

Adam Sagan, Mariusz Grabowski

Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie
e-mails: sagana@uek.krakow.pl; grabowsm@uek.krakow.pl

INFORMACJA *APRIORI* W OCENIE JAKOŚCI MODELI *TAM* NA PRZYKŁADZIE PLATFORMY MOODLE

A PRIORI INFORMATION IN THE ASSESSMENT OF *TAM* QUALITY MODELS ON THE EXAMPLE OF MOODLE PLATFORM

DOI: 10.15611/ekt.2016.3.02

Streszczenie: Artykuł jest poświęcony roli informacji wnoszonej na podstawie metaanalizy w ocenie dopasowania i trafności predykcyjnej modeli akceptacji technologii (*Technology Acceptance Model* – TAM). Ten rodzaj modeli jest szczególnie wykorzystywany do analizy postaw i zachowań użytkowników wobec nowych technologii. W ich budowie stosowane są zarówno modele strukturalne ze zmiennymi ukrytymi (SEM), jak również predykcyjne modele ścieżkowe, w których parametry są szacowane na podstawie metody cząstkowych najmniejszych kwadratów (PLS-PM). Celem artykułu jest ocena roli informacji wnoszonej (subiektywnej wiedzy badacza i wyników przeszłych badań) na stabilność oszacowania parametrów modelu akceptacji technologii TAM i na dopasowanie modelu. Wykorzystanie informacji uprzedniej o rozkładach parametrów i wartościach punktowych oszacowań pozwala na poprawne określenie punktów startowych procesu estymacji oraz jest istotnym warunkiem budowy modelu w podejściach bayesowskich. W procesie modelowania zostały porównane modele zbudowane wyłącznie na podstawie danych (bez uwzględnienia informacji uprzedniej) z modelami wykorzystującymi subiektywną wiedzę badacza (estymowanymi w podejściu klasycznym i bayesowskim).

Słowa kluczowe: metaanaliza, bayesowskie modele strukturalne, model TAM.

Summary: The article is devoted to the role of a priori information on the basis of a meta-analysis in the evaluation of the fit and accuracy of Technology Acceptance Model (TAM). This type of model is particularly used to analyze the attitudes and behavior towards new technologies (Moodle platform). In model construction three approaches are compared: structural model with the latent variables (SEM), Bayesian SEM with informative priors based on metanalysis. The aim of the paper is to assess the role of information a priori (subjective knowledge of the researcher and the results of past studies) to assess the stability of the model parameters and fit of the model. Use of information about the prior distributions of parameters and values of point estimates allows to determine the starting points of estimation process and is an essential condition for building a model in bayesian approach. In the process of modeling two models are compared: one built solely on the basis of data (without prior information) and the other that use subjective knowledge of the researcher.

Keywords: meta-analysis, Bayesian SEM, TAM model.

1. Wstęp

Informacja *a priori* odgrywa ważną rolę w bayesowskiej estymacji modeli strukturalnych. Jednym z istotnych źródeł tej informacji są wyniki metaanalizy danych istniejących w zasobach literaturowych prezentujących dotychczasowe wyniki badań. Celem artykułu jest porównanie modeli akceptacji technologii (TAM) z wykorzystaniem informacji *a priori* o rozkładzie parametrów modelu. Ocena wartości parametrów modelu została dokonana na podstawie wyników metaanalizy modeli TAM podanych w literaturze (szczególnie dotyczącej dziedziny systemów informacyjnych zarządzania). Wiedza ta posłużyła do wprowadzenia rozkładów *a priori* w procedurze estymacji bayesowskiej modelu TAM dotyczącego analizy postaw i zachowań studentów wobec platformy Moodle. Dane empiryczne zebrano metodą ankiety elektronicznej (odnośnik umieszczono w systemie Moodle) wśród studentów Uniwersytetu Ekonomicznego w Krakowie¹.

