



Adam Sagan

Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie
Wydział Zarządzania
Katedra Analizy Rynku i Badań Marketingowych
sagana@uek.krakow.pl

Mariusz Grabowski

Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie
Wydział Zarządzania
Katedra Systemów Obliczeniowych
grabowsm@uek.krakow.pl

META-ANALITYCZNE MODELE STRUKTURALNE W ESTYMACJI MODELU TAM

Streszczenie: Artykuł jest poświęcony zintegrowanemu podejściu do budowy modeli strukturalnych SEM z wykorzystaniem meta-analizy danych. Meta-analiza danych jest często wykorzystywaną metodą analizy publikowanych danych zastanych w badaniach medycznych i społecznych. Jest oparta na integracji istniejących wyników badań i wtórnym wnioskowaniu statystycznym na ich podstawie. Pozwala na statystyczną ocenę zróżnicowania wyników i stopnia obciążenia publikacyjnego. W artykule przedstawiono wyniki meta-analizy badań z zastosowaniem Modelu Akceptacji Technologii (TAM) publikowanych w czasopismach poświęconych technologii informacyjnej. Na tej podstawie został zbudowany model strukturalny TAM, a także dokonano oceny obciążenia autorskiego modelu opracowanego przy wykorzystaniu badań pierwotnych.

Słowa kluczowe: meta-analiza, modelowanie strukturalne, model akceptacji technologii.

JEL Classification: L86, C52.

Wprowadzenie

Modelowanie strukturalne (SEM) jest jednym z najczęściej stosowanych podejść do weryfikacji teorii i modeli koncepcyjnych w naukach społecznych. Zdecydowana większość badań z wykorzystaniem SEM jest związana z wykorzystaniem danych pierwotnych pochodzących z prób sondażowych. W ostatnich latach obserwuje się wzrost zainteresowania próbami integracji modeli SEM i metod wykorzystujących systematyczny przegląd zastanych źródeł danych. Jednym z takich kierunków rozwoju są meta-analityczne modele równań strukturalnych (*Meta-Analytic Structural Equation Modeling* – MASEM), po-

zwalające na łączenie danych zastanych, a w szczególności opublikowanych wyników modelowania w czasopismach naukowych, w budowie modeli strukturalnych oraz na testowanie hipotez i teorii badawczych na podstawie silnie ugruntowanego teoretycznie materiału empirycznego.

Celami artykułu są dokonanie meta-analizy współczynników korelacji między konstruktami modelu akceptacji technologii (*Technology Acceptance Model* – TAM), budowa w odniesieniu do zintegrowanej macierzy korelacji uogólnionego modelu TAM wraz z oceną jego dopasowania i porównanie współczynników ścieżkowych modelu uogólnionego z modelem autorów, co umożliwi ocenę kierunku obciążenia modelu.

1. Istota meta-analizy

Meta-analiza danych i systematyczny przegląd literatury są podstawowymi metodami ilościowej i jakościowej syntezy danych zawartych w publikacjach naukowych [Card, 2012]. Celami takiego przeglądu są porównanie, integracja wyników (dokonywanie uogólnień, wyjaśnianie istniejących sprzeczności w wynikach) i identyfikacja kluczowych obszarów dalszych badań.

Szczególną metodą syntezy wyników publikowanych badań jest meta-analiza, będąca statystyczną analizą dużego zbioru tych wyników w celu ich integracji. Jak podkreśla M. Rószkiewicz [2013; 2014], umożliwia ona czerpanie z pełnego zakresu informacji zawartej w zrealizowanych badaniach oraz integrację cząstkowych zbiorów danych w jeden zagregowany zbiór danych. Statystyczne ujęcie problemu syntezy wyników badań związane jest z ich: a) uogólnieniem na całą populację wyników badań; b) homogenicznością publikacji; c) obciążeniem publikacyjnym.

Meta-analiza wyników obejmuje najczęściej próbę wybranych artykułów, na podstawie których prowadzona jest synteza wyników, w związku z czym powstaje problem stosowania metod wnioskowania statystycznego na jej podstawie [Rószkiewicz, 2010]. To sprawia, że w tego typu badaniach stosuje się dwa podstawowe modele analityczne: 1) model efektów stałych oraz 2) model efektów losowych. Pierwszy zakłada, że wszystkie wnioski z meta-analizy dotyczą jedynie zbioru publikacji będącej jej przedmiotem. Wszystkie wielkości efektów (takie jak współczynniki korelacji, transformacje Z współczynników korelacji, współczynniki regresji, ilorazy szans, miary d – Cohena i g – Hedgesa) odzwierciedlają jeden wspólny efekt populacyjny, a różnice między nimi wyni-

kają jedynie z błędu losowego. Stąd wielkość efektu w tym modelu wynika z równania:

$$ES_i = T + \varepsilon_i, \quad (1)$$

gdzie:

ES_i – siła efektu dla badania i ,

T – populacyjna wielkość efektu,

ε_i – odchylenie od populacyjnej wartości efektu.

