

УДК: 159.9.075

## Моделювання структурними рівняннями у психологічних дослідженнях

В. Олефір, В. Боснюк

**Постановка наукової проблеми.** У міжнародних психологічних наукових роботах помітна загальна тенденція до значного зростання частоти використання групи статистичних методів як моделювання структурними рівняннями. Однією з причин цього є те, що ці підтверджуючі методи надають дослідникам вичерпні засоби для оцінки та модифікації теоретичних моделей. Вони пропонують великий потенціал для подальшого розвитку теорії. Однак через їхню відносну складність, фактичну відсутність робіт методичного характеру їх застосування є вкрай обмеженими серед вітчизняних дослідників. Мета цієї наукової роботи – надання дослідникам деяких рекомендації щодо практичного використання моделювання структурними рівняннями для перевірки та розробки гіпотетичних моделей як засобу пізнання поведінки людей. Ми представляємо двоетапний підхід до моделювання, який забезпечує основу для створення осмислених висновків про теоретичні конструкти та їх взаємозв'язки.

### Виклад основного матеріалу.

#### Визначення поняття «модель»

Однією з основних цілей досліджень у психології та інших науках про поведінку є пояснення та достовірне передбачення поведінки конкретної людини чи групи людей. З цією метою дослідники часто використовують моделі як засіб пізнання реальності. Що ж таке модель? В науці під моделлю прийнято розуміти аналог, «замісник» оригіналу, який за певних умов відтворює цікаві для дослідника властивості оригіналу. Джуда Перл (Pearl, 2000, р. 202) визначив модель як «ідеалізоване уявлення реальності, яке підкреслює одні аспекти та ігнорує інші». Це визначення має дві важливі особливості:

1. Модель відповідає реальності, яку вона описує, у деяких важливих аспектах.
2. Модель є простішою за цю реальність.

Існує також відома цитата, авторство якої часто приписують британському статистику Джорджу Е. П. Боксу: «Всі моделі помилкові, але деякі корисні» (наприклад, в Vox, Hunter, Hunter, 2005). Її ідея полягає в тому, що будь-яка модель є неправильною, тобто вона ніколи повністю не відобразить реальної поведінки певного процесу, на який вона націлена. Але вона може бути дуже корисною, якщо буде досить близькою до реальності, для пізнання якої створена.

В залежності від мови, на базі якої створено моделі, їх прийнято розділяти на змістовні та формальні (Плотинський, 2001). Змістовні або вербальні формулюються розмовною мовою. Вони найчастіше використовуються в гуманітарній сфері. У свою чергу, формальні моделі реалізуються за допомогою математичної мови чи мови програмування. Такі моделі мають ряд переваг над вербальними. Вони легше піддаються фальсифікації, вимагають теоретичної точності, їх припущення легше вивчати, вони сприяють аналізу даних і мають практичне застосування (Bjork, 1973).

У психології прикладні дослідники часто описують світ за допомогою статистичних моделей. Слід зазначити, що статистичні моделі мало чим відрізняються від математичних, хоча різниця між ними все ж таки існує. Вона полягає у фокусі: математичне моделювання зосереджується на моделі та притаманних їй властивостях, а статистичне моделювання фокусується на співвідношенні моделі до даних. Проте в обох випадках модель є набором змінних, відношення яких описуються математичними рівняннями. У психологічному словнику АРА приводиться наступне визначення статистичної моделі: «... це формальний опис відношень між двома або більшою кількістю змінних у вигляді математичного рівняння» (VandenBos, 2007, p. 1028).

В загальноприйнятій методології психологічного дослідження моделювання фактично виконує роль попереднього системного аналізу предмету дослідження, в результаті якого він може бути представлений як деяка гіпотетична система (Ядов, 2007). А сучасною і потужною технікою перевірки запропонованих дослідником теоретичних моделей є моделювання структурними рівняннями (МСП).

### **Поняття про моделювання структурними рівняннями. Типи структурних моделей**

Моделювання структурними рівняннями – клас методів, які прагнуть представити гіпотези про середні, дисперсії та коваріації спостережуваних даних у термінах меншого числа «структурних» параметрів, визначених гіпотетичною базовою моделлю (Beaujean, 2014; Kline, 2016; Schumacker, Lomax, 2016). Принциповою перевагою даного методу є можливість одночасної оцінки структурних відношень латентних змінних з їх емпіричними індикаторами та між самими латентними факторами. МСП органічно й ефективно інтегрує аналітичні переваги психометричної дослідницької традиції, де основне значення надається вимірюванню, і економетрики, яка ґрунтується на моделюванні відношень між спостережуваними змінними за допомогою множинних рівнянь.

У психології науковець, ґрунтуючись на теорії та емпіричних дослідженнях, вважає, що множина змінних визначає конструкти<sup>1</sup>, які пов'язані між собою певним чином. А мета аналізу МСП полягає в тому, щоб визначити міру, в якій теоретична модель підтверджується вибірковими даними. Якщо вибіркові дані підтверджують теоретичну модель, то можуть бути розроблені більш складні моделі. Якщо дані не підтверджують запропонованої моделі, то вона може бути скоректована і перевірена повторно, або, в іншому випадку, досліднику необхідно розробити нову для опису реальності. Отже, МСП є засобом статистичної верифікації теоретичних моделей, використовуючи науковий метод перевірки гіпотез.

За допомогою МСП можна перевірити чотири типи теоретичних моделей: *моделі шляхового аналізу, моделі конфірматорного (підтверджувального) факторного аналізу, структурні моделі регресії, моделі латентних змін* (Raykov, Marcoulides, 2006). Базовими є шляхові та конфірматорні факторні моделі. Вони забезпечують основу для розуміння МСП. Щоб краще збагнути їх суть, необхідно визначити деякі поняття.



По-перше, існує два основних типи змінних: *латентні й маніфестні (спостережувані) змінні*. Латентні змінні (конструкти або фактори) не піддаються безпосередньому спостереженню, їх не можна напряму виміряти. Прикладами таких змінних у психології є інтелект, самооцінка, мотивація тощо.

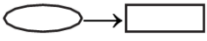
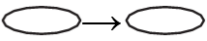


---

<sup>1</sup> У найбільш широкому психологічному значенні термін «конструкт» позначає щось недоступне безпосередньому спостереженню, але виведене логічним шляхом на основі спостереження за ознаками.

Оскільки латентна змінна не вимірюється безпосередньо, дослідник повинен операціонально визначити її. Тобто необхідно описати, об'єднати зацікавлені аспекти поведінки в єдиний комплекс, який, на його думку, представляє ця змінна. Також латентна змінна з'єднана зі спостережуваною змінною, що робить її вимірювання можливим. Як результат, оцінка поведінки відповідає *прямо* вимірюванню маніфестних змінних і одночасно *непрямо* вимірюванню латентного фактору (тобто базового конструкту). Важливо зазначити, що термін *поведінка* використаний тут в самому широкому значенні, включаючи оцінки конкретним інструментом вимірювання. Це можуть бути відповіді самозвітів на поведінкові шкали, оцінки за тестом досягнень, показники спостереження у природних умовах, закодовані відповіді на питання інтерв'ю тощо. Ці вимірювані результати називають *спостережуваними* або *маніфестними* змінними. В контексті методології МСР вони служать в якості *індикаторів* конструктів, які вони ймовірно представляють. Враховуючи необхідність процесу утворення мосту між спостережуваними і неспостережуваними змінними, стає зрозуміло, чому дослідникам необхідно бути обачними при виборі засобів їх оцінки. Вибір психометрично надійних інструментів – принципово важливе питання для забезпечення достовірності будь-яких результатів досліджень, проте такий вибір стає особливо критично важливим, коли маніфестний показник представляє базовий конструкт.

По-друге, як маніфестні, так і латентні змінні можуть бути *незалежними* або *залежними*. Незалежна змінна не перебуває під впливом жодної іншої змінної в моделі, а залежна – знаходиться.

Структурні моделі схематично зображуються за допомогою певної конфігурації чотирьох геометричних символів – кола (або еліпса), квадрата (або прямокутника), однонаправленої та двонаправленої стрілки. За згодою, колами (або еліпсами; ) зображують латентні фактори, квадратами (або прямокутниками; ) позначають маніфестні змінні, однонаправленими стрілками ( $\rightarrow$ ) представляють вплив однієї змінної на іншу, а двонаправлені стрілки ( $\leftrightarrow$ ) репрезентують коваріації або кореляції між парами змінних. При побудові моделі певної структури дослідники використовують ці символи в рамках чотирьох основних конфігурацій, кожна з яких є важливим компонентом в аналітичному процесі. Ці конфігурації є наступними:

-  – шляховий регресійний коефіцієнт впливу маніфестної змінної на латентну (або фактор);
-  – шляховий регресійний коефіцієнт впливу одного фактору на інший;
- $\rightarrow$   – похибка вимірювання, яка викликана маніфестною змінною;
-  – залишкова помилка при прогнозуванні маніфестного фактору.