2. Charakterystyka modeli TAM

Badania postaw i zachowań konsumenckich należą do kluczowych obszarów badań wykorzystujących podejście modelowania równań strukturalnych (SEM). Szczególnie intensywne zastosowania tych modeli znajdują swoje odzwierciedlenie w nurtach poznawczych badań postaw powstałych w ramach modelu postaw Fishbeina, modelu uzasadnionego działania Fishbeina-Ajzena (*Theory of Reasoned Action* – TRA) i modelu planowanych zachowań Ajzena (*Theory of Planned Behaviour* – TPB)². Popularność tych modeli wynika z ich predykcyjnego charakteru (próba wyodrębnienia czynników pozwalających na trafną predykcję zachowań konsumenckich), niewielkiej liczby predyktorów oraz uwzględnienia efektów mediacji w przewidywaniu zachowań konsumenckich (ścieżkowy i rekurencyjny charakter zależności między zmiennymi).

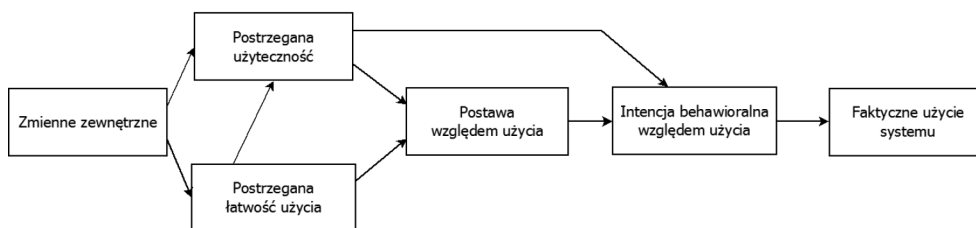
Modele TRA i TPB doczekały się wielu zastosowań w badaniach empirycznych i modyfikacji swoich podstawowych wersji. Jednym z dynamicznie rozwijających się zastosowań są modele postaw i zachowań wykorzystywane w obszarze akceptacji nowych technologii. Modele akceptacji technologii (*Technology Acceptance Model* – TAM) są budowane na podstawie poznawczych teorii postaw Fishbeina, Fishbeina-Ajzena i Ajzena i również doczekały się wielu wersji i modyfikacji, takich jak model TAM2, TAM3 i UTAUT [Davis 1989; Davis, Bagozzi, Warshaw 1989]. Struktura podstawowego modelu TAM jest przedstawiona na rys. 1.

Model TAM składa się z pięciu zmiennych. Motywacja użytkowników związana z faktycznym użyciem systemu jest (zgodnie z założeniami modelu TRA i TPB)

¹ Badania przeprowadzono ze środków z badań statutowych dla Wydziału Zarządzania UEK.

² Modele te są szeroko opisywane w literaturze dotyczącej analizy zachowań konsumentów i badań marketingowych; zob. [Kaczmarczyk 2014; Foxall, Heilbrun 2002].

kształtowana przez subiektywną intencję użycia systemu (behawioralny składnik postawy). Intencja ta jest bezpośrednio uzależniona od postawy względem użycia (komponent afektywny) oraz postrzeganej użyteczności systemu (komponent poznawczy). Czynnikiem kształtującym postrzeganą użyteczność jest łatwość użycia systemu przez użytkowników. Zmienne zewnętrzne charakteryzują cechy społeczno-demograficzne użytkowników.



