



Research Article

Evaluation of the Bifactor Confirmatory Factor Analysis Model of Dimensionality and Value of Sub-Domains of Psychological Scale

Authors

Noorellah Yousefi^{1*}, Alireza Pirkhaefi²

 1. Ph.D in Educational Psychology, Farhangian University Lecturer, Varamin Campus, Varamin, Iran. (Corresponding Author)

 2. Associate Professor, Department of Clinical Psychology. Gar C. Islamic Azad University, Garmsar, Iran. apirkhaefi@iau.ac.ir

Abstract

Receive Date:
24/04/2024

Accept Date:
26/10/2024



Introduction: The application of methods such as Structural Equation Modeling (SEM) and Item Response Theory (IRT) for the operationalization of psychological constructs necessitates an examination of the assumption of "local independence" within the data. The objective of this research was to assess the dimensionality and additional value of the subdomains of psychological scales through the use of a bifactor confirmatory factor analysis model.

Method: This study employed a review methodology utilizing the bifactor confirmatory factor analysis model, implemented through the BifactorIndicesCalculator statistical package in R software version 4.3.3. The aim was to evaluate the dimensionality and added value of subdomains of psychological scales. Data were collected from 512 students at the Islamic Azad University, Garmsar branch, during the 2022-2023 academic year. Participants were selected using an availability sampling method and completed the questions from Yousefi's Good Life Scale.

Results: If the total explained common variance index is less than 0.60, the scale is considered multidimensional. Conversely, if it is 0.90 or higher, the scale is deemed sufficiently unidimensional. Additionally, if both the total explained common variance index and the percentage of uncontaminated correlations are at least 0.70, the scale is also regarded as sufficiently unidimensional. Furthermore, if the total explained common variance index is at least 0.60, it is essential for both the percentage of uncontaminated correlations and the hierarchical omega coefficient to be a minimum of 0.70 for the scale to be classified as sufficiently unidimensional.

Discussion and conclusion: The results of the study indicate that researchers can utilize the bifactor confirmatory factor analysis model to assess the dimensionality and significance of the subdomains within psychological scales.

Keywords

Scale Dimensions, Local Independence, Bifactor Model, Omega Reliability Coefficient, Explained Common Variance Index, Total Score, Sub-Scale Score.

Corresponding Author's E-mail

n.y3562@gmail.com

Extended Abstract

Introduction

Researchers employ methods such as Structural Equation Modeling (SEM) and Item Response Theory (IRT) to operationalize psychological constructs. To utilize Structural Equation Modeling (SEM) and Item Response Theory (IRT) estimates, researchers must contend with the assumption of "local independence, may not hold true in their data. If this assumption is violated, it can lead to uniqueness" or the emergence of "local dependence. result in inaccurate estimations of the underlying structure and yield misleading results from the scale. Recently, the use of the bifactor confirmatory factor analysis model to determine the dimensionality and added value of sub-domains in psychological scales has been emphasized by prominent methodologists. In a bifactor confirmatory factor analysis model, items load on both a general factor and a specific factor. Therefore, this model allows for the evaluation of dimensionality and the added value of scores from the sub-domains of the scales by partitioning the variance and covariance of the items with respect to the general factor, the covariance with the specific factor, and the variance associated with the specific factor of each item. This evaluation can be conducted using various important statistical indicators. The purpose of this research was to assess the dimensionality and added value of the sub-domains of psychological scales utilizing the bifactor confirmatory factor analysis model.

Method

This review study utilized books, articles, and theses with accessible full texts that were relevant to the bifactor confirmatory factor analysis method. In a bifactor confirmatory factor analysis model, valuable statistical indicators are derived that can significantly enhance psychometric analysis. These indicators include the omega coefficient, the omega coefficient of subscales, hierarchical omega factor, omega hierarchical subscale, explained common variance index, specific-dimension explained common variance (ECV), ECV of a specific factor with respect to itself, within-domain ECV, explained common variance-item index, percentage of uncontaminated correlations index, and average relative parameter bias index. To estimate the statistical indices of the bifactor confirmatory factor analysis model, the "BifactorIndicesCalculator" statistical package was utilized in R software version 4.3.3. This document provides instructions on how to use this statistical package in R, along with the cutoff points for the statistical indices of the bifactor confirmatory factor analysis model. These indices are essential for evaluating the dimensionality and added value of the sub-domains of psychological scales. The data were collected from 512 students (235 boys and 277 girls) at the Islamic Azad University of Garmsar branch during the academic year 2023-2024, who were selected using an

available sampling method and completed Yousefi's Good Life Scale. For researchers who are not familiar with R software, the Dober Bifactor Indices Calculator, an Excel-based tool, is also introduced.

Results

The results indicated that if the scale adheres to a bifactor model based on the underlying theoretical foundations and the collected data, a total explained common variance (ECV) index of less than 0.60 suggests that the scale is multidimensional. Conversely, if the total explained common variance (ECV) index is 0.90 or higher, the scale is considered sufficiently unidimensional. If the total explained common variance (ECV) index falls between 0.60 and 0.90, the researcher should consider additional indicators to assess the dimensionality of the scale. Specifically, if the ECV index is at least 0.70, the percentage of uncontaminated correlations (PUC) must also be a minimum of 0.70 to ensure that the scale is sufficiently unidimensional. If the total explained common variance index is at least 0.60, the percentage of uncontaminated correlations (PUC) index and the hierarchical omega coefficient must each be at least 0.70 for the scale to be considered sufficiently unidimensional. If a researcher intends to utilize the scores from the sub-domains in a bifactor model, it is essential to make decisions based on the omega coefficients of the subscales. When the reliability of a sub-domain is low, specifically when the omega coefficient (ω_S) is at least 0.60, a value of at least 0.45 for the Explained Common Variance (ECV) coefficient of the specific factor (ECVSS) is adequate. This indicates that the sub-domain has a good likelihood of providing significant added value beyond the total score ($\omega_S \geq 0.60$ and $ECVSS \geq 0.45$). For an average reliability coefficient ($\omega_S \geq 0.80$), an ECVSS coefficient value of at least 0.30 is necessary for the subscale to have a strong likelihood of providing significant added value beyond the total score ($\omega_S \geq 0.80$ and $ECVSS \geq 0.30$). Also, when the reliability of the sub-domain is low, specifically when it is at least 0.60 ($\omega_S \geq 0.60$), a minimum OmegaHS coefficient of 0.25 is sufficient for the sub-domains to have a good chance of providing high added value in relation to the total score ($\omega_S \geq 0.60$ and $\omega_{HS} \geq 0.25$). Conversely, for an average reliability coefficient ($\omega_S \leq 0.80$), a minimum value of 0.20 is adequate for the sub-domains to have a good chance of delivering high added value in relation to the total score ($\omega_S \geq 0.80$ and $\omega_{HS} \geq 0.20$). If the obtained values of the explained common variance-item index (I-ECV) for each scale item exceed 0.80 or 0.85, the researcher can utilize these items to create a short, concise, and unidimensional tool.

Conclusion

If a researcher is examining the factor structure of a psychological scale that has a total score reflecting its underlying theoretical foundations—specifically, a general

factor—it is essential to estimate the bifactor model in addition to evaluating the unidimensional confirmatory factor analysis (CFA) model, the CFA model of correlated traits, and the higher-order CFA model. When comparing these estimated models, researchers should not solely rely on the goodness-of-fit indices to select the final model. In other words, if the data collected by the scale adheres to a bifactor model and the goodness-of-fit indices for this model are optimal, albeit slightly lower than those of competing models, it is advisable for the researcher to choose the bifactor model as the final model. They should also utilize various statistical coefficients from the bifactor model to assess the psychometric properties of the scale. Researchers need to pay attention to this point when their final bifactor confirmatory factor analysis model has two sub-domains, and their intention is to estimate the reliability of each sub-domain in order to use the scores of each sub-domain, it is not possible to use the cut points presented in this article for them; That is, the researcher can use the cut points presented in this article to estimate the reliability and use the score of each sub-domain when the researcher's final bifactor model is at least three sub-domains. According to the results of the study, researchers

can use the bifactor confirmatory factor analysis model to evaluate the dimensionality and value of the subdomains of psychological scales.

Ethical Considerations

Compliance with Ethical Guidelines: Compliance with ethical guidelines: In the current study, ethical considerations such as informing about the research objectives, obtaining informed consent and agreement to participate in the study, not forcing participants to participate in the study, keeping the participants' information confidential and maintaining confidentiality were observed.

Funding: The present study was carried out without any financial support from any particular organization.

Authors' contribution: Both researchers were involved in drafting, rewriting and revising the article.

Conflict of interest: The authors of the article declare that they have no conflict of interest.

Acknowledgments: We hereby express our gratitude to all the dear ones who helped us in carrying out this study; We are especially grateful to the students of Islamic Azad University of Garmsar branch.

