

Tomasz Korulczyk*

Instytut Psychologii

Katolicki Uniwersytet Lubelski Jana Pawła II

PRZEGLĄD WSPÓŁCZYNNIKÓW ZGODNOŚCI PAR

Choć w literaturze można znaleźć znaczącą ilość sposobów liczenia zgodności, niewiele jest prac jasno określających, w których kontekstach badawczych zastosowanie wskaźników z poszczególnych grup jest niewłaściwe. Ponadto, poza opisem samego wskaźnika trudno jest znaleźć informacje na temat jego optymalnej użyteczności. Celem tego artykułu jest zestawienie i uporządkowanie najbardziej znanych wskaźników wykorzystywanych do określania zgodności w badaniach par. Opisana została ich użyteczność oraz na jakie pytania badawcze pomagają odpowiedzieć poszczególne grupy współczynników. Podane zostały ich założenia matematyczne, słabe i mocne strony oraz warunki i przykłady zastosowania w psychologii. Na koniec zaprezentowane zostały wskazówki do interpretacji poszczególnych współczynników w oparciu o doniesienia z literatury. Warunkiem koniecznym zastosowania zaprezentowanych współczynników jest statystyczna niezależność (wzajemne nieskorelowanie) elementów w parze. Do artykułu przygotowany został także syntaks programu SPSS pozwalający obliczyć opisane wskaźniki. Zapoznanie się z artykułem może pomóc czytelnikowi podjąć bardziej świadome decyzje badawcze.

Słowa kluczowe: współczynniki zgodności, współczynniki podobieństwa, zgodność par, syntaks SPSS

PRZEGLĄD WSPÓŁCZYNNIKÓW ZGODNOŚCI PAR

W toku informatyzacji nauki i rozwoju techniki komputerowej, również w dziedzinie statystyk używanych do obliczeń zgodności dokonał się znaczący postęp. Od momentu opracowania metody liczenia współczynnika korelacji r -Pearsona na początku XX wieku, powstały dziesiątki różnorodnych metod, które trudno jest nawet zliczyć. W dalszej części artykułu opisane zostaną współczynniki najbardziej znane i użyteczne z punktu widzenia

zgodności w parach. Przedstawiona w artykule charakterystyka poszczególnych wskaźników może pomóc podjąć badaczowi decyzję, który z nich najbardziej odpowiada przyjętemu modelowi badawczemu. Tematyka wskaźników nieparametrycznych (χ^2 , ϕ^2 , Kappa, korelacji biseryjnej, punktowo-biseryjnej, tetrachorycznej), wykracza poza zakres tego artykułu i nie będzie w nim podejmowana. Zainteresowanych odsyłam do literatury (Baroni-Urbani, Buser, 1976; Cohen, 1988; Cureton, 1956; Divgi, 1979; Tate, 1954)

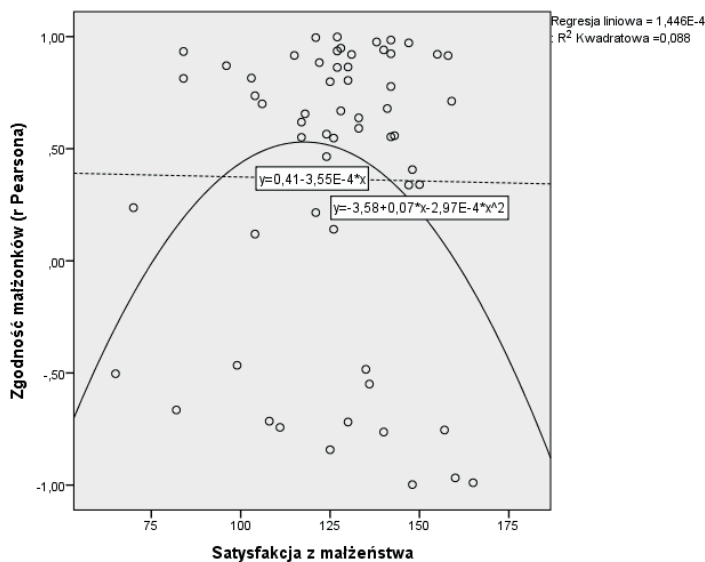
Powszechnie wykorzystywane są różne metody liczenia zgodności w parach. Jedni badacze postulują, aby obliczać różnice w meta-cechach, np. odnoszących się do osobowości

* Korespondencję związaną z artykułem należy kierować mailowo do autora na adres: tomasz.korulczyk@gmail.com

jako całości, natomiast inni korzystają z popularnych współczynników korelacyjnych lub bardziej skomplikowanych specjalnie opracowanych do tego celu. Pomimo różnych podejść, wypracowane zostały pewne wytyczne i zostaną one przedstawione w dalszej części artykułu.

ANALIZA WSTĘPNA I POZIOM ZGODNOŚCI

Przed przystąpieniem do szacowania zgodności, kwestią podstawową, od której badacz powinien zacząć to analiza za pomocą testów statystycznych oraz metod wizualnych jak wykres rozrzutu, dających możliwość „wykrycia” charakterystycznych tendencji, jak np. nieliniowość zmiennych (Glicksohn, Golan, 2001). Założenie to jest o tyle ważne, że zakładając liniowość związku, w sytuacji, gdy wykazuje on cechy krzywoliniowe, to jego faktyczna siła będzie niedoszacowana. Problem ten jest dostrzeżany w badaniach nad dopasowaniem małżonków i satysfakcją w związku (rysunek 1).

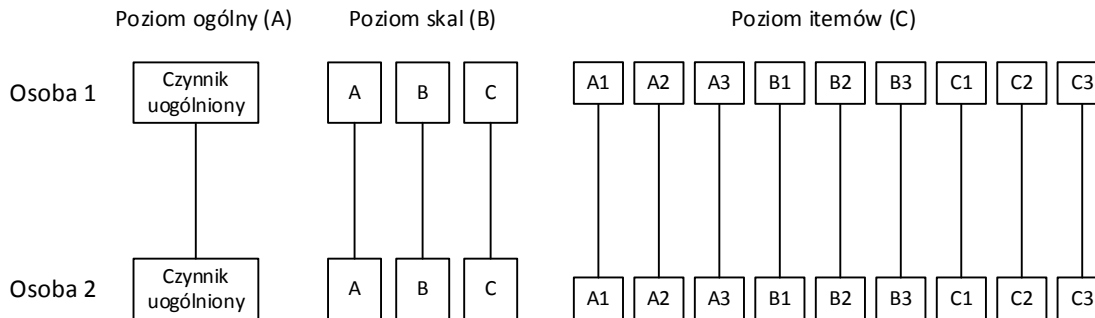


Rysunek 1. Regresja liniowa (linia przerywana) i kwadratowa (linia ciągła) na przykładzie dopasowania osobowościowego par i satysfakcji z małżeństwa. Opracowane własne.

Za poprawne uznaje się obliczanie przedstawionych w tym artykule wskaźników zgodności, jeśli członkowie pary są od siebie niezależni w sensie statystycznym, czyli nie są wzajemnie skorelowani w porównywanym wymiarze. Jeśli jednak członkowie pary dzielą ze sobą wspólne cechy, bardziej właściwym jest przeprowadzanie analiz wielopoziomowych, uwzględniających ich z jednej strony jako osobne indywidua (poziom 1), ale także jako stanowiących jednolitą parę (poziom 2). Nieuwzględnienie tego faktu w analizach może prowadzić do uzyskania niewiarygodnych rezultatów (Węziak, 2007). Wprowadzanie czytelnika w tematykę analiz wielopoziomowych nie jest celem tego artykułu, dlatego zainteresowanych odsyłamy literatury (De Leeuw, Meijer, 2008; Heck, Thomas, Tabata, 2013; Hox, 2010; Hox, Roberts, 2011).

Po stwierdzeniu niezależności składowych pary, można zastosować wybrany współczynnik zgodności. Trudność może polegać na wyborze odpowiedniego wskaźnika, gdyż każdy służy innemu celowi, dając finalnie odmienne wyniki. Warto więc poświęcić chwilę uwagi na zrozumienie założeń każdego z nich i przykłady ich zastosowania. Współczynniki zgodności można pogrupować na: (1) różnic (WR), (2) korelacyjne (WK), (3) odległości (WO), (4) współczynniki niejednorodne (WN). Poniżej przedstawimy krótki opis grupy oraz charakterystykę każdego z nich. Wzory można znaleźć w materiałach dodatkowych do artykułu oraz w przygotowanym syntaksie do programu SPSS.

Zgodność można oszacować na różnym poziomie szczegółowości: ogólnym (A), skal (B) oraz pozycji testowych (C, rysunek 2). W literaturze zgodność liczona jest na poziomie ogólnym (Haselager, Hartup, van Lieshout, Riksen-Walraven, 1998), poziomie skal



Rysunek 2. Różne poziomy szczegółoowości dla pomiaru zgodności.

(Blum, Mehrabian, 1999; Eysenck, Wakefield, 1981; Haselager i in., 1998; Kupersmidt, DeRosier, 1995) oraz pozycji testowych (Gaunt, 2006; Luo, Klohnen, 2005). Przyjmuje się, że badacz powinien dążyć do szacowania zgodności na jak największym poziomie szczegółoowości, aby nie redukować wariacji wyników (Klohnen, Mendelsohn, 1998; Luo, Klohnen, 2005).

W badaniach nad zgodnością osoba-grupa przed obliczeniem wskaźnika dopasowania wykonuje się wcześniej dwa dodatkowe kroki. Koreluje się wyniki grupy osób w obrębie określonego wymiaru i jeśli korelacja jest wysoka (jest zgodność grupy), uśrednia się wyniki dla wszystkich członków danej grupy, tworząc zmienną dla całej grupy, na podstawie której można wyliczyć zgodność (Sherony, Green, 2002). Przykładami takich badań są np. nad dopasowaniem osoby do zespołu (*person-team fit*) lub dopasowaniem osoby do organizacji (*person-organization fit*).

Zgodność może być określania nie tylko za pomocą wskaźników. Innym obecnym w literaturze sposobem jest porównywanie średnich w ramach poszczególnych zmiennych testem *t*, a w przypadku stwierdzenia braku różnic zakłada się podobieństwo w danej sferze (Bleske-Rechek, Remiker, Baker, 2009). Inną metodą jest utworzenie zmiennej interakcyjnej ze zmiennych obydwu członków pary, np. otwartości męża i żony, i włączanie tej zmiennej do analiz statystycznych (Bedyńska, Brzezicka,

2007). Jednak jak pokazują badania bardzo często zmienna ta niewiele wyjaśnia, a także co najważniejsze, nie koniecznie jest miarą podobieństwa, co wskazuje, że samoopis jednego członka pary jest zależny do samoopisu drugiego (Luo, Klohnen, 2005). W takiej sytuacji aby poprawnie zinterpretować znaczenie interakcji konieczne jest wykorzystanie informacji z wykresów graficznych tej interakcji poprzez jej szczegółową analizę (Griffin, Murray, Gonzalez, 1999; Kenny, Cook, 1999).

