

УДК: 159.9:681.3(075)

© Олефір В.О., 2015 р.

<http://orcid.org/0000-0003-4482-0150>

В.О. Олефір
Українська інженерно-педагогічна
академія, м. Харків

ДОСЛІДЖЕННЯ ОСОБИСТІСНОГО ПОТЕНЦІАЛУ МЕТОДОМ МОДЕЛЮВАННЯ СТРУКТУРНИМИ РІВНЯННЯМИ

У статті дана загальна характеристика методу моделювання структурними рівняннями. Описано етапи, які необхідні для проведення методу моделювання структурними рівняннями, які проілюстровані даними, отриманими в рамках дослідження конструкту «особистісний потенціал». Наводяться рекомендації коректного вживання методу і тлумачення результатів.

Ключові слова: особистісний потенціал, моделювання структурними рівняннями, надійність дій.

В.А. Олефир

ИССЛЕДОВАНИЕ ЛИЧНОСТНОГО ПОТЕНЦИАЛА МЕТОДОМ МОДЕЛИРОВАНИЯ СТРУКТУРНЫМИ УРАВНЕНИЯМИ

В статье дана общая характеристика метода моделирования структурными уравнениями. Описаны этапы, которые необходимы для проведения метода моделирования структурными уравнениями, которые проиллюстрированы данными, полученными в рамках исследования конструкта «личностный потенциал». Приводятся рекомендации корректного употребления метода и истолкования результатов.

Ключевые слова: личностный потенциал, моделирование структурными уравнениями, надежность действий.

V.O. Olefir

RESEARCH PERSONAL POTENTIAL STRUCTURAL EQUATION MODELING METHOD

The article provides a general description of the method of structural equation modeling. Describes the steps that are necessary for carrying out the method of structural equation modeling, which are illustrated in the data obtained in the study of the construct «personal potential». Recommendations are given the correct use of the method and interpretation of results.

Key words: personal potential, structural equation modeling, reliable action.

Постановка проблеми. Психологія, як і інші соціальні науки, широко використовує змінні, які отримали назву – латентних. Наукове використання латентних змінних в психологічній науці робить ставку на розроб-

ку досліджень з метою перевірки гіпотез про відношення між ними. Для цього широко використовується метод моделювання структурними рівняннями (МСР), який фактично став основним методом аналізу неекспериментальних даних в дослідженнях зарубіжних психологів [3; 7; 9; 11]. Популярність даного методу обумовлена низкою причин:

1. Застосування вченими багатовимірною підходу до вивчення психічних явищ і створення складним теоретичних моделей, для дослідження яких явно недостатньо двовимірних кореляцій. Тому метод МСР є кращим методом для верифікації теоретичних моделей.

2. Підвищення вимог до валідності та надійності інструментів вимірювання. На відміну від традиційних багатовимірних методів, в яких не враховуються помилки виміру, методи МСР дозволяють це зробити.

3. Можливість застосування МСР для перевірки дуже складних теоретичних моделей, наприклад: моделей кількох груп, багаторівневих моделей, оцінювання головних ефектів і ефектів взаємодії та ін.

4. Розробка гнучких, зручних пакетів програм для аналізу структури коваріацій, таких як AMOS [1], EQS [2], LISREL [5], Mplus [10], що робить застосування методу МСР доступним для значної спільноти дослідників.

Однак, серед українських прикладних дослідників метод моделювання структурними рівняннями ще не отримав широкого застосування. Крім того, фактично відсутні роботи методичного характеру.

Мета статті полягає в забезпеченні нематематичного введення в різні аспекти методу моделювання структурними рівняннями для дослідників у галузі психології на прикладі дослідження особистісного потенціалу.

Аналіз основних досліджень і публікацій.

Метод моделювання структурними рівняннями є всеосяжним статистичним підходом до перевірки гіпотез про відношення між спостережуваними і латентними змінними [8]. Спостережувані змінні також називаються змінними-індикаторами або явними змінними. Латентні змінні позначають неспостережувані змінні або чинники. Вони не можуть бути виміряні безпосередньо. Приклади латентних змінних в психології: інтелект, депресія, особистісний потенціал. У дослідженнях використовуються різні типи моделей структурних рівнянь. Широко поширені чотири типи моделей: моделі шляхового аналізу; моделі підтверджуючого факторного аналізу; структурні регресійні моделі та моделі латентних змін.

Моделі шляхового аналізу (Path analytic models – PA моделі) – є логічним продовженням моделей множинної регресії. У шляховому аналізі моделюються структурні відношення між спостережуваними змінними.

Моделі підтверджуючого факторного аналізу (Confirmatory factor analysis models – CFA моделі) зазвичай використовуються, щоб дослідити

взаємозв'язки серед різних конструктів. Кожен конструкт в моделі представлений рядом спостережуваних змінних. Головна особливість CFA моделей в тому, що ніякі певні спрямовані відносини не прийняті між конструктами, оскільки вони можуть тільки корелювати один з одним.