ارزیابی مدل تحلیل عاملی تأییدی بایفکتر از بعدپذیری و ارزش خرده - دامنه‌های مقیاس‌های روان‌شناختی

نویسندگان

نورالله یوسفی^{۱*}، علیرضا پیرخانفی^۲

۱. دکتری روان‌شناسی تربیتی، مدرس دانشگاه فرهنگیان، پردیس ورامین، ورامین، ایران. (نویسنده مسئول)

۲. دانشیار، دپارتمان روانشناسی بالینی، واحد گرمسار، دانشگاه آزاد اسلامی، گرمسار، ایران. apirkhaefi@iau.ac.ir

چکیده

مقدمه: کاربرد روش‌هایی مانند مدل‌یابی معادله ساختاری (SEM) یا نظریه پرسش و پاسخ (IRT) برای عملیاتی‌سازی سازه‌های روان‌شناختی، مستلزم بررسی مفروضه «استقلال موضعی» در داده‌ها است. هدف از این پژوهش، ارزیابی بعدپذیری و ارزش افزوده خرده - دامنه‌های مقیاس‌های روان‌شناختی با استفاده از مدل تحلیل عاملی تأییدی بایفکتر بود. **روش:** این مطالعه از نوع مروری بود که پس از معرفی مدل تحلیل عاملی تأییدی بایفکتر، از بسته آماری BifactorIndicesCalculator در نرم‌افزار R نسخه ۴/۳/۳ برای ارزیابی بعدپذیری و ارزش افزوده خرده - دامنه‌های مقیاس‌های روان‌شناختی استفاده شد. داده‌ها از ۵۱۲ نفر از دانشجویان دانشگاه آزاد اسلامی واحد گرمسار در سال تحصیلی ۱۴۰۲-۱۴۰۳ جمع‌آوری شدند. این دانشجویان با روش نمونه‌گیری در دسترس انتخاب شده و به پرسش‌های مقیاس خوب زیستن یوسفی پاسخ دادند.

تاریخ دریافت:

۱۴۰۳/۰۲/۰۵

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۳/۰۸/۰۵



نتایج: اگر شاخص واریانس مشترک تبیین شده کل، کمتر از ۰/۶۰ باشد، مقیاس چند بعدی در نظر گرفته می‌شود و اگر ۰/۹۰ و بیشتر باشد، مقیاس به حد کفایت تک‌بعدی تلقی می‌شود. همچنین اگر دو شاخص واریانس مشترک تبیین شده کل و درصد همبستگی‌های آلوده نشده، دستکم ۰/۷۰ باشد، مقیاس تک‌بعدی محسوب می‌شود. اگر شاخص واریانس مشترک تبیین شده کل حداقل ۰/۶۰ باشد، لازم است دو شاخص درصد همبستگی‌های آلوده نشده و ضریب امگا سلسله مراتبی نیز حداقل ۰/۷۰ باشند تا مقیاس به حد کفایت تک‌بعدی در نظر گرفته شود.

بحث و نتیجه‌گیری: با توجه به نتایج این مطالعه، پژوهشگران می‌توانند از مدل تحلیل عاملی تأییدی بایفکتر برای ارزیابی بعدپذیری و ارزش خرده دامنه‌های مقیاس‌های روان‌شناختی بهره ببرند.

کلیدواژه‌ها

ابعاد مقیاس، استقلال موضعی، مدل بایفکتر، ضریب پایایی امگا، شاخص نسبت واریانس مشترک تبیین شده، نمره کل، نمره خرده دامنه.

پست الکترونیکی
نویسنده مسئول

n.y3562@gmail.com

مقدمه

«استقلال موضعی»^{۱۳} روبه‌رو هستند که ممکن است در داده‌های آن‌ها وجود نداشته باشد. برای مثال، در مدل‌های IRT، پژوهشگران فرض می‌کنند که تنها یک «عامل مشترک»^{۱۴}، مبنای کوواریانس ایجاد شده بین گویه‌های مقیاس است؛ به عبارتی دیگر؛ همه پاسخ‌های گویه‌ها صرفاً از یک صفت پنهان مشتق شده‌اند و تمام کوواریانس بین گویه‌ها نیز توسط همان صفت پنهان تبیین می‌شود [۸]. به طور مشابه، در SEM، پژوهشگران اغلب یک مدل اندازه‌گیری «تک‌بعدی» که در آن همبستگی میان عامل‌ها پس از کنترل صفت پنهان آن صفر است، ایجاد می‌کنند [۹]. در IRT نقض تک‌بعدی به عنوان «وابستگی موضعی (LD)»^{۱۵} بین گویه‌ها و در SEM به عنوان نقض در «تکینگی همبسته (CU)»^{۱۶} یاد می‌شود [۱۰]. علی‌رغم توصیف‌گری‌های مختلف، نقض استقلال موضعی در هر دو رویکرد IRT و SEM، پیامدهای مشابهی دارد؛ هنگامی که داده‌های نمونه‌گیری شده از جامعه‌ای که با مفروضات مدل، همتا نباشند، صفت پنهان ممکن است به درستی تمیز داده نشود، به طوری که پارامتر گویه‌ها (شیب)^{۱۷} در IRT و بارهای عاملی^{۱۸} در SEM به درستی برآورد نشوند؛ بنابراین نتایج ممکن است نادرست و گمراه‌کننده باشند [۱۰].

تحلیل IRT سه فرض اساسی دارد: ۱. یک صفت پنهان که معمولاً با برچسب "θ" مشخص می‌شود (مفروضه تک‌بعدی بودن)؛ ۲. استقلال موضعی گویه‌ها؛ و ۳. پاسخ شخص به پرسش که با استفاده از تابع پرسش پاسخ ریاضی (IRF)^{۱۹} نشان داده می‌شود [۷، ۱۱]. تابع پرسش پاسخ ریاضی (IRF) به عنوان منحنی مشخصه پرسش (ICC)^{۲۰} شناخته می‌شود؛ یک منحنی هلالی^{۲۱} شکل است که به وسیله مدل‌های لوجستیک^{۲۲} یا نرمال - اجایو^{۲۳} نشان داده می‌شود و بیانگر رابطه بین یک صفت پنهان مانند توانایی با عملکرد در یک آزمون یا سایر ابزارهای اندازه‌گیری است [۷،

در پژوهش‌های روان‌شناسی در حوزه شخصیت^۱ و آسیب‌شناسی روانی^۲، مقیاس‌ها نقش کلیدی در عملیاتی‌سازی سازه‌های محوری برای پیشبرد نظریه‌ها، پژوهش‌ها و عمل دارند و سودمندی نمرات گردآوری شده، ارتباط مستقیمی با کیفیت ویژگی‌های روان‌سنجی یعنی روایی^۳ و پایایی^۴ ابزارها دارد. این ابزارها، در وهله نخست برای ارزیابی یک «سازه» طراحی شده‌اند؛ با این حال، ویژگی‌های روان‌شناختی (مانند افسردگی، اضطراب و غیره)، اغلب دارای تظاهرات متنوع محتوایی هستند؛ آن‌چنان که، مقیاس‌های اندازه‌گیری متناظر شامل یک یا چند مورد از حوزه‌های محوای ناهمگن برای دستیابی به اعتبار محتوا^۵ هستند [۱، ۲]. چن، وست و سوزا^۶ اعلام داشته‌اند که: «پژوهشگران علاقمند به حوزه اندازه‌گیری سازه، اغلب فرض می‌کنند که چندین حوزه مرتبط، ساختار کلی سازه مورد علاقه را تشکیل می‌دهند» [۳]. هال، لن و تدلی^۷ استدلال می‌کنند که «برخی از سازه‌های شخصیتی که در رشته ما در مورد آن‌ها پژوهش بسیاری صورت گرفته ... از اجزای فرعی متعددی تشکیل شده است» [۴]. در نتیجه، بسیاری از مقیاس‌ها که معمولاً مورد استفاده قرار می‌گیرند، کم و بیش هم مدل‌های اندازه‌گیری تک‌بعدی^۸ (یعنی یک عامل کلی^۹ نیرومند) و هم مدل اندازه‌گیری چند بعدی^{۱۰} (یعنی دو یا چند عامل مفهومی محدودتر و همبسته) را ارزیابی می‌کنند [۴، ۵].

دانشمندان از روش‌هایی مانند «مدل‌یابی معادله ساختاری (SEM)»^{۱۱} [۶]، و یا «نظریه پرسش پاسخ (IRT)»^{۱۲} [۷] برای عملیاتی‌سازی سازه‌های روان‌شناختی جهت بررسی تفاوت‌های فردی استفاده می‌کنند. با این حال، برای استفاده از برآوردهای SEM و IRT، پژوهشگران با مفروضه

13 . Local Independence.

14 . Common Factor.

15 . Local Dependence (LD).

16 . Correlated uniqueness (CU).

17 . Slope.

18 . Factor Loading.

19 . Mathematical Item Response Function (IRF).

20 . Item Characteristic Curve (ICC).

21 . Sigmoid.

22 . Logistics Models.