WSPÓŁCZYNNIKI RÓŻNIC

WR są najczęściej stosowanymi miarami kongruencji ze względu na swoją prostotę. WR sprawdzają się, jeśli badacz potrzebuje prostych informacji na dużym poziomie ogólności. Traci się tym samym dużą ilość wariacji wynikającą z różnorodności między poszczególnymi pozycjami testowymi, jeśli liczona jest na skalach lub poziomie ogólnym. Nie ma w ich przypadku także konieczności weryfikacji skomplikowanych założeń statystycznych. WR ze względu na swoją konstrukcję nie badają zależności między zestawianymi zmiennymi. Mogą być miarą podobieństwa (jeśli = 0) lub niepodobieństwa, których wielkość trudno jest interpretować. Prawie niemożliwa jest poprawna interpretacja związku (korelacji) między między wskaźnikiem różnicy a zmienną

wynikową bez analizy składowych tego wskaźnika, a przy nierównych wariancjach WR jest zanieczyszczony wariancją tych składowych (Luo, Klohnen, 2005).

W grupie tej występuje kilka wariantów obliczeniowych, choć WR są najczęściej operacjonalizowane jako absolutna różnica (Weinberg, Scarr, Waldman, 1992). Pierwszym z nich jest oszacowanie prostej lub absolutnej różnicy między zmiennymi na poziomie skal (rysunek 2, B), jednak uzyskujemy wtedy jednowymiarowy wskaźnik, dla każdej cechy osobno. Przykładowo, zestawiając ze sobą „osobowości” dwóch osób w modelu „Wielkiej Piątki” otrzymamy pięć wskaźników zgodności. Jego zastosowanie nie jest najlepszym pomysłem, gdy chcemy zestawzić ze sobą kilka cech w ramach jednego konstrukt, gdyż należy wtedy określić która z obliczonych zgodności jest ważniejsza. Zastosowanie WR może pomóc w udzieleniu poprawnej odpowiedzi na pytanie badawcze:

- jeśli badacza interesuje zgodność stosunkowo nieskomplikowanych i niezłożonych zjawisk (operacjonalizowana w sposób bardzo ogólny, na poziomie skal lub podskal)
- sprawdza się w wyjaśnianiu określonych zmiennych (np. absolutna różnica cechuje największą trafność predykcyjną postaw wobec marki, jej preferencji i intencji zakupu), a zupełnie nie sprawdza się w przypadku innych (np. satysfakcja z małżeństwa)
- jeśli badacz nie ma dostępu do zmiennych obserwowalnych jak pozycje testowe.

Przykłady pytań badawczych:

- Czy podobieństwo w sferze ekstrawersji u dzieci jest związane z większą ilością relacji?
- W jakim stopniu niepodobieństwo w sferze neurotyzmu pacjenta i terapeuty wpływa na skuteczność leczenia?
- Czy podobny poziom inteligencji emocjonalnej menedżera i pracownika wpływa na wypalenie obydwu?

- Jak podobieństwo w poziomie lenistwa ucznia i korepetytora jest związane wynikami w nauce ucznia?
- Czy niepodobieństwo w sferze potrzeby doznań u pilota 1 i pilota 2 mają wpływ na bezpieczeństwo lotu?

Przykłady badań w użyciu WR można znaleźć w różnych pracach (Blum, Mehrabian, 1999; Eysenck, Wakefield, 1981; Haselager i in., 1998; Kupersmidt, DeRosier, 1995; Robins, Caspi, Moffitt, 2000; Wells, 1991).

Kolejnym wariantem obliczeniowym, który stanowi rozwiązanie problemu oddzielnego wskaźnika dla każdej zmiennej jest utworzenie tzw. meta-cechy (*superordinate composite score*), czyli składowej kilku zmiennych i obliczenie prostej różnicy między meta-cechami dla członków pary. W takiej sytuacji na badacza leży obowiązek prawidłowego skomponowania takiej meta-cechy, co z pozoru wydaje się być proste. Jak pokazują badania, można na tym etapie popełnić wiele błędów (Rożnowski, Korulczyk, 2018), dlatego podejmując decyzję odnośnie wag jakie przypiszemy poszczególnym skalom, warto skorzystać z ugruntowanej metodologii w ramach wielokryterialnej analizy decyzyjnej (*Multicriterion Decision Analysis, MCDA*), do której należą m.in. Analytic Hierarchy Process i Analytic Network Process. Metody te są dostępne są w ramach programów komputerowych Super Decisions® i Expert Choice®. Więcej o MCDA można znaleźć w literaturze (Adamus, 2011; Rożnowski, Korulczyk, 2018; Saaty, Vargas, 2013).

Ostatnim wariantem obliczeniowym jest zastosowanie przedstawionych poniżej modeli różnic, które stanowią sumę lub średnią z różnic między cechami dwóch elementów danej pary. Otrzymujemy wtedy wskaźnik obejmujący wszystkie cechy. Suma daje informację o wielkości różnicy w odniesieniu do kilku wymiarów, natomiast średnia informuje o uśrednionej różnicy dla wszystkich wymiarów. Od badacza zależy która informacja jest dla niego

bardziej użyteczna. Poniżej zaprezentowane zostaną wskaźniki z tej grupy (Gorbaniuk, Stachoń-Wójcik, 2011):

- 1) Prosta różnica (PR, por. Gaunt, 2006)
- 2) Absolutna różnica (AR)

Jeśli w/w wskaźniki wyrażone jako suma obu zmiennych przyjmują wartości powyżej lub poniżej 0, to PR i AR dają różne wyniki. PR i AR jako średnie wyrażają wartość ważoną przez liczebność k porównywanych wymiarów.

- 3) Podzielona prosta różnica, ważona przez jedną z tych zmiennych (PPR)
- 4) Podzielona absolutna różnica, ważona przez jedną z tych zmiennych (PAR)

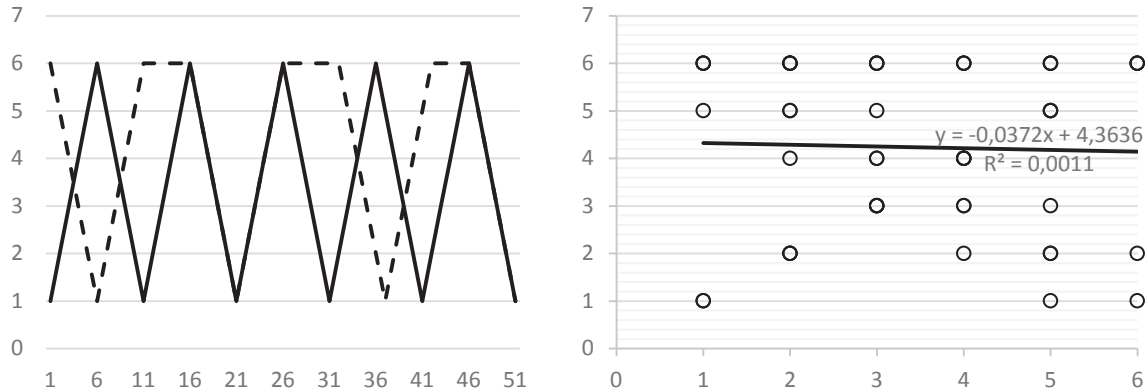
Jeśli w/w wskaźniki wyrażone jako suma obu zmiennych przyjmują wartości powyżej lub poniżej 0, to PPR i PAR dają różne wyniki. PPR i PAR jako średnie wyrażają wartość ważoną przez liczebność k porównywanych wymiarów, co powoduje ich centralizację wokół tej liczebności. Ważenie przez jedną z tych zmiennych powoduje natomiast ich centralizację wokół zmiennej, przez którą dzielono.

Średnie w/w wskaźników znajdują zastosowanie, jeśli badacza interesują średnie wyniki dla danych wymiarów, a miary ważone, jeśli badacz chce „wyczyścić” różnicę z danej zmiennej. Trzeba pamiętać, że PPR i PAR są bardzo trudne do interpretacji.

WSPÓŁCZYNNIKI KORELACYJNE

WK mają swoją długą historię w nauce i do dziś są stosowane na ogół przy określaniu stopnia podobieństwa dwóch cech. Zyskały one na popularności ze względu na swoją stosunkową łatwość w ich dostępie, obliczaniu oraz interpretacji. WK są doskonałymi miarami podobieństwa i współwystępowania cech,

ale także dają szczegółową informację o niepodobieństwie (jeśli < 0). Są także jedynymi wskaźnikami dającymi informacje o wspólnej wyjaśnionej wariancji zmiennych. WK mogą być także liczone na każdym poziomie szczegółowości, stąd jeśli badacza interesuje zgodność na poziomie obserwacji, wykorzystując te wskaźniki jest możliwe uzyskanie tak szczegółowej informacji. Co istotne, WK w przeciwieństwie do WR są w stanie wychwycić określoną organizację danych w ramach zestawianych zmiennych. Co istotne, WK są docelową miarą monotoniczności (*monotonicity*), czyli tego jak obserwacje współzależą od siebie (*co-vary*), a nie zgodności zmiennych, choć może się zdarzyć tak, że WK i skalowane współczynniki odległości (SWO) mogą przyjmować podobne wartości. Docelowymi miarami zgodności są właśnie SWO, jak np. Współczynnik Gowera. Aby mieć pewność, że WK jest miarą właściwą zawsze należy wizualnie przeanalizować wykres rozrzutu. W przykładzie zaprezentowanym poniżej (rysunek 3) przebadano 51 osób i poproszono sędziów o ocenę zgodności na skali od 1 do 6. Dane zaprezentowano na dwóch wykresach: liniowym oraz rozrzutu. Jak można dostrzec na wykresie z lewej strony istnieje pewna zbieżność danych, natomiast na wykresie rozrzutu z prawej linia regresji jest prawie równoległa do osi X, a wartość r -Pearsona wynosi $-0,04$, wykazując brak podobieństwa. WK powinny być zatem stosowane z rozwagą. Wykorzystanie WK wiąże się z koniecznością spełnienia kilku warunków statystycznych. W stosunku do współczynników parametrycznych jak r -Pearsona postawione są wymogi, aby obie korelowane zmienne (1) były wyrażone na skali ilościowej, (2) miały rozkład normalny, (3) związek między zmiennymi miał charakter liniowy, (4) występował brak przypadków odstających, (5) była zachowana homoscedantyczność zmiennych, czyli to, że dane są rozłożone równomiernie wzdłuż linii regresji.