Структурні регресійні моделі (Structural regression models – SR моделі) ґрунтуються на CFA моделях, постулюючи певні пояснювальні відношення (тобто латентні регресії) серед змінних. SR моделі часто використовуються, щоб перевірити, чи спростувати припущення теорії, що включають пояснювальні відношення серед різних латентних змінних.

Моделі латентних змін (Latent change model – LC моделі) використовуються, щоб вивчити зміни з плином часу.

Як правило, моделювання структурними рівняннями включає п'ять етапів: специфікації, ідентифікації, оцінювання, тестування і (при необхідності) модифікації моделі. У загальному вигляді моделювання структурними рівняннями включає оцінку двох моделей між досліджуваними змінними: моделі вимірювання та структурної моделі. *Моделі вимірювання* або факторна модель, визначає відношення між спостережуваними змінними і латентними змінними. *Структурна модель* визначає відношення між латентними змінними, передбачуваними теорією.

Зв'язки між вимірювальними та структурними моделями можуть бути визначені двоступінчастим підходом до моделювання структурними рівняннями. Двоступеневий підхід підкреслює аналіз вимірювальних та структурних моделей як двох концептуально різних моделей. Обґрунтування двоступеневого підходу дали K.G. Jöreskog і D. Sörbom [6], які стверджують, що перевірка теоретичних припущень (структурна модель) не має сенсу, якщо модель вимірювання не забезпечує необхідного рівня конвергентної і дискримінантної валідності. Це викликано тим, що, якщо обрані показники не вимірюють конструкти, задані теорією, вони (показники) повинні бути змінені, перш ніж будуть перевірені структурні відношення.

Моделі вимірювання є етапом застосування методу МСР, на якому визначаються відношення між спостережуваними і латентними змінними. Для перевірки моделі вимірювання використовується підтверджуючий (конфірматорний) факторний аналіз. У моделі вимірювання дослідник повинен вибрати спостережувані показники, щоб визначити латентні фактори. Точність латентної змінної залежить від того, наскільки тісно пов'язані спостережувані показники. Очевидно, що якщо хоча б один показник слабо пов'язаний з іншими показниками, то це призведе до неточного визначення латентної змінної. У термінах методу МСР це означає, що сталася помилка специфікації в передбачуваних відношеннях між змінними.

Виклад основного матеріалу. П'ять етапів МСР будуть проілюстровані в подальшому з використанням даних, отриманих у конкретному дослідженні. Мета дослідження полягала у вивченні впливу особистісного потенціалу та регуляторних ресурсів рятувальників на забезпечення надійності їх дій в напружених нештатних ситуаціях. У цьому прикладі ми представимо покроковий огляд МСР з використанням пакету програм AMOS, коли латентні і спостережувані змінні є континуальними.

Обсяг вибірки склав 248 учасників. Застосовувалися методики для вимірювання трьох конструктів: особистісного потенціалу, саморегуляції та надійності професійних дій. Показниками особистісного потенціалу були: автономна каузальність (Авт), толерантність до невизначеності (ТН), самоефективність (СЕ), орієнтація на дії в ситуації невдачі (ОДН), орієнтація на дії при реалізації (ОДР), життєстійкість (Жст) і атрибутивний оптимізм (АО). Саморегуляція була представлена показниками: моделювання (Мо), програмування (Пр) та оцінка результатів (ОР). Показниками надійності дій рятувальників виступали: безпомилковість дій (БпД), стійкість навичок роботи з технікою та обладнанням (СНР), взаємодія в колективі (ВзК).

На рис. 1 як приклад показана модель вимірювання конструкту «особистісний потенціал». Модель містить три латентних фактори (овали), кожен з яких оцінено за допомогою двох-трьох спостережуваних змінних (прямокутники). Прямі лінії зі стрілками позначають плановані ефекти впливу одних змінних на інші. У окружностях зліва від кожного прямокутника вказані значення помилок виміру (e_1 – e_7). Стосовно до даного прикладу, оцінки внутрішньої узгодженості, як показника надійності коливалися від 0,64 до 0,76.

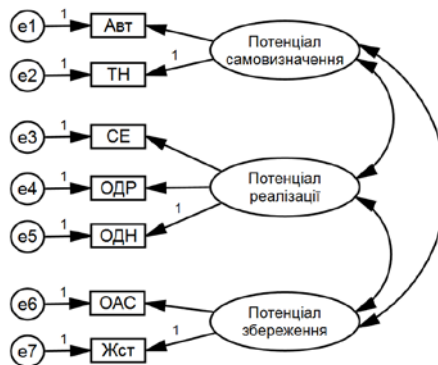


Рис. 1. Модель вимірювання конструкту «особистісний потенціал».