23 . Normal-Ogive Model.

1 . Personality.

2 . Psychopathology.

3 . Reliability.

4 . Validity.

5 . Content Validity.

6 . Chen, West, and Sousa .

7 . Hull, Lehn, & Tedlie.

8 . Unidimensional Measurement Model.

9 . General Factor.

10 . Multidimensional Measurement Model.

11 . Structural Equation Modeling (SEM).

12 . Item Response Theory (IRT).

عاملی متداول (عموماً غیرخطی^۹) با یک «عامل مشترک» برازش داشته باشد، مجموعه‌ای از n آزمون یا n سوال دوارزشی^{۱۰} تک‌بعدی خواهند بود» [۱۵]. مفهوم‌سازی هتی^{۱۱} با تعریف مک دونالد مطابقت دارد: «تک‌بعدی بودن به عنوان وجود یک «صفت پنهان» در داده‌ها تعریف می‌شود» [۱۶]. ریس و رویکی^{۱۲} اظهار داشتند: «مجموعه‌ای از پاسخ-های گویه‌ها تک‌بعدی هستند، در صورتی که اگر و تنها ماتریس پاسخ‌ها^{۱۳} پس از حذف یک عامل مشترک، مستقل باشند» [۱۴]. ریس و رویکی، نسخه ضعیف‌تر استقلال موضعی را در صورتی برقرار می‌دانند که «همبستگی‌های سهمی^{۱۴} بین گویه‌ها پس از استخراج نمرات عامل‌ها از عامل کلی^{۱۵} صفر باشد یا به طور معادل، همبستگی باقیمانده^{۱۶} گویه‌ها پس از استخراج یک عامل، صفر باشد» [۱۴]. وقتی داده‌ها تک‌بعدی باشند (یعنی پس از استخراج یک عامل که استقلال موضعی دارد) موارد زیر صادق است:

$$\text{معادله ۲، } L(X = x_1, x_2, \dots, x_I | \theta) = \prod_{i=1}^I P_i(\theta)^{x_i} Q_i(\theta)^{1-x_i}$$

معادله ۲ بیان می‌کند، احتمال درست‌نمایی یک الگوی پرسش - پاسخ دو ارزشی مشاهده شده X زمانی برقرار است که حاصل ضرب متوالی احتمال تأیید شرطی (P)، $X_i=1$ و احتمال تأیید نشدن شرطی $X_i=0$ باشد. در معادله ۲، مقادیر P و $Q=1-P$ ، به طور مستقیم از یک منحنی پرسش - پاسخ برآورد می‌شود (مانند معادله ۱). این احتمال درست‌نمایی، بیان ریاضی فرضیه تک‌بعدی بودن است و اساس ریاضی برای برآورد پارامترهای پرسش‌ها و کاربردهای بعدی IRT مثل نمره‌دهی و ارتباط گروهی از پرسش‌ها بر روی «صفت مشترک» را شکل می‌دهد [۱۴].

پژوهشگران در عمل می‌دانند، بسیاری از مقیاس‌های روان‌شناختی، «تک‌بعدی» نیستند (داده‌های پاسخ گویه‌هایی کاملاً تک‌بعدی ماهیتی نظری دارند و چنین داده‌هایی وجود ندارند) و این نقض در «استقلال موضعی» ممکن است باعث سطوحی از سوگیری شدید و یا حتی هیچ

[۱۲]. در پایین‌ترین سطوح توانایی، احتمال پاسخ درست صفر است و در بالاترین سطح توانایی نزدیک به یک است. رابطه بین یک صفت پنهان (θ) و احتمال پاسخ درست (P) به وسیله دو تابع لوجستیکی یا نرمال - اجایو نشان داده می‌شود [۱۲]. مدل‌های IRT حداکثر احتمال هر پاسخ را به عنوان تابعی از صفت پنهان (θ) و برخی پارامترهای پرسش مانند دشواری^۱ و تشخیص^۲ برآورد می‌کنند [۱۱]. مدل‌های IRT بر این ایده استوار هستند که احتمال پاسخ درست به یک پرسش، تابع ریاضی از پارامترهای «شخص» و «پرسش» است. پارامتر شخص به عنوان یک صفت پنهان (θ) تعبیر می‌شود [۱۱]. به عنوان مثال، معادله ۱، منحنی پرسش - پاسخ برای مدل لوجستیک دوپارامتریکی (2PL)^۳ برای پاسخ‌های گویه‌های دو ارزشی^۴ است. در این معادله، a_i شیب^۵ گویه، β_i موضع گویه، θ متغیر پنهان پیوسته و $1/70$ یک ضریب عاملی است که مقدار پارامتر شیب پرسش را در مدل‌های لوجستیکی با یک مدل نرمال - اجایو مقایسه می‌کند. دو منحنی حاصل از دو تابع لوجستیکی یا نرمال - اجایو زمانی تقریباً یکسان هستند که مقدار عدد D برابر با $1/70$ باشد ($D=1/70$) [۱۳]. در واقع عدد ثابت D، تفاوت بین توابع حاصل از لوجستیک یا نرمال - اجایو را به حداقل می‌رساند و بیانگر رابطه بین لوجیت‌ها^۶ و پروبیت‌ها^۷ است؛ هنگامی که مدل‌ها خیلی مشابه باشند، لوجیت تقریباً برابر با $1/7$ پروبیت است [۱۱، ۱۲، ۱۳].

$$\text{معادله ۱، } P_i(x=1 | \theta) = [1 + \exp(-1.7a_i(\theta - \beta_i))]^{-1}$$

برآورد دقیق پارامترهای پرسش در IRT به شدت به مفروضه «تک‌بعدی» بودن و «استقلال موضعی» مقیاس بستگی دارد [۱۴]. به عبارتی، قبل از به کارگیری مدل، آنچه که مهم است، بررسی این نکته می‌باشد که آیا مدل با داده‌ها سازگار است یا خیر؟ در زمینه اهمیت این موضوع مک‌دونالد^۸ اظهار داشت: «در صورتی که اگر و تنها یک مدل

9 . Non-Linear.
10 . Binary.
11 . Hattie.
12 . Reise SP, Revicki DA.
13 . Response matrix.
14 . Partial Correlations.
15 . General Factor.
16 . Residual Correlations.

1 . Difficulty .
2 . Discrimination.
3 . Two-parameter Logistic Model (2PL).
4 . Dichotomous.
5 . Slope.
6 . Logits.
7 . Probits.
8 . Mc Donald.

تک‌بعدی» بررسی باقیمانده‌ها^۵ پس از برازش یک مدل تک‌بعدی (یا چندبعدی) است [۲۲]. در این زمینه مک‌دونالد اظهار داشت: «اگر باقیمانده‌ها کوچک باشند، باز هم می‌توان فرضیه برازش را رضایت بخش ارزیابی کرد» [۱۵]. در اظهار نظری دیگر وی گفت: «مقدار کوواریانس‌های باقیمانده، مبنایی غیرآماری^۶ اما معقول برای قضاوت در مورد میزان عدم برازش^۷ مدل با داده‌ها است» [۱۵]. هم‌چنین، هتی پیشنهاد داد، هنگامی که پژوهشگران مجموع (مقادیر مطلق) باقیمانده‌ها را برای عامل‌ها استخراج می‌کنند، مقادیر باقیمانده‌ها برای عامل دوم نباید خیلی کوچکتر از عامل نخست باشد؛ با این حال، برای مقادیر باقیمانده هیچ نقطه برشی وجود ندارد که بر مبنای آن مشکلات ناشی از چند بعدی بودن را نشان دهد. مسلماً مقادیر باقیمانده ۰/۵۰ مشکلات جدی را ایجاد خواهد کرد؛ اما مقادیر باقیمانده ۰/۲۰، ۰/۱۰ و ۰/۰۵ در زمینه IRT، مشخص نیست [۱۶]؛ بنابراین به نظر می‌رسد، با یک مقدار باقیمانده خاص نمی‌توان اظهار داشت که آیا یک پارامتر گویه خاص دارای سوگیری یا تحریف شده است. مهم‌تر آنکه باقیمانده‌ها در مدل‌هایی که پارامتر گویه‌ها به صورت اشتباه برآورد شده‌اند، ممکن است کوچک باشند. برای مثال، همه مشکلات استقلال موضعی ناشی از وجود محتوای باقیمانده یک جفت گویه (یعنی گویه‌هایی که یک ویژگی پنهان ثانویه مشترک دارند)، منجر به مقادیر بالای باقیمانده نمی‌شود. باقیمانده یک جفت گویه ممکن است منجر به تحریف برآورد پارامترها شود (به عنوان مثال، بارهای عاملی به سمت ۱ و یا برآوردهای واگرای^۸ گویه به سمت بی‌نهایت سوق یابد)، حتی اگر مقادیر باقیمانده بسیار کوچک باشد [۱۹].