Model efektów stałych stosowany jest wtedy, gdy badacz ma przekonanie, że wszystkie publikowane badania są jednorodne (np. w powtarzanych badaniach tego samego typu) i stanowią populację generalną analizowanych publikacji.

W drugim modelu przyjmuje się, że zbiór analizowanych publikacji pochodzi z populacji generalnej wszystkich publikacji i stanowi jej próbę losową. Wielkości efektów mogą różnić się w sposób systematyczny między publikacjami i ich zmienność może być przedmiotem wyjaśniania za pomocą dodatkowych zmiennych kowariancyjnych wprowadzonych do analizy. W modelach tych wielkości efektów stanowią zmienną losową charakteryzującą się określonym rozkładem:

$$ES_i = T + \tau_i + \varepsilon_i, \quad (2)$$

gdzie:

ES_i – siła efektu dla badania i ,

T – średnia populacyjnych wielkości efektu,

τ_i – systematyczne odchylenie wyniku badania od rozkładu populacyjnej wartości efektu,

ε_i – losowe odchylenie badania od rozkładu populacyjnej wartości efektu.

Ważnym zagadnieniem w meta-analizie jest jednorodność analizowanych wielkości efektów. Wiąże się ona ze stopniem, w jakim porównywane wielkości różnią się między publikacjami. Jeżeli wielkości efektów są homogeniczne, różnice między nimi wynikają jedynie z błędu losowego i najczęściej przyjmuje się model efektów stałych jako podstawę analizy. W przypadku wystąpienia znaczących różnic między wynikami i ich niejednorodności częściej stosowany jest model efektów losowych pozwalających na wprowadzenie zmiennych moderujących, wyjaśniających istotne różnice w efektach. W celu identyfikacji stopnia niejednorodności wyników stosowane są statystyki Q , T lub I^2 . Statystyka Q jest miarą odchylenia poszczególnych efektów od efektu przeciętnego dla wszystkich wyników:

$$Q = \sum_{i=1}^k W_i (Y_i - M)^2, \quad (3)$$

gdzie:

k – liczba publikacji,

W – waga danej publikacji (odwrotność kwadratu błędu standardowego dla mierzonego efektu),

Y – indywidualna wartość efektu,

M – zagregowana wartość efektu dla wszystkich publikacji.

Statystyka T jest miarą wariancji niejednorodnych wielkości populacyjnych efektów:

$$T^2 = \frac{Q - ss}{C}, \quad (4)$$

gdzie:

ss – liczba stopni swobody,

C – czynnik korekcyjny będący funkcją wagi publikacji.

Często spotykaną miarą heterogeniczności jest współczynnik Higginsa i Thompsona I^2 . Jest to miara standaryzowana i określa stopień, w jakim obserwowana niejednorodność wyników odzwierciedla rzeczywistą (oczekiwaną) heterogeniczność:

$$I^2 = \left(\frac{Q - ss}{Q} \right) \cdot 100\%. \quad (5)$$

Obciążenie publikacyjne związane jest z występowaniem „braków danych” w wynikach związanych z tendencją panującą wśród autorów publikacji i recenzentów do publikowania tylko wyników istotnych statystycznie oraz wycofywania z publikacji artykułów zawierających nieistotne statystycznie wyniki (tzw. nieudane badania). Może to wynikać z wpływu innych czynników, jak np. efektu języka (analizowanie tylko tekstów anglojęzycznych lub polskojęzycznych), dostępności (analizowanie tylko łatwo dostępnych publikacji), duplikacji (wyniki istotne statystycznie mogą być replikowane w wielu źródłach), cytowania (wyniki częściej cytowane mają większe szanse znalezienia się w próbie).

