowy klasycznych modeli ekonometrycznych, tj. wyróżnia się etapy: specyfikacji, estymacji, weryfikacji oraz analizy i interpretacji wyników modelu.

Wśród metod estymacji modeli SEM przez długi czas największą popularnością cieszyła się opracowana przez K.G. Jöreskoga metoda oparta na kowariancji (*covariance-based method* – CB). Jej powszechne uznanie było na tyle duże, iż w naukach społecznych określenia: modelowanie równań strukturalnych (SEM) oraz modelowanie równań strukturalnych za pomocą metody opartej na kowariancji (CB-SEM) przez wiele lat stanowiły synonimy [Chin, 1998, s. 295]. Tymczasem H. Wold rozwinął inne podejście – metodę cząstkowych najmniejszych kwadratów (*partial least squares* – PLS) [Sarstedt i in., 2014, s. 132–133].

Metoda PLS stanowi alternatywę wobec „twardego" modelowania K.G. Jöreskoga, opierającego się na silnych założeniach dotyczących normalności rozkładów oraz wymagającego prób o dużej liczebności. Podejście H. Wolda jest mniej restrykcyjne, stąd sam autor modelowanie za pomocą metody PLS nazywał „miękkim" [zob. Wold, 1980b; 1982]. Z czasem zaczęto stosować określenie „PLS-*path modelling*", tj. modelowanie ścieżek za pomocą metody PLS, a następnie, w celu podkreślenia, iż PLS stanowi alternatywę wobec metody CB, termin „PLS *Structural Equation Modeling*" (PLS-SEM), tj. modelowanie równań strukturalnych za pomocą metody PLS.

Celem artykułu jest zaprezentowanie możliwości zastosowania modeli PLS-SEM w badaniach dotyczących innowacyjności gospodarek krajów UE. Artykuł składa się z 5 części. W części 2 przedstawiono teoretyczne aspekty związane ze specyfikacją i estymacją modeli PLS-SEM. W części 3 omówiono sposoby weryfikacji statystycznej modeli. Część 4 prezentuje poszczególne etapy badań empirycznych, w których wykorzystano modelowanie PLS-SEM. Podsumowanie zawarto w części 5.

2. Specyfikacja i estymacja modelu PLS-SEM

Specyfikacja modelu PLS-SEM składa się z dwóch etapów. W pierwszej kolejności dokonuje się specyfikacji modelu strukturalnego, tj. określa się charakter rozważanych zmiennych ukrytych oraz zależności występujące między nimi. Formułowane założenia koncepcyjne modelu powinny wynikać z teorii oraz

logiki. W przypadku braku podstaw teoretycznych lub występujących w teorii nieścisłości należy oprzeć się na własnym osądzie i doświadczeniu [Hair i in., 2022, s. 41].

Etap drugi to specyfikacja modelu pomiarowego, polegająca na zdefiniowaniu zmiennych ukrytych za pomocą indykatorów. Istotny jest zarówno dobór indykatorów, jak i wybór sposobu definiowania. Definiowanie zmiennych ukrytych może odbywać się zgodnie z podejściem dedukcyjnym lub indukcyjnym [Rogowski, 1990, s. 25]. W podejściu dedukcyjnym indykatory odzwierciedlają definiowaną zmienną ukrytą, w związku z tym nazywane są indykatorami odbijającymi lub refleksyjnymi (*reflective indicators*), zaś model pomiarowy – modelem refleksyjnym (*reflective measurement model*). W przypadku definiowania indukcyjnego zakłada się, że indykatory tworzą zmienne ukryte, stąd określenie „indykatory tworzące" lub „indykatory formatywne" (*formative indicators*). Model pomiarowy w tym podejściu nazywany jest modelem formatywnym (*formative measurement model*). Dobór indykatorów należy poprzedzić wnikliwymi i rzetelnymi badaniami literaturowymi, obejmującymi teorię i badania empiryczne z zakresu pomiaru występujących w modelu zmiennych ukrytych. Sposób definiowania powinien wynikać z przyjętego opisu teoretycznego [Rogowski, 1990, s. 25].

Model PLS-SEM estymuje się metodą cząstkowych najmniejszych kwadratów (PLS). Metoda ta ma na celu maksymalizację wyjaśnionej wariancji zmiennych ukrytych objaśnianych. Algorytm PLS szacuje jednocześnie parametry modelu wewnętrznego, tj. współczynniki ścieżkowe (*path coefficients*), oraz parametry modelu zewnętrznego, tj. wagi (*outer weights*) i ładunki czynnikowe (*outer loadings*). Ponadto w wyniku estymacji uzyskuje się także oszacowania wartości wszystkich zmiennych ukrytych, występujących w modelu (*scores*). Szczegółowy opis algorytmu PLS można znaleźć m.in. w pracach [Wold, 1982; Henseler i in., 2012], zaś jego uogólnienie w pracy [Rogowski, 1990].

3. Weryfikacja statystyczna modelu PLS-SEM

Proces weryfikacji modelu PLS-SEM przebiega dwuetapowo. Na początku ocenie poddawany jest model pomiarowy. Tabela 1 przedstawia właściwości indykatorów, które należy wziąć pod uwagę. Metody weryfikacji zależą od rodzaju modelu pomiarowego.