در ادبیات IRT، استفاده از برنامه کامپیوتری NOHARM که توسط فریسر^۹ و مک‌دونالد تدوین شد، روش دیگری است که برای ارزیابی «به حد کفایت تک‌بعدی بودن» استفاده می‌شود. این برنامه کامپیوتری از روش «تحلیل عاملی غیرخطی» که توسط مک‌دونالد [۱۵] پیشنهاد شده است، استفاده می‌کند [۲۰]. برنامه کامپیوتری DETECT

سوگیری نشود؛ بنابراین آنچه که صاحب‌نظران در این زمینه توصیه می‌کنند این است که داده‌ها باید «به حد کفایت تک‌بعدی»^۱ باشند. به عبارتی، داده‌ها باید «به حد کفایت تک‌بعدی» باشند تا پارامترهای مدل با سوگیری‌های محدود برآورد شوند [۹].

پژوهشگران مدت‌ها قبل از ظهور IRT، از مقادیر ویژه^۲ (مثلاً نمودار سنگ‌ریزه) برای ارزیابی اطلاعات ابعاد مقیاس‌ها استفاده می‌کردند؛ بنابراین جای تعجب نیست که پژوهشگران رویکرد IRT، از مقادیر ویژه برای قضاوت در مورد چند بعدی بودن استفاده کنند. به طور خاص، پژوهشگران به دنبال نسبت بالایی از مقادیر ویژه اول به دوم (برای نمونه، نسبت ۳ به ۱) مشتق شده از «ماتریس همبستگی اصلی»^۳ بودند. در این زمینه آکرمن^۴ اظهار داشت: «شواهد چند بعدی بودن را می‌توان با تشکیل نسبت مقادیر ویژه اول به دوم مشاهده کرد» [۱۷]. اگر از این مسئله که مقادیر ویژه اول به دوم مستقل از مدل است بگذریم، یک مشکل اساسی که با مقادیر ویژه اول به دوم برای ارزیابی «به حد کفایت تک‌بعدی» با آن روبه‌رو هستیم این است که این شاخص به طور غیرمستقیم در مورد اثرات مخرب چندبعدی بودن اطلاعات می‌دهد. همان‌طور که مک‌دونالد خاطر نشان می‌کند؛ «مهم است که تشخیص دهیم که هیچ رابطه مستقیمی بین نسبت واریانس ناشی از نخستین عامل مشترک وجود و یا نبود عامل‌های مشترک اضافی وجود ندارد» [۱۲]. این بدان معنا است که حتی ماتریس‌های پاسخ گویه‌های چندبعدی نیز ممکن است نسبت مقدار ویژه اول به دوم بالایی داشته باشند؛ بنابراین اگر نسبت ویژه بسیار بالا باشد (برای مثال، نسبت ۳۰ به ۱)، دیگر نیازی به بررسی ابعاد نیست؛ بنابراین نگرانی اصلی در مورد ابعاد ثانویه است [۱۴]. به طور کلی، آزمون سنگ‌ریزه تعداد ابعاد را بیش از حد برآورد می‌کند. همچنین در این روش از هیچ آزمون آماری استفاده نمی‌شود؛ زیرا آزمون سنگ‌ریزه یک روش اکتشافی در مورد تعداد ابعاد است و یک روش آماری آزمون فرضیه نیست [۱۴، ۱۸].

یک رویکرد امیدوارکننده‌تر برای ارزیابی «به حد کفایت

5 . Residual.
6 . Non-statistical
7 . Misfit
8 . Item discrimination
9 . Fraser, C.

1 . Unidimensional Enough.
2 . Eigenvalues.
3 . Original Correlation Matrix.
4 . Ackerman.

بافکتر تأییدی نمایش واقعی تری از سازه‌های روان‌شناختی ارائه می‌دهند [۲۲، ۲۳، ۲۷، ۲۸]. مقاله حاضر تأکید بیشتری بر ارزیابی بعدپذیری و به خصوص ارزیابی «به حدکفایت تک‌بعدی بودن» مقیاس‌های روان‌شناختی دارد؛ با این حال؛ گاهی اوقات پژوهشگران تمایل دارند نمرات «خرده دامنه‌ها» را که «خرده نمره» نامیده می‌شوند، همراه با نمره کل تفسیر کنند؛ زیرا ممکن است هنگامی که نمره‌های خرده دامنه‌ها اطلاعات تشخیصی مهمی در مورد بخش‌های خاصی از توانمندی‌ها و ضعف‌ها ارائه دهند، اهمیت پیدا کنند. بنابراین، زمانی که شواهد نظری و روان‌سنجی برای مناسب بودن تفسیر خرده دامنه‌ها وجود دارد، استفاده از نمرات خرده دامنه‌ها ممکن است همبستگی‌های مرتبط، تفاوت‌های گروهی یا نتایج دیگری را آشکار کند که وقتی فقط از نمره کل استفاده می‌شود، چنین نتایجی پنهان یا تعدیل می‌شود [۲].

باتوجه به آنچه بیان شد پژوهش حاضر دو هدف کلی دارد: ۱. ارزیابی بعدپذیری مقیاس‌های روان‌شناختی (تک‌بعدی یا چند بعدی بودن) و ۲. بررسی ارزش آماری و امکان استفاده از نمره خرده دامنه‌ها. این دو هدف با تأکید بر مدل CFA بافکتر بررسی شد.

روش

این یک مطالعه مروری است که با استفاده از کتاب‌ها، مقالات و رساله‌هایی که متن کامل آن‌ها در دسترس بود و به نحوی با روش تحلیل عاملی تأییدی بافکتر ارتباط داشت، انجام شد.

برای درک بهتر رویکرد SEM و به خصوص تبیین مدل CFA بافکتر و شاخص‌های آماری مربوط به آن در ارزیابی بعدپذیری و استفاده از نمرات خرده دامنه‌ها، از مقیاس خوب زیستن^۶ یوسفی که سلامت روانی مثبت را ارزیابی می‌کند، استفاده شد [۲۹]. این مقیاس شامل ۱۸ گویه است و ۴ عامل بهزیستی هیجانی (گویه‌های ۱، ۲ و ۳)، بهزیستی اخلاقی (گویه‌های ۴، ۵، ۶ و ۷)، بهزیستی اجتماعی (گویه‌های ۸، ۹، ۱۰، ۱۱ و ۱۲) و بهزیستی روان‌شناختی (گویه‌های ۱۳، ۱۴، ۱۵، ۱۶، ۱۷ و ۱۸) را اندازه‌گیری می‌کند. نمره‌گذاری مقیاس به صورت طیف

نیز روش دیگری برای ارزیابی ابعاد است که در حوزه مدل‌های IRT تک‌بعدی به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲۱].

در SEM، اگر چه اثرات سوگیری بالقوه داده‌های چندبعدی به یک مدل اندازه‌گیری تک‌بعدی به خوبی شناخته شده است (برای مثال، برآوردهای سوگیرانه می‌تواند منجر به برآورد ضرایب ساختاری سوگیرانه شود)؛ اما توجه کمتری به آن شده است. زیرا پژوهشگران حوزه SEM تمرکز بیشتری بر «برازش»^۱ دارند تا بررسی یک «مدل ساختاری کامل» [۲، ۲۲، ۲۳]. علی‌رغم اهمیت بررسی مفروضه ابعاد، نه تنها تعریف مورد توافقی از آن بین روان‌سنج‌ها وجود ندارد، بلکه روش‌ها و شاخص‌های متنوعی برای ارزیابی ابعاد پیشنهاد شده است، آن‌چنان که هتی هشتاد نوع شاخص مختلف را شناسایی کرد. وی اذعان داشت که این شاخص‌ها و روش‌ها ماهیتی پیش‌تجربی داشته و بر هیچ تعریف روشن و دقیقی از ابعاد استوار نیست [۲۴].

اخیراً استفاده از مدل‌های بافکتر برای بررسی بعدپذیری و ارزیابی ارزش خرده‌دامنه‌های مقیاس‌های روان‌شناختی محبوبیت فراوانی پیدا کرده است [۲۲]. مدل‌های بافکتر با دو روش اکتشافی (تحلیل بافکتر اکتشافی^۲) [۲۸] و تأییدی (تحلیل بافکتر تأییدی) [۲، ۲۲] برآورد می‌شوند. تحلیل بافکتر اکتشافی، صرفاً شکلی از تحلیل عاملی اکتشافی (EFA)^۳ با استفاده از روش چرخش خاص مدل بافکتر یعنی چرخش اشמיד - لیمن^۴ [۵] و چرخش جنریج - بنتلر^۵ [۲۵] است، با این تفاوت اساسی که علاوه بر استخراج عامل‌های گروهی زیربنایی، باید یک عامل کلی نیز استخراج شود؛ بنابراین کاربرد آن زمانی است که پژوهشگران دانش کافی در مورد تعیین الگوهای زیربنایی ابزار ندارند یا در مرحله ابتدایی تحلیل عاملی هستند [۲۶]. از آنجایی که رویه‌های انجام تحلیل بافکتر اکتشافی به خوبی شناخته و تثبیت نشده است [۳۰]، تمرکز این مقاله بر تحلیل بافکتر تأییدی است که رویه‌های انجام آن به خوبی شناخته و تثبیت شده است؛ به خصوص اینکه پژوهشگران بسیاری نشان داده‌اند که مدل‌های تحلیل

- 1 . Fit.
- 2 . Exploratory Bifactor Analysis.
- 3 . Exploratory Factor Analysis (EFA).
- 4 . Schmid-Leiman Transformation.
- 5 . Jennrich-Bentler.