Do metod pozwalających na ocenę wielkości obciążenia publikacyjnego należą wykresy drzewkowe (*forest plot*) i lejkowe (*funnel plot*). Wykres drzewkowy przedstawia punktowe oszacowania wartości efektów dla każdego badania wraz z odpowiadającym mu przedziałem ufności dla oszacowania (zob. rys. 2). Wykres lejkowy określa relację między liczebnością próby (lub błędem standardowym oszacowań) a wielkością efektu. Rozkład publikacji na tym wykresie najczęściej przypomina lejek – liczne wyniki uzyskane na małych próbach z dużym błędem standardowym znajdują się u podstawy wykresu, a wyniki nie-

liczne uzyskane na próbach dużych z niewielkim błędem standardowym są zlokalizowane u wierzchołka lejka (zob. rys. 3).

2. MASEM – meta-analityczne modele strukturalne

W ostatnich latach obserwuje się integrację meta-analizy danych i modelowania strukturalnego. Polega ona na wykorzystaniu wyników badań zawartych w danych zastanych do budowy modeli strukturalnych służących weryfikacji hipotez badawczych. Integracja meta-analizy i modelowania strukturalnego pozwala na:

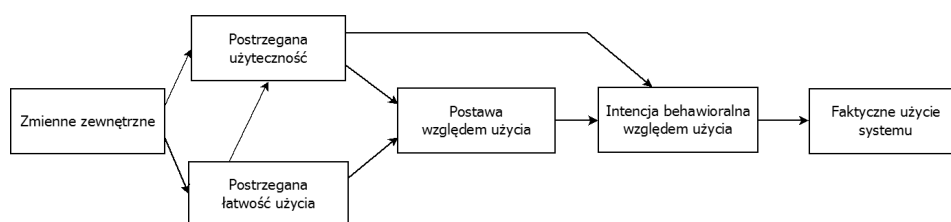
1. Integrację danych zastanych (meta-analiza wyników dotychczasowych badań) i danych pierwotnych.
2. Wykorzystanie danych z meta-analizy jako informację *a priori* w bayesowskich modelach strukturalnych.
3. Zwiększenie mocy testu dobroci dopasowania modeli strukturalnych estymowanych na podstawie wyników meta-analizy ze względu na wzrost liczby prób uczestniczących w badaniach.
4. Wykorzystanie wyników meta-analizy do uzupełniania braków danych w modelowaniu strukturalnym.

Meta-analityczne modelowanie strukturalne stanowią integrację meta-analizy i modelowania strukturalnego. Na pierwszym etapie wykonywana jest meta-analiza danych w celu uzyskania, na podstawie publikowanych źródeł, zagregowanej macierzy kowariancji lub korelacji między zmiennymi (współczynniki kowariancji lub korelacji są traktowane jako miary efektu). W ramach drugiego etapu zagregowana macierz danych staje się podstawą budowy i estymacji modelu strukturalnego [Cheung, 2015, s. 217].

Estymacja parametrów modelu MASEM jest dokonywana przy wykorzystaniu metody uogólnionych najmniejszych kwadratów (GLS) lub dwuetapowego modelu strukturalnego (TSSEM). Pierwsza metoda może być stosowana jedynie do modeli regresji, dlatego częściej stosuje się metodę dwuetapową TSSEM [Cheung, Chan, 2005]. Na pierwszym etapie do uzyskania zagregowanej macierzy korelacji i wskaźników dopasowania modelu wykorzystuje się wielogrupowy model strukturalny (w przypadku efektów stałych) lub wielopoziomowy model strukturalny (dla efektów losowych). Podczas drugiego etapu, na podstawie tej macierzy korelacji, estymowany jest model strukturalny za pomocą metody ważonych najmniejszych kwadratów.

3. Model MASEM akceptacji technologii

Model akceptacji technologii (TAM – *Technology Acceptance Model*) [Davis, 1989; Davis, Bagozzi, Warshaw, 1989] należy do najczęściej stosowanych modeli teoretycznych wyjaśniających zachowania użytkowników w kontekście używania technologii informacyjnej. Jego podstawę teoretyczną stanowią teoria racjonalnego działania [Fishbein, Ajzen, 1975] oraz teoria planowego działania [Ajzen, 1985]. W świetle tych modeli intencja behawioralna jest kształtowana przez trzy wzajemne uwarunkowania: postawę wobec zachowań, normę subiektywną oraz postrzeganą kontrolę behawioralną (rys. 1).