Структурні моделі відрізняються від моделей вимірювання тим, що в них дослідний акцент зміщується від розгляду відношень між конструктами і спостережуваними змінними, що вимірюють їх, до виявлення природи і величини відношень між самими конструктами. Як приклад, на рис. 2 показана структурна модель, в якій перевірялася гіпотеза, що особистісний потенціал чинить як прямий, так і опосередкований саморегуляцією, вплив на надійність професійних дій рятувальників в напружених нештатних ситуаціях.

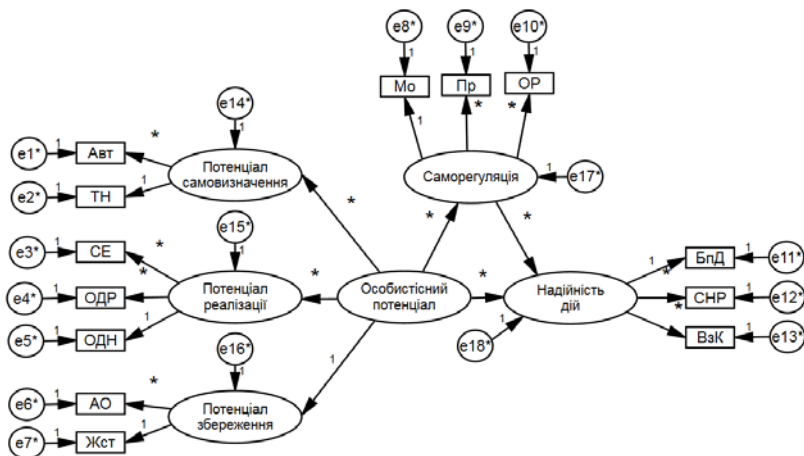


Рис. 2. Приклад структурної моделі (Примітка: зірочкою позначені параметри, що підлягають оцінці, а одиницями – обмежені параметри).

Етап специфікації моделі

На даному етапі дослідник визначає передбачувані відношення серед спостережуваних і латентних змінних, які утримуються в моделі.

Відношення серед змінних представлені параметрами або шляхами. Ці відношення можуть бути позначені як фіксовані, вільні або обмежені. *Фіксовані параметри* не оцінюються за вибірковими даними і, як правило, або фіксуються до нуля, що вказує на відсутність зв'язку між змінними, або до одиниці. У тому випадку, коли параметр, фіксований до нуля, ні один шлях, що позначається як стрілка-показчик, не наводиться на діаграмі. *Вільні параметри* оцінюються по спостережуваним даним і, як припускає дослідник, відмінні від нуля (ці параметри вказані на малюнку зірочками). *Обмежені параметри* – ті, значення яких встановлені такими, щоб бути рівними певній величині (наприклад, 1,0).

Вибір того, які параметри будуть вільні, а які фіксовані в моделі, повинен визначатися на основі результатів аналізу літератури, знань в конкретній області, власними припущеннями дослідника. Іншими словами, модель повинна бути теоретично обґрунтованою.

Є три типи показників, які повинні бути визначені на етапі специфікації: спрямовані ефекти, дисперсії і коваріації.

Спрямовані ефекти представляють відношення між спостережуваними змінними (факторні навантаження) і латентними змінними і відношення між латентними змінними (шляхові коефіцієнти). На рис. 2 стрілки-показники від латентної змінної *Потенціал реалізації* до вимірюваної змінної *СЕ* (самоефективність) і *ОДР* (орієнтація на дію при реалізації) – приклади факторних навантажень, що підлягають оцінці. Зауважимо, що навантаження фактору ОДН (орієнтація на дію при невдачі) була встановлена в 1,0. Стрілка-показник від змінної *Саморегуляція* до змінної *Надійність дії* – приклад шляхового коефіцієнта, що показує відношення між однією латентною змінною (екзогенна змінна) і іншою (ендогенна змінна). Спрямовані ефекти, зазначені на рис. 2, – вісім факторних навантажень між латентними змінними і спостережуваними змінними, два факторні навантаження між латентним фактором другого порядку (*Особистісний потенціал*) і трьома латентними факторами першого порядку і три шляхових коефіцієнти між латентними змінними. У підсумку це дає тринадцять параметрів (на рис. 2 позначені зірочками).

Дисперсії оцінені для незалежних латентних змінних, шляхові навантаження яких були встановлені в 1,0. На рис. 2 дисперсії оцінені для помилок виміру ($e_{1÷e_{13}}$), пов'язаних з тринадцятьма спостережуваними змінними, а також для помилок латентних змінних ($e_{14÷e_{16}}$) і помилок, пов'язаних з двома ендогенними змінними (*Саморегуляція* і *Надійність дії*), і єдиною екзогенною змінною (*Особистісний потенціал*).