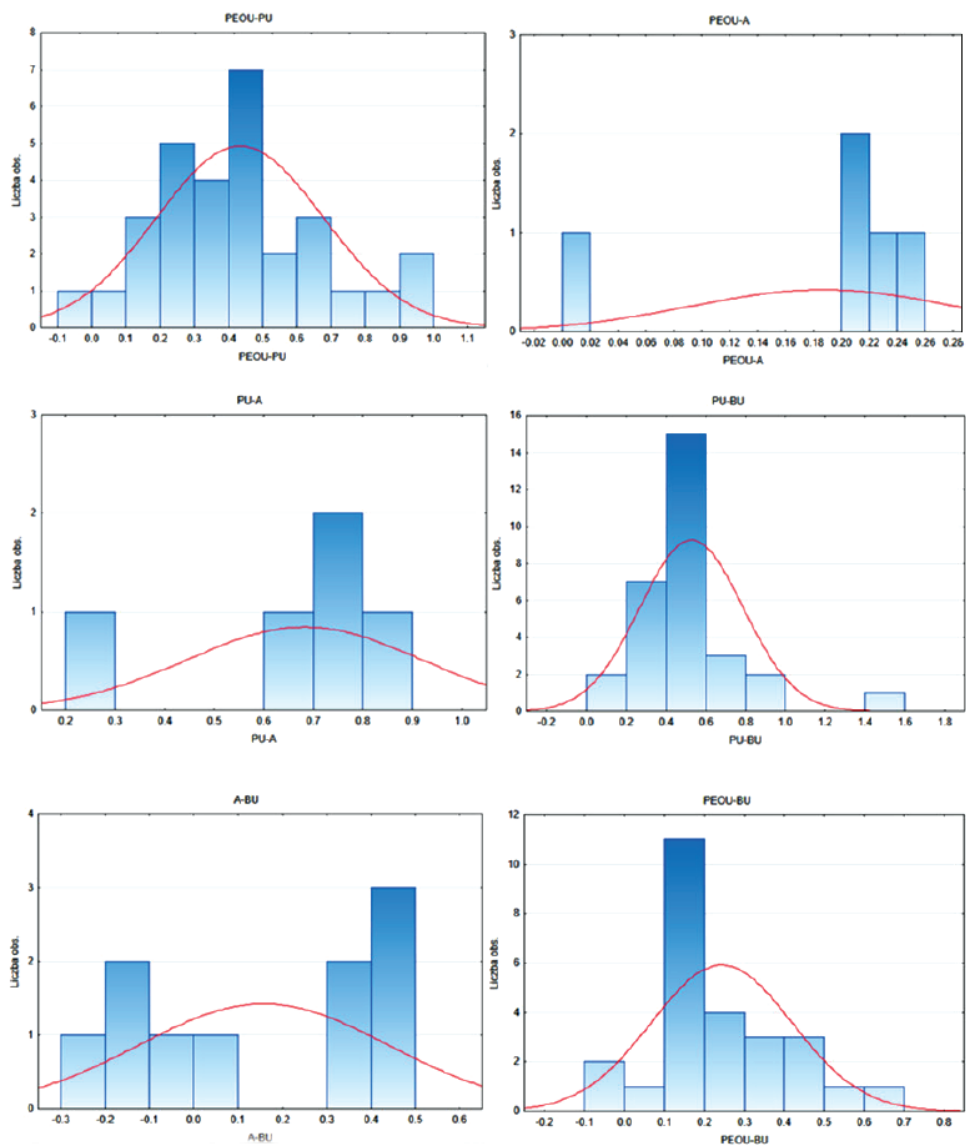
Rys. 1. Model TAM

Źródło: [Davis, Bagozzi, Warsaw 1989, s. 985].

Model TAM był przedmiotem testowania w wielu krajach i obszarach badań. W Polsce znalazł on zastosowanie w ocenie platformy e-learningowej e-Platforma UEK, używanej przez Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie do wzbogacenia kształcenia podstawowego o elementy kształcenia na odległość [Sagan, Grabowski 2015]. E-platforma UEK jest zbudowana na bazie systemu Moodle, będącego jedną z najbardziej popularnych platform e-learningowych, używanych w polskim szkolnictwie wyższym. W momencie przygotowywania niniejszego artykułu na świecie funkcjonowało ponad 71 tys. niezależnych instalacji różnych wersji Moodle w 233 krajach, z których korzysta ponad 88 mln użytkowników [Moodle 2016a]. Do czynników stanowiących o popularności Moodle należy zaliczyć otwartość, darmowość, funkcjonalność, modularność i zgodność ze standardami. Cechą wyróżniającą Moodle spośród innych platform e-learningowych jest jednoznaczne powoływanie się przez twórców systemu na koncepcję pedagogiki bazującej na konstruktywizmie społecznym [Moodle 2016b]. Mocne podstawy teoretyczne budowy systemu stanowią niewątpliwie silny argument na rzecz stosowania go w instytucjach akademickich.

3. Metaanaliza modeli TAM – przegląd badań

Model TAM jest przedmiotem szerokich zastosowań w obszarze badań użytkownika technologii informacyjnych i komunikacyjnych (ICT). Wielość podejmowanych analiz przyczyniła się do powstania dużej liczby studiów z zakresu metaanalizy modeli TAM, pozwalających na ocenę stabilności mierzonych efektów w zależnościach ścieżkowych między zmiennymi.



Rys. 2. Rozkłady parametrów strukturalnych modeli TAM

Źródło: opracowanie własne.