Rysunek 3. Przykład wykorzystania współczynnika korelacji r -Pearsona jako miary zgodności. Opracowanie własne.

W stosunku do wskaźników nieparametrycznych jak ρ Spearmana, stawiane są dwa wymogi (1) zmienne muszą być wyrażone co najmniej na skali porządkowej, (2) związek między zmiennymi powinien mieć charakter monotoniczny, czyli liniowy lub krzywoliniowy, ale o maksymalnie jednym punkcie zakrzywienia. Zastosowanie WK może więc umożliwić udzielenie poprawnej odpowiedzi na pytanie badawcze:

- zakładające związek liniowy między zmiennymi
- odnoszące się zarówno do podobieństwa jak i niepodobieństwa
- jeśli badaczka interesuje wielkość wspólnej wyjaśnionej wariancji
- jeśli badaczka interesuje zgodność złożonych zjawisk (zoperacjonalizowana w sposób szczególny, na poziomie obserwacji)

Przykłady pytań badawczych:

- Jaki jest stopień podobieństwa między systemem wartości męża i żony?
- Jak stopień podobieństwa temperamentu uczniów jest związany z ujawnianiem zachowań agresywnych?
- Jak stopień niepodobieństwa zorientowania na cele osiągnięć małżonków jest związany z ryzykiem ich rozwodu?

- Jak stopień niepodobieństwa w sferze inteligencji społecznej między klientem a handlowcem jest związany z satysfakcją klienta?

Przykłady badań w użyciu WK można znaleźć w następujących pracach: r -Pearsona (Caspi, Herbener, 1990; Glicksohn, Golan, 2001; Haselager i in., 1998; Luo, Klohnen, 2005); Odległość pearsona (Kiesler, Watkins, 1989; Robins i in., 2000); ρ Spearmana (Hansen, Gold, 1977); r -Pearsona dla Qsort (Van Exel, De Graaf, 2005). Poniżej zaprezentowane zostaną wskaźniki z tej grupy:

1) r -Pearsona

Miara liniowej zależności zmiennych która jest ilorazem kowariancji i iloczynu odchyłeń standardowych. Jest miarą stosowaną w przeważającej większości badań mierzących związki między zmiennymi. Co ważne, wskaźnik ten jest podatny na obserwacje skrajne, a także zaniża wielkość związku jeśli ma charakter krzywoliniowy. Należy także pamiętać o konieczności spełnienia założeń.

2) r -Pearsona niewycentrowany (*Uncentered Pearson Correlation*)

Jest miarą orientacji, a nie wielkości, dlatego ma zastosowanie, jeśli badaczka interesuje określenie kierunku odległości między zmiennymi. Jest

odmianą tradycyjnego współczynnika, z założeniem, że wartości średnie dla obu zmiennych wynoszą zero. Podobnie jak Podobieństwo kosinusowe (*Cosine of the Angle*) współczynnik ten równa się kosinusowi kąta między dwoma wektorami w n -wymiarowej przestrzeni.

3) Odległość Pearsona

Miarę tą oblicza się poprzez odwrócenie r -Pearsona. Stosuje się ją w celu uzyskania współczynnika, którego skala nie będzie przyjmowała wartości poniżej zera. Będzie ona przyjmować wartości od 0 (odzwierciedlając +1) do 2 (odzwierciedlając -1).

4) Odległość Pearsona absolutna

Wykorzystanie tego współczynnika może być użyteczne, jeśli interesuje nas siła związku, a nie jego kierunek. Jest to również proste przekształcenie r -Pearsona, poprzez odwrócenie jego absolutnej wartości. Przyjmuje on wartości od 0 do 1. Im jest on wyższy, tym bardziej wykazuje brak korelacji (0), natomiast im bliższy 0, tym silniejsza korelacja (+1).

5) Odległość Pearsona niewycentrowana

Oblicza się ją przez odwrócenie wskaźnika r -Pearsona niewycentrowanego. Jest miarą orientacji, a nie wielkości, dlatego ma zastosowanie, jeśli badacza interesuje określenie kierunku odległości między zmiennymi wyrażonego w skali nie przyjmującej wartości poniżej zera (dokładnie od 0 do 2).

6) Odległość Pearsona absolutna niewycentrowana

Oblicza się ją przez odwrócenie absolutnej wartości wskaźnika r -Pearsona niewycentrowanego. Ma zastosowanie, jeśli badacza interesuje określenie wielkości kierunku odległości między zmiennymi wyrażonego w skali nie przyjmującej wartości poniżej zera. W tym przypadku im wartość współczynnika jest wyższa, tym

wielkość kierunku jest mniejsza (0), natomiast im bliższa 0, tym jest większa (+1).

7) ρ Spearmana

Rho Spearmana jest bardziej odporną na przypadki odstające rangową wersją współczynnika r -Pearsona. Jest także lepszą miarą związków krzywoliniowych, lepiej radzi sobie z przypadkami odstającymi oraz nie wymaga rozkładu normalnego zmiennych. Wskaźnik jest zwykle stosowany, jeśli badacza interesuje określenie podobieństwa między zmiennymi, jednak nie może wykorzystać miar parametrycznych.

8) r -Pearsona dla techniki Q-sort

Jest to uproszczona wersja r -Pearsona, która uwzględnia fakt, że dwa profile mają taki sam rozkład i występuje taka sama pula twierdzeń. Wykorzystuje się go do pomiaru zgodności pomiędzy dwoma profilami Q-sort. Więcej informacji na temat tej techniki można znaleźć w literaturze (Paszkievicz, 1978).

WSPÓŁCZYNNIKI ODLEGŁOŚCI

WO występują w dwóch postaciach: skalowanej (SWO), jako miary zgodności oraz nieskalowanej (NWO), jako miary niepodobieństwa. WO nie wymagają weryfikacji założeń poza pomiarem na skali ilościowej i są zwykle obliczane na danych surowych (Cronbach, Gleser, 1953), co ma swoje zalety (odporność na nowe obiekty odstające) i wady (różnica jednostek pomiarowych zmiennych ma silny wpływ na wartość odległości). Warto zatem rozważyć standaryzację jednej skali względem drugiej według wzoru nr 2 podanego w materiałach dodatkowych do artykułu.

SWO są najlepszymi znanymi miarami zgodności zestawianych zmiennych. Zastosowanie SWO może więc umożliwić udzielenie poprawnej odpowiedzi na pytania badawcze:

- starające się ustalić faktyczną zgodność w obrębie określonej cechy/konstruktu
- odnoszące się do złożonych zjawisk psychologicznych jak np. zgodność osobowości
- które zoperacjonalizowane jako WK są sprzeczne z doniesieniami z literatury lub analizą graficzną związku (może być brak podobieństwa, a występująca zgodność)
- które nawet po uwzględnieniu krzywoliniowości wydają się zbytnim uproszczeniem zjawiska psychologicznego

Przykłady pytań badawczych:

- Czy jest związek między zgodnością osobowości małżonków a ich satysfakcją z małżeństwa?
- Jak zgodność celów podwładnego i przełożonego jest związana z intencją do odejścia podwładnego?
- Jak zgodność hierarchii wartości pacjenta i terapeuty wpływa na skuteczność leczenia pacjenta?
- Jak niezgodność w sferze narcyzmu osób randkujących przekłada się na ich wzajemne pierwsze wrażenie?

NWO posiadają podobną charakterystykę jak WR, gdyż nie badają zależności między zmiennymi i trudno jest je interpretować. Zastosowanie NWO może więc umożliwić udzielenie poprawnej odpowiedzi na pytanie badawcze w sposób podobny jak WR. Przykłady pytań badawczych:

- Jak niepodobieństwo w odczuwanym poziomie zmiany organizacyjnej między dwoma członkami zespołu przekłada się na poziom ich współpracy?
- Jak podobieństwo postrzegania atrakcyjności kandydata do pracy przez rekrutera i samego kandydata jest związane jego oceną kompetencji?
- Czy podobieństwo w poziomie impulsywności dwóch członków grupy AA uzależnio-

nych od alkoholu jest związane z ryzykiem powrotu do choroby?

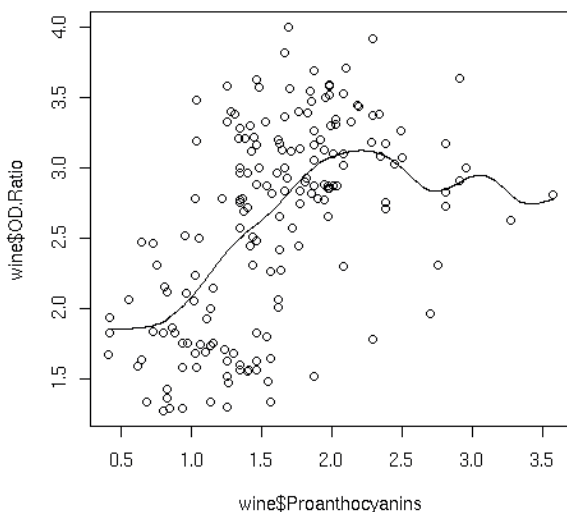
Do grupy SWO należą:

1) Zgodność Gowera (ZG, *Gower Agreement*)
ZG jest najbardziej rekomendowaną miarą zgodności (Barrett, 2010) i znajduje zastosowanie w badaniach par w różnych kontekstach badawczych (Brudek, Korulczyk, Korulczyk, 2018; Robins i in., 2000). ZG jest odwróconą wersją współczynnika rozbieżności Gowera (Gower, 1971), bazującego na maksymalnej możliwej absolutnej rozbieżności pomiędzy wszystkimi zmiennymi w obydwu elementach pary. ZG określa procent średniego podobieństwa pomiędzy wszystkimi parami obserwacji w przedziale 0 do 1, oznaczającego pełną zgodność.