6 . Subscores.

7 . Good Life Scale.

شرکت‌کنندگان پژوهش به عنوان بخشی از مقیاس به آن پاسخ می‌دهند. «گوبه» و «شاخص» اصطلاحاتی هستند که ممکن است به جای یکدیگر مورد استفاده قرار گیرند؛ ولی «شاخص» باید با عنوان کلی‌تری درک شود [۲۲]. در CFA، تعداد عامل‌ها (متغیرهای پنهان) زیربنای گروهی از شاخص‌ها هستند و الگوی ارتباطی بین شاخص‌ها و عامل‌ها از قبل مشخص است. مدل مربوطه با استفاده از حداکثر درست‌نمایی یا سایر تکنیک‌ها برآورده می‌شود. مدل مشخص شده برای مقیاس، «مدل اندازه‌گیری»^۳ نامیده می‌شود؛ زیرا ادعا می‌کند که چگونه مقیاس، سازه‌ای را که برای ارزیابی آن طراحی شده است، اندازه‌گیری می‌کند. هنگامی که یک شاخص آشکارا و به طور مستقیم به یک عامل مرتبط می‌شود، گفته می‌شود که روی آن عامل «بار»^۴ دارد. از آنجایی که مدل‌ها قبل از برآورد مشخص می‌شوند، می‌توان از CFA برای آزمودن این فرضیه که مدل تخمین زده شده تا چه اندازه داده‌های نمونه را به خوبی توصیف می‌کنند، استفاده کرد. علاوه بر این، CFA برای بررسی شدت رابطه بین شاخص‌ها و عامل‌ها و رابطه عامل‌ها با یکدیگر استفاده می‌شود؛ بنابراین کاربرد CFA برای تحلیل و ارزیابی مدل‌های نظری، ترکیب و ابعاد سازه‌های در حال اندازه‌گیری مناسب است [۲۲، ۲۳]. می‌توان با استفاده از مبانی نظری و تکنیک‌های تحلیل عاملی تأییدی برای مقیاس خوب زیستن یوسفی [۲۹]، دستکم پنج مدل را در نظر گرفت. این پنج مدل (جدول ۱) بر مبنای مطالعه یوسفی [۳۳] و با توجه به الگو برداری از مطالعه دوبر [۲۳] استخراج شد. این پنج مدل شامل: ۱. مدل تک عاملی تأییدی که در آن ۱۸ گوبه بر روی عامل کلی خوب زیستن بار گرفته‌اند؛ ۲. مدل CFA صفات ناهمبسته با چرخش متعامد^۵ که در آن چهار عامل بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی با هم همبسته نیستند؛ ۳. مدل CFA صفات همبسته با چرخش متمایل^۶ که در آن چهار عامل بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی با هم همبسته می‌باشند؛ ۴. مدل CFA مرتبه بالاتر که عامل کلی خوب زیستن با استفاده از یک چرخش متعامد صرفاً با

لیکرت ۵ درجه‌ای از کاملاً شبیه من است (۵) تا کاملاً برعکس من است (۱) می‌باشد [۲۹]. در مطالعه یوسفی با استفاده از تحلیل عاملی اکتشافی ۴ عامل بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی احراز شد و نتایج با استفاده از تحلیل عاملی تأییدی تأیید شد. مقیاس خوب زیستن با مقیاس سلامت روانی کامل که یس [۲۸] همبستگی مثبت و با مقیاس افسردگی بک همبستگی منفی داشت. پایایی مقیاس با استفاده از ضریب آلفای کرونباخ برای همه عامل‌ها بیشتر از ۰/۸۰ به دست آمد [۲۹]. جامعه آماری پژوهش حاضر، شامل همه دانشجویان دانشگاه آزاد اسلامی واحد گرمسار در سال تحصیلی ۱۴۰۲-۱۴۰۳ بود که از این جامعه آماری نمونه‌ای به حجم ۵۱۲ نفر (۲۳۵ نفر پسر و ۲۷۷ نفر دختر) با روش نمونه‌گیری در دسترس انتخاب شدند و به پرسش‌های مقیاس خوب زیستن یوسفی [۲۹] پاسخ دادند.

برای برآورد و ترسیم مدل‌های مختلف تحلیل عاملی تأییدی (CFA) برای مقیاس خوب زیستن که در جدول ۱، ارائه شده است، از نرم افزار لیزرل^۱ نسخه ۸/۸ استفاده شد. از آنجایی که در این پژوهش از نرم‌افزار R نسخه ۴/۳/۳ برای تخمین همه شاخص‌های آماری مربوط به مدل CFA بایفکتر استفاده شد؛ نخست، لازم بود که مدل CFA تک‌بعدی (مدل ۱، در جدول ۱)، و مدل CFA بایفکتر (مدل ۵، در جدول ۱) در این نرم‌افزار برآورد شوند. برای این منظور از بسته‌های آماری lavaan [۳۰] haven و semPlot استفاده شد. در نهایت بسته آماری BifactorIndicesCalculator [۳۱] برای برآورد همه شاخص‌های آماری مربوط به مدل CFA بایفکتر به کار گرفته شد.

نتایج

مدل‌های مختلف CFA برای ارزیابی بُعدپذیری و ارزش خرده دامنه‌ها

تحلیل عاملی به طیف گسترده‌ای از تکنیک‌ها اشاره دارد که هدف آن توصیف واریانس و کوواریانس بین مجموعه‌ای از متغیرهای آشکار به نام «شاخص‌ها»^۲ از مسیر کاربست متغیرهای پنهان پیوسته به نام «عامل‌ها» است. شاخص‌ها تقریباً همیشه گوبه‌هایی هستند که

3 . Measurement Model.

4 . Load.

5 . Orthogonal Rotation.

6 . Oblique Rotation.

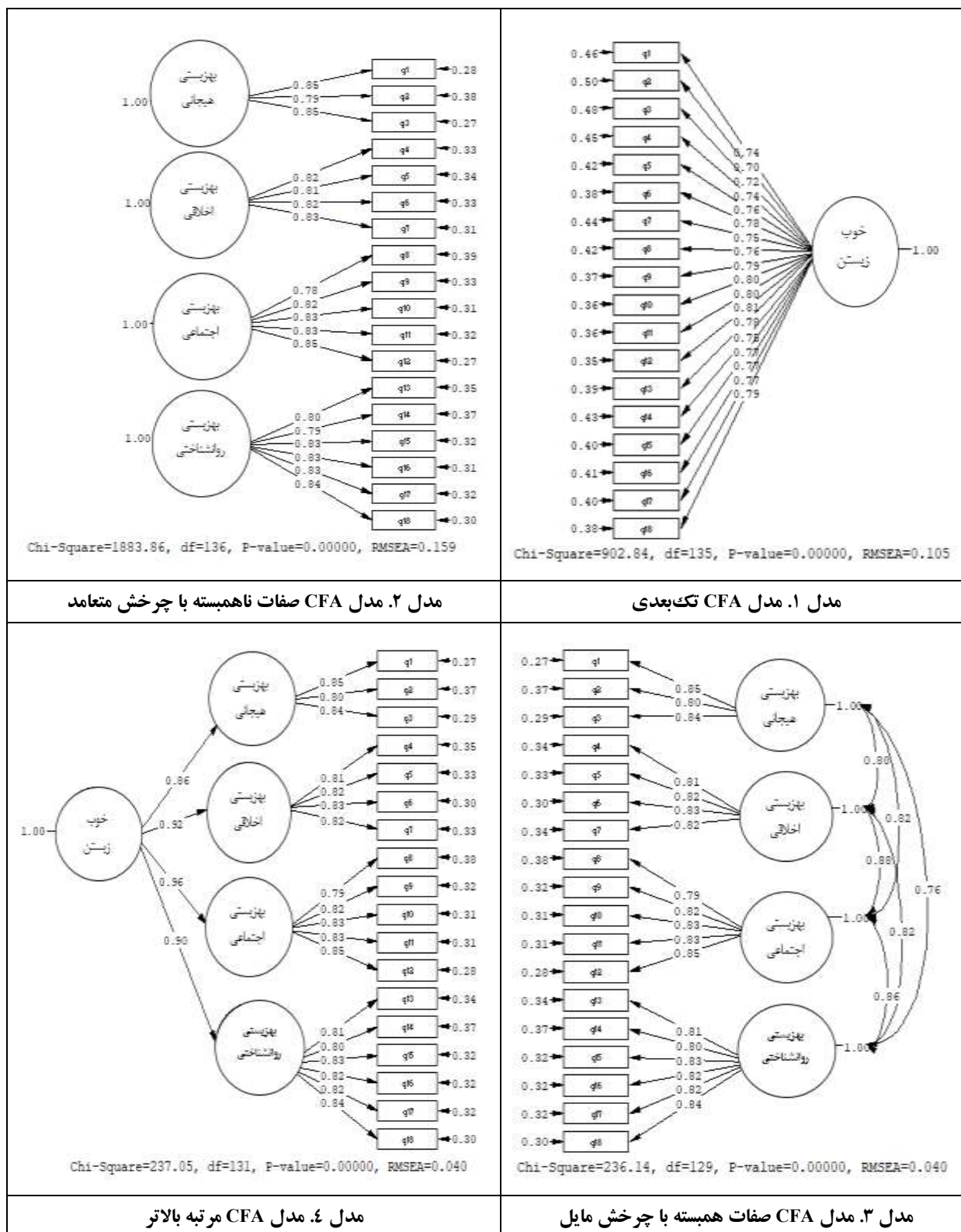
1 . LISREL.