Jak wspomniano wcześniej, model TAM stanowi wkład dziedziny systemów informacyjnych zarządzania (SIZ) w metodologię i zastosowania modelowania przyczynowego w zakresie oceny akceptacji i użycia technologii informacyjnej. W literaturze przedmiotu znajdują się liczne opracowania na ten temat, dotyczące zarówno

zaleceń metodologicznych, jak i oszacowań konkretnych modeli [Chin, Johnson, Schwarz 2008; King, He 2006; Wu, Lederer 2009; Sharma, Yetton, Crawford 2009].

W celu dokonania metaanalizy wyników badań wyselekcjonowano artykuły opublikowane na łamach trzech wiodących magazynów naukowych z dziedziny SIZ (dwóch amerykańskich i jednego europejskiego), tj. MIS Quarterly (MISQ – IF 2015 = 5,384), Information Systems Research (ISR – IF 2015 = 3,047) oraz Information Systems Journal (ISJ – IF 2015 = 2,522) w całej ich historii publikacyjnej. Za kryterium selekcji przyjęto słowa kluczowe podane w abstraktach, odnoszące się do TAM. W wyniku przeprowadzonej kwerendy otrzymano zbiór 29 artykułów opublikowanych na przestrzeni 24 lat (1991-2014).

W strukturze publikacji przeważają periodyki amerykańskie (MISQ i ISR), w których opublikowane artykuły (23) stanowiły prawie 80% ich ogólnej liczby. Taki stan rzeczy jest podyktowany nie tylko większą liczbą magazynów amerykańskich (2) względem europejskich (1) w badanej próbie, ale również tendencją związaną z większą przychylnością do akceptacji badań o charakterze pozytywistycznym (do których należy TAM) w amerykańskiej tradycji naukowej.

Wśród publikowanych prac używano różnych wersji i rozszerzeń modelu TAM. Dotyczyły one zarówno włączania w proponowane modele nowych konstruktów, jak i uwzględniania dodatkowych kowariantów. Należy jednak zaznaczyć, że na ogół estymowano jego zasadnicze zmienne, tj. postrzeganą łatwość użycia (PEOU – *Perceived Ease of Use*), postrzeganą użyteczność (PU – *Perceived Usefulness*), postawę wobec użycia (A – *Attitude toward Using*) oraz rzeczywiste użycie systemu (BU – *Behavior and System Use*).

Rysunek 2 przedstawia rozkłady współczynników ścieżkowych modeli TAM uzyskanych na podstawie metaanalizy wyników badań w analizowanych 29 artykułach. Z rysunku wynika duże zróżnicowanie parametrów ścieżkowych w prowadzonych badaniach empirycznych oraz nierówna liczba badań z uwzględnieniem poszczególnych relacji ścieżkowych. Najmniej zróżnicowane zależności występują w relacjach między postrzeganą użytecznością systemu (PU) a rzeczywistym jego użyciem (BU) oraz postrzeganą łatwością użycia (PEOU) a użytecznością systemu (PU).

4. Informacja *a priori* w estymacji modelu TAM

Rola subiektywnej informacji jest szczególnie ważna dla estymacji modeli z wykorzystaniem podejścia bayesowskiego. Modelowanie równań strukturalnych ze zmiennymi ukrytymi z wykorzystaniem metod estymacji bayesowskiej staje się coraz bardziej popularnym podejściem w badaniach społecznych i marketingowych [Lee 2007; Rossi, Allenby, McCulloch 2005; Sagan 2010]. Estymację bayesowską charakteryzuje wiele specyficznych własności. Brak w niej założeń rozkładu normalnego dla parametrów (dopuszczalne są asymetryczne przedziały wiarygodności) umożliwia szacowanie bardziej złożonych modeli strukturalnych (mniejsza złożo-

ność obliczeniowa związana z wymiarami całkowania numerycznego) oraz pozwala na wykorzystanie informacji *a priori* w procesie szacowania parametrów modelu. Istota procesu estymacji wynika z zastosowania wzoru Bayesa:

$$p(\theta | y) = \frac{f(y | \theta)p(\theta)}{f(y)},$$

gdzie: y – dane; θ – parametry modelu; $f(y)$ – rozkład danych; $p(\theta)$ – rozkład *a priori* parametrów; $f(y|\theta)$ – warunkowy rozkład danych (funkcja wiarygodności); $p(\theta|y)$ – warunkowy rozkład *a posteriori* parametrów.