Коваріації – ненаправлені зв'язки серед незалежних латентних змінних (вигнуті двоголові стрілки). Вони існують, коли дослідник висуває гіпотезу, що два фактори корелюють між собою. Модель, зображена на рис. 2, не передбачає ніякі коваріації. В цілому, 32 параметра (3 шляхових коефіцієнти, 10 факторних навантажень і 19 дисперсій) на рис. 2 були визначені для оцінки.

Етап ідентифікації моделі

Питання, яке ставить на цьому етапі дослідник, звучить так: чи можуть бути отримані єдині значення для кожного вільного параметра з спостережуваних даних. Ідентифікація моделі залежить від специфікації параметрів як фіксованих, вільних, або обмежених. Можливі три типи ідентифікації моделі:

– модель не ідентифікована (не визначено), якщо один або декілька параметрів не можуть бути однозначно визначені, тому що немає достатньо інформації в коваріаційній матриці S , отриманої за вибірковими даними.

– модель точно ідентифікована, якщо всі параметри однозначно визначені, тому що є достатньо інформації в матриці S .

– модель понад ідентифікована, коли є більше ніж один спосіб оцінити параметр (або параметри), тому що є більш, ніж достатньо інформації в матриці S .

Модель повинна бути понад ідентифікованою, щоб бути оціненою. Тоді можна перевірити гіпотези про відношення серед змінних. Дослідник повинен переконатися, що число поза діагональних елементів кореляційної матриці, які отримані з спостережуваних змінних, більше, ніж число параметрів, що підлягають оцінці. Якщо різниця між числом елементів в кореляційній матриці і числом параметрів, які повинні бути оцінені, є позитивним числом (зване ступенем свободи), то модель понад ідентифікована. Використовується наступна формула, щоб обчислити число елементів в матриці кореляції: $[p(p + 1)] / 2$, де p є числом спостережуваних (виміряних) змінних. Застосування цієї формули до моделі на рис. 2 з тринадцятьма спостережуваними змінними, дає $[13(13 + 1)] / 2 = 91$. З 32 параметрами, визначеними для оцінки, ступінь свободи $91 - 32 = 59$, що робить модель, представлену на рис. 2, понад ідентифікованою. Коли ступінь свободи – нуль, модель просто ідентифікована. З іншого боку, якщо ступінь свободи є негативним числом, то модель не ідентифікована, і оцінки параметрів неможливі.

Важливим завданням методу МСР є знаходження найбільш простої моделі для представлення взаємозв'язків між змінними, яка точно відображала б взаємозв'язки емпіричних даних. Таким чином, велике число ступенів свободи говорить про більш просту модель. Як правило, специфікація та ідентифікація моделі передують збору даних. Перш ніж перейти до оцінки моделі, дослідник має справу з питаннями, що стосуються розміру вибірки та перевірки даних.

Розмір вибірки. При визначенні обсягу вибірки деякі дослідники рекомендують враховувати наступні вимоги: помилку специфікації моделі, складність моделі, використовуюваного методу оцінки моделі і особливостей розподілу спостережуваних змінних [4, 9]. Помилка специфікації моделі може бути викликана у разі виключення або включення деяких змінних, або параметрів. Обсяг вибірки впливає на ймовірність правильної оцінки моделі та визначення помилки специфікації. Зазвичай із збільшенням складності моделі збільшується і обсяг вибірки.

Корисне правило для визначення розміру вибірки в залежності від складності моделі запропоновано R.V. Kline [9]. Це N / q правило, де N – кількість учасників, а q – кількість модельних параметрів, які вимагають статистичних оцінок. Ідеальне співвідношення обсягу вибірки до параметрів буде 20: 1. Менш ідеальним є співвідношення 10: 1.

Мультиколінеарність. Це стосується ситуацій, коли виміряні змінні (індикатори) занадто тісно пов'язані. Це проблема для застосування методу МСР, тому що дослідники використовують взаємопов'язані показники як індикатори конструктів і, якщо ці показники занадто сильно пов'язані, вони можуть вплинути на результати певних статистичних тестів. Звичайна практика, щоб перевірити дані на мультиколінеарність полягає в обчисленні двовимірних кореляцій для всіх вимірних змінних. Будь-яка пара змінних з кореляціями вище, ніж $r = 0,85$ викликає потенційні проблеми. У таких випадках одна з цих двох змінних повинна бути виключена з подальшого аналізу.

Багатовимірна нормальність. Методи МСР припускають, що багатовимірний розподіл зазвичай є нормальним. R.V. Kline [9]) показав, що якщо всі одномірні розподіли нормальні, то і спільний розподіл будь-якої пари змінних є двовимірною нормальним. Порушення цих припущень може торкнутися точності статистичних тестів в МСР. Багатовимірна нормальність досліджується з використанням нормалізованого багатовимірного значення ексцесу Марді. Це робиться шляхом порівняння коефіцієнту Марді для даних дослідження зі значеннями, обчисленими за формулою $p \times (p + 2)$, де p дорівнює числу спостережуваних змінних в моделі. Якщо коефіцієнт Марді нижче, ніж значення, отримане з вищезгаданої формули, то дані вважаються багатомерно нормальними.