Rys. 1. Model akceptacji technologii

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

TAM doczekał się wielu modyfikacji i rozszerzeń, z których najbardziej znaną jest UTAUT (*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology*) [Venkatesh i in., 2003]. Modyfikacje modelu polegają najczęściej na wprowadzaniu dodatkowych konstruktów lub zmiennych zewnętrznych, przy czym w modelach tych wyraźnie wskazywany jest tzw. właściwy TAM. Wielość opisanych w literaturze badań z wykorzystania TAM przyczyniła się do powstania wielu studiów z zakresu meta-analizy modeli TAM, pozwalających m.in. na ocenę stabilności mierzonych efektów w zależnościach ścieżkowych między zmiennymi [King, He, 2006; Wu, Lederer, 2009].

Meta-analiza modeli TAM została przeprowadzona na zbiorze 11 artykułów publikowanych w czasopismach naukowych, w których zamieszczono informację o współczynnikach korelacji między konstruktami w modelu i liczebnością próby. Lista analizowanych artykułów znajduje się w tabeli 1.

Tabela 1. Lista analizowanych publikacji

| Lp. | Publikacje |
|-----|--------------------------------|
| 1 | 2 |
| 1 | Chen C.-F., Chen P.-C. [2011] |
| 2 | Ducey A.J., Coover M.D. [2016] |
| 3 | Dutot V. [2015] |

cd. tabeli 1

| 1 | 2 |
|----|---|
| 4 | Hsu C.-L., Lu H.-P. [2003] |
| 5 | Jin C.-H. [2014] |
| 6 | Mohammadi H. [2015] |
| 7 | Wu B., Chen X. [2017] |
| 8 | Yoon H.-Y. [2016] |
| 9 | Zhao Q., Chen C.-D., Wang J.-L. [2016] |
| 10 | Arteaga-Sanchez R., Duarte-Hueros A. [2010] |
| 11 | Sagan A., Grabowski M. [2016] |

Źródło: Opracowanie własne.

Celami meta-analzy było uzyskanie zagregowanej macierzy korelacji między zmiennymi ukrytymi w modelu TAM oraz ocena stopnia homogeniczności i potencjalnego obciążenia publikacyjnego uzyskanych wyników. Zagregowana macierz korelacji jest podstawą budowy modelu strukturalnego TAM. Wybór macierzy korelacji jako miary efektu jest związany z większą jej popularnością w publikowaniu wyników analiz w publikacjach w porównaniu do macierzy kowariancji. Tabela 2 przedstawia zebrane współczynniki korelacji dla poszczególnych badań.

Tabela 2. Współczynniki korelacji dla modeli TAM*

| | N | PEOUPU | PEOUA | PEOUB | PUA | PUB | AB |
|----|------|--------|-------|-------|-------|------|------|
| 1 | 251 | 0.61 | 0.67 | 0.64 | 0.55 | 0.50 | 0.80 |
| 2 | 261 | 0.42 | 0.51 | 0.45 | 0.80 | 0.73 | 0.80 |
| 3 | 320 | 0.57 | 0.81 | 0.54 | 0.44 | 0.48 | 0.55 |
| 4 | 233 | 0.05 | 0.26 | 0.32 | 0.09 | 0.06 | 0.49 |
| 5 | 1030 | 0.52 | 0.15 | 0.32 | 0.35 | 0.14 | 0.14 |
| 6 | 390 | -0.15 | 0.18 | 0.28 | -0.13 | 0.10 | 0.88 |
| 7 | 252 | 0.62 | 0.26 | 0.52 | 0.61 | 0.05 | 0.17 |
| 8 | 273 | 0.56 | 0.70 | 0.56 | 0.69 | 0.66 | 0.73 |
| 9 | 791 | 0.52 | 0.58 | 0.43 | 0.65 | 0.49 | 0.74 |
| 10 | 226 | 0.44 | 0.47 | 0.35 | 0.48 | 0.39 | 0.31 |
| 11 | 200 | 0.72 | 0.77 | 0.60 | 0.74 | 0.63 | 0.68 |

* PEOU – postrzegana łatwość użycia,

PU – postrzegana użyteczność,

A – postawy wobec technologii,

B – intencje użycia technologii.

Źródło: Opracowanie własne na podstawie obliczeń w pakiecie „metafor” programu R.

W pierwszym etapie analizy zostały obliczone współczynniki korelacji dla efektów losowych oraz testy heterogeniczności współczynników korelacji. Wyniki analiz znajdują się w tabeli 3.