Pomijając rozkład danych, który wymaga zastosowania wielowymiarowego całkowania (w mianowniku), na podstawie przytoczonego wzoru można określić, że rozkład *a posteriori* parametrów jest proporcjonalny do iloczynu funkcji wiarygodności i rozkładu *a priori* parametrów.

Rozkłady *a priori* parametrów mogą mieć charakter rozkładów informacyjnych, słabo informacyjnych lub nieinformacyjnych. Rozkłady informacyjne odgrywają kluczową rolę podczas oszacowania modelu i najczęściej pochodzą z metaanalizy danych, dotychczasowych badań lub wykorzystują subiektywną wiedzę badacza dotyczącą wyników badań z przeszłości. Rozkłady słabo informacyjne są rozkładami, które pozwalają na uzyskiwanie spójnych i stabilnych rozwiązań związanych z nieoczekiwanymi wartościami parametrów (np. tzw. przypadków Heywooda, czyli ujemnych wartości wariancji błędów, współczynników korelacji większych od jedności itp.). Rozkłady nieinformacyjne są to najczęściej jednostajne rozkłady parametrów, dostarczające podobnych informacji do metody największej wiarygodności, oraz rozkłady normalne o bardzo dużych wariancjach ($-\infty + \infty$).

Należy podkreślić, że oszacowania parametrów modelu metodą największej wiarygodności są specjalnym przypadkiem estymacji bayesowskiej dokonywanej na podstawie nieinformacyjnych rozkładów jednostajnych. W przypadku dużych prób rozkłady *a priori* są asymptotycznie nieinformacyjne i nie mają większego znaczenia dla oszacowań parametrów. Podsumowując, można stwierdzić, że ich stosowanie wiąże się z możliwością wykorzystania dostępnej wiedzy w procesie modelowania, otrzymania większej precyzji oszacowań (z węższymi przedziałami ufności) oraz przełamania zbyt restrykcyjnych założeń modelu strukturalnego (np. przez wprowadzenie ładunków krzyżowych w confirmacyjnej analizie czynnikowej dopuszczającej zerową wartość ładunku z jednoczesną małą wariancją (są to tzw. przybliżone wartości zerowe dla parametrów o małej wariancji).

Wprowadzanie rozkładów *a priori* do modelu strukturalnego związane jest z informacją dotyczącą: (a) rozkładów parametrów modelu, (b) wartości kowariancji między parametrami lub (c) różnic między wartościami parametrów. W programach umożliwiających bayesowskie modelowanie strukturalne (takich, jak AMOS czy Mplus) przyjmowane są różne typy rozkładów *a priori*. W programie Mplus wykorzystywanych jest pięć typów rozkładów:

1. Normalny i lognormalny $N(0, \text{inf})$ dla zmiennych obserwowalnych, ładunków czynnikowych, parametrów ścieżkowych, wyrazów wolnych w modelu pomiarowym i wartości średnich w modelu strukturalnym.

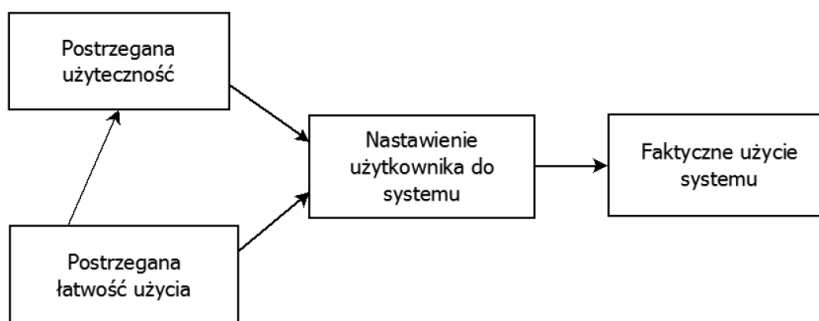
2. Gamma i odwrotny Gamma $N(-1, 0)$ dla wariancji i wariancji resztowych zmiennych obserwowalnych i ukrytych.