### Моделі шляхового аналізу

Модель шляхового аналізу зазвичай мислиться тільки з точки зору маніфестних змінних. На відміну від класичного множинного регресійного аналізу, шляхові моделі більш гнучкі, тому що надають змогу використовувати одночасно декілька незалежних та залежних маніфестних змінних. Тобто шляхові моделі перевіряють більш складні моделі, ніж регресійні. На рис. 1 (панель А) представлений приклад моделі шляхового аналізу вивчення впливу трьох пояснюючих змінних на дві результативні.

### Моделі конфірматорного факторного аналізу

Моделі конфірматорного (підтверджувального) факторного аналізу часто використовуються для вивчення закономірностей взаємозв'язку між декількома латентними конструктами (див. рис. 1 панель Б). Кожен конструкт, що включений в модель, як правило, вимірюється за допомогою набору спостережуваних змінних. Отже, в моделях підтверджувального факторного аналізу не прийнятні будь-які спеціально спрямовані відношення між латентними конструктами. Констатується тільки те, що вони потенційно корелюють один з одним. Оскільки модель конфірматорного факторного аналізу акцентує увагу виключно на зв'язках між факторами та їх вимірювальними параметрами, то в межах МСР дана модель отримала назву вимірювальної.

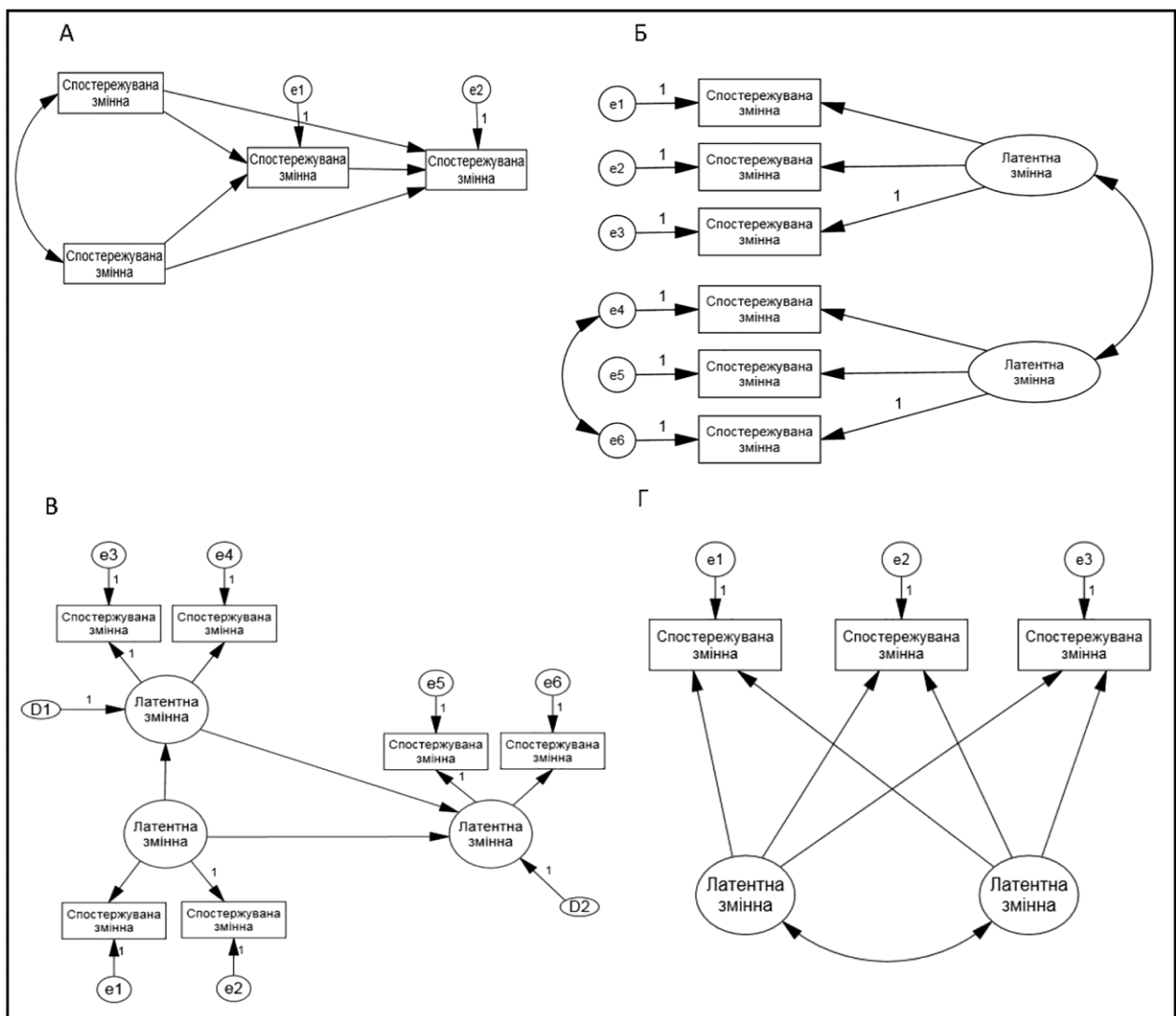


Рис. 1. Типи структурних моделей

### Структурні моделі регресії

Структурні моделі регресії (див. рис. 1 панель В) нагадують моделі конфірматорного факторного аналізу, за винятком того, що вони постулюють певні пояснювальні відношення між конструктами (латентні регресії), а не лише просто взаємозв'язки між латентними змінними. Моделі можуть бути використані для перевірки або спростування теорії про пояснювальні відношення між різними латентними змінними.



### Моделі латентних змін

Моделі латентних змін або моделі кривих зростання (див. рис. 1 панель Г) являють собою засіб вивчення змін із плином часу. Моделі зосереджуються, насамперед, на закономірностях зростання, зниження або обох змін одночасно в поздовжніх даних (наприклад, на таких аспектах змін як початковий статус і темпи його зростання або зниження з часом), а також дозволяє дослідникам вивчити як міжіндивідуальний розвиток, так і міжособистісні подібності та відмінності в їх структурах розвитку. Моделі латентних змін можуть бути використані для оцінки взаємозв'язку між характером змін та іншими індивідуальними особливостями.

### Вимірювальні та структурні моделі

У загальному вигляді МСР включає оцінку двох моделей: вимірювальної та структурної. Вимірювальна модель (факторна) визначає відношення між вимірними (маніфестними) змінними, які, у свою чергу, лежать в основі латентних змінних. Структурна модель, ґрунтуючись на теорії, встановлює відношення серед латентних змінних. Модель вимірювання забезпечує оцінку конвергентної та дискримінантної валідності, а структурна – номологічної валідності<sup>2</sup>.

Відношення між вимірювальними та структурними моделями можуть бути визначені двоступінчастим підходом до МСР. Згідно з ним здійснюється аналіз вимірювальних та структурних моделей як двох концептуально різних моделей. Двоступінчастий підхід розширив ідею оцінки підбору структурної моделі незалежно від оцінки відповідності маніфестних змінних латентним у моделі вимірювання.

Обґрунтування двоступінчастого підходу наведено К. G. Jöreskog та D. Sörbom (Jöreskog, Sörbom, 1998), які стверджують, що не має сенсу тестувати задану теорією структурну модель, якщо вимірювальна модель не є адекватною. Це викликано тим, що якщо обрані дослідником на основі теорії індикатори конструктору не вимірюють його, то вони повинні бути змінені перед перевіркою структурних відношень. Тому науковці часто перевіряють вимірювальну модель перед структурною.

Модель вимірювання є складовою МСР та визначає відношення між маніфестними і латентними змінними. Для її тестування часто використовується конфірмаційний факторний аналіз (КФА). У вимірювальній моделі дослідник повинен вказати діагностичні спостережувані показники, які будуть визначати латентні фактори. Ступінь точності та повноти опису латентного фактору, якраз і залежить від його тісноти зв'язку з цими показниками. Очевидно, що якщо один параметр слабо пов'язаний з іншими, то це призведе до неточного опису латентної змінної. У термінах МСР це означає, що відбулася помилка специфікації у прогнозованих відношеннях між змінними.

Структурні моделі відрізняються від вимірювальних тим, що в них акцент зміщується від відношень між латентними конструкторами і змінними, що їх вимірюють, до сутності й величини відношень між конструкторами. Інакше кажучи, визначаються відношення між латентними змінними.

### Етапи МСУ

Процес моделювання структурними рівняннями складається з наступних п'яти етапів: специфікація моделі, ідентифікація моделі, оцінка моделі, тестування моделі та (за потреби) модифікація моделі (Kline, 2016; Raykov, Marcoulides, 2006; Schumacker, Lomax, 2016).