TABELA 1

Weryfikacja statystyczna modelu pomiarowego

Właściwość	Sposób weryfikacji
Model pomiarowy z indykatorami odbijającymi (model pomiarowy refleksyjny)	
Spójność wewnętrzna (*internal consistency*)	– alfa Cronbacha – rzetelność kompozytowa (*composite reliability*)
Trafność zbieżna (*convergent validity*)	– rzetelność indykatorów (*indicator reliability*) – średnia wyjaśniona wariancja (*average variance extracted* – AVE)
Trafność różnicowa (*discriminant validity*)	– ładunki czynnikowe krzyżowe – kryterium Fornella-Larckera – wskaźnik HTMT (*heterotrait-monotrait ratio of correlations*)
Model pomiarowy z indykatorami tworzącymi (model pomiarowy formatywny)	
Trafność zbieżna (*convergent validity*)	– analiza redundancji (*redundancy analysis*)
Współliniowość (*collinearity*)	– współczynnik inflacji wariancji (*variance inflation factor* – VIF)
Istotność wag (*significance of outer weights*)	– metoda *bootstrap* oraz oparte na niej testy istotności i przedziały ufności

Źródło: opracowanie własne na podstawie: [Hair i in., 2022, s. 117–126, 143–158].

W przypadku, gdy model pomiarowy ma charakter refleksyjny, ocenie podlegają: spójność wewnętrzna, trafność zbieżna oraz trafność różnicowa indykatorów. W badaniu spójności wewnętrznej chodzi o rozstrzygnięcie, czy indykatory precyzyjnie mierzą definiowaną zmienną ukrytą. Analiza trafności zbieżnej polega na określeniu, w jakim stopniu dany indykator koreluje z pozostałymi indykatorami zmiennej ukrytej. Analiza trafności różnicowej to zweryfikowanie, czy dana zmienna ukryta została zdefiniowana za pomocą indykatorów tak, iż stanowi odrębny konstrukt w stosunku do pozostałych zmiennych ukrytych występujących w modelu (w sensie empirycznym) [szerzej: Hair i in., 2022, s. 117–126].

Weryfikacja modelu pomiarowego formatywnego polega na ocenie trafności zbieżnej, analizie występowania współliniowości między indykatorami (indykatory nie powinny być ze sobą skorelowane) oraz badaniu istotności wag metodą *bootstrapingu*. W metodzie *bootstrap* z oryginalnego zbioru danych lo-

sowane są ze zwracaniem próby o liczebności takiej jak liczebności oryginalnego zbioru danych. Rekomendowana liczba prób wynosi 5000. Na podstawie każdej wylosowanej próby szacowany jest nowy model PLS-SEM. Uzyskuje się zatem 5000 nowych wyników estymacji. Estymatory parametrów oszacowanych modeli tworzą rozkłady, z których wyznacza się odchylenia standardowe, traktowane następnie jako standardowe błędy szacunku. Do badania istotności wag stosuje się test, w którym hipoteza zerowa zakłada wagę równą 0 [szerzej: Hair i in., 2022, s. 143–158].

Pozytywna weryfikacja modelu pomiarowego (refleksyjnego i/lub formatywnego) umożliwia przejście do kolejnego etapu modelowania PLS-SEM – weryfikacji statystycznej modelu strukturalnego. Właściwości modelu podlegające ocenie prezentuje tabela 2.

TABELA 2

Weryfikacja statystyczna modelu strukturalnego

Właściwość	Sposób weryfikacji
Współliniowość zmiennych ukrytych objaśniających (*collinearity assessment*)	– współczynnik inflacji wariancji (*variance inflation factor* – VIF)
Moc predykcyjna (*predictive power*)	– współczynniki determinacji R^2
Dokładność predykcji (*predictive relevance*)	– wartości Q^2 testu Stone'a-Geissera
Istotność współczynników ścieżkowych (*significance of path coefficinets*)	– metoda *bootstrap* oraz oparte na niej testy istotności i przedziały ufności

Źródło: opracowanie własne na podstawie: [Hair i in., 2022, s. 22].

Modelowanie PLS-SEM to użyteczna metoda ekonometryczna, którą można wykorzystać m.in. do empirycznej weryfikacji hipotez badawczych, określających zależności między kategoriami złożonymi oraz/lub do porządkowania i klasyfikowania badanych obiektów. PLS-SEM znajduje zastosowanie przy jednocześnie małych zbiorowościach statystycznych i wysokiej złożoności modelu (wiele równań w modelu, duża liczba indykatorów). Może być również wykorzystywane w przypadku, gdy dane statystyczne nie spełniają założenia o wielowymiarowym rozkładzie normalnym. Metoda nie jest jednak pozbawiona ograniczeń. Część badaczy wskazuje, że istotną wadą jest jej nieparametryczny charakter. Ponadto w przypadku badań opartych na zbiorowościach próbnych krytyczne uwagi dotyczą pobierania prób o zbyt małej liczebności i stosowania modelowania PLS-SEM zamiast CB-SEM. Kolejnym ograniczeniem modeli PLS-SEM jest ich liniowy

charakter, tymczasem między wieloma kategoriami ekonomicznymi zachodzą związki o charakterze nieliniowym [szerzej: Marcoulides i in., 2009].

4. Przykład zastosowania modelu PLS-SEM w badaniach nad innowacyjnością gospodarek krajów Unii Europejskiej

Innowacyjność jest współcześnie uznawana za jeden z głównych czynników różnic rozwojowych występujących pomiędzy krajami [zob. Pangsy-Kania, 2007, s. 88–94; Ciborowski, 2016, s. 11]. Znaczenie innowacyjności w procesach wzrostu i rozwoju gospodarczego stanowi przedmiot badań empirycznych prowadzonych zarówno przez autorów zagranicznych [zob. Mansfield, 1972; Freeman, 2002; Fagerberg i in., 2010], jak i krajowych [zob. Wojnicka-Sycz, 2016; Majka, Jankowska, 2018; Ciborowski, Skrodzka, 2019].

W opracowaniu innowacyjność gospodarki zdefiniowano jako jej zdolność do tworzenia i wdrażania innowacji [Weresa, 2014, s. 22–23]. Ponadto wyróżniono dwie kategorie opisujące innowacyjność gospodarek [Weresa, 2012, s. 32]:

- zdolność do innowacji – stopień, w jakim kraj ma możliwość tworzenia i komercjalizacji nowych pomysłów,
- pozycję innowacyjną – efekty połączenia kreatywności społeczeństwa z zasobami finansowymi w określonym środowisku ekonomicznym i instytucjonalnym.