Відсутні дані. Наявність пропущених даних часто відбувається через чинники, що знаходяться поза контролем дослідника. Залежно від ступеня і характеру, відсутні дані повинні бути відновлені, якщо вони виникають не випадковим чином і складають більше ніж десять відсотків повних даних. Щоб впоратися з проблемою відсутніх даних, використовуються такі методи, як повне видалення, попарне видалення, а також метод множинного відновлення.

Етап оцінки моделі

Мета оцінки моделі полягає в тому, щоб відтворити матрицю $\Sigma(\theta)$ (обіцяну моделлю оцінену коваріаційну матрицю), яка нагадує матрицю S (оцінену вибіркочну коваріаційну матрицю) спостережуваних змінних із залишковою матрицею $(S - \Sigma(\theta))$, яка є якомога меншою. Коли $S - \Sigma(\theta) = 0$, тоді χ^2 стає нулем, і отримана гарна модель для даних. Оцінка моделі включає визначення значень невідомих параметрів і помилок, пов'язаних з оціненим значенням.

Процес оцінки включає використання особливої функції відповідності, щоб мінімізувати різницю між коваріаційними/кореляційними матрицями $\Sigma(\theta)$ і S . Існує кілька функцій підбору або процедур оцінки – неважені або звичайні найменші квадрати (ULS або OLS), узагальнені найменші квадрати (GLS) та оцінки максимальної правдоподібності (ML).

Оцінка прикладу. Модель, що представлена на рис. 2, оцінювалася з використанням функції максимальної правдоподібності в AMOS18,0. На рис. 3 показані стандартизовані результати для структурної частини повної моделі. Структурну частину також називають структурною регресійною моделлю. AMOS забезпечує стандартизовані і нестандартизовані результати, які схожі на стандартизовані β і нестандартизовані B ваги в регресійному аналізі. Як правило, стандартизовані оцінки показують на шляхових діаграмах, а нестандартизовані частини результатів перевіряються на статистичну значущість. Наприклад, на рис. 3 показані значущі зв'язки ($p < 0,05$) між трьома латентними змінними. Значення шляхового коефіцієнта від особистісного потенціалу до саморегуляції було визначено шляхом перегляду нестандартизованих результатів, який дорівнював 0,213 і мав стандартну похибку 0,057.

Хоча критичне ставлення (тобто, Z -оцінка) автоматично обчислюється і надається при виведенні результатів в AMOS та інших програмах, легко визначити, чи значущий коефіцієнт (тобто, $Z \geq 1,96$ для $p \leq 0,05$) на даному альфа-рівні, шляхом ділення нестандартизованого коефіцієнта на стандартну помилку. У нашому випадку 0,213 поділене на 0,057 одно 3,745, яке більше, ніж критичне Z -значення 1,96 (при $p = 0,05$), що вказує на значущість параметра.

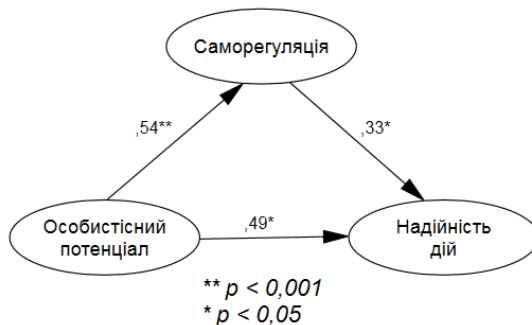


Рис. 3. Структурна модель з шляховими коефіцієнтами.

Метод МСР дозволяє оцінювати два типи ефектів: прямий і непрямий. Прямі ефекти, що позначаються стрілками-показчиками, представляють відношення між латентними змінними. Приклад прямого ефекту на рис. 3 – це відношення між *Особистісним потенціалом* та *Надійністю дій*. Його значення в нестандартизованому виді дорівнює 0,127. При цьому, стрілки-показчики показують на спрямованість впливів і не мають на увазі причинний зв'язок. Інтерпретувати прямий ефект слід наступним чином. Два рятівники, які відрізняються на одну одиницю за *Особистісним потенціалом*, але рівні за оцінками *Саморегуляції*, відрізняються 0,127 одиниць за *Надійності дій*.