2 . Indicators.

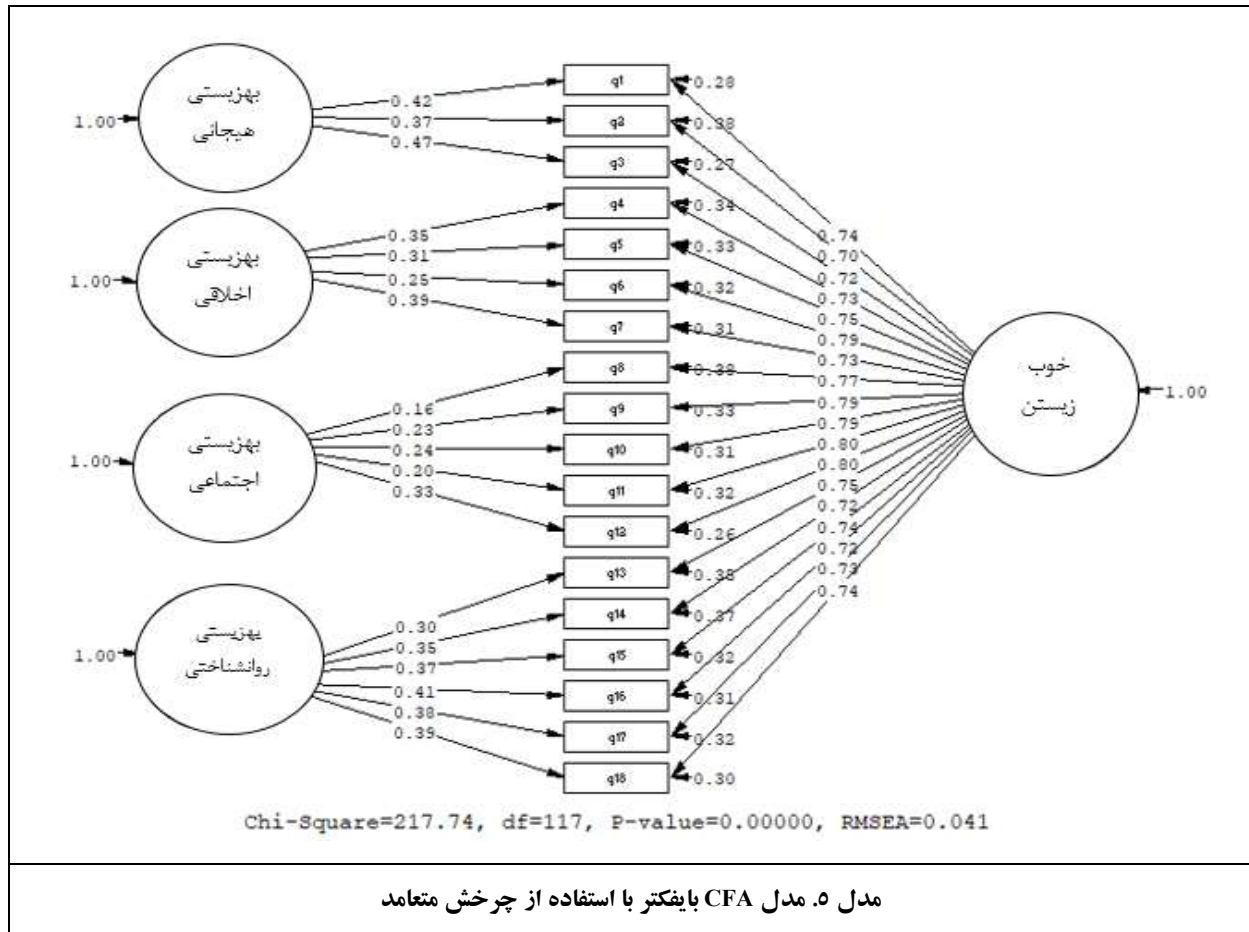
خرده مقیاس بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی با گویه‌های مربوطه ارتباط دارند (جدول ۱ و مدل‌های ۱ تا ۵). در ادامه این ۵ مدل تبیین شد.

چهار عامل بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی همبسته هستند؛ و ۵. مدل تحلیل عاملی تأییدی بافکتر که علاوه بر عامل کلی خوب زیستن چهار

جدول ۱. مدل‌های مختلف CFA مقیاس خوب زیستن



ادامه جدول ۱. مدل‌های مختلف CFA مقیاس خوب زیستن



مدل CFA تک‌بعدی

تک‌بعدی بودن یک فرضیه کلیدی در هر دو رویکرد SEM و IRT است. مدل تک‌بعدی، فرضیه یک عامل واحد را برای تبیین واریانس متغیرهای آشکار (یعنی واریانس نمرات مقیاس در همه گویه‌ها) بدون تمایز بین خرده دامنه‌های فرعی ارائه می‌کند. در مدل ۱ در جدول ۱، مدل تک‌بعدی مقیاس خوب زیستن ارائه شده است. در این مدل، مجموعه‌ای از بارهای عاملی برآورد شده، رابطه بین عامل واحد (صفت پنهان مشترک) با هر یک از شاخص‌های آشکار (گویه‌ها) را مشخص می‌کند. یک عبارت خطا نیز برای هر گویه برآورد شده و بیانگر آن است که گویه نمی‌تواند تبیین کاملی از متغیر پنهان ارائه کند. بارهای عاملی استاندارد شده را می‌توان با هم مقایسه کرد و بارهای عاملی کوچک‌تر با درجه بالاتری از خطا همراه بود؛ بنابراین پاسخ به آن گویه، اطلاعات کمتری از صفت پنهان را ارائه می‌دهد. مدل

تک‌بعدی متداول‌ترین مدل کاربردی (یا فرضی) در روان‌سنجی است، زیرا می‌توان از آن برای استفاده از یک نمره کل (نمره واحد) جهت اندازه‌گیری یک صفت (توانایی) استفاده کرد. هنگامی که یک مقیاس تک‌بعدی است (مانند مدل ۱) کوواریانس بین شاخص‌ها با یک عامل پنهان یا بعد ارتباط دارند. اصولاً در این مدل همه شاخص‌ها با یکدیگر همبستگی خواهند داشت و بر روی یک عامل همگرا می‌شوند [۳۲]. در صورتی که یک مدل تک‌بعدی برای یک مقیاس به اندازه کافی با داده‌ها برازش داشته باشد، نمره کل را می‌توان به صورت منطقی تفسیر کرد [۳۳]. با این حال، فرض تک‌بعدی بودن مقیاس، یک فرض بسیار نیرومند است که به ندرت به طور کامل برآورده می‌شود [۳۴]. حتی مقادیر کمی از ناهمگونی سازه می‌تواند بیانگر عدم برازش مدل تک‌بعدی CFA باشد [۳۵]؛ اما در برخی از موارد این ناهمگونی مانعی برای تفسیر نمره کل یا مدل اندازه‌گیری تک‌بعدی CFA نیست [۳۶، ۹]؛ بنابراین در حالی که برازش

دامنه استفاده می‌کنند، مناسب‌تر هستند. به طور کلی، مدل CFA صفات همبسته (مدل ۳)، مدلی نابسنده در نظر گرفته می‌شود؛ زیرا عامل‌های همبسته دلالت بر وجود یک یا چند «عامل مرتبه بالاتر»^۱ یا «سلسله مراتبی»^۲ دارند که باید توجیه شوند [۳۹].