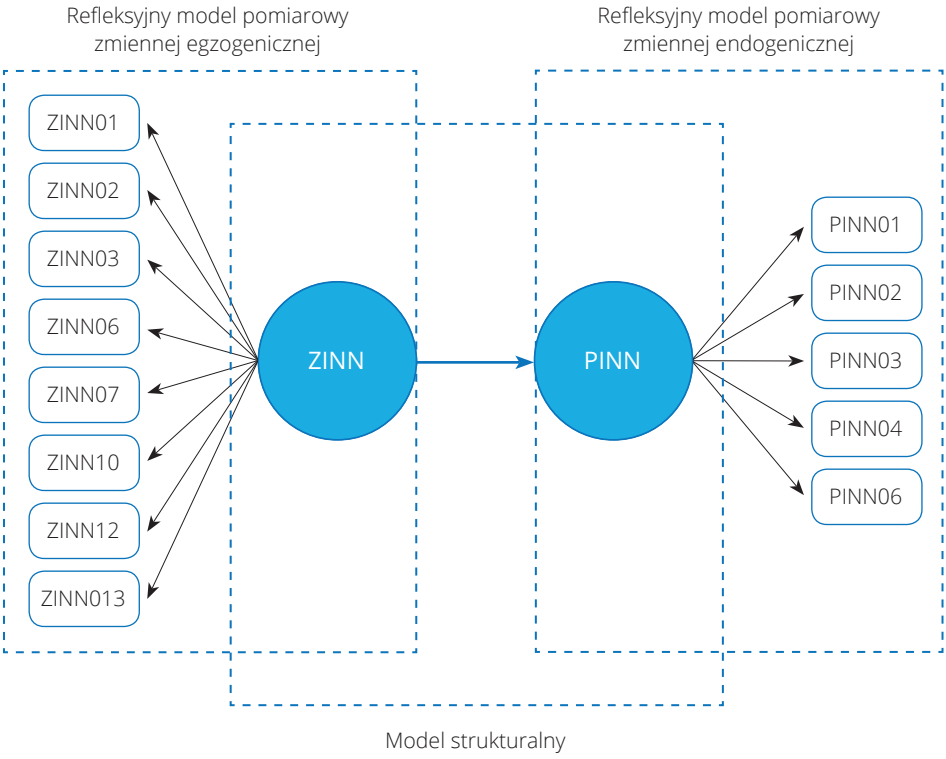
Celem badań empirycznych, w których zastosowano modelowanie PLS-SEM, było zidentyfikowanie siły i kierunku wpływu zdolności do innowacji na pozycję innowacyjną gospodarek krajów UE. Sformułowano następującą hipotezę badawczą: zdolność do innowacji ma silny, dodatni wpływ na pozycję innowacyjną gospodarki. Do jej empirycznej weryfikacji zastosowano model PLS-SEM, którego schemat prezentuje rysunek 1.

Model zawierał dwie zmienne ukryte: egzogeniczną zmienną ZINN oraz endogeniczną zmienną PINN. Każda ze zmiennych została zdefiniowana za pomocą zbioru indykatorów. Definiowanie poprzedziły studia literaturowe z zakresu pomiaru innowacyjności gospodarek. Przeanalizowano różne podejścia, w szczególności podejście oparte na zbiorze wskaźników [zob. *Towards knowledge-based*…, 2000; *Science, Technology*…, 2017] oraz podejście oparte na miernikach syntetycznych [zob. *Global Innovation Index*…, 2020; *European Innovation*…, 2022]. Analizy posłużyły do budowy zbioru potencjalnych indykatorów zmiennych ukrytych. Zawierał on 14 wskaźników odnoszących się do zdolności innowacyjnych

i 7 wskaźników odnoszących się do pozycji innowacyjnej. Część indykatorów została odrzucona na różnych etapach modelowania (niski poziom zróżnicowania, negatywna ocena modelu pomiarowego). Ostatecznie do modelu zakwalifikowano 13 (prezentuje je tabela 3). Dane statystyczne pochodziły z opublikowanych przez Eurostat wyników badania *European Innovation Scoreboard* (EIS). W przypadku zmiennej ZINN indykatory odnosiły się do takich aspektów, jak: zasoby ludzkie (ZINN01, ZINN02), system innowacji (ZINN03), cyfryzacja (ZINN06), zasoby finansowe (ZINN07, ZINN10, ZINN12) oraz wykorzystanie technologii ICT (ZINN13). Zmienną PINN zdefiniowano za pomocą indykatorów odzwierciedlających efekty działalności innowacyjnej.

RYSUNEK 1

Schemat modelu PLS-SEM



ZINN – zdolność do innowacji
PINN – pozycja innowacyjna gospodarki
ZINN*i*, PINN*i* – indykatory odzwierciedlające, $i = 1,..., 13$, $j = 1,..., 6$

Źródło: opracowanie własne.