<sup>2</sup> Номологічна валідність підтверджується, коли всі відношення, що становлять номологічну мережу, підтверджуються одним комплексним тестом моделі (Hagger, Gucciardi, Chatzisarantis, 2017).

### **Специфікація моделі**

Перед тим як аналізувати результати дослідження науковець вказує конкретну теоретичну модель, яка має бути підтверджена з використанням даних дисперсії-коваріації. Для розробки цієї теоретичної моделі дослідник використовує всю доступну йому інформацію: попередні дослідження і теорії. Керуючись нею, він приймає рішення, які змінні слід включати в модель і як вони пов'язані між собою. Тобто специфікація моделі включає в себе визначення всіх взаємозв'язків і параметрів моделі, які становлять інтерес для дослідника.

Дана модель правильно визначена, коли істинна модель генеральної сукупності узгоджується з вірогідною теоретичною моделлю, що перевіряється, тобто вибіркова коваріаційна матриця  $S$  в достатній мірі відтворюється ймовірною теоретичною моделлю. Тому мета прикладного дослідження полягає в тому, щоб визначити найкращу можливу модель, яка генерує вибірково коваріаційну матрицю.

Якщо істинна модель не узгоджується з передбачуваною теоретичною, то вона визначена невірною. Різниця між істинною і теоретичною моделлю може бути пов'язана з помилками не включення важливої змінної і/або навпаки хибного додавання будь-якого параметра в модель.

Включення неважливих змінних призведе до неправильного визначення моделі. Необхідно мати на увазі, що неправильна специфікація моделі може призвести до оцінок параметрів, які систематично відрізняються від дійсних в істинній моделі. За наявності помилки специфікації цілком можливо, що теоретична модель може не відповідати даним і вважається статистично неприйнятною.

### **Ідентифікація моделі**

На етапі ідентифікації перед дослідником постає питання: чи можна на основі відомої інформації (тобто дисперсій та коваріацій у вибірковій вхідній матриці  $S$ ) отримати унікальний набір оцінок параметрів для кожного параметра моделі, значення яких невідомі (наприклад, факторні навантаження, факторні кореляції)? Ідентифікація моделі частково стосується різниці між кількістю вільно оцінюваних параметрів моделі та кількістю фрагментів інформації у вхідній матриці дисперсії-коваріації.

Кожен потенційний параметр моделі повинен бути вказаний як вільний, фіксований або обмежений. *Вільний* – це параметр, який невідомий і тому потребує оцінки. *Фіксований* – це параметр, який не є вільним, але має фіксоване значення, зазвичай 0 або 1. *Обмежений* – це параметр, який невідомий, але обмежений рівним одному або декільком іншим параметрам.

Ідентифікація моделі залежить від позначень параметрів як фіксованих, вільних чи обмежених. Після того як модель задана і вказані специфікації параметрів, параметри комбінуються для формування лише однієї  $\Sigma$  (матриці дисперсійно-коваріаційної передбачуваної моделі).

Зазвичай існують три рівні ідентифікації моделі. Вони залежать від кількості інформації вибіркової дисперсійно-коваріаційної матриці  $S$ , необхідної для однозначної оцінки параметрів моделі. Три рівні ідентифікації моделі такі:

1. Модель *недостатньо ідентифікована* (або не ідентифікована), якщо один або кілька параметрів не можуть бути визначені однозначно через недостатність інформації в матриці  $S$ .

2. Модель *точно ідентифікована*, якщо всі параметри визначені однозначно, оскільки в матриці  $S$  достатньо інформації.

3. Модель *понад ідентифікована*, коли існує більше одного способу оцінки параметра (або параметрів), оскільки інформації в матриці  $S$  більш ніж достатньо.

Модель має бути понад ідентифікованою, щоб бути оціненою, і щоб можна було перевірити гіпотези про відношення між змінними. Дослідник повинен гарантувати, що значень у вихідній матриці коваріацій (тобто недиагональних значень), які отримані з маніфестних змінних більше, ніж число параметрів, які будуть оцінені. Якщо різниця між числом елементів у матриці кореляції та числом параметрів, які будуть оцінені, є позитивне число (зване *ступенем свободи*), то модель понад ідентифікована. Якщо модель недостатньо ідентифікована, оцінкам параметрів не можна довіряти, тобто ступінь свободи для моделі негативний. Однак така модель може бути ідентифікована, якщо накладені додаткові обмеження, тобто ступінь свободи дорівнює нулю або більше нього (позитивне значення).

Однією з умов ідентифікації є *умова порядку*, при якій кількість вільних параметрів, що оцінюються, повинна бути меншою або рівною кількості різних значень у матриці  $S$ , тобто враховуються тільки діагональні дисперсії й один набір недиагональних членів коваріації. Оскільки, наприклад,  $s_{12} = s_{21}$ , то поза діагоналлю матриці, необхідно враховувати лише один із цих членів коваріації. Кількість різних значень у матриці  $S$  дорівнює  $p \cdot (p + 1) / 2$ , де  $p$  – кількість змінних, що спостерігаються. Кількість вільних параметрів (насичена модель – всі шляхи визначені) з числом значень  $p$  дорівнює  $p \cdot (p + 1) / 2 + p = p \cdot (p + 3) / 2$  вільних параметрів. Наприклад, для вибіркової матриці  $S$  з 6 змінними є 21 різних значень [ $6 \cdot (6 + 1) / 2 = 21$ ] і 27 вільних (незалежних) параметрів [ $6 \cdot (6 + 3) / 2$ ], які можна оцінити. Необхідно пам'ятати, що кількість вільних параметрів, що оцінюються будь-якою моделлю, що передбачається теорією, має бути меншим або дорівнювати кількості різних значень в  $S$ -матриці.

Існують три різних методів запобігання проблемам з ідентифікацією. Перший метод полягає в тому, що в моделі вимірювання дослідник вирішує, які маніфестні змінні вимірюють кожну латентну змінну. Один показник для кожної латентної змінної повинен мати фіксоване на 1 факторне навантаження або дисперсія кожної латентної змінної повинна бути зафіксована на 1. Причина накладання цих обмежень полягає в тому, щоб встановити шкалу вимірювання для кожної латентної змінної, насамперед через *невизначеність* між дисперсією латентної змінної та навантаженнями маніфестних змінних на цю латентну змінну. Використання будь-якого з цих методів усуває проблему невизначеності масштабу, але не обов'язково проблему ідентифікації, тому можуть знадобитися додаткові обмеження.

Другий метод вступає в дію, коли використовуються реципрокні або нерекурсивні структурні моделі. Такі моделі іноді є джерелом проблеми ідентифікації. Структурна модель є рекурсивною, коли всі структурні зв'язки є однонаправленими (дві латентні змінні не пов'язані взаємно), тобто не існує петель зворотного зв'язку, за допомогою яких латентна змінна повертається сама до себе. Нерекурсивні структурні моделі включають взаємні або двонаправлені відношення, завдяки чому існує зворотний зв'язок. Наприклад, модель, в якій припускається, що ставлення до навчального предмету та успішність з нього впливають один на одного.

Суть третього методу полягає в тому, що роботу необхідно розпочинати з простої моделі з мінімальною кількістю параметрів. Модель повинна включати ті змінні (параметри), які вважаються абсолютно важливими. Якщо ця модель ідентифікована, то можна розглянути можливість включення інших параметрів до наступних моделей.

Перш ніж перейти до оцінки моделі, дослідник має справу з питаннями, що стосуються розміру вибірки та перевірки даних.

*Об'єм вибірки.* Це важлива проблема у МСУ. Однак на це питання дослідники не дають однозначної відповіді, оскільки на обсяг вибірки впливає багато чинників. Деякі автори рекомендують враховувати такі вимоги: помилку специфікації моделі, складність моделі, використаний методу оцінки моделі та особливості розподілу змінних (Ding, Velicer, Harlow, 1995; Kline, 2016). Помилка специфікації моделі може бути викликана у разі виключення/включення деяких змінних або параметрів. Обсяг вибірки впливає на ймовірність правильної оцінки моделі та визначення помилки специфікації. Якщо у дослідника виникає занепокоєння з приводу помилки специфікації, то обсяг вибірки має бути збільшений в порівнянні з тим, що використовувався. Одна з рекомендацій щодо мінімального обсягу вибірки – 10 досліджуваних на один параметр, що підлягає оцінці. Зазвичай зі збільшенням складності моделі збільшується обсяг вибірки.