Непрямі ефекти, відображають відношення між незалежною латентною (екзогенною) змінною, і залежною латентною (ендогенною) змінною, що опосередковані однією або декількома латентними змінними. Так, відношення між *Особистісним потенціалом* і *Надійністю дій* опосередковані змінною-медіатором – *Саморегуляція*. Непрямий (медіаторний) ефект в нестандартизованому вигляді дорівнює 0,045. Він отримується шляхом перемноження нестандартизованих коефіцієнтів регресії між *Особистісним потенціалом* та *Саморегуляцією* (0,213), *Саморегуляцією* та *Надійністю дій* (0,212). Важливо оцінити статистичну значущість медіаторного ефекту. Це можна зробити за тестом Собела [5]. Але перед тим як його розраховувати, необхідно обчислити стандартну помилку для непрямого ефекту (SE_{ab}):

$$SE_{ab} = \sqrt{a^2 SE_b^2 + b^2 SE_a^2 + SE_a^2 \cdot SE_b^2}, \quad (1)$$

де a і b регресійні коефіцієнти, а SE_a^2 та SE_b^2 – їх стандартні помилки.

Підставляючи у формулу 1 значення нестандартизованих регресійних коефіцієнтів та стандартних помилок, що видає програма AMOS, маємо:

$$SE_{ab} = \sqrt{0,213^2 \cdot 0,073^2 + 0,212^2 \cdot 0,057^2 + 0,073 \cdot 0,057} = 0,019.$$

Формула для тесту Собела:

$$Z = \frac{a \cdot b}{SE_{ab}}. \quad (2)$$

Підставляючи у формулу 2 відповідні значення, маємо $Z = 0,213 \times 0,212 / 0,019 = 2,377$. З таблиці двосторонньої нормальної ймовірності для $Z = 2,377$ отримуємо $p = 0,021$. Цей результат тесту дозволяє відхилити нульову гіпотезу про відсутність непрямого впливу *Особистіс-*

ного потенціалу на *Надійність дій* рятівників, і прийняти альтернативну гіпотезу, про позитивний непрямий вплив. Непрямий вплив говорить про те, що два випадки, які відрізняються на одну одиницю оцінками *Особистісного потенціалу*, відрізняються на ab одиниць за *Надійність дій* в результаті ефекту *Особистісного потенціалу* на *Саморегуляцію*, яка, у свою чергу, впливає на *Надійність дій*.

Етап тестування моделі

Як тільки отримані оцінки параметрів для заданої моделі МСР, дослідник повинен визначити, в якій мірі теоретична модель підтримана отриманими вибірковими даними.

Для того, щоб судити про адекватність теоретичної моделі, існує два способи: по-перше, досліджувати деякий універсальний тест відповідності всієї моделі даним і, по-друге, розглянути адекватність окремих параметрів моделі. Глобальні тести в методі МСР відомі як критерії підгонки моделі. У моделюванні структурними рівняннями існує велика кількість індексів придатності моделі. Багато з цих мір засновані на порівнянні передбачуваної моделлю коваріаційної матриці Σ з вибірковою коваріаційною матрицею S . Якщо Σ і S подібні в деякому роді, то можна стверджувати, що дані відповідають теоретичній моделі. Якщо Σ і S дуже відрізняються, то можна сказати, що дані не відповідають теоретичній моделі.

Також дослідник повинен розглянути окремі параметри моделі. Слід врахувати три головні особливості окремих параметрів. Перша особливість – чи істотно відрізняється вільний параметр від нуля. Якщо критичне значення перевищує математичне очікування на заданому рівні (наприклад, 1,96 для двостороннього тесту на рівні 0,05), то параметр істотно відрізняється від нуля. Друга особливість – чи збігається знак параметра з тим, що очікується від теоретичної моделі. Наприклад, якщо очікування полягає в тому, що більш високий рівень освіти призведе до більш високого рівня доходу, то оцінка з позитивним знаком підтверджує це очікування. Третя особливість – та, що оцінки параметрів повинні мати сенс, тобто, вони повинні бути в межах очікуваного діапазону значень. Наприклад, у дисперсій не повинно бути негативних величин, і кореляції не повинні перевищувати 1. Таким чином, всі вільні параметри повинні бути в очікуваному напрямку, статистично відрізнятися від нуля і мати практичний сенс.

В цілому, індекси підбору моделі діляться на три категорії: абсолютної відповідності, порівняльної відповідності і відповідності простій мо-

делі. Абсолютні індекси придатності забезпечують оцінку того, як добре теорія дослідника відповідає вибірковими даними. Головний абсолютний індекс придатності – χ^2 (хі-квадрат), який перевіряє модель на ступінь помилки специфікації. Також, статистично значущий χ^2 припускає, що модель не відповідає вибірковими даними. Навпаки, незначущий χ^2 характерний для моделі, яка добре відповідає даним. Однак χ^2 , як встановлено, є занадто чутливим до збільшення обсягу вибірки, таким чином, що рівень ймовірності має тенденцію бути значущим. χ^2 також має тенденцію збільшуватися, коли число спостережуваних змінних збільшується. Тому χ^2 не може використовуватися в якості єдиного індикатора підбору моделі в МСР.