TABELA 3

Indykatory definiujące zmienne ukryte w modelu PLS-SEM

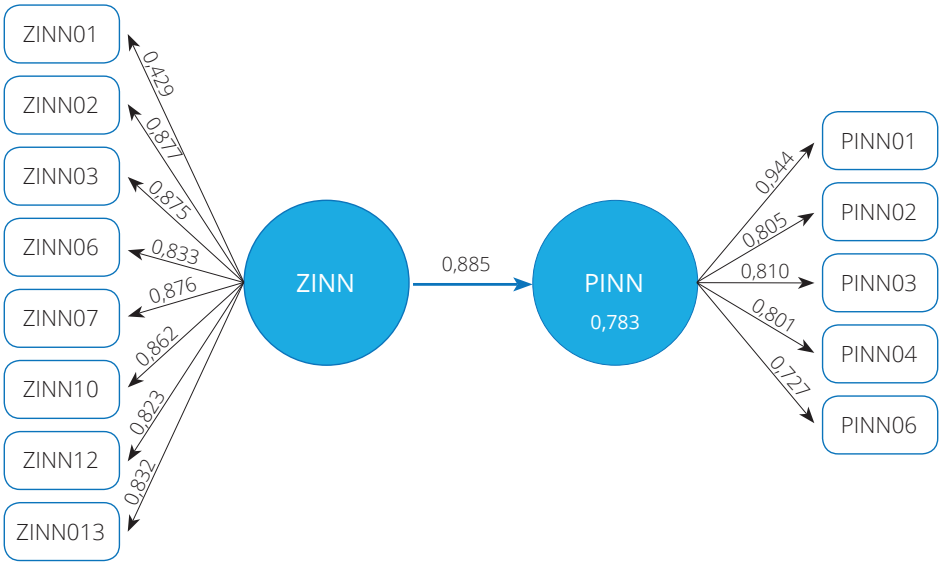
Symbol indykatora	Opis
	Zmienna ukryta ZINN
ZINN01	Odsetek populacji w wieku 25–34 lat z wykształceniem wyższym (w %).
ZINN02	Odsetek populacji 25–64 lat uczestniczącej w kształceniu ustawicznym (w %).
ZINN03	Międzynarodowe współautorskie publikacje naukowe w przeliczeniu na milion mieszkańców.
ZINN06	Odsetek osób w wieku 16–74 lat o ponadpodstawowych ogólnych umiejętnościach cyfrowych (w %).
ZINN07	Nakłady na B+R sektora publicznego jako % PKB (w %).
ZINN10	Nakłady na B+R sektora przedsiębiorstw jako % PKB (w %).
ZINN12	Nakłady na innowacje w sektorze przedsiębiorstw w przeliczeniu na 1 pracownika (w PPS).
ZINN13	Odsetek przedsiębiorstw prowadzących szkolenia w celu rozwijania lub podnoszenia kwalifikacji ICT swojego personelu (w %).
	Zmienna ukryta PINN
PINN01	Odsetek przedsiębiorstw sektora MŚP wprowadzających innowacje produktowe (w %).
PINN02	Odsetek przedsiębiorstw sektora MŚP wprowadzających innowacje procesowe (w %).
PINN03	Odsetek przedsiębiorstw sektora MŚP prowadzących działalność w zakresie współpracy innowacyjnej (w %).
PINN04	Liczba zgłoszeń patentowych do EPO w przeliczeniu na miliard PKB w SSN.
PINN06	Eksport usług opartych na wiedzy jako % eksportu usług ogółem (w %).

Źródło: opracowanie własne.

Model PLS-SEM poddano estymacji w programie SmartPLS na podstawie danych odnoszących się do roku 2018 oraz 2021. Wybór lat był podyktowany dostępnością danych. Wyniki estymacji prezentują rysunki 2 i 3.

RYSUNEK 2

Wyniki estymacji modelu PLS-SE$_{M2018}$ *

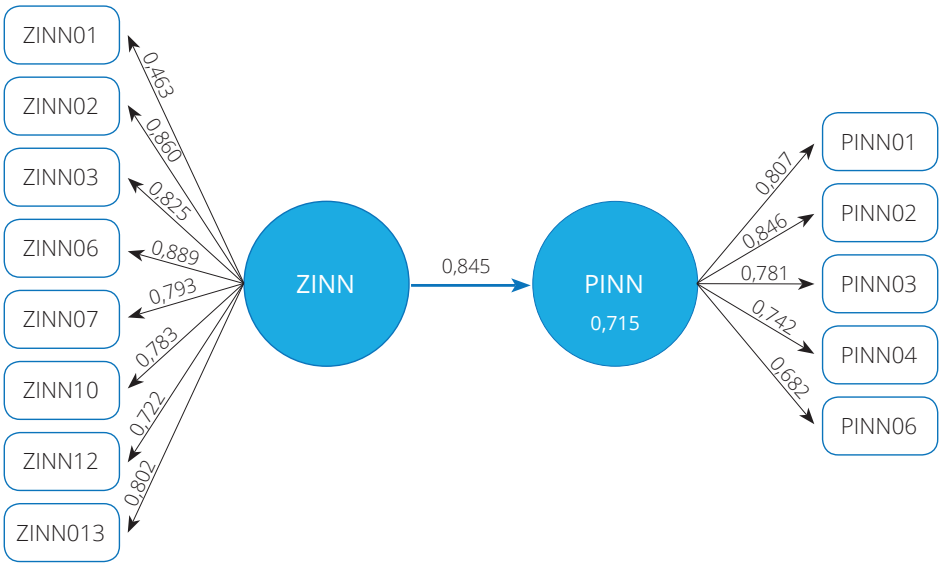


* w okręgach obrazujących zmienną PINN zostały zapisane wartości współczynników determinacji

Źródło: opracowanie własne.

RYSUNEK 3

Wyniki estymacji modelu PLS-SE$_{M2021}$



Źródło: opracowanie własne.

Oszacowane modele poddano dwuetapowej weryfikacji statystycznej. W pierwszej kolejności sprawdzano właściwości modeli pomiarowych. Wyniki tych analiz prezentują tabele 4 i 5.