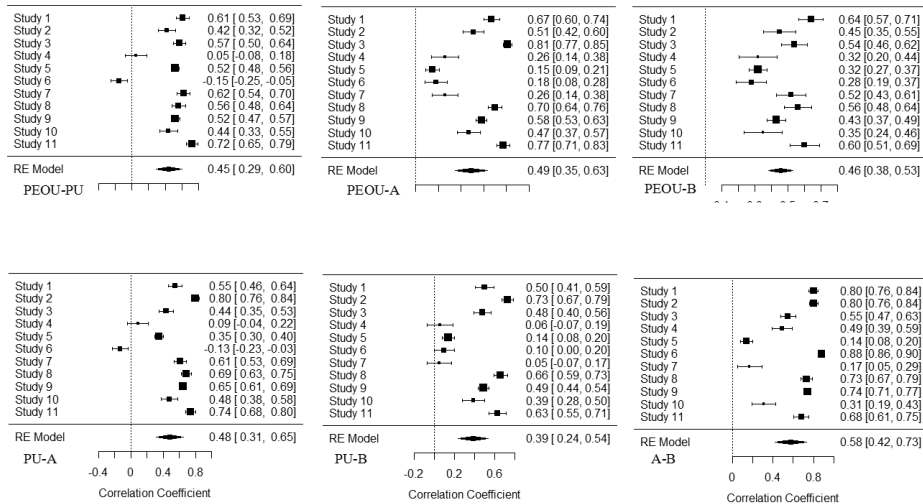
Tabela 3. Wyniki meta-analizy modeli TAM

| Współczynniki i testy | PEOU-PU | PEOU-A | PEOU-B | PU-A | PU-B | A-B |
|-----------------------|--------------------------|--------------------------|-------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| Oszacowanie efektu | 0,45 | 0,49 | 0,46 | 0,48 | 0,39 | 0,57 |
| Tau^2 | 0,065 | 0,057 | 0,02 | 0,078 | 0,062 | 0,067 |
| Test I^2 | 97,9% | 98,08% | 89,20% | 98,58% | 97,53% | 99,06% |
| Test H^2 | 47,56% | 52,15% | 9,26% | 70,58% | 40,41% | 106,73% |
| Test Q | 287,95 ($p = 0,00$) | 334,39 ($p = 0,00$) | 94,23 ($p = 0,00$) | 489,89 ($p = 0,00$) | 381,05 ($p = 0,00$) | 737,49 ($p = 0,00$) |

Źródło: Opracowanie własne na podstawie obliczeń w pakiecie „metafor” programu R.

Tabela 3 przedstawia wyniki meta-analizy dla modelu z efektami losowymi. Pierwszy wiersz przedstawia oszacowania „populacyjnych” współczynników korelacji między poszczególnymi zmiennymi ukrytymi modelu TAM. Do oszacowania parametrów została wykorzystana metoda największej wiarygodności. Statystyka Tau^2 odzwierciedla zakres heterogeniczności resztowej wynikającej z wariancji prawdziwego wyniku oszacowania współczynnika korelacji w populacji.

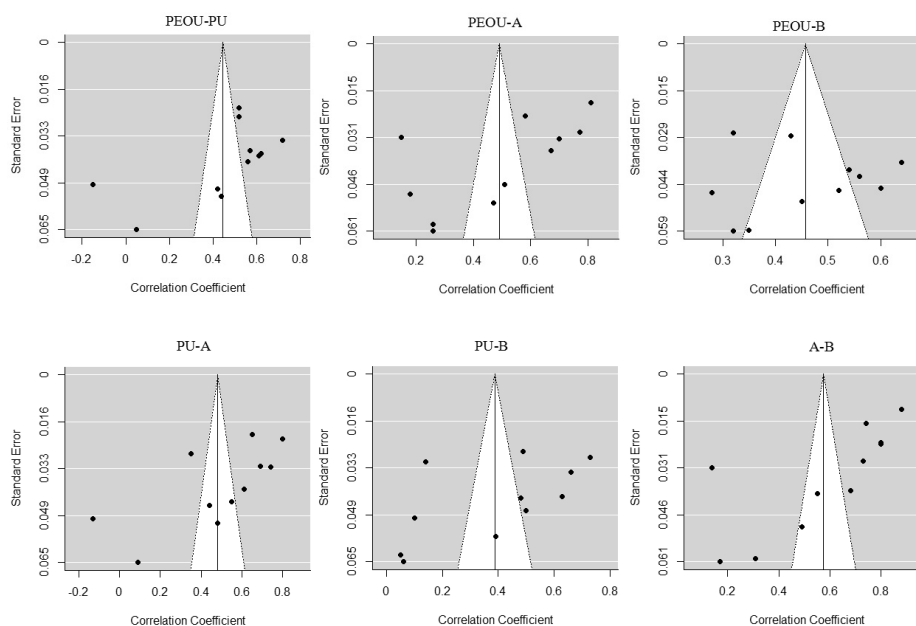
Testy heterogeniczności I^2 , H^2 i statystyka Q są efektem monotonicznej transformacji statystyki Tau oraz wskazują na dużą niejednorodność uzyskanych rezultatów i systematyczną zmienność wyników między badaniami. Oznacza to, że publikowane rezultaty modelu zależą silnie od czynników sytuacyjnych, rodzaju próby, typu analizowanej technologii, charakteru czasopisma itp. Zmienność wyników ukazują również wykresy drzewkowe i lejkowe przedstawione na rys. 2 i 3.