Якщо дані мають ненормальний розподіл, то співвідношення «учасники/параметри» має бути збільшено до 15, що гарантує великий обсяг вибірки, щоб мінімізувати вплив вибіркової похибки на процедуру оцінки. Оскільки процедура оцінки максимальної правдоподібності (ML) використовується за замовчуванням у більшості комп'ютерних програм МСР, рекомендований мінімальний обсяг вибірки для застосування ML повинен відповідати 100–150 досліджуваних. Зі збільшенням обсягу вибірки метод ML посилює свою чутливість щодо виявлення відмінностей серед даних.

Корисне правило визначення розміру вибірки залежно від складності моделі запропоновано R. В. Kline (Kline, 2016). Це правило  $N : q$ , де  $N$  – кількість досліджуваних, а  $q$  – кількість параметрів моделі, які потребують статистичних оцінок. Ідеальне співвідношення обсягу вибірки до параметрів буде 20:1. Допустимим є співвідношення 10:1.

Для визначення мінімального обсягу вибірки, з урахуванням статистичної значущості критерію  $\chi^2$ , R. E. Schumacker та R. G. Lomax (Schumacker, Lomax, 2016), рекомендують скористатися онлайн-калькулятором, розробленим D. S. Soper, до якого є вільний доступ в Інтернеті (<https://www.danielsoper.com/statcalc/>).

*Мультиколінеарність.* Це ситуація, коли виміряні змінні (індикатори) дуже тісно пов'язані між собою. Це часта проблема в МСР, тому що дослідники використовують взаємопов'язані показники як індикатори конструктів і, якщо ці показники дуже пов'язані, вони можуть вплинути на результати певних статистичних тестів. Звичайна практика перевірки даних на мультиколінеарність полягає в обчисленні кореляцій між всіма змінними. Будь-яка пара змінних із кореляцією вище ніж  $r = 0,85$  викликає потенційні проблеми. В таких випадках одна з цих двох змінних має бути виключена з подальшого аналізу.

*Багатовимірна нормальність.* Методи МСР припускають, що багатовимірний розподіл зазвичай має нормальний розподіл. R. В. Kline (Kline, 2016) показав, що якщо всі одновимірні розподіли мають нормальний вид, то і спільний розподіл будь-якої пари змінних є двовимірною нормальним. Порушення цих припущень може торкнутися точності статистичних тестів у МСР. Наприклад, тестування моделі з ненормально розподіленими даними може неправильно припустити, що модель – придатний варіант для даних. У прикладному дослідженні багатовимірною нормальністю досліджується з використанням нормалізованого багатовимірного значення ексцесу Мардії. Цей підхід реалізується шляхом порівняння коефіцієнта Мардії для даних дослідження зі значенням обчисленим за формулою  $p \cdot (p + 2)$ ,



де  $p$  дорівнює числу змінних, що спостерігаються в моделі. Якщо коефіцієнт Мардті нижчий, ніж значення, яке отримане з вищезгаданої формули, то дані вважаються багатовимірною нормальними.

*Пропущені дані.* Наявність пропущених даних часто відбувається через фактори, які знаходяться поза контролем дослідника. Залежно від ступеня і характеру деякі відсутні дані повинні бути відновлені, якщо вони виникають не випадково і становлять більше ніж десять відсотків від повних результатів. Ця проблематична категорія даних призводить до систематичної втрати інформації та відома як не випадково пропущені дані (NMAR). Приклад, NMAR – ситуація, коли досліджувані не надавали інформацію щодо своїх інтересів, тому що вони мають небагато їх та вирішили пропустити цей пункт. Інший випадок NMAR – відсутність даних через відсіювання осіб у лонгітудному дослідженні.

У літературі також описані дві категорії випадково пропущених даних: відсутні випадково (MAR) і відсутні абсолютно випадково (MCAR). Цими двома категоріями пропущених даних можна знехтувати, оскільки вони є не систематичними. Наприклад, якщо відсутність даних трапляється в  $X$  змінних, і ці пропуски не пов'язана з іншими змінними, то втрата таких даних вважається випадковою. Щоб впоратися з MAR і MCAR, користувачі MСР використовують такі методи, як повне видалення, попарне видалення, а також метод множинного відновлення.

### Оцінка моделі

Мета даного етапу полягає в тому, щоб отримати оцінки для кожного з параметрів моделі, які створюють матрицю  $\Sigma$ , так щоб значення параметрів давали матрицю якомога ближчу до  $S$  – вибіркової коваріаційної матриці маніфестних або індикаторних змінних. Коли елементи в матриці  $S$  за вирахуванням елементів у матриці  $\Sigma$  дорівнюють нулю ( $S - \Sigma = 0$ ), тоді  $\chi^2 = 0$ , то виникає ситуація ідеальної відповідності моделі даним.

Процес оцінки включає використання певної функції підбору для мінімізації різниці між  $\Sigma$  та  $S$ . Наприклад, в пакеті *lavaan* для R (Rosseel, 2012) доступні наступні функції підбору або методи оцінювання:

- ✓ метод максимальної правдоподібності (ML);
- ✓ узагальнений метод найменших квадратів (GLS);
- ✓ зважений метод найменших квадратів (WLS);
- ✓ діагональний зважений метод найменших квадратів (DWLS);
- ✓ незважений або звичайний метод найменших квадратів (ULS або OLS);
- ✓ метод найменших квадратів, зведений за розподілом (LLS);
- ✓ попарна максимальна ймовірність (PLM).

Метод максимальної правдоподібності – найпопулярніша процедура оцінки. Це оцінювач, який припускає, що вибірка має достатній розмір, спостереження є незалежними (вибираються випадковим чином), модель правильно визначена, а дані є багатовимірними, нормально розподіленими та безперервними. ML використовує ітеративний процес оцінки, який мінімізує різницю між спостережуваною вибірковою коваріаційною матрицею і модельною коваріаційною матрицею. Ця процедура оцінки рекомендується порівняно з іншими оцінювачами на основі нормального розподілу, тому що її результати менш упереджені, коли модель неправильно визначена.

З ненормально розподіленими безперервними даними ML дає відносно точні оцінки параметрів, зміщення в хі-квадраті та стандартних помилках збільшується з ненормальністю. Отже, індекси відповідності, такі як індекс Такера-Льюїса (TLI),

апроксимація середньоквадратичної помилки (RMSEA) та індекс порівняльної відповідності (CFI), які є функціями хі-квадрату, також матимуть зміщення. Хоча ML дає точні оцінки параметрів з ненормальними безперервними даними, стандартні помилки недооцінюються, особливо коли дані гостроверхі. У разі ненормальних континуальних даних автори зазвичай рекомендують використовувати робастну оцінку ML (MLM) (наприклад, Brown, 2014).

У психології конфірматорний факторний аналіз часто проводиться з порядковими даними, тому що інструменти вимірювання здебільшого складаються з елементів шкали Лікерта. Окрім того, у багатьох ситуаціях ці дані не мають багатовимірного нормального розподілу. Ці аспекти порушують припущення деяких методів оцінки параметрів моделі. Все це має бути враховано, тому що коли ці припущення не беруться до уваги, індикатори відповідності моделі можуть бути зміщені та призводити до потенційно неправильних рішень щодо гіпотетичної теорії.

У ситуаціях, коли припущення про багатовимірну нормальність серйозно порушено та/або дані є порядковими, метод діагонально-зважених найменших квадратів (DWLS) забезпечує більш точну оцінку параметрів. DWLS – це надійний метод WLS, оснований на поліхоричній кореляційній матриці змінних.

Таким чином, слід використовувати оцінку ML для інтервальних та порядкових даних, які мають легку та помірну відмінність від нормального розподілу, а оцінку DWLS для дуже ненормальних даних.

### ***Тестування моделі***

Після отримання оцінок параметрів конкретної моделі MCP дослідник повинен визначити, наскільки дані відповідають гіпотетичній моделі. Іншими словами, якою мірою теоретична модель підтверджується отриманими вибірковими даними. Є два способи встановлення цієї відповідності. По-перше, слід розглянути комплексний тест глобального типу на відповідність всієї моделі. По-друге, перевірити відповідність окремих параметрів моделі.

Глобальні тести в MCP відомі як критерії відповідності моделі. На відміну від багатьох статистичних процедур, які мають один індекс відповідності – наприклад, F-тест у ANOVA – у MCP їх багато та постійно з'являється нові. Багато з цих показників ґрунтуються на порівнянні матриці коваріаційної моделі  $\Sigma$  з вибірковою коваріаційною матрицею  $S$ . Якщо  $\Sigma$  та  $S$  певним чином подібні, можна сказати, що емпіричні дані відповідають теоретичній моделі. Якщо  $\Sigma$  і  $S$  сильно відрізняються, то можна сказати, що дані не відповідають теоретичній моделі.