TABELA 4

Weryfikacja statystyczna modelu pomiarowego w modelu PLS-SE$_{M2018}$

Indykator	Trafność zbieżna		Spójność wewnętrzna		Trafność różnicowa
	Ładunki czynnikowe	AVE	Rzetelność kompozytowa	Alfa Cronbacha	Kryterium ładunków krzyżowych
	> 0,7	> 0,5	0,6–0,95	0,6–0,95	
Zmienna ukryta ZINN					
ZINN01	0,429	0,662	0,938	0,921	*niespełnione*
ZINN02	0,877				spełnione
ZINN03	0,875				spełnione
ZINN06	0,833				spełnione
ZINN07	0,876				spełnione
ZINN10	0,862				spełnione
ZINN12	0,823				spełnione
ZINN13	0,832				spełnione
Zmienna ukryta PINN					
PINN01	0,944	0,673	0,911	0,877	spełnione
PINN02	0,805				spełnione
PINN03	0,810				spełnione
PINN04	0,801				*niespełnione*
PINN06	0,727				spełnione

Źródło: opracowanie własne.

Indykatory spełniały kryteria trafności zbieżnej oraz spójności wewnętrznej. Co prawda oszacowania ładunku czynnikowego indykatora ZINN01 w obu modelach oraz indykatora PINN06 w modelu PLS-SE$_{M2021}$ były niższe niż krytyczny poziom 0,7, jednak indykatory nie zostały usunięte z modelu[2]. W przypadku

[2] Według najnowszych wskazań w przypadku, gdy oszacowanie ładunku czynnikowego jest niższe niż 0,4, indykator powinien zostać usunięty z modelu. Z kolei gdy oszacowanie mieści się

trafności różnicowej w każdym z modeli dwa indykatory (ZINN01 i PINN04 w modelu PLS-SE$_{M2018}$, ZINN12 i PINN04 w modelu PLS-SE$_{M2021}$) wykazywały silniejszą korelację ze zmienną inną niż ta, do której zostały przypisane. Niemniej jednak indykatory te były ważne z punktu widzenia prowadzonych badań, miały silne uzasadnienie merytoryczne, w związku z tym nie zostały usunięte z modelu.

TABELA 5

Weryfikacja statystyczna modelu pomiarowego w modelu PLS-SE$_{M2021}$

Indykator	Trafność zbieżna		Spójność wewnętrzna		Trafność różnicowa
	Ładunki czynnikowe	AVE	Rzetelność kompozytowa	Alfa Cronbacha	Kryterium ładunków krzyżowych
	> 0,7	> 0,5	0,6–0,95	0,6–0,95	
Zmienna ukryta ZINN					
ZINN01	0,463	0,604	0,922	0,901	spełnione
ZINN02	0,860				spełnione
ZINN03	0,825				spełnione
ZINN06	0,889				spełnione
ZINN07	0,793				spełnione
ZINN10	0,783				spełnione
ZINN12	0,722				*niespełnione*
ZINN13	0,802				spełnione
Zmienna ukryta PINN					
PINN01	0,807	0,598	0,881	0,835	spełnione
PINN02	0,846				spełnione
PINN03	0,781				spełnione
PINN04	0,742				*niespełnione*
PINN06	0,682				spełnione

Źródło: opracowanie własne.

w przedziale od 0,4 do 0,7, indykator należy usunąć tylko w przypadku, gdy przełoży się to na poprawę spójności wewnętrznej i trafności zbieżnej.

W drugim etapie dokonano weryfikacji statystycznej modeli strukturalnych. W obu oszacowanych modelach zmienna ZINN wykazywała istotny statystycznie wpływ na zmienną PINN (zob. tabela 6). Hipoteza statystyczna o nieistotnym wpływie zdolności do innowacji na pozycję innowacyjną gospodarek krajów UE została odrzucona na korzyść hipotezy alternatywnej, mówiącej o tym, że zdolność do innowacji wpływa istotnie na pozycję innowacyjną gospodarek. Współczynniki determinacji wyznaczone dla równań modeli przyjęły wartości wyższe niż 0,7 (zob. rysunki 2–3), co oznacza, że w stopniu wysokim zmienność zmiennej PINN została wyjaśniona przez modele. Wartości Q^2 testu Stone'a-Geissera były dodatnie (zob. tabela 7), zatem modele charakteryzowały się wysoką jakością prognostyczną. Modele strukturalne oceniono pozytywnie. Kolejny etap modelowania stanowiła analiza otrzymanych wyników.

TABELA 6

Istotność współczynników ścieżkowych w modelach strukturalnych

Model	Współczynnik ścieżkowy	Wartość *t*	Wartość *p*	95% przedział ufności	Istotność (p < 0,05)?
PLS-SE$_{M2018}$	0,885	34,615	0,000	(0,85; 0,94)	Tak
PLS-SE$_{M2021}$	0,845	17,626	0,000	(0,80; 0,93)	Tak

Źródło: opracowanie własne.

TABELA 7

Wartości Q^2 testu Stone'a-Geissera

Indykatory zmiennej ukrytej endogenicznej	Q^2	
	Model PLS_SEM$_{2018}$	Model PLS_SEM$_{2021}$
PINN01	0,597	0,265
PINN02	0,336	0,342
PINN03	0,449	0,199
PINN04	0,708	0,627
PINN06	0,325	0,345
Ogólnie	0,372	0,322

Źródło: opracowanie własne.

Oszacowania parametrów modeli strukturalnych wskazały, że zdolność do innowacji miała silny, dodatni, istotny statystycznie wpływ na pozycję innowacyjną gospodarek krajów UE w obu badanych latach (oszacowania współczynników ścieżkowych były wyższe niż 0,8). Wniosek ten jest zgodny z oczekiwaniami i wspiera sformułowaną hipotezę badawczą.