Rys. 2. Wykresy drzewkowe dla współczynników korelacji modelu TAM

Źródło: Opracowanie własne na podstawie obliczeń w pakiecie „metafor” programu R.

Wykres drzewkowy wskazuje na oszacowania punktowe współczynników korelacji wraz z błędami standardowymi (długość kreski odpowiada wielkości błędu standardowego). Wielkość punktu jest proporcjonalna do liczebności próby. Na dole wykresu znajduje się oszacowanie populacyjnego wyniku prawdziwego. Z wykresu drzewkowego wynika również duża niejednorodność oszacowań (warto zauważyć, że wyniki badań autorów publikacji nr 11 są obciążone dodatnio w porównaniu do wielkości populacyjnej).



Rys. 3. Wykresy lejkowe dla współczynników korelacji modelu TAM

Źródło: Opracowanie własne na podstawie obliczeń w pakiecie „metafor” programu R.

Wykresy lejkowe również pozwalają na ocenę heterogeniczności wyników badań oraz obciążenia publikacyjnego. Nazwa wykresu odpowiada rozkładowi zrównoważonych wyników badań, w których zazwyczaj próby (liczne) o małej liczebności cechują się dużym błędem standardowym i silnym zróżnicowaniem współczynników korelacji (rozprzestrzeniają się na dole wykresu), a próby (nie-liczne) o dużej liczebności i małym błędzie standardowym powinny mieć mniejsze zróżnicowanie współczynników korelacji (skupiają się na górze wykresu). Z rysunków wynika duże zróżnicowanie wyników i brak zależności między rozrzutem współczynników korelacji a poziomem błędów standardowych. Rozrzut współczynników korelacji jest mniej więcej symetryczny wokół wartości prawdziwej, co może wskazywać na niewielkie obciążenie publikacyjne.

Model strukturalny SEM, będący przedmiotem szacowania, okazał się, z powodu niewielkiej liczby publikacji (11), modelem o efektach stałych (brak możliwości oszacowania asymptotycznej macierzy wariancji-kowariancji).

Na pierwszym etapie została oszacowana zagregowana macierz korelacji między zmiennymi ukrytymi. Są one przedstawione w tabeli 4.