مدل CFA مرتبه بالاتر (مدل سلسله مراتبی غیر مستقیم)

در مدل CFA مرتبه بالاتر، عامل‌های مرتبه نخست (صفات پنهان مرتبه نخست)، یک مدل اندازه‌گیری برای شاخص‌ها (گویه‌ها) تشکیل می‌دهند، درحالی‌که عامل مرتبه دوم (صفت پنهان مرتبه دوم)، یک مدل اندازه‌گیری برای عامل‌های مرتبه نخست (صفات پنهان مرتبه نخست) است. مدل ۴، ساختار مدل CFA مرتبه بالاتر مقیاس خوب زیستن را نشان می‌دهد. در این مدل، چهار صفت پنهان مرتبه نخست و یک صفت پنهان مرتبه بالاتر (عامل مرتبه بالاتر) وجود دارد. در مدل مرتبه بالاتر (مدل ۴)، صفت پنهان مرتبه بالاتر، تأثیر غیرمستقیم بر شاخص‌های آشکار (گویه‌ها) دارد. مک‌دونالد از این مدل‌ها تحت عنوان «مدل‌های سلسله مراتبی غیر مستقیم»^۳ یاد می‌کند [۴۰] که اصطلاحی است که متعاقباً توسط دیگران نیز پذیرفته شده است [۳۶، ۴۱]. در مدل‌های سلسله مراتبی غیر مستقیم، تأثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) توسط صفات پنهان مرتبه نخست میانجی می‌شود [۴۲]. در این مدل‌ها، میزان تأثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) می‌بهم است و پرسش مهمی که پیش می‌آید این است که آیا میزان تأثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) به طور کامل توسط صفات پنهان مرتبه نخست میانجی می‌شود؟ [۳۴، ۴۲].

مدل CFA بایفکتر (مدل سلسله مراتبی مستقیم)

مدل‌های بایفکتر، نوعی مدل اندازه‌گیری هستند که علاوه بر کاربرد در چارچوب CFA [۲۶] و EFA [۲۵]، در چارچوب نظریه IRT نیز مورد استفاده قرار می‌گیرند [۴۳]. در یک مدل بایفکتر، پاسخ گویه‌ها به عنوان تابعی از یک عامل کلی و مشترک (مشابه عامل مرتبه بالاتر در مدل

مناسب یک مدل تک‌بعدی CFA برای تفسیر نمره کل کافی است، برازش کم مدل تک‌بعدی CFA مانع از تفسیر موجه نمره کل نمی‌شود [۱]. در اینجا، یک پرسش کلیدی متخصص روان‌سنج هنگام کاربرد این مدل این است که «آیا این مقیاس تک‌بعدی است؟» به گفته دیگر، «آیا می‌توان نسبت بالایی از واریانس نمرات دامنه را با ارجاع به همان سازه زیربنایی توضیح داد؟»

مدل CFA صفات ناهمبسته و مدل CFA صفات همبسته

در یک چرخش متعامد عامل‌های استخراجی ناهمبسته هستند. تفسیر این عامل‌های متعامد بدون پیچیدگی است، زیرا هر عامل متمایز از سایر عامل‌ها در نظر گرفته می‌شود [۳۷]. مدل ۲ (مدل CFA صفات ناهمبسته)، یک مدل اندازه‌گیری ساختاری متعامد، برای یک ساختار چندبعدی مقیاس خوب زیستن را نشان می‌دهد. در این مدل متعامد چهار صفت پنهان وجود دارد که با هم ناهمبسته هستند. هنگامی که از یک چرخش متمایل برای عامل‌های چندگانه استفاده شود، صفات پنهان دیگر ناهمبسته نیستند، بلکه بین آنها همبستگی وجود دارد. مدل ۳، (مدل CFA صفات همبسته) برای مدل اندازه‌گیری مقیاس خوب زیستن، با چهار صفت پنهان را نشان می‌دهد. تفسیر عامل‌های همبسته به دلیل وجود کوواریانس بین صفات پنهان پیچیده است. در حالی که شاخص‌های نکویی برازش مناسب مدل CFA صفات همبسته اغلب به عنوان توجیهی برای استفاده از تفسیر چندبعدی و به کارگیری خرده دامنه‌ها به کار می‌رود؛ این دیدگاه نمی‌تواند تصدیق کند درجه چندبعدی بودن ممکن است بی‌اهمیت باشد، زمانی که در آن تفسیر تک‌بعدی بودن، احتمالاً مناسب‌تر است [۳۸]. یعنی، اگر خرده دامنه‌ها در مدل CFA صفات همبسته، همبستگی نیرومندی داشته باشند، آنگاه ممکن است خرده نمره‌های فرعی تا حدود زیادی زائد به نظر برسند و فقط باید یک نمره کل قابل تفسیر باشد [۲۳]. در یک مدل CFA صفات همبسته، تعیین اینکه آیا تفسیر خرده دامنه‌ها جدا از نمره کل مفید است یا خیر، دشوار است؛ به همین خاطر اغلب برای بحث دقیق ابعاد یک مقیاس، مدل‌هایی که از یک منبع کلی واریانس (مانند یک مدل تک‌بعدی) و هم از واریانس منابع خاص (مدل CFA صفات همبسته) خرده

^۱ . Higher-Order.

^۲ . Hierarchical Factor.

^۳ . Indirect Hierarchical Model.

تصادفی»^۳ است. این بدان معنا است که منابع کلی، گروهی و خاص واریانس، بیانگر منابع سیستماتیک، تکرارپذیر و قابل اعتماد واریانس هستند [۳۶]. بنابراین، مدل بایفکتر که شامل منابع کلی و گروهی واریانس مشترک است، به وضوح «چند بعدی» است؛ به عبارتی دارای منابع مشترک چندگانه واریانس گویه‌ها و کوواریانس بین گویه‌ها است [۲۳] با این حال، این به این معنی نیست که «سازه چند بعدی» است یا این سازه «ترکیبی از ابعاد» است، بلکه صرفاً به این معنی است که در یک «نمره ترکیبی وزن دار واحد» بیش از یک منبع واریانس سیستماتیک وجود دارد [۲۶]. برای اینکه عامل کلی به عنوان بعد اولیه قابل تفسیر باشد، منطقی است که لازم است که مقدار واریانس تبیین شده عامل کلی نسبت به مقدار واریانس تبیین شده به وسیله عامل‌های خاص قابل توجه باشد. شاخص‌های آماری گوناگونی که تقسیم‌بندی واریانس و کوواریانس محاسبه شده از پارامترهای مدل بایفکتر را برآورد می‌کند، اشباع شده است و می‌توان از آن‌ها برای ارزیابی بعدپذیری داده‌ها استفاده کرد [۱].

در یک مدل CFA بایفکتر تقسیم‌بندی کوواریانس و واریانس دو هدف عمده را فراهم می‌سازد: ۱. اثرات سوگیری چندبعدی را می‌توان در نظر گرفت، که این امکان برآورد دقیقی از ضرایب مرتبط با عامل کلی را فراهم می‌سازد [۵] و ۲. تقسیم‌بندی واریانس امکان بررسی تک‌بعدی یا چندبعدی بودن را فراهم می‌کند. اگر یک عامل کلی میزان قابل توجهی از واریانس گویه‌ها را تبیین کند، داده‌های چندبعدی را بدون سوگیری زیاد می‌توان تک‌بعدی در نظر گرفت [۴۶]. برای دستیابی به این اهداف انواع شاخص‌های آماری کمکی برای مدل‌های بایفکتر توسعه یافته‌اند. این شاخص‌های مدل CFA بایفکتر، انواع مختلفی از «ضرایب پایایی» و انواع «شاخص‌های واریانس تبیین شده»^۴ و غیره را شامل می‌شوند که در ادامه این شاخص‌ها تبیین خواهند شد.

شاخص‌های آماری مربوط به مدل بایفکتر برای ارزیابی بعدپذیری

یک بررسی دقیق از بارهای عاملی بین گویه‌ها و عامل

سلسله‌مراتبی غیر مستقیم، که به طور مستقیم با شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) ارتباط دارد و عامل‌های گروهی خاص (صفات پنهان گروهی خاص) که با شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) مربوط به آن عامل خاص (صفت پنهان خاص) به طور مستقیم ارتباط دارند، در نظر گرفته می‌شود [۹، ۱۰، ۳۷]؛ بنابراین در یک مدل بایفکتر، دو بار عاملی برآورد خواهد شد؛ یکی بیانگر رابطه با عامل کلی و دیگری نشان‌دهنده رابطه با عامل خاص می‌باشد [۴۴]. از آنجایی که عامل کلی و عامل‌های خاص به طور همزمان در یک مدل بایفکتر برآزش دارند، زمانی که واریانس مشترک از عامل کلی حذف شود، عامل‌های خاص برآوردی از واریانس مشترک را در میان مجموعه‌ای از گویه‌ها ارائه می‌دهند و این نشان می‌دهد، احتمالاً عامل‌های خاص باید به عنوان عامل‌های باقی‌مانده ناشی از عامل کلی تفسیر شوند، نه عامل‌های جداگانه یا مستقل که معمولاً از طریق یک مدل CFA با صفات همبسته مدل‌سازی می‌شود [۴۵]. با این حال در یک مدل CFA بایفکتر، تحت شرایطی امکان استفاده از نمرات خرده دامنه‌ها وجود دارد [۲]. به طور کلی می‌توان گفت؛ در مدل CFA بایفکتر، هم عامل کلی و هم خرده دامنه‌های گروهی خاص بر شاخص‌های آشکار تأثیر مستقیمی دارند و برخلاف «مدل سلسله‌مراتبی غیر مستقیم»، خرده دامنه‌های گروهی خاص بین عامل کلی و شاخص‌های آشکار، نقش میانجی ندارند [۴۱]. در پیشینه پژوهش، به مدل‌های بایفکتر، «مدل سلسله‌مراتبی مستقیم»^۱ نیز گفته می‌شود [۴۲].