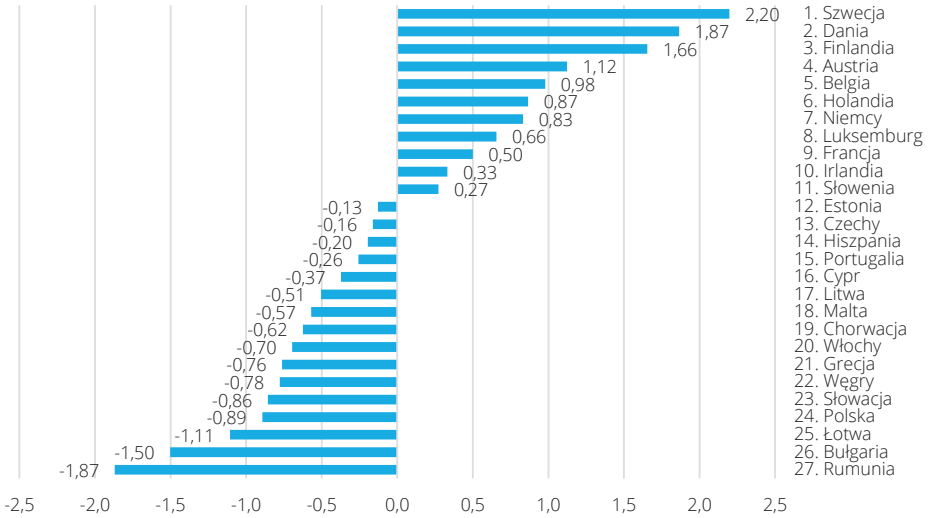
Analizując modele pomiarowe, można zauważyć, że w przypadku zmiennej ukrytej ZINN siedem spośród ośmiu indykatorów odzwierciedlało ją z podobną, wysoką siłą. Oszacowania ładunków czynnikowych tych indykatorów zawierały się w przedziale (0,82; 0,88) w modelu PLS-SE_{M2018} oraz w przedziale (0,72; 0,86) w modelu PLS-SE_{M2021}. Jedynie indykator „Odsetek populacji w wieku 25–34 lat z wykształceniem wyższym" był słabo skorelowany ze zmienną ZINN, co oznacza, że zwiększenie zdolności do innowacji danej gospodarki nie przekłada się w sposób silny na wzrost odsetka osób w wieku 25–34 z wykształceniem wyższym. Indykatory zmiennej PINN odzwierciedlały ją z różną siłą. Oszacowania ładunków czynnikowych w modelu PLS-SE_{M2018} należały do przedziału 0,72–0,95, zaś w modelu PLS-SE_{M2021} do przedziału 0,68–0,85.

Modelowanie dostarczyło również oszacowań wartości obu rozważanych zmiennych ukrytych. Potraktowano je jako wartości mierników syntetycznych i zastosowano do rangowania i klasyfikacji badanych krajów. Rysunki 4–7 prezentują uporządkowania gospodarek UE według malejących oszacowań wartości zmiennych ukrytych. W przypadku zdolności do innowacji w rankingach z obu lat trzy pierwsze pozycje zajmowały Szwecja, Finlandia i Dania, trzy ostatnie zaś Łotwa Bułgaria i Rumunia. Polska znajdowała się na 24. miejscu w rankingu z roku 2018, w roku 2021 awansowała na miejsce 22. Jeśli zaś chodzi o pozycję innowacyjną gospodarki, w czołówce rankingów znajdowały się Finlandia i Szwecja, zaś ostatnie pozycje należały do Polski i Rumunii.

Podział krajów na grupy typologiczne przedstawiają tabele 8 i 9. W obu klasyfikacjach zostały utworzone 4 grupy: grupa I – bardzo wysoki poziom badanej kategorii, grupa II – wysoki i średni poziom, grupa III – niski poziom, grupa IV – bardzo niski poziom badanej kategorii. Krańce przedziałów wyznaczono na podstawie średniej i odchylenia standardowego mierników syntetycznych.

RYSUNEK 4

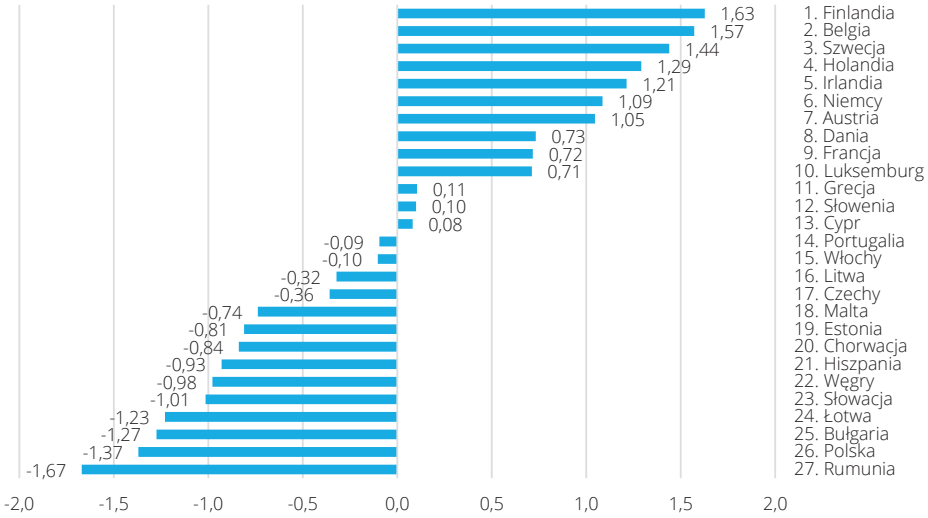
Wartości zmiennej ukrytej ZINN w modelu PLS-SE$_{M2018}$



Źródło: opracowanie własne.