2) Podwójne skalowana odległość Euklidesowa (DSE-s, *Double-Scaled Euclidean*)
DSE-s jest przekształceniem tradycyjnej Odległości Euklidesowej. Podobnie jak ZG znajduje zastosowanie w pomiarze zgodności między zmiennymi. Miara jest podwójnie skalowana, aby było możliwe porównywanie tego wskaźnika z innymi miarami zgodności oraz czyni go odpornym na zastosowane w badaniach skale pomiarowe (Barrett, 2010). Dodatkowo, liniowa odległość między zmiennymi pozostaje niezmienniona, gdyż skalowanie ma również charakter liniowy (w przeciwieństwie do różnych skalowań nieliniowych opartych o normalizację z). DSE-s przyjmuje wartości od 0, oznaczający maksymalną możliwą niezgodność, do +1 oznaczający całkowitą zgodność.

3) Współczynnik odległości wygładzonej Kernela (KSD-s, *Kernel-Smooth Distance*)
KSD-s znajduje zastosowanie w pomiarze zgodności o charakterze nieliniowym. Dając

możliwość manipulacji parametrem s badacz ma możliwość prawie idealnego dopasowania krzywej do danych (rysunek 4). KSD-s oparty jest na pomysł, że funkcja odległości powinna być wygładzona w taki sposób, że jeśli prosta różnica pomiędzy rzeczywistą właściwością osoby a założoną jest oszacowana w obrębie określonego zakresu, wtedy wartość statystyki powinna odzwierciedlać bardzo małą odległość, prawie bez względu na rzeczywisty jej rozmiar (Barrett, 2010). Jednak w sytuacji, gdy odległość wzrasta, szacowana wartość wskaźnika powinna przyspieszać w wielkości. Kluczem do właściwego korzystania z tej statystyki jest właściwe określenie wartości stałej parametru wygładzającego s , który wytwarza oczekiwany efekt inercyjny (Barrett, 2010). Dokonanie właściwego wyboru zależy od bardzo indywidualnej sytuacji badawczej, gdzie powinno wziąć się pod uwagę koszty (trudność interpretacji) i zyski (dokładniejsza funkcja) bardziej wygładzonej funkcji. KSD-s waha się w granicach między 0, oznaczającym maksymalną zgodność, do +1, oznaczającego identyczność.



Rysunek 4. Nieliniowe dopasowanie KSD-s do danych. [Źródło: <https://www.stat.berkeley.edu/~s133/winenorm.png>]

Do grupy NWO należą:

1) Odległość Euklidesowa (OE)

OE jest liniową miarą niepodobieństwa. Jest to prosta odległość geometryczna w przestrzeni i zwykle jest ona obliczana na danych surowych. Znajduje zastosowanie w sytuacjach badających niepodobieństwo między zmiennymi, podobnie jak WR. Jest odporna na przypadki odstające, jednak różnica jednostek pomiarowych zmiennych ma silny wpływ na wartość odległości.

2) Kwadrat odległości Euklidesowej (D^2 , Cronbach, Gleser, 1953)

D^2 podobnie jak OE jest miarą niepodobieństwa, która przypisuje większą wagę obiektom, które są bardziej oddalone niż OE. Znajduje zastosowanie w badaniach klinicznych i psychoterapii (Kiesler, Watkins, 1989). D^2 jest odmianą prostej różnicy wyrażanego jako suma podniesiona do kwadratu. Zastosowanie tej miary związane jest z podobnymi problemami OE.

3) Odległość Minkowskiego (OM)

OM jest uogólnioną elastyczną miarą niepodobieństwa i znajduje zastosowanie, jeśli badacz potrzebuje znaleźć optymalną do swoich danych wielkość odległości. Jest bezwzględna różnicą podniesioną do wartości p , a następnie spierwiastkowaną względem wartości r . Manipulując parametrem p zwiększamy wagę przypisaną różnicy między zmiennymi, natomiast zmieniając parametr r nadajemy mniejsze lub większe znaczenie zmiennym dalszym/bliższym. OM może równać się innym wskaźnikom: (1) OE, jeśli r i $p=1$, (2) Odległości Miejskiej, jeśli r i $p=2$.

4) Odległość miejska

Odległość miejska (nazywana także *City-block*, *Manhattan*, *taksówkowa*) jest po prostu sumą absolutnych różnic między zmiennymi.

Doskonale opisuje ona odległości występujące w przestrzeni miejskiej, gdzie z punktu do punktu można poruszać się jedynie w kierunkach północ-południe lub wschód-zachód, nigdy po przekątnej. Podobnie jak OE jest miarą niepodobieństwa, jednak jest bardziej odporna na przypadki odstające, gdyż pojedynczych różnic nie podnosi się do kwadratu. Znajduje zastosowanie, jeśli badacza interesuje poziom niepodobieństwa, a w danych występuje wiele przypadków odstających.

5) Odległość Canberra

Odległość Canberra jest to ważona wersja Odległości miejskiej (Lance, Williams, 1967) i jest bardziej odporna na zmienne z wysokimi wartościami (Krebs, 1989). Różnica polega na tym, że absolutna różnica między dwoma zmiennymi jest podzielona przez absolutną sumę. Jeśli wskaźnik przyjmuje wartości > 0 , wskazuje to na brak zgodności między zmiennymi, a 0 jest to zgodność idealna. Miara ta jest bardzo podatna na rodzaj przyjętej skali (Lance, Williams, 1967) i jako bardzo wrażliwa miara znajduje zastosowanie w sytuacjach badawczych mierzących dokładnie odchylenia od podobieństwa (Emran, Ye, 2001).

6) Odległość Czebyszewa

Nazywana jest także odległością szachownicy (*chess board distance*), dlatego, że jest odległością między polami szachownicy wyrażoną w ruchach, które należy wykonać figurą króla. W statystyce jest to odległość między dwoma zmiennymi wyrażona jako maksymalna różnica wartości między zmiennymi. Jest stosowana w sytuacjach badawczych, w których z góry zakładamy niepodobieństwo.

7) Odległość potęgowa

Podobnie jak OM jest uogólnioną elastyczną miarą niepodobieństwa. Liczy się ją poprzez dopasowanie wagi obserwacji i zmiennych, za

pomocą manipulacji parametrami r i p . Znajduje takie same zastosowanie jak OM.

8) Podobieństwo cosinusowe

Zwane także Odległością kątową, które mierzy cosinus kąta pomiędzy dwoma zmiennymi/profilami (Tan, Steinbach, Kumar, 2005). Jest miarą orientacji, a nie wielkości, dlatego ma zastosowanie, jeśli badacza interesuje określenie kierunku odległości między zmiennymi. Może być interpretowany w kategoriach WK, gdzie -1 oznacza przeciwny kierunek, 0 jest to kąt 90° , natomiast 1 oznacza ten sam kierunek.

WSPÓŁCZYNNIKI NIEJEDNORODNE

Do grupy WN wchodzi takie współczynniki, których nie dało się przyporządkować do pozostałych grup ze względu na ich specyfikę: korelacji wewnątrzklasowej (ICC, *intraclass correlation coefficient*), zgodności profili Roberta Mcrae, miary socjometryczne, Iloraz integracji, oraz C-index.

Każdy ze współczynników jest przeznaczony do pomiaru zgodności w określonych warunkach i interpretuje się go w indywidualny sposób. Współczynniki z tej grupy są trudno dostępne w większości pakietów statystycznych jednak można je znaleźć w przygotowanym do artykułu syntaksie do SPSS.

Niektórzy badacze sugerują, że jeśli zmienne są ze sobą silnie, co najmniej umiarkowanie skorelowane, to warto przeskalować jedną zmienną względem drugiej, aby uzyskać bardziej wiarygodne wyniki we współczynnikach ICC (Barrett, korespondencja z autorem, 18 maja 2017). Można to zrobić wykorzystując wzór nr 2 dostępny w materiałach dodatkowych. Wykorzystanie WN wiąże się z koniecznością spełnienia warunku, aby zmienne (1) były wyrażone na skali ilościowej, oraz

w przypadku ICC, zmienne (2) muszą mieć rozkład normalny. Do tej grupy należą:

1) Wskaźnik r_{pa} McRae (McCrae, 1993)

Jest zaprojektowany do analizy profili, tak, aby zwiększyć wpływ zgodności na poziomie wartości ekstremalnych, dlatego poprzez zastosowane wagi niedoszacowuje wartości znajdujące się w środku rozkładu. Znajduje szerokie zastosowanie w badaniach klinicznych. Wskaźnik interpretuje się jak WK (-1 to pełna niezgodność, a +1 pełna zgodność).

2) Socjogram

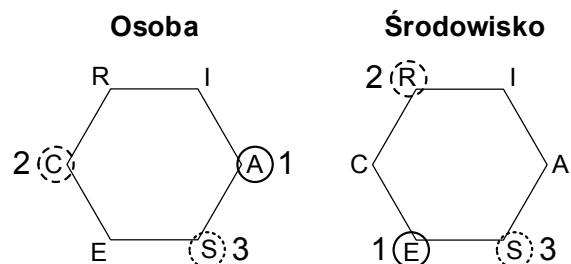
W badaniach socjometrycznych zgodność mierzy się na różne sposoby. W najbardziej znanym schemacie badawczym prosi się wszystkich członków grupy o wskazanie trzech osób, które lubią najbardziej (LM) i trzech, które lubią najmniej (LL). Dalej sumuje się nominacje (wskazania) dla każdej osoby, odrębnie w wymiarze LM i LL, a następnie standaryzuje się wyniki na skalę z (uzyskując zLM i zLL). Następnie poprzez odjęcie zLL od zLM uzyskuje się wskaźnik preferencji społecznej (*social preference*, SP), a przez dodanie zLL do zLM wskaźnik wpływu społecznego (*social impact*, SI). Oba wskaźniki poddaje się ponownej standaryzacji z (uzyskując zSP i zSI, Coie, Dodge, Coppotelli, 1982). Mając powyższe wskaźniki można stwierdzić, czy członek grupy jest popularny (zSI > 1; zLM > 0; zLL < 0), odrzucony (zSP < -1; zLM < 0; zLL > 0), socjograficznie zaniedbany (zSI < -1; LM = 0), czy kontrowersyjny (zLM > 0; zLL > 0). W celu łatwiejszej interpretacji powyższe zmienne można także poddać przeskalowaniu na skalę *r*-Persona (od -1 do 1) z pomocą syntaksu SPSS lub na podstawie wzoru nr 30 znajdującego się w materiałach do artykułu.