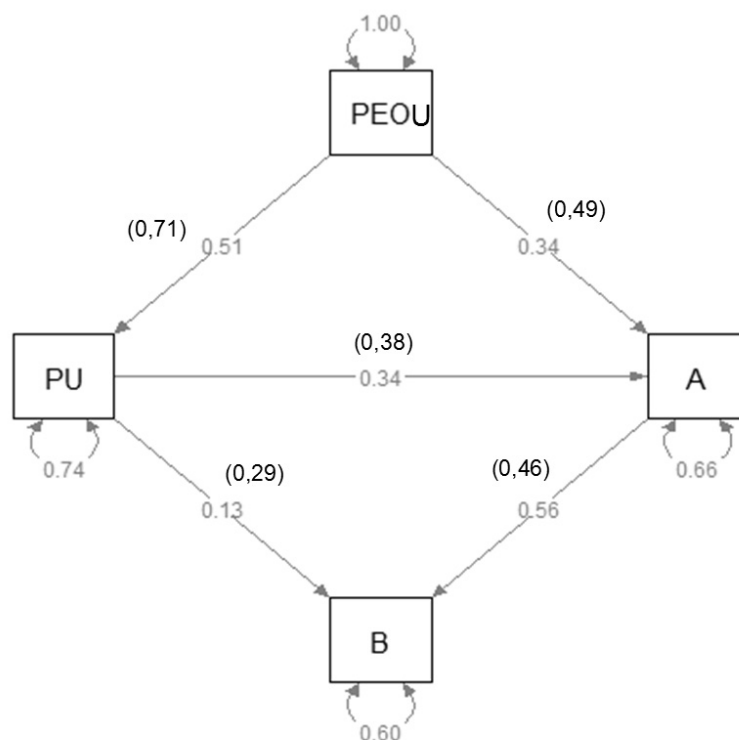
Tabela 4. Zagregowana macierz korelacji

| Coefficients: | | | | | |
|---------------|----------|-----------|---------|-----------|-----|
| | Estimate | Std.Error | z value | Pr(> z) | |
| S[1,2] | 0.480571 | 0.012139 | 39.588 | < 2.2e-16 | *** |
| S[1,3] | 0.473163 | 0.012435 | 38.050 | < 2.2e-16 | *** |
| S[1,4] | 0.437144 | 0.012563 | 34.796 | < 2.2e-16 | *** |
| S[2,3] | 0.499608 | 0.012066 | 41.408 | < 2.2e-16 | *** |
| S[2,4] | 0.381837 | 0.013557 | 28.166 | < 2.2e-16 | *** |
| S[3,4] | 0.582226 | 0.010896 | 53.437 | < 2.2e-16 | *** |

Źródło: Opracowanie własne na podstawie obliczeń w pakiecie „metaSEM” programu R.

W ramach drugiego etapu, na podstawie zagregowanej macierzy korelacji i liczebności prób, został oszacowany model ścieżkowy TAM. Próba zagregowana liczyła 4227 respondentów. Wartość statystyki χ^2 modelu dla 1. stopnia swobody wyniosła 155,38 (poziom $p = 0,000$). Wartość średniokwadratowego pierwiastka błędu aproksymacji (RMSEA) równała się 0,19 (0,16-0,22). Wskaźniki przyrostowe TLI i CFI wyniosły odpowiednio 0,80 i 0,97. Rys. 4 przedstawia model ścieżkowy TAM oszacowany na podstawie zagregowanej macierzy korelacji. W nawiasach zaprezentowane zostały wartości współczynników z modelu oszacowanego przez autorów (11).

Oszacowania parametrów integrują informacje pochodzące z wielu dotychczasowych badań. Słaba dobroć dopasowania świadczy o lokalnym charakterze modeli i generalnie dużym błędzie specyfikacji. Świadczą o tym bardzo zróżnicowane wartości współczynników korelacji. Model autorów ponownie okazał się modelem obciążonym dodatnio, co potwierdza wyniki dokonanej meta-analazy.



Rys. 4. Meta-analityczny model TAM

Źródło: Opracowanie własne na podstawie obliczeń w pakiecie „semPlot” programu R.

Podsumowanie

Wyniki analizy z wykorzystaniem podejścia MASEM wskazują, że pomimo dużej popularności modeli TAM zamieszczone w publikacjach oszacowania są oparte na różnorodnie dobranych konstruktach i postaci strukturalnej modelu. Świadczy to o dosyć swobodnym podejściu autorów do problemu specyfikacji modelu TAM i leżących u jego podstaw założeń teoretycznych. W istniejących badanych opracowaniach występuje silne zróżnicowanie wyników, niewynikające z założeń związanych ze strukturą błędów statystycznych (odbiegające silnie od kształtu wykresu lejkowego). Model strukturalny zbudowany na podstawie zagregowanej macierzy korelacji pozwala na ocenę poprawności teorii na „populacyjnej” macierzy korelacji, a jego dobroć dopasowania odzwierciedlać może poziom ugruntowania testowanej teorii.

Dodatkowo, porównanie modelu SEM na zagregowanej macierzy korelacji z modelami lokalnymi (szacowanymi na podstawie danych pierwotnych) umożliwia ocenę kierunku obciążenia parametrów modelu lokalnego, co może być podstawą odpowiedniej respecyfikacji modelu.

Podsumowując, integracja meta-analizy i modeli strukturalnych stanowi spójne, konfirmacyjne podejście w badaniach związanych z testowaniem teorii naukowych. Umożliwia ono uwzględnienie całości istniejącej wiedzy z danej dziedziny i umożliwia bardziej poprawną specyfikację modelu i statystyczną ocenę trafności własnych rozwiązań w stosunku do istniejącego stanu wyników badań.