RYSUNEK 5

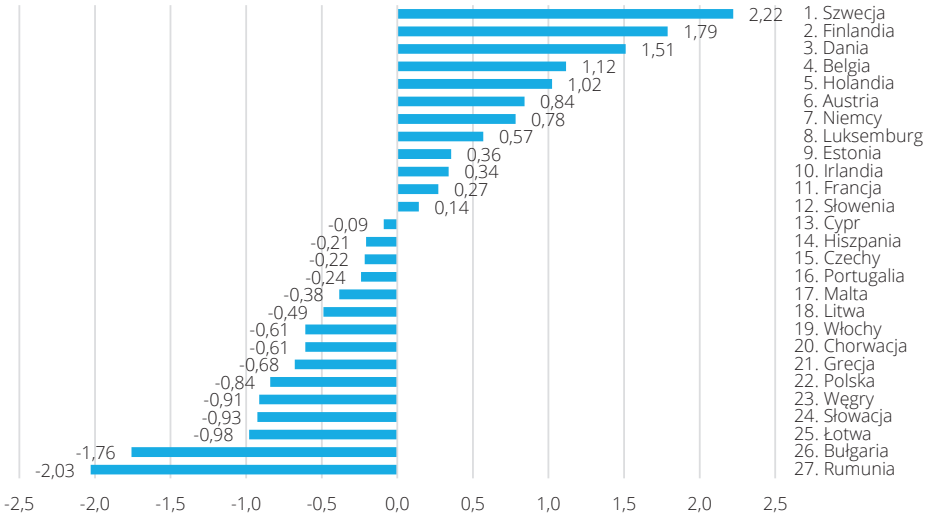
Wartości zmiennej ukrytej PINN w modelu PLS-SE$_{M2018}$



Źródło: opracowanie własne.

RYSUNEK 6

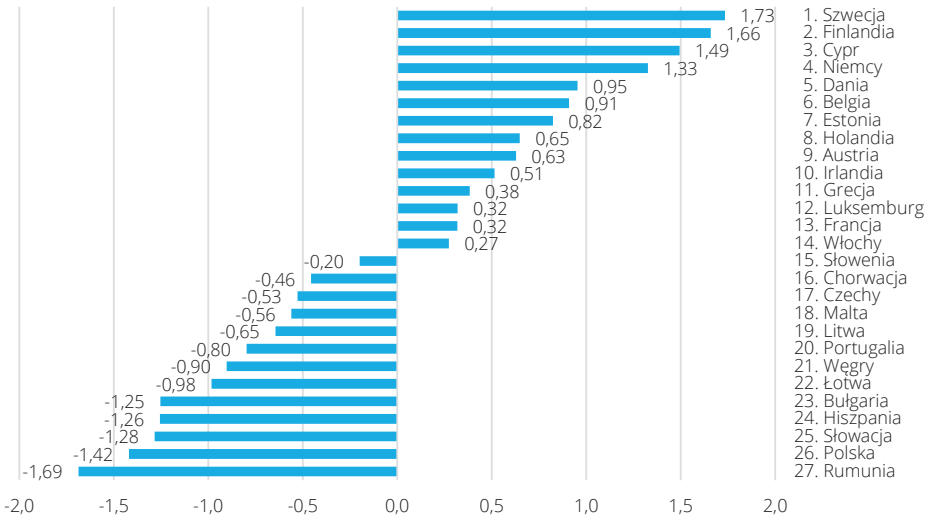
Wartości zmiennej ukrytej ZINN w modelu PLS-SE$_{M2021}$



Źródło: opracowanie własne.

RYSUNEK 7

Wartości zmiennej ukrytej PINN w modelu PLS-SE$_{M2021}$



Źródło: opracowanie własne.

TABELA 8

Klasyfikacja krajów UE ze względu na zdolność do innowacji

2021 \ 2018	Grupa I	Grupa II	Grupa III	Grupa IV
Grupa I	Szwecja, Dania, Finlandia	Belgia, Holandia	–	–
Grupa II	Austria	Niemcy, Luksemburg, Francja, Irlandia, Słowenia	Estonia	–
Grupa III	–	–	Czechy, Hiszpania, Portugalia, Cypr, Litwa, Malta, Chorwacja, Włochy, Grecja, Węgry, Słowacja, Polska	Łotwa
Grupa IV	–	–	–	Bułgaria, Rumunia

Źródło: opracowanie własne.

TABELA 9

Klasyfikacja krajów UE ze względu na pozycję innowacyjną

2021 \ 2018	Grupa I	Grupa II	Grupa III	Grupa IV
Grupa I	Finlandia, Szwecja, Niemcy	Cypr	–	–
Grupa II	Belgia, Holandia, Irlandia, Austria	Dania, Francja, Luksemburg, Grecja	Estonia, Włochy	–
Grupa III	–	Słowenia	Portugalia, Litwa, Malta, Czechy, Chorwacja, Węgry	Łotwa
Grupa IV	–	–	Hiszpania	Słowacja, Bułgaria, Polska, Rumunia

Źródło: opracowanie własne.

W roku 2021 w porównaniu do roku 2018 wystąpiło kilka istotnych zmian w obu klasyfikacjach. W grupowaniu ze względu na zdolność do innowacji Belgia i Holandia awansowały z grupy II do I, Estonia z grupy III do II, zaś Łotwa z grupy IV do III. Spadek z grupy I do II odnotowała Austria. W przypadku drugiego grupowania Belgia, Holandia, Irlandia oraz Austria przesunęły się z grupy I do II, Słowenia – z grupy II do III, zaś Hiszpania z grupy III do IV. Cypr awansował z grupy II do I, Estonia i Włochy z grupy III do II, natomiast Łotwa z grupy IV do III.

5. Podsumowanie

W artykule omówiono podstawy teoretyczne modelowania PLS-SEM oraz zaprezentowano przykład zastosowania tej metody w badaniach ekonomicznych. Skonstruowany i oszacowany model posłużył do badania innowacyjności gospodarek krajów UE. Na podstawie podmodelu strukturalnego zweryfikowano sformułowaną w opracowaniu hipotezę badawczą. Wyniki podmodelu pomiarowego umożliwiły określenie, które z indykatorów wykorzystanych do definiowania zamiennych ukrytych najsilniej, a które najsłabiej odzwierciedlały swoje zmienne. Wreszcie oszacowania wartości zmiennych ukrytych pozwoliły na uporządkowanie i pogrupowanie krajów UE ze względu na zdolność do innowacji oraz pozycję innowacyjną gospodarki.