3. Jednorodny (a, b) dla wartości progowych dla kategoryalnych zmiennych obserwowalnych.

4. Odwrotny Wisharta $(0, -p-1)$ dla wariancji i wariancji resztowych zmiennych ukrytych.

5. Dirichleta $(10, 10)$ dla kategoryalnych zmiennych ukrytych.

Estymacja modeli TAM z informacyjnymi i nieinformacyjnymi rozkładami *a priori* została dokonana na podstawie danych zebranych podczas badań ankietowych przeprowadzonych wśród 150 studentów Uniwersytetu Ekonomicznego w Krakowie. Dobór respondentów miał charakter celowo-kwotowy. Do badań wybrano grupy dziekańskie dla kierunków i przedmiotów, które najintensywniej korzystają z platformy Moodle. Strukturę próby dobrano kwotowo ze względu na tryb studiów i płeć respondentów. Badania przeprowadzono w semestrze letnim 2015 r. Specyfikacja modelu i charakterystyka pozycji (stwierdzeń) skal Likerta służących do pomiaru zmiennych ukrytych jest przedstawiona na rys. 3 i w tab. 1.



Rys. 3. Model TAM stosowany w badaniach

Źródło: opracowanie własne.

Na podstawie danych empirycznych oszacowano cztery rodzaje modeli TAM: (1) model z wykorzystaniem estymacji największej wiarygodności (bez informacji wniesionej wyłącznie na podstawie danych), (2) model z estymacją bayesowską i rozkładami nieinformacyjnymi *a priori*, (3) model z estymacją bayesowską i rozkładami słabo informacyjnymi *a priori*, oraz (4) model z estymacją bayesowską i rozkładami informacyjnymi *a priori* uzyskanymi na podstawie metaanalizy modeli TAM.

Tabela 1. Konstrukty i wskaźniki wykorzystane w badaniu

Zmienna	Konstrukt/wskaźnik
PEOU	POSTRZEGANA ŁATWOŚĆ UŻYCIA
PEOU1	e-Platforma UEK jest łatwa w użyciu
PEOU2	e-Platforma UEK jest wygodna
PEOU3	e-Platforma UEK jest łatwa w przyswojeniu materiału
PEOU4	e-Platforma UEK jest łatwa w zrozumieniu
PEOU5	e-Platforma UEK jest łatwo dostępna
PU	POSTRZEGANA UŻYTECZNOŚĆ
PU1	e-Platforma UEK pozwala uczyć się w sposób bardziej efektywny
PU2	e-Platforma UEK pozwala uczyć się w szybszy sposób
PU3	e-Platforma UEK pozwala w większym stopniu kontrolować proces uczenia się
PU4	e-Platforma UEK pozwala oszczędzać czas
PU5	e-Platforma UEK pozwala na znaczne pogłębianie wiedzy
A	NASTAWIENIE UŻYTKOWNIKA DO SYSTEMU
A1	e-Platforma UEK stanowi atrakcyjną metodę dydaktyczną
A2	e-Platforma UEK stanowi interesujące usprawnienie procesu dydaktycznego
A3	e-Platforma UEK zaspokaja moje potrzeby e-learningowe
A4	Lubię używać e-Platformę UEK
BU	FAKTYCZNE UŻYCIE SYTSEMU
BU1	Korzystam z e-Platformy UEK, aby przygotować się do sesji egzaminacyjnej
BU2	Korzystam z e-Platformy UEK codziennie
BU3	Korzystam z e-Platformy UEK, gdy mam problem do rozwiązania
BU4	Korzystam z e-Platformy UEK, ponieważ mogę to robić w dowolnej porze
BU5	Korzystam z e-Platformy UEK regularnie

* Zmienne PEOU1-5, PU1-5, A1-4 oraz B1-5 są mierzone na 5-stopniowej skali Likerta.

Źródło: opracowanie własne.

Tabela 2 prezentuje oceny dopasowania oszacowanych modeli.

Porównanie modeli zostało dokonane na podstawie analizy różnicy między wartościami kryterium bayesowskiego (BIC). Tabela 3 przedstawia zasady oceny siły różnic ze względu na wartości BIC i odpowiadających im wielkości czynnika Bayesa.

Uwzględniając zasady przedstawione w tab. 4, dokonano porównania oszacowanych modeli bayesowskich z rozkładami nieinformacyjnymi, słabo informacyjnymi i informacyjnymi *a priori*. Wyniki porównania znajdują się w tab. 4.