Також дослідник повинен розглянути окремі параметри моделі. Слід враховувати 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, який очікується від теоретичної моделі? Наприклад, якщо очікування полягає в тому, що більш високий рівень освіти призведе до вищого рівня доходу, то оцінка з позитивним знаком підтверджує це очікування. Третя особливість – оцінки параметрів повинні мати сенс, тобто вони повинні бути в межах очікуваного діапазону значень. Наприклад, у дисперсії не повинно бути негативних величин, 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 поділяються на три категорії: абсолютної відповідності, порівняльної відповідності й відповідності простій моделі.

*Абсолютні індекси відповідності* забезпечують оцінку того, як добре теорія дослідника відповідає вибірковим даним. Головний абсолютний індекс придатності – це  $\chi^2$  (хі-квадрат), який перевіряє модель на ступінь помилки специфікації. Статистично значущий  $\chi^2$  означає, що модель не відповідає вибірковим даним. Та навпаки, незначущий  $\chi^2$  характерний для моделі, яка добре відповідає даним. Однак  $\chi^2$  є надто чутливим до збільшення обсягу вибірки. Він також має тенденцію збільшуватися, коли число спостережуваних змінних збільшується. Тому  $\chi^2$  не може використовуватися як єдиний індикатор підбору моделі в МСР.

Індекс якості підгонки (GFI) оцінює відносну суму спостережуваних відмінностей і коваріацій, пояснених моделлю. Він подібний до  $R^2$  в регресійному аналізі. Для доброї підгонки рекомендоване значення повинно бути  $GFI > 0,95$  (при  $GFI = 1$  досягається прекрасна підгонка). Скоректований індекс якості підгонки (AGFI) бере до уваги моделі різного ступеня складності й регулює GFI відношенням ступенів свободи, що використовуються в моделі до загальної суми ступенів свободи. Стандартизований середньоквадратичний корінь залишків (SRMR) є ознакою величини помилки, яка впливає з оцінки, заданої моделлю. Середньоквадратична помилка апроксимації (RMSEA) коректує тенденцію  $\chi^2$  відхиляти 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 за тим, в якій мірі вона краща, 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 використовуваний 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 відповідності – Tucker Lewis індекс (TLI), також званий ненормованим індексом придатності (NNFI), використовується, щоб порівняти запропоновану модель з нульовою. Оскільки TLI не нормований, його значення можуть бути нижчими 0 або вищими 1. Як правило, у моделей з доброю підгонкою значення цього індексу наближається до 1,0.

*Оцінки параметрів.* Обговоривши структурну модель, важливо розглянути значення оцінюваних параметрів. Як і в регресії, модель, яка добре відповідає даним, але має мало статистично значущих параметрів – не бажана.

### **Модифікація моделі**

Якщо відповідність передбачуваної теоретичної моделі не така, як хотілося б, то на наступному етапі необхідно змінити модель і згодом оцінити уже її. Цей етап часто називають повторною специфікацією. При модифікації моделі дослідник або додає, або видаляє параметри задля покращення підгонки моделі. Окрім 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 базовим кроком у покращенні адекватності моделі.

3) Запустити повторно модель, щоб побачити чи відповідає підгонка. Зробивши корегування, потрібно розуміти, що нова модель – підмножина попередньої. У термінології МСР нова модель – вкладена модель. У цьому випадку різниця в тесті  $\chi^2$  вказує на те, чи була деяка важлива інформація втрачена зі ступенями свободи цього  $\chi^2$ , рівного числу скорегованих 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  $\chi^2$ , якщо відповідний параметр буде вільним. На кожному кроці звільняється параметр, який вносить покращення підбору, і цей процес триває, поки відповідний підбір не буде прийнятним.

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

#### **Емпіричні приклади застосування МСР**

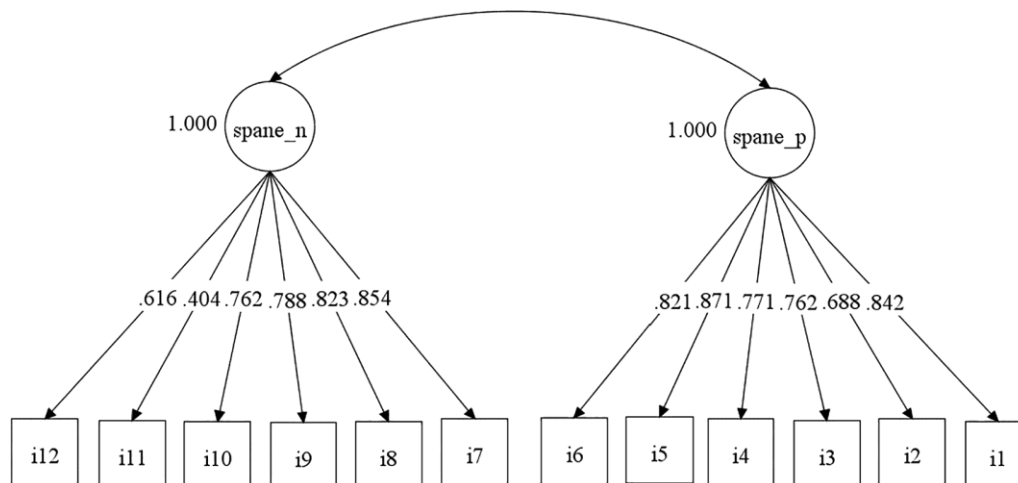
Далі ми проілюструємо застосування МСР, використовуючи три набори даних. Перша – це модель вимірювання латентного конструкту з визначенням вимірювальної інваріантності. Друга – модель посередництва (медіації). Третя – модель взаємодії латентних змінних (модераторна).

#### **Ілюстрація вимірювальної моделі**

Мета дослідження полягала в адаптації «Шкали позитивних і негативних переживань» (SPANE) до української популяції – виявленні її психометричних властивостей та вимірювальної інваріантності щодо віку і статі (Олефір, Боснюк, Малофейкіна, 2021). Вимірювальна інваріантність показує, чи вимірює шкала одну і ту ж структуру незалежно від групи або часу вимірювання (Vandenberg, Lance, 2000). Якщо вимірювальна інваріантність шкали невідома, то не можна визначити, чим обумовлена наявна різниця в балах між двома групами або повторними вимірами, реальною різницею чи просто викликана випадковими відмінностями між групами або часом оцінки латентної змінної (Brown, 2014).

Конфірматорний факторний аналіз показав, що адекватною є двофакторна модель, яка показана на рисунку 2. Як видно, кореляція між двома факторами була помірною та склала -0,594, що вказує на емпіричну відмінність факторів позитивних (SPANE-P) та негативних (SPANE-N) переживань. Всі факторні навантаження були статистично значущими ( $p < 0,001$ ). Модель показала майже ідеальну відповідність даним:  $S-B\chi^2_{(53)} = 88,42$ ;  $p < 0,003$ ;  $CFI = 0,979$ ;  $TLI = 0,974$ ;  $RMSEA = 0,045$ , 90 % CI [0,028 ~ 0,061];  $SRMR = 0,037$ . Внутрішня узгодженість як показник надійності визначалася за показником омега ( $\omega$ ) і дорівнювала 0,909 для SPANE-P і 0,861 для SPANE-N.





**Рис. 2.** Вимірювальна модель Шкали позитивних і негативних переживань

Результати аналізу виявили композитну надійність (CR), середню вилучену дисперсію (AVE) та коефіцієнти кореляції між конструктами, які узагальнені у таблиці 1. Можна бачити, що CR для всіх конструктів вище 0,70, а значення AVE знаходяться в межах від 0,533 до 0,630. Також результати свідчать про дискримінантну валідність конструктів SPANE-N і SPANE-P, бо квадратні корені з кожної AVE є більшими, ніж кореляція між конструктами.

**Табл. 1.** Композитна надійність (CR), квадратний корінь із середньоарифметичної вилученої дисперсії (AVE; на діагоналі) кореляції між конструктами (поза діагоналю)

Конструкти	CR	AVE	Конструкти				
			1	2	3	4	5
1. Позитивні переживання	0,909	0,630	<b>0,794</b>				
2. Негативні переживання	0,861	0,533	0,563	<b>0,730</b>			
3. Задоволеність життям	0,861	0,567	0,584	0,690	<b>0,753</b>		
4. Оптимізм	0,701	0,514	0,545	0,566	0,574	<b>0,716</b>	
5. Песимізм	0,710	0,509	0,528	0,568	0,434	0,530	<b>0,713</b>

На другому етапі аналізу даних було проведено серію багатогрупових КФА у групах за статтю та віком, щоб надати докази інваріантності вимірювання SPANE. Результати, що представлені в таблиці 2, свідчать про конфігураційну, метричну, скалярну та точну вимірювальну інваріантність SPANE.

Таким чином, результати дослідження показали, що українська версія SPANE має добру конвергентну і дискримінантну валідність, а також надійність (індекс композитної надійності та індекс вилученої середньої дисперсії) і скалярну інваріантність для статі та віку.