Literatura

- Ajzen I. (1985), *From Intentions to Actions: A Theory of Planned Behavior* [w:] J. Kuhl, J. Beckmann (eds.), *Action Control: From Cognition to Behavior*, Springer, Berlin, s. 11-39.
- Arteaga-Sanchez R., Duarte-Hueros A. (2010), *Motivational Factors that Influence the Acceptance of Moodle Using TAM*, "Computers in Human Behavior", Vol. 26, s. 1632-1640.
- Card N.A. (2012), *Applied Meta-Analysis for Social Science Research*, Guilford, New York.
- Chen C.-F., Chen P.-C. (2011), *Applying the TAM to Travelers' Usage Intentions of GPS Devices*, "Expert Systems with Applications" May, Vol. 38, Iss. 5, s. 6217-6221.
- Cheung M.W.-L. (2015), *Meta-Analysis. Structural Equation Modeling Approach*, Wiley, Chichester.
- Cheung M.W.-L., Chan W. (2005), *Meta-Analytic Structural Equation Modeling: A Two-Stage Approach*, "Psychological Methods", No. 10, s. 40-64.
- 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.
- Ducey A.J., Coovert M.D. (2016), *Predicting Tablet Computer Use: An Extended Technology Acceptance Model for Physicians*, "Health Policy and Technology" September, Vol. 5, Iss. 3, s. 268-284.
- Dutot V. (2015), *Factors Influencing Near Field Communication (NFC) Adoption: An Extended TAM Approach*, "Journal of High Technology Management Research", Vol. 26, Iss. 1, s. 45-57.

- Fishbein M., Ajzen I. (1975), *Belief, Attitude, Intention, and Behavior: An Introduction to Theory and Research*, Addison-Wesley, Reading, MA.
- Hsu C.-L., Lu H.-P. (2003), *Why do People Play On-line Games? An Extended TAM with Social Influences and Flow Experience*, "Information & Management", Vol. 41, Iss. 7, s. 853-868.
- Jin C.-H. (2014), *Adoption of E-book among College Students: The perspective of an integrated TAM*, "Computers in Human Behavior" December, Vol. 41, s. 471-477.
- King W.R., He J. (2006), *A Meta-Analysis of the Technology Acceptance Model*, "Information & Management", Vol. 43, Iss. 6, s. 740-755.
- Mohammadi H. (2015), *Investigating Users' Perspectives on E-learning: An Integration of TAM and IS Success Model*, "Computers in Human Behavior" April, Vol. 45, s. 359-374.
- Rószkiewicz M. (2010), *Ilościowe syntezy badań powtarzalnych – podstawy metaanalizy*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu. Taksonomia”, nr 17(107), s. 46-53.
- Rószkiewicz M. (2013), *Problemy analityczne metaanalizy – efekt procesu badawczego*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego w Krakowie”, nr 916, s. 5-13.
- Rószkiewicz M. (2014), *Wykorzystanie metaanalizy w budowaniu modelu pomiarowego w przypadku braku niezmienniczości zasad pomiaru na przykładzie pomiaru zadowolenia z życia*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu. Taksonomia”, nr 23(328), s. 13-20.
- Sagan A., Grabowski M. (2016), *Attitudes Towards a Moodle-based E-Learning Platform: A User Segmentation Perspective*, Twenty-second Americas Conference on Information Systems, San Diego.
- Venkatesh V., Morris M.G., Davis G.B., Davis F.D. (2003), *User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View*, "MIS Quarterly", Vol. 27, No. 3, s. 425-478.
- Wu B., Chen X. (2017), *Continuance Intention to Use MOOCs: Integrating the Technology Acceptance Model (TAM) and Task Technology Fit (TTF) Model*, "Computers in Human Behavior" April, Vol. 67, s. 221-232.
- 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.
- Yoon H.-Y. (2016), *User Acceptance of Mobile Library Applications in Academic Libraries: An Application of the Technology Acceptance Model*, "The Journal of Academic Librarianship" November, Vol. 42, Iss. 6, s. 687-693.
- Zhao Q., Chen C.-D., Wang J.-L. (2016), *The Effects of Psychological Ownership and TAM on Social Media Loyalty: An Integrated Model*, "Telematics and Informatics" November, Vol. 33, Iss. 4, s. 959-972.

**META-ANALYTIC STRUCTURAL EQUATION MODELING
IN ESTIMATION OF TAM MODEL**

Summary: The article is devoted to an integrated approach to the construction of structural models using meta-analysis. A meta-analysis is popular method of analysis of existing data published in medical and social journals. It allows for statistical evaluation of the diversity of the results and the publication bias. The article presents the results of a meta-analysis of Technology Acceptance Model (TAM) published in information technology journals. On this basis, the structural model of TAM was developed and the evaluated.

Keywords: meta-analysis, SEM, TAM.