Tabela 2. Miary dopasowania modeli TAM

Miary dopasowania	Model			
	największej wiarygodności	bayesowski z rozkładem nieinformacyjnym	bayesowski z rozkładem słabo informacyjnym	bayesowski z rozkładem informacyjnym
Statystyka χ^2 (s.s.), p/BPPP	370,34 (129), $p = 0,00$	192,417 (276,225), $p = 0,00$		199,966 (281,610), $p = 0,00$
AIC/DIC	9226,232	9221,207		9229,262
BIC	9425,319	9427,160		9439,321

Objaśnienia: BPPP – *Bayesian Posterior Predictive Checking* – 95-procentowy przedział ufności między obserwowanymi a odtwarzanymi wartościami statystyki χ^2 , AIC – kryterium informacyjne Akaikego, DIC – odchyleniowe kryterium informacyjne (bayesowskie kryterium Akaikego), BIC – bayesowskie kryterium informacyjne.

Źródło: opracowanie własne.

Tabela 3. Zasady porównania modeli

Różnica w BIC	Czynnik Bayesa	Siła dowodu przeciwko M2
0-2	1-3	słaby
2-6	3-20	średni
6-10	20-150	silny
>10	>150	bardzo silny

Źródło: [Kaplan, Depaoli 2012].

Tabela 4. Porównanie bayesowskich modeli TAM

Porównywane modele	Różnica w BIC	Czynnik Bayesa	Siła dowodu
NI – SI	32,051	>150	bardzo silny przeciwko słabo informacyjnemu
NI – I*	15,943	>150	bardzo silny przeciwko informacyjnemu
SI – I*	16,108	>150	bardzo silny przeciwko słabo informacyjnemu

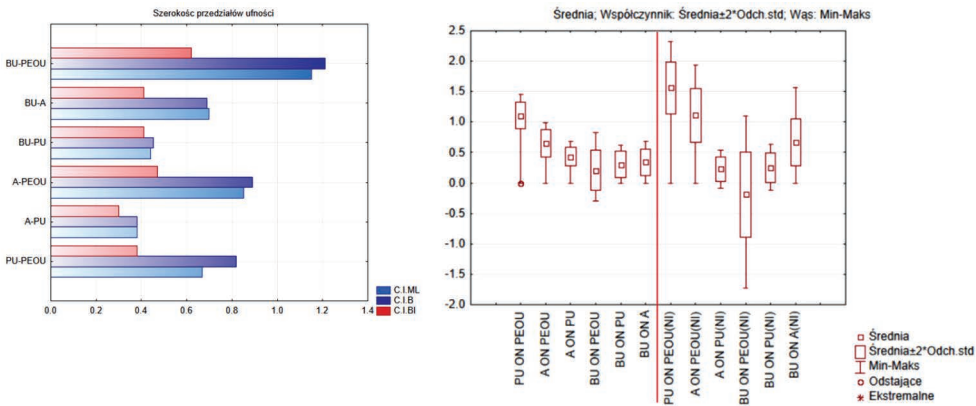
NI – model z rozkładami nieinformacyjnymi, SI – model z rozkładami słabo informacyjnymi, I – model z rozkładami informacyjnymi.

Źródło: opracowanie własne.

Z porównania modeli wynika, że informacja wnoszona ma niewielki wpływ na poprawę jakości dopasowania modeli bayesowskich. Model z rozkładami nieinfor-

macyjnymi cechuje się lepszym dopasowaniem w porównaniu z modelami z rozkładami słabo informacyjnymi i informacyjnymi. Modele z rozkładem informacyjnym są jednak lepiej dopasowane w porównaniu z modelami słabo informacyjnymi.

Drugim obszarem analizy jest wpływ informacji *a priori* na precyzję oszacowań parametrów ścieżkowych (szerokość przedziałów ufności). Rysunek 4 przedstawia szerokości przedziałów ufności i ich charakterystyki dla trzech metod szacowania parametrów: (1) największej wiarygodności, (2) bayesowskiej z rozkładami nieinformacyjnymi i (3) bayesowskiej z rozkładami informacyjnymi.



Rys. 4. Przedziały ufności oszacowań parametrów modelu TAM

Źródło: opracowanie własne.