#### **Ілюстрація моделі посередництва**

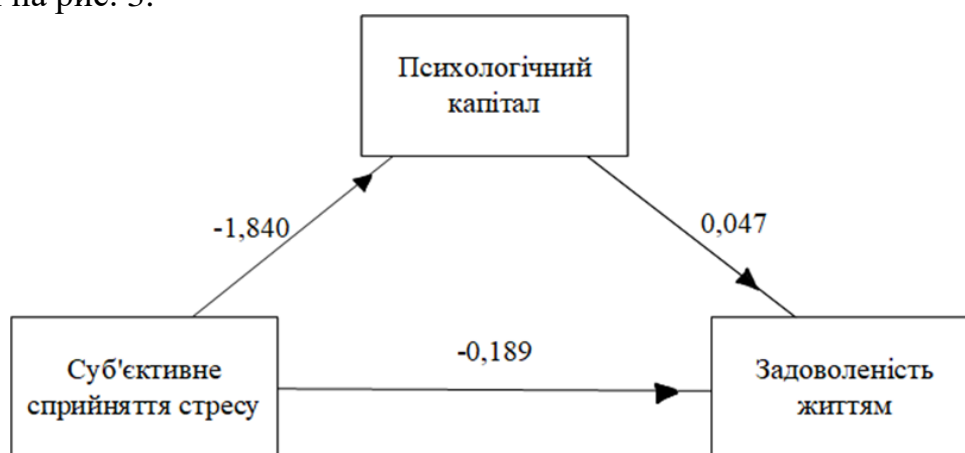
Друга ілюстрація оснований на аналізі моделі опосередкування (медіації), що перевіряє гіпотетичний причинно-наслідковий ланцюжок, в якому одна змінна  $X$  впливає на другу змінну  $M$ , а ця змінна, у свою чергу, впливає на третю змінну  $Y$ . Посередники допомагають описати «як» або «чому» встановлений зв'язок між двома іншими змінними. Вони іноді називаються проміжними змінними, оскільки часто

описують процес, завдяки якому виникає ефект. В аналізі посередництва інтерес та зусилля зосереджені на оцінці та інтерпретації прямого та непрямого впливу фокальної незалежної змінної  $X$  на залежну змінну  $Y$ .

**Табл. 2. Тестування вимірювальної інваріантності SPANE за статтю та віком**

Модель	S-B $\chi^2$	df	CFI	RMSEA	SRMR	Вкладена модель	$\Delta$ CFI	$\Delta$ RMSEA	$\Delta$ SRMR
<b>Чоловіки vs. Жінки</b>									
Чоловіки (n = 194)	82,15	53	0,964	0,064	0,068				
Жінки (n = 264)	72,35	53	0,974	0,047	0,047				
M0. Конфігураційна	165,13	106	0,973	0,053	0,048				
M1. Метрична	187,31	116	0,968	0,055	0,064	M1–M0	-0,005	0,002	0,016
M2. Скалярна	212,60	126	0,962	0,058	0,070	M2–M1	-0,006	0,003	0,006
M3. Точна	244,77	138	0,953	0,061	0,074	M3–M2	-0,009	0,003	0,004
<b>Рання зрілість vs. Середній вік</b>									
Юнаки (n = 295)	99,95	53	0,968	0,058	0,044				
Зрілі (n = 163)	62,99	53	0,952	0,059	0,092				
M0. Конфігураційна	167,69	106	0,963	0,060	0,053				
M1. Метрична	186,27	116	0,958	0,062	0,069	M1–M0	-0,005	0,002	0,016
M2. Скалярна	209,06	126	0,949	0,063	0,079	M2–M1	-0,009	0,001	0,010
M3. Точна	242,27	138	0,940	0,064	0,080	M3–M2	-0,009	0,001	0,001

Як приклад аналізу медіації приведемо дослідження, в якому передбачалося, що психологічний капітал як інтегральний особистісний ресурс забезпечує частковий медіаторний ефект у взаємозв'язку між сприйняттям стресу особистістю та задоволеністю життям (Олефір, Боснюк, 2021). Підсумкові результати аналізу відображені на рис. 3.



**Рис 3. Модель задоволеності життям особистості як функція суб'єктивного сприйняття стресу та психологічного капіталу**

Для реалізації медіаційного аналізу на першому етапі було оцінено регресію задоволеності життя на суб'єктивне сприйняття стресу ( $\beta = -0,275$ ;  $se = 0,036$ ;  $t = -7,600$ ;  $p < 0,001$ ;  $R^2 = 0,112$ ). Далі проаналізовано вплив рівня сприйняття стресу на психологічний капітал як опосередковану змінну ( $\beta = -1,840$ ;  $se = 0,134$ ;  $t = -13,740$ ;  $p < 0,001$ ;  $R^2 = 0,292$ ). І, нарешті, на третьому етапі для підтвердження, що медіатор впливає на залежну змінну при контролі незалежної змінної, в регресійний аналіз, окрім психологічного капіталу, включено і суб'єктивне сприйняття стресу для прогнозу задоволеності життям ( $\beta_1 = 0,047$ ;  $se = 0,012$ ;  $\beta_2 = -0,189$ ;  $se = 0,042$ ;  $t_1 = 3,754$ ;  $t_2 = -4,458$ ; в обох випадках  $p < 0,001$ ;  $R^2 = 0,169$ ). Ці результати показали, що взаємозв'язок між сприйняттям стресу особистістю та задоволеністю життям залишався статистично значущим, коли змінна психологічний капітал була введена у дослідження як медіатор. Формулюється висновок, що психологічний капітал частково опосередковує взаємозв'язок між суб'єктивним сприйняттям стресу та задоволеністю життям. Рівень сприйняття стресу особистістю пояснює 11,2% дисперсії задоволеності життям, а модель із суб'єктивним сприйняттям стресу та психологічним капіталом – 16,9% дисперсії.

Щоб оцінити величину розміру ефекту опосередкованого шляху, було визначено долю непрямого впливу в загальному (табл. 3). Він склав 31,3% (95% CI [13,3; 53,3]).

Даний результат вказує, що когнітивна оцінка стрес-факторів залишається важливою змінною для прогнозу задоволеності життям, навіть при контролі диспозиційної характеристики. Психологічний капітал пояснює третину дисперсії взаємозв'язку між сприйняттям стресу особистістю та задоволеністю життям.

**Табл. 3. Медіаторна роль психологічного капіталу у взаємозв'язку між суб'єктивним сприйняттям стресу та задоволеністю життям**

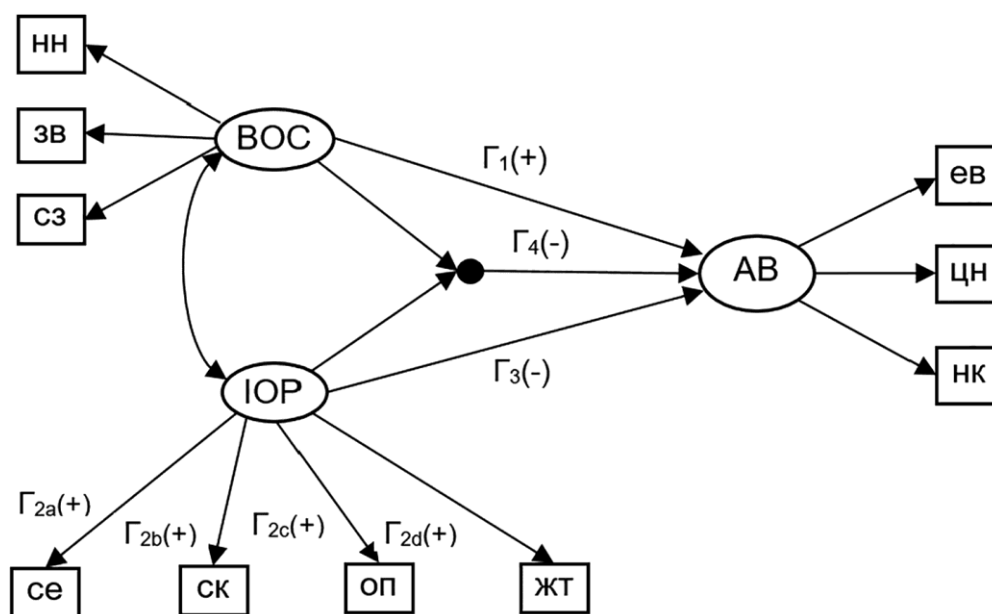
Шляхи взаємодії змінних	B	SE	Bootstrap 95 % CI
Загальний ефект	-0,275	0,037	[-0,347; -0,205]
Прямий ефект. (Суб'єктивне сприйняття стресу → задоволеність життям)	-0,189	0,042	[-0,274; -0,108]
Опосередкований ефект. (Суб'єктивне сприйняття стресу → психологічний капітал → задоволеність життям)	-0,086	0,026	[-0,137; -0,037]
Доля опосередкованого ефекту в загальному	0,313	0,100	[0,133; 0,533]

**Примітка:** B – нестандартизований коефіцієнт регресії; SE – стандартна помилка; Bootstrap 95% CI – бутстреповий 95% довірчий інтервал.