Modelowanie PLS-SEM może znaleźć zastosowanie w różnych obszarach badawczych. W zależności od celu badań może służyć do weryfikacji hipotez zakładających związki przyczynowo-skutkowe między kategoriami nieobserwowalnymi, do pomiaru kategorii nieobserwowalnych czy też do porządkowania i klasyfikacji obiektów. Modele PLS-SEM stanowią użyteczne narzędzie wielowymiarowej analizy statyczno-ekonometrycznej.

Literatura

Ciborowski R.W., 2016, *Międzynarodowy transfer technologii a innowacyjność krajów Europy Środkowo-Wschodniej*, PTE, Białystok.

Ciborowski R.W., Skrodzka I., 2019, *International technology transfer, innovation and economic development of European Union countries in 2008–2017*, "European Research Studies Journal", vol. XXII(3), s. 384–404, DOI: 10.35808/ersj/1481.

Chin W.W., 1998, *The partial least squares approach to structural equation modelling*, [in:] *Modern methods for business research*, Marcoulides G.A. (ed.), Lawrence Erlbaum, Mahwah.

European Innovation Scoreboard 2022, 2022, European Commission, https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/f0e0330d-534f-11ed-92ed-01aa75ed71a1/language-en/format-PDF/source-272941691 [data dostępu: 28.04.2023].

Fagerberg J., Srholec M., Verspagen B., 2010, *Innovation and Economic Development*, [in:] *Handbook of the Economics of Innovation*, Hall B.H., Rosenberg N. (eds), North-Holland, Amsterdam, DOI: 10.1016/S0169-7218(10)02004-6.

Freeman C., 2002, *Continental, national and sub-national innovation systems – complementarity and economic growth*, "Research Policy", vol. 31(2), s. 191–211, DOI: 10.1016/S0048-7333(01)00136-6.

Global Innovation Index 2020: Who Will Finance Innovation?, 2020, Dutta S., Lanvin B., Wunsch-Vincen S. (eds), Cornell University, INSEAD and WIPO, https://www.wipo.int/global_innovation_index/en/2020 [data dostępu: 28.04.2023].

Hair J.F., Hult G.T.M., Ringle C.M., Sarstedt M., 2022, *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*, Sage, Thousand Oaks.

Henseler J., Ringle C.M., Sarstedt M., 2012, *Using partial least squares path modeling in international advertising research: basic concepts and recent issues*, [in:] *Handbook of research in international advertising*, Okazaki S. (ed.), Edward Elgar, Cheltenham. DOI: 10.4337/9781781001042.00023.

Majka A., Jankowska D., 2018, *Innowacyjność a poziom rozwoju gospodarczego województw*, „Wiadomości Statystyczne", vol. 10, s. 21–36.

Mansfield E., 1972, *Contribution of R&D to economic growth in the United States*, "Science", vol. 175(4021), s. 477–486, DOI: 10.1126/science.175.4021.477.

Marcoulides G.A., Chin W.W., Saunders C., 2009, *A critical look at partial least squares modeling*, "MIS Quarterly", vol. 33(1), s. 171–175, DOI: 10.2307/20650283.

Pangsy-Kania S., 2007, *Polityka innowacyjna państwa a narodowa strategia konkurencyjnego rozwoju*, Wydawnictwo Uniwersytetu Gdańskiego, Gdańsk.

Rogowski J., 1990, *Modele miękkie. Teoria i ich zastosowanie w badaniach ekonomicznych*, Wydawnictwo Filii UW w Białymstoku, Białystok.

Sarstedt M., Ringle C.M., Hair J.F., 2014, *PLS-SEM: Looking Back and Moving Forward*, "Long Range Planning", vol. 47(3), s. 132–137, DOI: 10.1016/j.lrp.2014.02.008.

Science, Technology and Industry Scoreboard 2017: The digital transformation, 2017, OECD, https://www.oecd.org/sti/oecd-science-technology-and-industry-scoreboard-20725345.htm [data dostępu: 28.04.2023].

Skrodzka I., 2022, *Kapitał ludzki a pozycja innowacyjna krajów Europy Środkowo-Wschodniej – modelowanie PLS-SEM*, CeDeWu, Warszawa.

Towards knowledge-based economies in APEC, 2000, APEC, https://www.apec.org/Publications/2000/11/Towards-KnowledgeBased-Economies-in-APEC-2000 [data dostępu: 28.04.2023].

Weresa M.A., 2012, *Systemy innowacyjne we współczesnej gospodarce światowej*, PWN, Warszawa.

Weresa M.A., 2014, *Polityka innowacyjna*, PWN, Warszawa.

Wojnicka-Sycz E., 2016, *Innowacyjność jako czynnik wzrostu i rozwoju gospodarczego w Polsce – próba weryfikacji empirycznej*, „Ekonomista", nr 1, s. 85–111.

Wold H., 1980a, *Model construction and evaluation when theoretical knowledge is scarce*, [in:] *Evaluation of econometric models*, Kmenta J., Ramsey J.B. (eds.), Academic Press, Cambridge.

Wold H., 1980b, *Soft modelling: intermediate between traditional model building and data analysis*, "Banach Center Publications", vol. 6(1), s. 333–346.

Wold H., 1982, *Soft modeling: the basic design and some extensions*, [in:] *Systems under indirect observations: causality, structure, prediction*, Jöreskog K.G., Wold H. (eds.), North-Holland, Amsterdam.