Lewy panel rys. 4 przedstawia szerokość przedziałów ufności dla oszacowań metodami największej wiarygodności (C.I.ML), bayesowską z rozkładami nieinformacyjnymi (C.I.B) i bayesowską z rozkładami informacyjnymi (C.I.BI). Przedziały te są praktycznie takie same dla metody największej wiarygodności i bayesowskiej z rozkładami nieinformacyjnymi, a zdecydowanie węższe dla oszacowań metodą bayesowską z rozkładami informacyjnymi. W prawym panelu są zaprezentowane wykresy skrzynek z wąsami dla metod bayesowskich potwierdzających uzyskane wyniki (oszacowania z wykorzystaniem informacji *a priori* cechują się niższymi średnimi oszacowań przy jednocześnie niższych odchyleniach standardowych).

5. Zakończenie

Informacja subiektywna odgrywa istotną rolę w budowie i ocenie dopasowania modelu. Wyniki porównania modeli zawarte w artykule wskazują, że modele z rozkładami informacyjnymi cechują się nieco gorszym dopasowaniem niż modele z rozkładami nieinformacyjnymi. Jednakże dobroć dopasowania wynika nie tyle z charakteru informacji wnoszonej, ile z podobieństwa rozkładu informacyj-

nego *a priori* do standaryzowanej funkcji wiarygodności. Informacja wnoszona ma wpływ głównie na precyzję oszacowań parametrów. Modele z rozkładami informacyjnymi charakteryzują się niższymi średnimi i wariancjami oszacowań.

Informacja *a priori* w modelowaniu strukturalnym ze zmiennymi ukrytymi wykorzystywana w modelach bayesowskich pozwala na uwzględnienie w procesie modelowania wyników metaanalizy i tym samym bardziej trafne wyjaśnienie możliwych kierunków obciążenia parametrów w świetle dostępnych już wyników badań.

Literatura

- Chin W.W., Johnson N., Schwarz A., 2008, *A fast form approach to measuring technology acceptance and other constructs*, MIS Quarterly, vol. 32, no. 4, s. 687-703.
- Davis F.D., 1989, *Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology*, MIS Quarterly, vol. 13, no. 3, s. 319-340.
- Davis F.D., Bagozzi R.P., Warshaw P.R., 1989, *User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models*, Management Science, vol. 35, no. 8, s. 982-1003.
- Kaczmarczyk S., 2007, *Zastosowanie badań marketingowych*, PWE, Warszawa.
- Kaplan D., Depaoli S., 2012, *Bayesian Structural Equation Modeling*, [w:] *Handbook of Structural Equation Modelling*, Hoyle R.H. (red.), NY, Guilford, New York.
- King W.E., He J., 2006, *A meta-analysis of the technology acceptance model*, Information and Management, 43, s. 740-755.
- Lee S.Y., 2007, *Structural Equation Modeling. Bayesian Approach*, Wiley.
- Moodle, 2016a, *Moodle Statistics*, <https://moodle.net/stats> (28.06.2016).
- Moodle, 2016b, *Philosophy*, <https://docs.moodle.org/24/en/Philosophy> (28.06.2016).
- Rossi P., Allenby G., McCulloch R., 2005, *Bayesian Statistics and Marketing*, Wiley.
- Sagan A., 2010, *Bayesowska rewolucja w badaniach marketingowych ze zmiennymi ukrytymi – porównanie podejść*, [w:] *Marketing. Rozwój działań*, Dąbrowski D. (red.), Politechnika Gdańska.
- Sagan A., Grabowski M., 2015, *TAM Model as an Assessment Method for Moodle e-Learning Platform*, [w:] *IT for Practice 2015*, Ministr J. (red.), Technical University, Ostrava.
- Sharma R., Yetton P., Crawford J., 2009, *Estimating the effect of common method variance: The method-method pair technique with an illustration from TAM research*, MIS Quarterly, vol. 33, no. 3, s. 473-490.
- Van de Schoot R., Kaplan D., Denissen J., Asendorpf J.B., Neyer F.J., van Aken M.A.G., 2014, *A gentle introduction to Bayesian analysis: Applications to developmental research*, Child Development, 85, s. 842-860.
- Wu J., Lederer A., 2009, *A meta-analysis of the role of environment-based voluntariness in information technology acceptance*, MIS Quarterly, vol. 33, no. 2, s. 419-432.
- Zachowania konsumenta. Koncepcje i badania europejskie*, 2001, Lamkin M., Foxall G., van Raaij F., Heilbrun B. (red.), PWN, Warszawa.