### **Ілюстрація моделі модерації**

У статті, яка стала класичною, Барон і Кенні (Baron, Kenny, 1986) визначили модераторну змінну як «змінну, що впливає на напрямок та/або силу взаємозв'язку між незалежною або предикторною змінною та залежною або критеріальною змінною». Модерація (взаємодія) відбувається, коли ефект змінної-предиктора і змінної-результату пом'якшується іншим предиктором. У дослідженнях модерації розглядаються питання «коли (за яких умов/ситуацій)» або «для кого» X має більш сильні/слабкі (позитивні/негативні) відношення з Y або впливає на них.

Наприклад, автори роботи (Олефір, Боснюк, 2020) припустили, що за умови високого рівня інтегрального особистісного ресурсу вплив вимог освітнього середовища на академічне вигоряння студентів університетів буде слабшим. На рис. 4. продемонстрована така концептуальна модель.



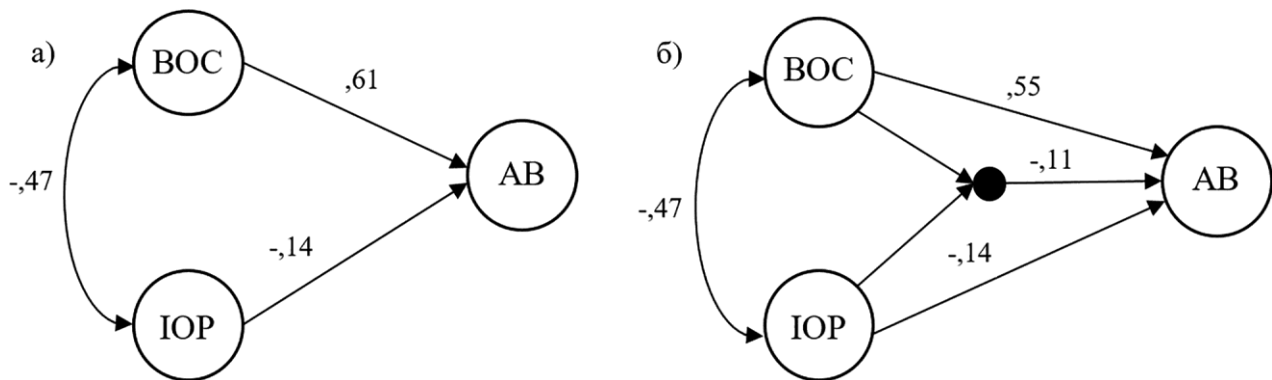
**Примітка:** VOC – вимоги освітнього середовища; IOP – індекс особистісних ресурсів; AB – академічне вигорання; HH – навчальне навантаження; ЗВ – зрозумілість вимог; СЗ – складність завдань; еВ – емоційне виснаження; ЦН – цинізм; НК – відчуття некомпетентності; се – самоефективність; СК – самоконтроль; ОП – оптимізм; ЖТ – життєстійкість.

**Рис. 4. Концептуальна модель дослідження**

Для перевірки цієї гіпотези на першому кроці аналізу оцінювалася структурна модель без латентної взаємодії (Модель 0) (рис. 5, а). Вона добре узгоджувалася з даними. Індекси:  $\chi^2_{(32)} = 32,34$ ,  $p = 0,45$ ;  $RMSEA = 0,006$ ,  $90\% \text{ CI} = 0,00 - 0,04$ ;  $CFI = 1,00$ ;  $TLI = 0,99$ . Вимоги освітнього середовища були статистично значущим предиктором академічного вигорання. Стандартизований коефіцієнт регресії  $\beta = 0,61$ ,  $SE = 0,07$ ,  $p < 0,001$ ,  $95\% \text{ CI} = 0,46 - 0,76$ . Це означає, що збільшення на одну стандартну одиницю сприйманих вимог освітнього середовища призводить до збільшення на 0,61 стандартних одиниць академічного вигорання. Інтегральний фактор особистісних ресурсів також статистично значущо передбачав академічне вигорання  $\beta = -0,14$ ,  $SE = 0,07$ ,  $p < 0,05$ ,  $95\% \text{ CI} = -0,30 - 0,04$ . Тобто збільшення його на одну стандартну одиницю призводить до зменшення академічного вигорання на 0,14 стандартних одиниць. Дана модель пояснила 47,4 % дисперсії академічного вигорання.

На наступному кроці була оцінена Модель 1 (рис. 5, б). Як результат, основний ефект вимог освітнього середовища – позитивний та значущий ( $\beta = 0,55$ ,  $SE = 0,09$ ,  $p < 0,001$ ,  $95\% \text{ CI} = 0,36 - 0,74$ ), а основний ефект від особистісних ресурсів – негативний та значущий ( $\beta = -0,14$ ,  $SE = 0,07$ ,  $p < 0,05$ ,  $95\% \text{ CI} = -0,31 - 0,02$ ). Ефект взаємодії: вимоги освітнього середовища  $\times$  інтегральний особистий ресурс був статистично значущим ( $\beta = -0,11$ ,  $SE = 0,03$ ,  $p < 0,001$ ,  $95\% \text{ CI} = -0,17 - -0,05$ ). Це вказує на те, що вплив вимог освітнього середовища на академічне вигорання, як правило, є меншим для студентів із більш високим інтегральним показником особистісних ресурсів.





**Примітка:** а) Модель 0: Основні ефекти вимог освітнього середовища і особистісних ресурсів у прогнозі академічного вигоряння. б) Модель 1: включає взаємодію вимог освітнього середовища та особистісних ресурсів, зображених у вигляді закрашеного кола у стандартному поданні Mplus.

**Рис. 5. Структурні моделі без та із взаємодією латентних змінних**

Для інтерпретації розміру ефекту взаємодії латентних змінних обчислювався  $\Delta R^2$  як різниця між коефіцієнтами детермінації для структурної моделі взаємодією ( $R_{Y1}^2$ ) і без взаємодії ( $R_{Y0}^2$ ). В результаті встановлено, що 8,0 % дисперсії академічного вигоряння пояснюється взаємодією вимог освітнього середовища та інтегрального особистісного ресурсу. Розмір ефекту відповідає середньому ефекту згідно Дж. Коена ( $f^2 = 0,19$ ).

Таким чином, підтвердилася гіпотеза, що в умовах освітнього середовища особистісні ресурси студентів виконують буферну функцію, виступаючи модератором у взаємозв'язку вимог освітнього середовища та академічного вигоряння.

Необхідно зазначити, що сам факт застосування медіаторного чи модераторного аналізу не надає право досліднику стверджувати про наявність причинно-наслідкового зв'язку. Такий висновок взагалі не відноситься до сфери статистики. Зрозуміла теорія, обґрунтований дизайн, чітка процедура дослідження – саме такі елементи планування та проведення наукової роботи допомагають досліднику формулювати обґрунтовані висновки. Медіацію необхідно інтерпретувати як свідчення наявності механізму, «шляху» дії, а модурацію – як доказ різниці в механізмах, «відмінностях у способах дії».

**Висновки.** Прагнення дослідників до пояснення складних структур психологічних явищ спонукає їх до побудови теоретичних моделей з подальшою необхідністю їх емпіричної перевірки. Потужним засобом перевірки теоретичних моделей є моделювання структурними рівняннями, яке в наш час є однією з найпомітніших аналітичних стратегій у психологічних дослідженнях (наприклад, Bentler, Speckart 1981; MaCallum, Austin 2000; Karimi, Meyer, 2014).

За загальним визнанням, МСР-моделі мають істотні переваги перед іншими підходами та статистичними моделями. Вони полягають, насамперед, у тому, що МСР дозволяє проводити комплексний, багатовимірний та більш точний аналіз емпіричних даних, з урахуванням різних аспектів досліджуваної психічної реальності та абстрактних концепцій чи теоретичних конструктів.

Суттєва перевага МСР полягає у можливості ідентифікації помилок вимірювання, використовуючи абстрактні, латентні конструкти в досліджуваній психологічній області, аналізуючи їх кореляції та зіставляючи теорію з отриманими емпіричними даними. Таким чином, МСР дозволяє дослідникам відповісти на набір взаємопов'язаних

питань у рамках єдиного систематичного та всебічного аналізу, одночасно моделюючи відношення між декількома незалежними та залежними теоретичними конструкціями (Anderson, Gerbing, 1988). Ця можливість одночасного аналізу суттєво відрізняє МСР від більшості статистичних моделей першого покоління (наприклад, лінійної регресії, дисперсійного аналізу), які можуть аналізувати лише один рівень зв'язків між незалежними та залежними змінними.