3) Iloraz integracji (*integrativeness quotient*, Tripp, Sondak, 1992)

Jest najlepszą znaną miarą skuteczności negocjacji i jest stosowany w tym kontekście badawczym. Jest oparty na rozkładzie Pareto i stanowi proporcję korzystnych do niekorzystnych porozumień. Wskaźnik został początkowo zaproponowany przez Tripp, Sondak (1992), jednak został zmodyfikowany poprzez zastosowaną transformację *arcsin* w celu zmniejszenia efektu ujemnej skośności (Weingart, Hyder, Prietula, 1996).

4) Wskaźnik C-index (*Congruence index*, Brown, Gore, 1994)

Jest najlepszą miarą stopnia dopasowania dwóch profili w odniesieniu do teorii osobowości zawodowej Hollanda. Dopasowanie reprezentowane jest poprzez określenie odległości w modelu sześciennym Hollanda pomiędzy poszczególnymi pierwszymi, drugimi i trzecimi literami o najwyższym wyniku dla osoby i środowiska zawodowego. Odległość przyjmuje wartości od 3 do 0, w następujący sposób: 3 jeśli osoba i środowisko ma takie same litery; 2 jeśli osoba i środowisko ma sąsiadujące litery; 1 jeśli osoba i środowisko są oddalone o dwie litery; 0 jeśli litery osoby i środowiska są naprzeciwko. Odległość jest wyliczana dla trzech pierwszych liter o najwyższym wyniku. Wskaźnik może przyjmować wartości od 0 do 18 odzwierciedlając poziom dopasowania. Dla przykładu osoba o profilu ACS pracująca (lub zamierzająca pracować) w środowisku



Rysunek 5. Przykład zestawienia dwóch profili preferencji zawodowych dla osoby i środowiska w teorii Hollanda.

ERS będzie do niego przeciętnie dopasowana (rysunek 5: $C = 3(0) + 2(3) + 2 = 8$)

5) Współczynnik ICC-1

ICC-1, zwany także ICCde liczony metodą podwójnego wprowadzania (*double entry*), podobnie jak WK jest miarą monotoniczności, czyli współzmienności (Barrett, 2010). W ICC-1 zmienne traktowane są jako losowe próby z hipotetycznej populacji, których atrybuty są również niezależnie losowane. Miara zakłada, że dla każdego przypadku i pozycji przydzielony jest osobny, unikalny oceniający (*rater*), który dokonuje jednej oceny, losowo wybrany z większej populacji (Shrout, Fleiss, 1979). Jeśli mamy 20 obserwacji i 5 zmiennych, potrzebujemy 100 oceniających. ICC-1 waha się w granicach od 0, co oznacza brak zgodności do 1, co oznacza całkowitą zgodność. ICC-1 sprawdza się w prostych pytaniach badawczych, jeśli badacza interesuje zgodność rozumiana jako niezależność każdej oceny, np. gdy badamy parę w której każdy z członków udzielił kilku niezależnych odpowiedzi, np. pomiar w czasie (Lakey i in., 2002). Przykłady pytań badawczych:

- Czy zgodność terapeuty i pacjenta w dziennej ocenie postępów leczenia psychiatrycznego w ciągu ostatniego tygodnia jest związana z nasileniem myśli samobójczych?

6) Współczynnik ICC-2

ICC-2 jest mieszaną miarą zgodności i monotoniczności zmiennych. Zakłada ona, że każdy z oceniających dokonuje oceny każdego przypadku i każdej zmiennej oraz że jest losowo wybrany z większej populacji oceniających (Shrout, Fleiss, 1979). Jeśli mamy 20 obserwacji i 5 zmiennych, potrzebujemy co najmniej 2 oceniających, którzy dokonaliby 100 ocen. ICC-2 waha się w granicach 0, gdzie oznacza brak zgodności, do 1, gdzie wykazuje całkowitą zgodność. ICC-2 sprawdza się w większości pytaniach badawczych, jeśli badacza interesuje zgodność rozumiana jako pocho-

dząca od dwóch badanych, którzy mogliby być równie dobrze zastąpieni przez innych badanych (możliwość generalizacji na populację, Sherony, Green, 2002). Przykłady pytań badawczych:

- Czy zgodność asesorów w metodzie assessment centre jest związana z późniejszymi wynikami pracy nowego pracownika?
- Czy niezgodność członków zespołu handlowców w sferze wspólnych celów przekłada się na ich intencję do odejścia?

7) Współczynnik ICC-3

ICC-3 podobnie jak ICC-1 jest miarą monotoniczności zmiennych. Zakłada ona, że każdy oceniający dokonuje oceny każdego przypadku i każdej zmiennej, ale w przeciwieństwie do ICC-2 zakłada się, że oceniający stanowią populację wszystkich oceniających (Shrout, Fleiss, 1979). Jeśli mamy 20 przypadków i 5 zmiennych, potrzebujemy co najmniej 2 oceniających, którzy dokonaliby 100 ocen. ICC-3 waha się w granicach 0, gdzie oznacza brak zgodności, do 1, gdzie wykazuje całkowitą zgodność. ICC-3 sprawdza się w większości pytań badawczych, analizujących zgodność dwóch pomiarów jednej osoby, czyli w badaniach jakościowych i idiograficznych. Przykłady pytań badawczych:

- Czy zgodność w odczuwanym sensie życia przed i po przeżytej traumie związane jest z odczuwanym stresem u badanego?
- Czy wyniki badań neuropsychologicznych są zgodne przed i po przeżytym urazie opinowanego w sprawie sądowej o odszkodowanie?

INTERPRETACJA WSKAŹNIKÓW

Właściwa interpretacja wskaźnika jest równie istotna co jego oszacowanie i choć w literaturze trudno jest znaleźć jasne wytyczne dla poszczególnych grup wskaźników, to można je interpretować przez analogię.

W przypadku WR oraz NWO, aby móc ocenić wielkość różnicy dla poszczególnej skali (rysunek 2, poziom B), należy przed jej obliczeniem bez względu na przyjęty wariant, wystandaryzować zmienne do wybranej w zależności od potrzeb skali, np. z lub stenowej. Jeśli badacza interesuje wielkość różnicy na poziomie ogólnym dla zestawu, a nie pojedyn-

czej skali, należy wyliczyć statystykę d Cohe- na za pomocą dołączonego syntaksu SPSS lub według wzoru nr 1 z materiałów dodatkowych do artykułu. Niepodobieństwo interpretujemy w następujący sposób (Cohen, 1988): [0 - 0,2] – nieistotne; [0,2 - 0,5] – małe; [0,5 - 0,8] – przeciętne; [0,5 - 0,8] – duże; [0,8 - 1,3] – bardzo duże. Jeśli WR obliczano tylko w jednym

Tabela 1. Sposób interpretacji współczynników zgodności.

Rozstęp 0 do 1	Rozstęp +1 do -1	Rozstęp 0 do 2	Odległość Pearsona absolutna	Interpretacja siły współczynnika		
				Cohen (1988)	Evans (1996)	Guilford (1965)
—	-1	2	0			niemal pełna
—	-0,9	1,9	0,1		bardzo silna	bardzo wysoka
—	-0,8	1,8	0,2	silna		
—	-0,7	1,7	0,3		silna	wysoka
—	-0,6	1,6	0,4			
—	-0,5	1,5	0,5	średnia	średnia	przeciętna
—	-0,4	1,4	0,6			
—	-0,3	1,3	0,7		niska	słaba
—	-0,2	1,2	0,8	niska		
—	-0,1	1,1	0,9		bardzo niska	nikła
0	0	1	1	brak	brak	brak
0,1	0,1	0,9	0,9		bardzo niska	nikła
0,2	0,2	0,8	0,8	niska		
0,3	0,3	0,7	0,7		niska	słaba
0,4	0,4	0,6	0,6	średnia	średnia	przeciętna
0,5	0,5	0,5	0,5			
0,6	0,6	0,4	0,4		silna	wysoka
0,7	0,7	0,3	0,3			
0,8	0,8	0,2	0,2	silna		
0,9	0,9	0,1	0,1		bardzo silna	bardzo wysoka
1	1	0	0			niemal pełna

Notatka. **Współczynniki o rozstępie od 0 do 1** = Zgodność Gowera, Podwójne Skalowana Odległość Euklidesowa, Współczynnik Odległości Wygładzonej Kernela, Współczynnik ICC-1, ICC-2, ICC-3. Zalecane jest przeskalowanie na tą skalę następujących współczynników: Odległość Euklidesowa, Kwadrat Odległości Euklidesowej, Odległość Minkowskiego, Odległość miejska, Odległość Canberra, Odległość Czebyszewa, Odległość potęgowa. **Współczynniki o rozstępie od +1 do -1** = r -Pearsona, r -Pearsona (niewycentrowany), ρ Spearmana, Podobieństwo Cosinusowe; **Współczynniki o rozstępie od 0 do 2** = Odległość Pearsona, r -Odległość Pearsona (niewycentrowana).

wymiarze i obie zestawiane zmienne wystandaryzowano wcześniej na skalę z , to wartość tą można interpretować tak jak d Cohena.

W przypadku SWO, WK i WN, można posłużyć się wskazówkami do interpretacji z literatury, przedstawionymi przez Cohen (1988), Evans (1996) oraz Guilford (1965), które znajdują się w tabeli 1. Przeskalowane współczynniki odległości mogą przyjmować czasem wartości powyżej maksymalnego zakresu dla danej skali, np. +1 i jest to sytuacja szczególna. Wynika to z faktu, że wskaźniki te łatwo przyjmują wartości ekstremalne (> 3 w skali z). Podobnie współczynniki ICC mogą bardzo rzadko, w pewnych sytuacjach przyjmować wartości ujemne i jest to związane z obliczeniami na danych losowych (Barrett, 2010).

PODSUMOWANIE

Choć badania par stają się coraz bardziej popularne, to wciąż trudno jest znaleźć polskie opracowania ze wskazówkami jak poprawnie obliczać zgodność w tym paradygmacie. Ponadto trudności może przysparzać samo zdefiniowanie pojęcia oraz wybranie odpowiedniego współczynnika. W niniejszym artykule przedstawiono wykaz wskaźników z różnych grup i ich użyteczność do badań psychologicznych. Wskazano na ich wady i zalety, a także warunki ich zastosowania. Na koniec przedstawiono rekomendacje dotyczące sposobów ich interpretacji.