Індекс якості підгонки (GFI) оцінює відносну суму спостережуваних відмінностей і коваріацій, пояснених моделлю. Він подібний на R^2 в регресійному аналізі. Для хорошої підгонки рекомендоване значення повинно бути $GFI > 0,95$ (при $GFI = 1$ досягається прекрасна підгонка). *Скоригований індекс якості підгонки (AGFI)* бере до уваги моделі різного ступеня складності і регулює GFI відношенням ступенів свободи, що використовуються в моделі, до загальної суми ступенів свободи. *Стандартизований середньоквадратичний корінь залишків (SRMR)* є ознакою величини помилки, яка витікає з оцінки заданої моделлю. *Середньоквадратична помилка апроксимації (RMSEA)* коригує тенденцію χ^2 відхилити моделі великого розміру або кількості змінних. Як і для $SRMR$, більш низька величина $RMSEA (<0,05)$ вказує на хорошу підгонку, і вона часто повідомляється з 95% рівнем довіри для врахування помилок вибірки, пов'язаних з оціненою $RMSEA$.

У порівняльній підгонці гіпотетична модель оцінюється по тому, в якій мірі вона краще, ніж конкуруюча модель. В якості останньої часто виступає базова модель (так звана нульова модель), яка передбачає, що всі спостережувані змінні не корелюють між собою. Широко використовуванний приклад індексу – *порівняльний індекс підгонки (CFI)*, який вказує на відносну відсутність підбору зазначеної моделі проти базової моделі. Він нормований і варіює від 0 до 1. CFI з більш високими значеннями представляє найкращу відповідність моделі. CFI широко використовується через його переваги, включаючи його відносну нечутливість до складності моделі. Величина $CFI > 0,95$ вказує на хорошу модель. Інший порівняльний індекс придатності – *Tucker Lewis індекс (TLI)*, також званий ненормованим індексом придатності ($NNFI$), використовується, щоб порівняти

запропоновану модель з нульовою моделлю. Так як *TLI* не нормований, його значення можуть бути нижче 0 або вище 1. Як правило, у моделей з хорошою підгонкою його значення наближаються до 1,0.

Тестування підбору моделі в прикладі. Більшість із зазначених індексів придатності використовувалися для перевірки моделі на рис.2, і їх результати виявилися наступними: $\chi^2 = 93,657$, $p < 0,05$; $GFI = 0,955$; $AGFI = 0,931$; $RMSEA = 0,046$; $CFI = 0,952$; $TLI = 0,936$. Видно, що індекси придатності не суперечать один одному і в цілому задовольняють рекомендованим рівням. Це свідчить про те, що гіпотетична модель в цілому добре відповідає емпіричним даним.

Оцінки параметрів. Обговоривши структурну модель, важливо розглянути значення оцінених параметрів. Як і в регресії, модель, яка добре відповідає даним, але має мало статистично значущих параметрів, не бажана. Зі стандартних оцінок, наведених на рис. 3, видно, що є помірний зв'язок між *Особистісним потенціалом* і *Саморегуляцією* ($\beta = 0,54$), *Особистісним потенціалом* і *Надійністю дій* ($\beta = 0,49$). Крім того, відношення між *Особистісним потенціалом* і *Надійністю дій* також опосередковано *Саморегуляцією*. Так, два шляхи від *Особистісного потенціалу* до *Надійності дій* можна простежити в моделі (*Особистісний потенціал* → *Саморегуляція* → *Надійністю дій*). В цілому, *Особистісний потенціал* і *Саморегуляція* пояснюють 51,1% мінливості *Надійності дій*. Цей показник відомий, як квадрат множинної кореляції.

Етап модифікації моделі

Якщо відповідність передбачуваної теоретичної моделі не така, як хотілося б, то на наступному етапі необхідно змінити модель і згодом оцінити змінену модель. Цей етап часто називають повторною специфікацією. У модифікації моделі, дослідник або додає, або видаляє параметри для поліпшення підгонки моделі. Крім того, параметри можуть бути змінені з фіксованих на вільні або з вільних на фіксовані.

Досліднику, щоб змінити модель необхідно виконати наступні кроки:

1) Вивчити оцінки регресійних коефіцієнтів і відповідні коваріації. Відношення коефіцієнта до стандартної помилки еквівалентно тесту *Z* на значущість відношення з $p < 0,05$ і граничним значенням рівним 1,96. При розгляді регресійних ваг і коваріацій в наперед заданій моделі, цілком ймовірно, що знайдеться кілька регресійних ваг або коваріацій, які не є статистично значущими.

2) Скорегувати коваріації або шляхові коефіцієнти, щоб зробити підбір моделі кращим. Це є зазвичай першим кроком у поліпшенні адекватності моделі.