МСР дозволяє виразити складні відношення змінних через ієрархічні чи неієрархічні та рекурсивні чи нерекурсивні структурні рівняння і представити більш повну картину всієї моделі. Більше того, МСР змушує науковців більш точно визначати свої дослідницькі завдання, чітко формулювати цілі та дослідницькі гіпотези ще до початку аналізу, давати точні визначення аналізованих теоретичних конструктів з подальшою операціоналізацією, вимагає знаходити логічні зв'язки між конструктами. Окрім того, складні причинно-наслідкові відношення дозволяють МСР краще характеризувати реальні процеси, ніж прості моделі, що базуються на кореляції. МСР також забезпечує набагато кращий формальний спосіб перевірки конкретної теорії на основі аналізованих показників. А оскільки МСР об'єднує і в той же час протиставляє теорію та емпіричні дані, цей метод пропонує дослідникам величезний потенціал у науковому поясненні явищ поруч із простою описовою статистикою та емпіричними відношеннями.

Як відомо, метою побудови моделі є як найпростіше «пояснення» досліджуваних явищ, тоді як сама модель має бути узгоджена з емпіричними спостереженнями. Тому, за допомогою МСР, дослідник перевіряє не тільки відповідність теорії моделі, а й намагається пояснити, якою мірою ця модель відображає попередні дослідження або теоретичні припущення. Застосовуючи МСР, науковці повинні критично оцінювати досліджуючі моделі, навіть якщо статистичні індекси свідчать про їх адекватність. Якщо теорія має раціональні обґрунтування, логічні передумови, є істинною, то саме перевірка (з використанням моделей МСР) повинна надавати докази у вигляді емпіричних результатів. При цьому дослідник повинен виразити це свідчення у МСР-аналізі через напрям і значення коефіцієнтів, що описують відношення між теоретичними побудовами. Та навпаки, якщо модель не підтверджує теорію, то можна зробити два висновки: або теорія є невірною, або емпіричні дані, на основі яких побудована МСР-модель – неякісні.

### **Література**

1. Олефір, В. О., Боснюк, В. Ф. (2020). Взаємодія вимог освітнього середовища та особистісних ресурсів в прогнозуванні академічного вигорання. *Психологічний часопис*, 4(6), 169–184 <https://doi.org/10.31108/1.2020.6.4>
2. Олефір, В. О., Боснюк, В. Ф. (2021). Медіаторна роль психологічного капіталу у взаємозв'язку між сприйняттям стресу особистістю та задоволеністю життям. *Науковий вісник ХДУ. Серія «Психологічні науки»*, (2), 38–49. <https://doi.org/10.32999/ksu2312-3206/2021-2-5>
3. Олефір, В., Боснюк, В., Малофейкіна, К. (2021). Валідизація і вимірювальна інваріантність української версії шкали позитивних і негативних переживань (SPANЕ). *Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна, серія «Психологія»*, (71), 34–42. <https://doi.org/10.26565/2225-7756-2021-71-04>

4. Плотинский, Ю. М. (2001). *Модели социальных процессов*. М.: Логос.
5. Ядов, В. А. (2007). *Стратегия социологического исследования. Описание, объяснение, понимание социальной реальности*. М.: Омега-Л.
6. Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin*, 103(3), 411–423. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.103.3.411>
7. APA dictionary of psychology / Gary R. VandenBos, editor-in-chief. – Second Edition.
8. Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator–mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(6), 1173–1182. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.51.6.1173>
9. Beaujean, A. A. (2014). *Latent variable modeling using R: A step-by-step guide*. Routledge/Taylor & Francis Group. <https://doi.org/10.4324/9781315869780>
10. Bentler, P. M., & Speckart, G. (1981). Attitudes «cause» behaviors: A structural equation analysis. *Journal of Personality and Social Psychology*, 40(2), 226–238. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.40.2.226>
11. Bjork, R. A. (1973). Why mathematical models? *American Psychologist*, 28, 426–433. <https://doi.org/doi:10.1037/h0034623>
12. Box, G.E.P., Hunter, W., & Hunter, S. (2005). *Statistics for Experimenters* (2<sup>nd</sup> ed.). New York, NY: Wiley
13. Brown, T. A. (2014). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. New York, NY: Guilford Publications.
14. Ding, L., Velicer, W.F., & Harlow, L.L. Effects of estimation methods, number of indicators per factor, and improper solutions on structural equation modeling fit indices // *Structural Equation Modeling Journal*, 1995. – No. 2. – P. 119-144. <https://doi.org/10.1080/10705519509540000>
15. Jöreskog, K. G., Sörbom, D. (1998). *LISREL 7: A guide to the program and applications*. Chicago, IL: SPSS Inc. Kazelskis, R. 342 p.
16. Hagger, M. S., Gucciardi, D. F., & Chatzisarantis, N. L. D. (2017). On nomological validity and auxiliary assumptions: The importance of simultaneously testing effects in social cognitive theories applied to health behavior and some guidelines. *Frontiers in Psychology*, 8, Article 1933. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.01933>
17. Karimi, L., Meyer, D. (2014). Structural equation modeling in psychology: the history, development and current challenges. *International Journal of Psychological Studies*, 6(4): 123-124. <https://doi.org/10.5539/iips.v6n4p123>
18. Kline, R. B. (2016). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (4<sup>th</sup> ed.). New York, NY: The Guilford Press.
19. MacCallum, R. C., & Austin, J. T. (2000). Applications of structural equation modeling in psychological research. *Annual Review of Psychology*, 51, 201–226. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.51.1.201>
20. Pearl, J. (2000). *Causality: Models, reasoning, and inference*. Cambridge, England: Cambridge University Press.
21. Raykov, T., & Marcoulides, G. A. (2006). *A First Course in Structural Equation Modeling* (2<sup>nd</sup> ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203930687>
22. Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R Package for Structural Equation Modeling. *Journal of Statistical Software*, 48(2), 1–36. <https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>

23. Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2016). *A beginner's guide to structural equation modeling* (4<sup>th</sup> ed.). New York, NY: Routledge.
24. Vandenberg, G. R. (Ed.). (2007). *APA Dictionary of Psychology*. American Psychological Association.
25. Vandenberg, R. J., & Lance, C. E. (2000). A review and synthesis of the measurement invariance literature: Suggestions, practices, and recommendations for organizational research. *Organizational Research Methods*, 3(1), 4–69. <https://doi.org/10.1177/109442810031002>

\*\*\*\*\*

**V. Olefir, V. Bosniuk**

### **Structural equation modeling in psychological research**

Lately in international psychological research there is a general tendency to significantly increase the frequency of use of a group of statistical methods such as structural equation modeling. One reason for this is that these confirmatory methods provide researchers with comprehensive tools for evaluating and modifying theoretical models. They offer great potential for further development of the theory. However, due to their relative complexity and the actual lack of methodological works, their use among domestic researchers is extremely limited.

The purpose of this work is to provide researchers with some recommendations for the practical use of structural equation modeling (SEM) to test and develop hypothetical models as a means of understanding human behavior. We present a two-step approach to modeling, which provides a basis for making meaningful conclusions about theoretical constructs and their relationships.

It is generally accepted that SEM models have significant advantages over other approaches and statistical models. First of all, SEM allows for a comprehensive, multidimensional and more accurate analysis of empirical data, taking into account various aspects of the studied mental reality and abstract concepts or theoretical constructs.

A significant advantage of SEM is the ability to identify measurement errors in the analysis, using abstract, latent constructs in the studied psychological field, analyzing their correlations and comparing the theory with the obtained empirical data. Thus, SEM allows researchers to answer a set of interrelated questions in a single systematic and comprehensive analysis, while modeling the relationship between several independent and dependent theoretical constructs. This possibility of simultaneous analysis significantly distinguishes SEM from the majority of first-generation statistical models (for example, linear regression, analysis of variance), which can only analyze one level of relationships between independent and dependent variables.

SEM forces scientists to define their research tasks more precisely, clearly formulate goals and research hypotheses before the analysis, to give precise definitions of the analyzed theoretical constructs with further operationalization, and requires them to find logical connections between constructs. In addition, complex cause-and-effect relationships allow SEM to better characterize real processes than simple correlation-based models. SEM also provides a much better formal way to test a particular theory based on the indicators analyzed. Because of the fact, that SEM combines theory and empirical data at the same time, this method offers researchers great potential in the scientific explanation of phenomena, along with simple descriptive statistics and empirical relationships.

**Keywords:** structural equation modeling, SEM, SEM models, steps of SEM.