LITERATURA CYTOWANA

- Adamus, W. (2011). Metody ilościowe w organizacji, zarządzaniu i psychologii. W: B. Rożnowski, M. Łąguna (red.), *Człowiek w pracy i w organizacji* (ss. 145-168). Lublin: Wydawnictwo KUL.
- Baroni-Urbani, C., Buser, M. W. (1976). Similarity of binary data. *Systematic Zoology*, 25(3), 251-259. DOI:10.2307/2412493
- Barrett, P. (2010). Test reliability and validity: The inappropriate use of the Pearson and other variance ratio coefficients for indexing reliability and validity. Pozyskano z: http://www.pbarrett.net/techpapers/correlations_reliability_validity_Rev_1_July_2010.pdf.
- Bedyńska, S., Brzezicka, A. (2007). *Statystyczny drogowcaz: praktyczny poradnik analizy danych w naukach społecznych na przykładach z psychologii*. Warszawa: Wydawnictwo SWPS Academica. DOI:10.12775/rp.2005.012
- Bleske-Rechek, A., Remiker, M. W., Baker, J. P. (2009). Similar from the start: assortment in young adult dating couples and its link to relationship stability over time. *Individual Differences Research*, 7(3), 142-158.
- Blum, J. S., Mehrabian, A. (1999). Personality and temperament correlates of marital satisfaction. *Journal of Personality*, 67(1), 93-125. DOI:10.1111/1467-6494.00049
- Brown, S. D., Gore, P. A. (1994). An evaluation of interest congruence indices: Distribution characteristics and measurement properties. *Journal of Vocational Behavior*, 45(3), 310-327. DOI:10.1006/jybe.1994.1038
- Brudek, P., Korulczyk, T., Korulczyk, N. (2018). Dopasowanie w parze małżeńskiej a satysfakcja ze związku osób w okresie późnej dorosłości. *Roczniki Psychologiczne/Annals of Psychology*, 21 (0), 00-00.
- Caspi, A., Herbener, E. S. (1990). Continuity and change: assortative marriage and the consistency of personality in adulthood. *Journal of Personality and Social Psychology*, 58(2), 250-258.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2 wyd.). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates. DOI:10.4324/9780203771587
- Coie, J. D., Dodge, K. A., Coppotelli, H. (1982). Dimensions and types of social status: A cross-age perspective. *Developmental Psychology*, 18(4), 557-570. DOI:10.1037/0012-1649.18.4.557
- Cronbach, L. J., Gleser, G. C. (1953). Assessing similarity between profiles. *Psychological Bulletin*, 50(6), 456-473. DOI:10.1037/h0057173
- Cureton, E. E. (1956). Rank-biserial correlation. *Psychometrika*, 21(3), 287-290. DOI:10.1007/bf02289138
- De Leeuw, J., Meijer, E. (2008). *Handbook of multilevel analysis*. New York: Springer.

- Divgi, D. R. (1979). Calculation of the tetrachoric correlation coefficient. *Psychometrika*, 44(2), 169-172. DOI:10.1007/bf02293968
- Emran, S. M., Ye, N. (2001). *Robustness of canberra metric in computer intrusion detection*. Zaprezentowano na: the 2001 IEEE Workshop on Information Assurance and Security United States Military Academy, West Point, NY. DOI:10.1002/qre.441
- Evans, J. D. (1996). *Straightforward statistics for the behavioral sciences*. Pacific Grove, CA: Brooks/Cole Pub Co. DOI:10.2307/1165199
- Eysenck, H. J., Wakefield, J. A. (1981). Psychological factors as predictors of marital satisfaction. *Advances in Behaviour Research and Therapy*, 3(4), 151-192. DOI:10.1016/0146-6402(81)90002-3
- Gaunt, R. (2006). Couple similarity and marital satisfaction: are similar spouses happier? *Journal of Personality*, 74(5), 1401-1420. DOI:10.1111/j.1467-6494.2006.00414.x
- Glicksohn, J., Golan, H. (2001). Personality, cognitive style and assortative mating. *Personality and Individual Differences*, 30(7), 1199-1209. DOI:10.1016/S0191-8869(00)00103-3
- Gorbaniuk, O., Stachoń-Wójcik, M. (2011). Zgodność obrazu siebie i wizerunku konsumenta-wartość predykcyjna różnych metod pomiaru kongruencji. *Marketing i Rynek*, 6, 17-26.
- Gower, J. C. (1971). A general coefficient of similarity and some of its properties. *Biometrics*, 27(4), 857-871. DOI:10.2307/2528823
- Griffin, D., Murray, S., Gonzalez, R. (1999). Difference score correlations in relationship research: A conceptual primer. *Personal Relationships*, 6(4), 505-518. DOI:10.1111/j.1475-6811.1999.tb00206.x
- Guilford, J. P. (1965). *Fundamental Statistics in psychology and education* (4 wyd.). New York: McGraw-Hill.
- Hansen, R. M., Gold, I. K. (1977). Blacktail prairie dogs, desert cottontails and cattle trophic relations on shortgrass range. *Journal of Range Management*, 30(3), 210-214. DOI:10.2307/3897472
- Haselager, G. J. T., Hartup, W. W., van Lieshout, C. F. M., Riksen-Walraven, J. M. A. (1998). Similarities between friends and non-friends in middle childhood. *Child Development*, 69(4), 1198-1208. DOI:10.2307/1132369
- Heck, R. H., Thomas, S. L., Tabata, L. N. (2013). *Multilevel and Longitudinal Modeling with IBM SPSS*. New York: Routledge. DOI:10.4324/9780203701249
- Hox, J. J. (2010). *Multilevel Analysis* (2 wyd.). New York: Routledge.
- Hox, J. J., Roberts, J. K. (2011). *Handbook of Advanced Multilevel Analysis*. New York: Routledge. DOI:10.4324/9780203848852
- Kenny, D. A., Cook, W. (1999). Partner effects in relationship research: Conceptual issues, analytic difficulties, and illustrations. *Personal Relationships*, 6(4), 433-448. DOI:10.1111/j.1475-6811.1999.tb00202.x
- Kiesler, D. J., Watkins, L. M. (1989). Interpersonal complementarity and the therapeutic alliance: A study of relationship in psychotherapy. *Psychotherapy: Theory, Research, Practice, Training*, 26(2), 183-194. DOI:10.1037/h0085418
- Klohnen, E. C., Mendelsohn, G. A. (1998). Partner selection for personality characteristics: A couple-centered approach. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 24(3), 268-278. DOI:10.1177/0146167298243004
- Krebs, C. J. (1989). *Ecological Methodology*. New York: Harper Collins Publishers.
- Kupersmidt, J. B., DeRosier, M. E. (1995). Similarity as the basis for children's friendships: The roles of sociometric status, aggressive and withdrawn behavior, academic achievement and demographic characteristics. *Journal of Social and Personal Relationships*, 12(3), 439-452. DOI:10.1177/0265407595123007
- Lakey, B., Adams, K., Neely, L., Rhodes, G., Lutz, C. J., Sielky, K. (2002). Perceived support and low emotional distress: The role of enacted support, dyad similarity, and provider personality. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 28(11), 1546-1555. DOI:10.1177/014616702237582
- Lance, G. N., Williams, W. T. (1967). Mixed-data classificatory programs I - agglomerative systems. *Australian Computer Journal*, 1(1), 15-20.
- Luo, S., Klohnen, E. C. (2005). Assortative mating and marital quality in newlyweds: a couple-centered approach. *Journal of Personality and Social Psychology*, 88(2), 304-326. DOI:10.1037/0022-3514.88.2.304
- McCrae, R. R. (1993). Agreement of personality profiles across observers. *Multivariate Behavioral Research*, 28(1), 25-40. DOI:10.1207/s15327906mbr2801_2
- Paszkiwicz, E. (1978). *Technika Q-sort*. Warszawa: PWN.
- Robins, R. W., Caspi, A., Moffitt, T. E. (2000). Two personalities, one relationship: both partners'

- personality traits shape the quality of their relationship. *Journal of Personality and Social Psychology*, 79(2), 251-259. DOI:10.1037/0022-3514.79.2.251
- Rożnowski, B., Korulczyk, T. (2018). Synthetic-singular index of Multidimensional Job Analysis. W: A. Biela (red.), *Theoretical and methodological base for job analysis* (ss. 286-300). Frankfurt: Peter Lang Verlag.
- Saaty, T. L., Vargas, L. G. (2013). *Decision making with the analytic network process. Economic, political, social and technological applications with benefits, opportunities, costs and risks* (2 wyd.). New York: Springer.
- Sherony, K. M., Green, S. G. (2002). Coworker exchange: relationships between coworkers, Leader-Member Exchange, and work attitudes. *Journal of Applied Psychology*, 87(3), 542-548. DOI:10.1037//0021-9010.87.3.542
- Shrout, P. E., Fleiss, J. L. (1979). Intraclass correlations: uses in assessing rater reliability. *Psychological Bulletin*, 86(2), 420-428. DOI:10.1037/0033-2909.86.2.420
- Tan, P.-N., Steinbach, M., Kumar, V. (2005). *Introduction to Data Mining*. New York: Pearson Education. DOI:10.1002/0471687545.ch1
- Tate, R. F. (1954). Correlation between a discrete and a continuous variable. Point-biserial correlation. *The Annals of Mathematical Statistics*, 25(3), 603-607. DOI:10.1214/aoms/1177728730
- Tripp, T. M., Sondak, H. (1992). An evaluation of dependent variables in experimental negotiation studies: Impasse rates and Pareto efficiency. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 51(2), 273-295. DOI:10.1016/0749-5978(92)90014-X
- Van Exel, J., De Graaf, G. (2005). Q methodology: A sneak preview. *PsycEXTRA Dataset*. DOI:10.1037/e518022006-003
- Weingart, L. R., Hyder, E. B., Prietula, M. J. (1996). Knowledge matters: The effect of tactical descriptions on negotiation behavior and outcome. *Journal of Personality and Social Psychology*, 70(6), 1205-1217. DOI:10.1037//0022-3514.70.6.1205
- Wells, P. A. (1991). Personality similarity and quality of marriage. *Personality and Individual Differences*, 12(5), 407-412. DOI:10.1016/0191-8869(91)90057-i
- Węziak, D. (2007). Wielopoziomowe modelowanie regresyjne w analizie danych. *Wiadomości Statystyczne*, 9, 1-12. DOI:10.12775/pbe.2013.003

Tomasz Korulczyk

Institute of Psychology
The John Paul II Catholic University of Lublin

THE REVIEW OF DYADIC CONGRUENCY INDEXES

ABSTRACT

Dyadic research is becoming more common in social sciences, although there is a relatively small amount of publications in this field, written in Polish. In the article, I compared and contrasted the most common and useful indexes of congruence, which may be used to determine the degree of congruency of members of independent (uncorrelated) pairs. I also indicate usefulness, the conditions of use and the examples of research questions which may be answered using appropriate indexes. Mathematical assumptions, strengths and weaknesses, a way of interpretation of each indicator have also been presented in the paper. The beneficial results of the review include making more conscious decisions due to getting familiar with using particular indexes in the correct context. SPSS syntax has been prepared with all indexes as a supplement to the article.