3) Запустити повторно модель, щоб побачити, чи відповідає підгонка. Зробивши коригування, потрібно відзначити, що нова модель – підмножина попередньої. У термінології МСР нова модель – вкладена модель. У цьому випадку різниця в тесті χ^2 вказує на те, чи була деяка важлива інформація втрачена зі ступенями свободи цього χ^2 , рівного числу скоригованих шляхів.

4) Звернутися до індексів модифікації (MI), передбачених більшістю програм МСР, якщо підбір моделі все ще не відповідає після кроків 1-3. Значення даного індексу модифікації – величина, на яку, як очікується, зменшиться значення χ^2 , якщо відповідний параметр буде вільним. На кожному кроці звільняється параметр, який вносить найбільше поліпшення підбору, і цей процес триває, поки відповідний підбір не досягнуть.

Оскільки програмне забезпечення МСР пропонує всі зміни, які покращать підгонку моделі, деякі з цих змін можуть бути безглуздими. Дослідник повинен завжди керуватися теорією і уникати вносити зміни, незалежно від того як добре вони можуть поліпшити підгонку моделі.

Висновок. У цій статті ми спробували дати загальну характеристику методу моделювання структурними рівняннями і проілюструвати різні етапи застосування цього методу у прикладних психологічних дослідженнях. На прикладі аналізу результатів конкретного психологічного дослідження показані можливості методу МСР для виявлення складних взаємоз'язків між досліджуваними змінними.

Незважаючи на появу багатьох нових і простих у використанні програм (наприклад, AMOS, LISREL, Mplus), які збільшили доступність методу МСР, даний метод включає складну родину статистичних процедур і вимагає, щоб дослідник прийняв ряд рішень, щоб уникнути неправильного вживання методу і невірної тлумачення результатів. Деякі з цих рішень включають відповіді на питання: скільки випробовуваних необхідно, щоб коректно використовувати метод МСР; як нормалізувати дані, які методи оцінки та індекси придатності моделі використовувати; як оцінити значення цих індексів придатності.

У даній статті ми спробували послідовно представити підходи до відповідей на ці питання. Проте використання методу МСР – це більше, ніж спроба простого застосування правил вирішення питань. Застосування

даного методу в психології передбачає поєднання коректного застосування складних статистичних процедур і теоретичного розуміння досліджуваної проблеми. Дана стаття покликана в якійсь мірі заповнити існуючу у вітчизняній літературі прогалину методичного характеру, представляючи нематематичне і покрокове введення в застосування методу моделювання структурними рівняннями, орієнтоване на психологів, що володіють мінімальними математичними знаннями й уміннями. Для цього в статті розглядається досвід застосування методу МСР на прикладі конкретного психологічного дослідження конструкту “особистісний потенціал”. Крім того, в списку літератури вказані джерела, самостійне вивчення яких, сприятиме розумінню особливостей і можливостей застосування методу моделювань структурними рівняннями в прикладних психологічних дослідженнях.

Література

1. Arbuckle J.L. Amos 18 User's Guide / J.L. Arbuckle [Computer Program]. — Chicago: SPSS, 2009.
2. Bentler P.M. EQS 6 Structural Equations Program Manual / P.M. Bentler. — Encino, CA: Multivariate Software, 2004.
3. Byrne B.M. Structural equation modeling with AMOS: basic concepts, applications, and programming / B.M. Byrne. — 2nd ed. — 2010. — 416 p.
4. Ding L. Effects of estimation methods, number of indicators per factor, and improper solutions on structural equation modeling fit indices / L. Ding, W.F. Velicer, & L.L. Harlow // Structural Equation Modeling Journal, 1995. — No. 2. — P. 119-144.
5. Jöreskog, K. G. LISREL (Version 8.54) / K. G. Jöreskog, & D. Sörbom [Computer software]. — Chicago: Scientific Software. — 2003.
6. Hayes A.F. Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: a regression-based approach / A.F. Hayes. — NY, L.: Guilford Press, 2013. — 507 p.
7. Hershberger S.L. The growth of structural equation modeling: 1994-2001 / S.L. Hershberger // Structural Equation Modeling. — 2003. — № 10 (1). — P. 35-46.
8. Hoyle R. Structural Equation Modeling: Concepts, Issues, and Applications / R. Hoyle. — Thousand Oaks, CA: Sage Publications, 1995. — 312 p.
9. Kline R.B. Principles and practice of structural equation modeling (2nd ed.) / R. B. Kline. — NY, London: Guilford Press, 2010. — 427 p.
10. Muthén L.K., (1998-2010). Mplus user's guide. Sixth Edition / L.K. Muthén, & B.O. Muthén [Computer Program]. — Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
11. Schumacker R.E. A beginner's guide to structural equation modeling. (2rd. ed.) / R.E. Schumacker & R.G. Lomax. — New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, 2010. — 530 p.