Keywords: dyadic research, similarity indexes, congruence indexes, SPSS syntax

**MATERIAŁY DODATKOWE DO ARTYKUŁU
PRZEGLĄD WSPÓŁCZYNNIKÓW ZGODNOŚCI PAR**

Tabela 1. Zestawienie współczynników z różnych grup, warunki ich zastosowania, ich zalety i wady.

L.p.	Nr wzoru	Nazwa	Warunki zastosowania	Zalety i wady
Współczynniki różnic				
1	3	Prosta różnica	<ul style="list-style-type: none"> • Zmienne mierzone na skali ilościowej 	+ Łatwość w obliczeniu – Interpretacja jedynie w kategoriach wielkości różnicy
2	4	Absolutna różnica		
3	5, 6	Podzielona prostej różnicy		
4	7, 8	Podzielona absolutna różnica		
Współczynniki korelacyjne				
1	9	r-Pearsona	<ul style="list-style-type: none"> • Zmienne mierzone na skali ilościowej • Zmienne powinny mieć rozkład normalny • Związek między zmiennymi powinien mieć charakter liniowy • Brak przypadków odstających • Zachowana homoscedantyczność zmiennych 	+ Łatwa dostępność + Obliczanie zgodności dla zestawu zmiennych + Łatwa interpretacja – Współczynniki korelacji dedykowane są do pomiaru monotoniczności zmiennych, a nie ich zgodności
1	10	r-Pearsona niewycentrowane		
2	11	Odległość Pearsona		
3	12	Odległość Pearsona absolutna		
4	13	Odległość Pearsona niewycentr.		
5	14	Odl. Pearsona absolutna niewycentr.		
7	16	r-Pearsona dla Q-sort		
6	15	rho Spearmana	<ul style="list-style-type: none"> • Zmienne mierzone na skali co najmniej porządkowej • Związek między zmiennymi powinien mieć charakter monotoniczny 	

Tabela 1. Cd.

L.p.	Nr wzoru	Nazwa	Warunki zastosowania	Zalety i wady
Współczynniki odległości				
1	17	Zgodność Gowera	<ul style="list-style-type: none"> • Zmienne mierzone na skali ilościowej 	+ Obliczanie zgodności dla zestawu zmiennych + Mogą być stosowane do pomiaru zgodności niezgodności – Ograniczona dostępność – Interpretacja wskaźników jest stosunkowo trudna bez przeskalowania – Konieczność przeskalowania niektórych współczynników
2	18	Podw. skal. odległość Euklidesowa		
3	19	Odległość wygładzona Kernela		
1	20	Odległość Euklidesowa		
2	21	Kwadrat odległości Euklidesowej		
3	22	Odległość Minkowskiego		
4	23, 24	Odległość miejska		
5	25	Odległość Canberra		
6	26	Odległość Czebyszewa		
7	27	Odległość potęgowa		
8	28	Podobieństwo Cosinusowe		
Współczynniki niejednorodne				
1	29	Wskaźnik rpa	<ul style="list-style-type: none"> • Zmienne mierzone na skali ilościowej 	+ Właściwy do profili o ekstremalnych wynikach – Ograniczona dostępność
2	30	Socjogram	<ul style="list-style-type: none"> • Zmienne mierzone na skali ilościowej • Zmienne powinny mieć rozkład normalny 	+ Obliczanie zgodności dla zestawu zmiennych + Łatwa interpretacja – Ograniczona dostępność – Trudno z góry wybrać właściwy współczynnik
3	31	Iloraz integracji		
4	32	C-index		
5	33	Współczynnik ICC-1	<ul style="list-style-type: none"> • Zmienne mierzone na skali ilościowej • Zmienne powinny mieć rozkład normalny 	+ Miary zgodności dopasowane do różnych sytuacji badawczych
6	34	Współczynnik ICC-2		
7	35	Współczynnik ICC-3		

PRZEKSZTAŁCENIA WSTĘPNE

Obliczanie wartości d Cohena

Najpierw odejmujemy średnią dla grupy cech u jednej osoby od średniej dla grupy cech u innej osoby w parze i dzielimy to przez wspólne odchylenie standardowe. Wzór na d przedstawia się następująco:

$$d = \frac{M_1 - M_2}{SD} \quad (1)$$

Skalowanie jednej zmiennej x , względem drugiej zmiennej y

Zmienne można wyskalować z użyciem następującego wzoru (Luchonacho, 2017):

$$Y_{\text{Xscaled}} = \frac{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}{Y_{\text{max}} - Y_{\text{min}}} * (Y - Y_{\text{max}}) + X_{\text{max}} \quad (2)$$

gdzie:

X, Y = wprowadzane zmienne

X_{max} = maksymalna wartość skalowanej zmiennej pierwszej

Y_{max} = maksymalna wartość skalowanej zmiennej drugiej

X_{min} = minimalna wartość skalowanej zmiennej pierwszej

Y_{min} = minimalna wartość skalowanej zmiennej drugiej

WSPÓŁCZYNNIKI RÓŻNIC

Poniżej zaprezentowane zostaną wskaźniki z tej grupy (Gorbaniuk, Stachoń-Wójcik, 2011):

- 1) Model prostej różnicy, który może być wyrażony jako suma lub średnia (patrz: Gaunt, 2006):

$$D = \sum_{i=1}^n (A_{1i} - B_{2i}) \quad \text{lub} \quad D = \sum_{i=1}^n (A_{1i} - B_{2i}) / n \quad (3)$$

- 2) Model absolutnej różnicy, który może być wyrażony jako suma (i jest wtedy tożsamy z Odległością Miejską) lub jako średnia:

$$D = \sum_{i=1}^n |A_{1i} - B_{2i}| \quad \text{lub} \quad D = \sum_{i=1}^n |A_{1i} - B_{2i}| / n \quad (4)$$

- 3) Model podzielonej prostej różnicy, który może być wyrażony jako suma lub średnia, gdzie prosta różnica zmiennych jest ważona przez jedną z tych zmiennych:

$$D = \sum_{i=1}^n (A_{1i} - B_{2i}) / A_{1i} \quad \text{lub} \quad D = \left[\sum_{i=1}^n (A_{1i} - B_{2i}) / A_{1i} \right] / n \quad (5)$$

$$D = \sum_{i=1}^n (A_{1i} - B_{2i}) / B_{2i} \quad \text{lub} \quad D = \left[\sum_{i=1}^n (A_{1i} - B_{2i}) / B_{2i} \right] / n \quad (6)$$

- 4) Model podzielonej absolutnej różnicy, który może być wyrażony jako suma lub średnia, gdzie absolutna różnica zmiennych jest ważona przez jedną z tych zmiennych:

$$D = \sum_{i=1}^n |A_{1i} - B_{2i}| / A_{1i} \quad \text{lub} \quad D = \left[\sum_{i=1}^n |A_{1i} - B_{2i}| / A_{1i} \right] / n \quad (7)$$

$$D = \sum_{i=1}^n |A_{1i} - B_{2i}| / B_{2i} \quad \text{lub} \quad D = \left[\sum_{i=1}^n |A_{1i} - B_{2i}| / B_{2i} \right] / n \quad (8)$$

gdzie:

A_i, B_i = zmienna pierwsza i druga dla obserwacji i

n = liczba obserwacji

WSPÓŁCZYNNIKI KORELACYJNE

Poniżej zaprezentowane zostaną wskaźniki z tej grupy:

- 1) Współczynnik korelacji r -Pearsona

Wzór na r -Pearsona jest następujący (Rodgers i Nicewander, 1988):

$$r = cov_{AB} / (s_A * s_B) \quad (9)$$

gdzie:

$$cov_{AB} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i - \left[\left(\sum_{i=1}^n A_i * \sum_{i=1}^n B_i \right) / n \right]}{n-1}$$

$$s_A = \left(\sum_{i=1}^n A_i^2 - n * \bar{A}^2 \right) / (n-1)$$

i s_B – analogicznie jak s_A

A_i, B_i = zmienna pierwsza i druga dla obserwacji i

- 2) Współczynnik korelacji r -Pearsona (niewycentrowany)

Wzór na współczynnik w tej postaci wynosi (Bandyopadhyay, Saha, 2012):

$$r_U = cov_{AB} / \left(s_A^{(0)} * s_B^{(0)} \right) \quad (10)$$

gdzie:

$$cov_{AB} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{n-1}$$

$$s_A^{(0)} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i^2}{n-1} \quad \text{i} \quad s_B^{(0)} - \text{analogicznie jak } s_A$$

A_i, B_i = zmienna pierwsza i druga dla obserwacji i

3) Odległość Pearsona

Wzór na przekształcenie jest następujący:

$$d = 1 - r \quad (11)$$

4) Odległość Pearsona absolutna

Wzór na przekształcenie jest następujący:

$$d = 1 - |r| \quad (12)$$

5) Odległość Pearsona niewycentrowana

Wzór na przekształcenie jest następujący:

$$d = 1 - r_U \quad (13)$$

6) Odległość Pearsona absolutna niewycentrowana

Wzór na przekształcenie jest następujący:

$$d = 1 - |r_U| \quad (14)$$

7) Współczynnik korelacji *rho*-Spearmana

Wzór na współczynnik jest następujący (Gibbons, Chakraborti, 2003):

$$r = 1 - \left[6 \sum_{i=1}^n (A_i - B_i)^2 \right] / \left[n(n^2 - 1) \right] \quad (15)$$

gdzie:

A_i, B_i = rangi dla poszczególnych zmiennych

8) Współczynnik *r*-Pearsona dla techniki Q-sort

Wzór na współczynnik jest następujący (Cohen, 1957):

$$r = 1 - \frac{\sum D^2}{K}, \quad \text{gdzie } K = 2N\sigma^2 \quad (16)$$

WSPÓŁCZYNNIKI ODLEGŁOŚCI

Poniżej wymienione zostaną współczynniki odległości wyskalowane, badające zgodność:

1) Zgodność Gowera

Wyraża się w postaci wzoru (Gower, 1971):

$$ZG = 1 - \left[\left(\sum_{i=1}^n \frac{|A_i - B_i|}{R_s} \right) / n \right] \quad (17)$$

gdzie:

n = liczba obserwacji

A_i, B_i = zmienna pierwsza i druga dla obserwacji i

R_s = rozstęp, czyli maksymalna możliwa różnica (max – min) pobrana od zmiennej A_i lub B_i

2) Podwójnie skalowana odległość Euklidesowa

Wyraża się on w postaci wzoru (Barrett, 2010):

$$DSEs = 1 - \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n \frac{(A_i - B_i)^2}{RS_i^2} \right) / n} \quad (18)$$

gdzie:

n = liczba obserwacji

A_i, B_i = zmienna pierwsza i druga dla obserwacji i

RS = rozstęp, czyli maksymalna możliwa różnica (max – min) pobrana od zmiennej A_i lub B_i

3) Współczynnik odległości wygładzonej Kernela

Wzór statystyki jest następujący (Barrett, 2010):

$$KSD = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{s\sqrt{2\pi}} * \exp \left(-\frac{(A_i - B_i)^2}{2s^2} \right) \right) * (100 * (s\sqrt{2\pi})) \right) \quad (19)$$

gdzie:

$$s = \frac{RS_i}{SP}$$

SP = stała, parametr wygładzający (*smoothing parameter*)

n = liczba obserwacji

A_i, B_i = zmienna pierwsza i druga dla obserwacji i

RS = rozstęp, czyli maksymalna możliwa różnica (max – min) pobrana od zmiennej A_i lub B_i

Współczynniki odległości nieskalowane (NWO):

1) Odległość Euklidesowa

Współczynnik wyraża się w postaci wzoru (Cronbach, Gleser, 1953):

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^n (A_{1i} - B_{2i})^2} \quad (20)$$

2) Kwadrat odległości Euklidesowej

Współczynnik wyraża się w postaci wzoru (Cronbach, Gleser, 1953):

$$D^2 = \sum_{i=1}^n (A_{1i} - B_{2i})^2 \quad (21)$$

3) Odległość Minkowskiego

Wskaźnik ten wraza się pod postacią wzoru (Bandyopadhyay, Saha, 2012):

$$D_{\text{mink}} = \sqrt[r]{\sum_{i=1}^n |A_{1i} - B_{2i}|^p} \quad (22)$$

4) Odległość miejska

Wyraża się za pomocą wzoru (Bandyopadhyay, Saha, 2012):

$$D_{\text{man}} = \sum_{i=1}^n |A_i - B_i| \quad (23)$$

Po wyskalowaniu:

$$\text{Man} = 1 - \left(\sum_{i=1}^n \frac{|A_i - B_i|}{RS_i^2} \right) / n \quad (24)$$

gdzie:

n = liczba obserwacji

RS = rozstęp (max-min) dla obserwacji i

A_i, B_i = zmienna pierwsza i druga dla obserwacji i

5) Odległość Canberra

Wyraża się w postaci wzoru (Lance, Williams, 1967):

$$D_{\text{can}} = \sum_{i=1}^n \frac{A_i - B_i}{|A_i| + |B_i|} \quad (25)$$

6) Odległość Czebyszewa

Wyraża się w postaci wzoru (Bandyopadhyay i Saha, 2012):

$$D_{\text{czeb}} = \text{Max}(|A_i - B_i|) \quad (26)$$

7) Odległość potęgowa

Wyraża się ona za pomocą wzoru (Bandyopadhyay, Saha, 2012):

$$D_{\text{po}} = \sum_{i=1}^n \left(|A_i - B_i|^p \right)^{\frac{1}{r}} \quad (27)$$

8) Podobieństwo cosinusowe

Wzór na podobieństwo cosinusowe jest następujący (Bandyopadhyay, Saha, 2012):

$$\cos(\theta) = \left(\sum_{i=1}^n A_{1i} * B_{2i} \right) / \sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2 * B_i^2} \quad (28)$$

WSPÓŁCZYNNIKI NIEJEDNORODNE

Poniżej wymienione zostaną współczynniki niejednorodne:

1) Wskaźnik r_{pa} McRae

Wzór współczynnika jest następujący (McCrae, 1993):

$$r_{pa} = I_{pa} / \sqrt{(n-2) + I_{pa}^2} \quad (29)$$

gdzie:

$$I_{pa} = \left(n + 2 * \sum_{i=1}^n \left(\frac{(A_i + B_i)}{2} \right)^2 - \sum_{i=1}^n |A_i - B_i|^2 \right) / \sqrt{10 * n}$$

2) Socjogram

W celu umożliwienia łatwiejszej interpretacji, powyższe zmienne można także poddać przeskalowaniu na skalę *r*-Persona (od -1 do 1) na podstawie poniższego wzoru (Luchonacho, 2017):

$$r_x = \frac{2}{X_{\max} - X_{\min}} * (X - X_{\max}) + 1 \quad (30)$$

gdzie:

X = skalowana zmienna

X_{max} = maksymalna wartość skalowanej zmiennej

X_{min} = minimalna wartość skalowanej zmiennej

3) Iloraz integracji

Wyraża się za pomocą wzoru (Schweitzer, Gombert, 2001):

$$PE_{\text{score}} = \arcsin \left(1 - \frac{PS(x_i, y_i)}{PS(x_i, y_i) + PI(x_i, y_i)} \right) \quad (31)$$

gdzie:

PS(*x_i*, *y_i*) = liczba korzystnych porozumień Pareto (rozstrzygnięć)

PI(*x_i*, *y_i*) = liczba niekorzystnych porozumień Pareto (rozstrzygnięć)

4) Wskaźnik C-index

Wyraża się za pomocą wzoru (Brown, Gore, 1994):

$$C_{\text{index}} = 3(X) + 2(Y) + (Z) \quad (32)$$

gdzie:

X = odległość (w modelu sześciokątnym) między pierwszymi literami o najwyższym wyniku

Y = odległość (w modelu sześciokątnym) między drugimi literami o najwyższym wyniku

Z = odległość (w modelu sześciokątnym) między trzecimi literami o najwyższym wyniku

5) Współczynnik ICC-1

Wzór na współczynnik jest następujący (Barrett, 2010):

$$ICC1 = (MS_p - WMS) / [MS_p + (k - 1) * WMS] \quad (33)$$

gdzie:

MS_p = Średni kwadrat odchyłeń pomiędzy obserwacjami

MS_r = Średni kwadrat odchyłeń pomiędzy zmiennymi

MS_{res} = Średni kwadrat odchyłeń reszt

k = liczba zmiennych

n = liczba obserwacji

WMS = średni kwadrat odchyłeń wewnątrz obserwacji:

$$WMS = \frac{\left[(MS_r * (k-1)) + (MS_{res} * (n-1) * (k-1)) \right]}{n * (k-1)}$$

6) Współczynnik ICC-2

Wzór na współczynnik jest następujący (Barrett, 2010):

$$r_{icc2} = \frac{MS_p - MS_{res}}{MS_p + (k-1) * MS_{res} + \left((k * (MS_r - MS_{res})) / n \right)} \quad (34)$$

gdzie:

MS_p = średni kwadrat odchyłeń pomiędzy obserwacjami

k = liczba zmiennych

n = liczba obserwacji

MS_{res} = średni kwadrat odchyłeń reszt (interakcji)

MS_r = średni kwadrat odchyłeń pomiędzy zmiennymi

7) Współczynnik ICC-3

Wzór na współczynnik jest następujący (Barrett, 2010):

$$r_{icc2} = (MS_p - MS_{res}) / \left[MS_p + (k-1) * MS_{res} \right] \quad (35)$$

gdzie:

MS_p = średni kwadrat odchyłeń pomiędzy obserwacjami

MS_{res} = średni kwadrat odchyłeń reszt (interakcji)

k = liczba zmiennych

LITERATURA CYTOWANA

- Bandyopadhyay, S., Saha, S. (2012). *Unsupervised classification: similarity measures, classical and metaheuristic approaches, and applications*. Berlin: Springer-Verlag.
- Barrett, P. (2010). *Test reliability and validity: The inappropriate use of the Pearson and other variance ratio coefficients for indexing reliability and validity*. Pozyskano z: http://www.pbarrett.net/techpapers/correlations_reliability_validity_Rev_1_July_2010.pdf.
- Brown, S. D., Gore, P. A. (1994). An evaluation of interest congruence indices: Distribution characteristics and measurement properties. *Journal of Vocational Behavior*, 45(3), 310–327. DOI:10.1006/jvbe.1994.1038

- Cohen, J. (1957). An aid in the computation of correlations based on Q sorts. *Psychological Bulletin*, 54(2), 138-139. DOI:10.1037/h0046220
- Cronbach, L. J., Gleser, G. C. (1953). Assessing similarity between profiles. *Psychological Bulletin*, 50(6), 456-473. DOI:10.1037/h0057173
- Gaunt, R. (2006). Couple similarity and marital satisfaction: are similar spouses happier? *Journal of Personality*, 74(5), 1401-1420. DOI:10.1111/j.1467-6494.2006.00414.x
- Gibbons, J. D., Chakraborti, S. (2003). *Nonparametric Statistical Inference (4 wyd.)*. New York: Marcel Dekker, Inc. DOI:10.1007/978-3-642-04898-2_420
- Gorbaniuk, O., Stachoń-Wójcik, M. (2011). Zgodność obrazu siebie i wizerunku konsumenta-wartość predykcyjna różnych metod pomiaru kongruencji. *Marketing i Rynek*, 6, 17-26.

- Gower, J. C. (1971). A general coefficient of similarity and some of its properties. *Biometrics*, 27(4), 857-871. DOI:10.2307/2528823
- Lance, G. N., Williams, W. T. (1967). Mixed-Data Classificatory Programs I - Agglomerative Systems. *Australian Computer Journal*, 1(1), 15-20.
- Luchonacho. (2017). *Stackexchange*. Pozyskano z: <https://stats.stackexchange.com/questions/25894/changing-the-scale-of-a-variable-to-0-100>
- McCrae, R. R. (1993). Agreement of personality profiles across observers. *Multivariate Behavioral Research*, 28(1), 25-40. DOI:10.1207/s15327906mbr2801_2
- Rodgers, J. L., Nicewander, W. A. (1988). Thirteen ways to look at the correlation coefficient. *The American Statistician*, 42(1), 59-66. DOI:10.1080/00031305.1988.10475524
- Schweitzer, M. E., Gomberg, L. E. (2001). The Impact of Alcohol on Negotiator Behavior: Experimental Evidence. *Journal of Applied Social Psychology*, 31(10), 2095-2126. DOI:10.1111/j.1559-1816.2001.tb00165.x