تقسیم‌بندی واریانس در مدل CFA بایفکتر

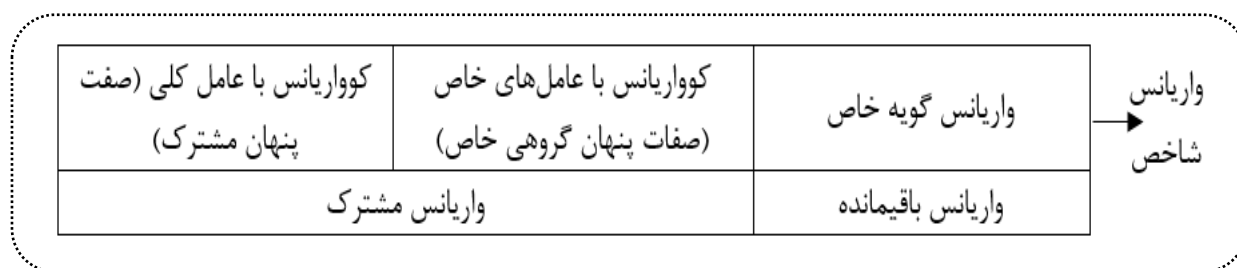
در یک مدل CFA بایفکتر، شاخص‌ها هم بر روی عامل کلی و هم بر روی یک عامل خاص بار عاملی دارند؛ بنابراین واریانس و کوواریانس هر گویه به سه جزء تقسیم می‌شوند: ۱. کوواریانس با عامل کلی؛ ۲. کوواریانس با عامل خاص و ۳. واریانس با عامل خاص گویه (شکل ۱). کوواریانس ناشی از عامل کلی و عامل گروهی، «درصد واریانس مشترک»^۲ گویه را نشان می‌دهد و واریانس با عامل خاص هر گویه که برای هر گویه منحصره‌فرد است (با هیچ گویه دیگری به اشتراک گذاشته نمی‌شود) منتسب به «واریانس خطای

3 . Random Error Variance.

4 . Variance Explained Indices.

1 . Direct Hierarchical Model.

2 . Percent of Common Variance.



شکل ۱. نحوه تقسیم بندی واریانس در مدل CFA بایفکتر

ب. ضریب امگا سلسله‌مراتبی (امگا اچ) ω_H

درحالی‌که ضریب امگا (ω) برآورد نسبت واریانس نمره کل تبیین شده در مدل بایفکتر است؛ ضریب «امگا سلسله‌مراتبی (ω_H)»^۴ برآورد نسبت واریانس نمره کل تبیین شده در مدل بایفکتر توسط عامل کلی است [۴۷، ۴۸، ۴۹] و مانند فرمول ۱ است، با این تفاوت که در صورت کسر فقط بارهای عاملی عامل کلی در نظر گرفته می‌شود [۴۹]. فرمول ۲، مربوط به «امگا سلسله‌مراتبی (ω_H)» است.

فرمول ۲. فرمول ضریب امگا سلسله‌مراتبی (ω_H)

$$\omega_H = \frac{\sum_i (\lambda_{i,G})^2}{\sum_i (\lambda_{i,G})^2 + \sum_j \sum_i (\lambda_{i,S_j})^2 + \sum_i (1-h_i^2)}$$

ج. امگا خرده مقیاس‌ها (ω_S)

امگا اس (ω_S) برآوردی از پایایی ترکیبی خرده دامنه‌ها است که می‌توان آن را برای هر عامل خاص محاسبه کرد. شاخص امگا اس (ω_S) فرمولی شبیه امگا (ω) دارد [۳۴] با این تفاوت که فقط گویه‌های یک عامل خاص را شامل می‌شود:

فرمول ۳. فرمول ضریب امگا اس (ω_S)

$$\omega_S = \frac{\sum_i (\lambda_{i,G})^2 + \sum_i (\lambda_{i,S})^2}{\sum_i (\lambda_{i,G})^2 + \sum_i (\lambda_{i,S})^2 + \sum_i (1-h_i^2)}$$

در فرمول ۳، i بر روی گویه‌هایی که بر عامل خاص S بار عاملی دارند، متفاوت است.

د. امگا سلسله‌مراتبی خرده مقیاس (ω_{HS})

زمانی که یک مدل بایفکتر برای داده‌های چندبعدی مناسب باشد، منطق ضریب ω_H را می‌توان با محاسبه واریانس عامل منحصر به فرد با هر عامل گروهی پس از تقسیم واریانس با یک عامل کلی به خرده دامنه‌ها تعمیم

کلی و عامل‌های خاص در یک مدل بایفکتر، اطلاعاتی را در رابطه با نیرومندی عامل کلی و عامل‌های خاص ارائه می‌دهد [۲۳]. با این حال، پژوهشگران برای ارزیابی جامع ساختار این عامل‌های پنهان، استفاده از چندین شاخص مبتنی بر مدل را پیشنهاد می‌دهند. این شاخص‌ها به پژوهشگران کمک می‌کنند تا نیرومندی عامل کلی و عامل‌های خاص، مقدار اندازه‌ای که نمره کل سازه مورد نظر را انعکاس می‌دهند و میزان قابل اعتماد و کاربردی بودن نمره‌های خرده دامنه‌ها را ارزیابی می‌کنند [۱، ۳۴]. این شاخص‌ها شامل:

الف. ضریب امگا (ω)

ضریب امگا (ω)، یک برآورد مبتنی بر مدل از پایایی ترکیبی^۱ نمره کل است [۴۰]. ضریب امگا، مقدار واریانس را در نمره کل مشاهده شده که به همه منابع مدل شده^۲ واریانس مشترک نسبت داده شده است را برآورد می‌کند [۴۷، ۴۸]. در حالی که ضریب امگا به طور معمول در مدل‌های تک‌بعدی به کار می‌رود؛ زینبرگ، ریوال، یوال و لی^۳ از فرمول ۱، برای محاسبه ضریب امگا بر اساس پارامترهای یک مدل بایفکتر استفاده کرد [۴۹]:

فرمول ۱. فرمول ضریب امگا

$$\omega = \frac{\sum_i (\lambda_{i,G})^2 + \sum_j \sum_i (\lambda_{i,S_j})^2}{\sum_i (\lambda_{i,G})^2 + \sum_j \sum_i (\lambda_{i,S_j})^2 + \sum_i (1-h_i^2)}$$

در فرمول ۱، i بر روی همه گویه‌های مدل بایفکتر متفاوت است، z نیز بر روی همه عامل‌های خاص متفاوت است. λ_{i,S_j} بار عاملی گویه i بر روی عامل کلی است. λ_{i,S_j} بار عاملی گویه i بر روی عامل خاص z می‌باشد. h_i^2 اشتراک گویه i است.

1 . Composite Reliability.

2 . Modeled.

3 . Zinbarg RE, Revelle W, Yovel I, Li W.

4 . Coefficient Omega Hierarchical.

را «ECV بعد خاص»^۵ نامیدند [۵۱] و به عنوان نسبت واریانس همه گویه‌هایی که از عامل خاص ناشی می‌شوند، تفسیر می‌شود [۲]. این شاخص با استفاده از فرمولی مشابه فرمول ECV (فرمول ۵) محاسبه می‌شود؛ با این تفاوت که در صورت کسر به جای بارهای عاملی عامل کلی، از بارهای عاملی عامل خاص استفاده می‌شود. برای محاسبه آن از همه گویه‌های موجود در مقیاس استفاده می‌شود [۵۱] (فرمول ۶).

فرمول ۶. شاخص واریانس مشترک تبیین شده بعد خاص

$$ECV_{SG} = \frac{\sum_i \lambda_{iS}^2}{\sum_i \lambda_{iG}^2 + \sum_j \lambda_{iSj}^2}$$

در فرمول ۶، i بر روی هر گویه و z بر روی هر عامل متفاوت است و S یک عامل خاص است.

ز. ECV عامل خاص با توجه خودش (ECV_{SS})

رویکرد دیگر برای محاسبه شاخص ECV در مدل بایفکتر این است که فقط گویه‌های بارگذاری شده روی عامل خاص مورد توجه قرار گیرد که دوبر این نوع شاخص ECV را شاخص «ECV عامل خاص با توجه خودش»^۶ نامید [۲]. ECV_{SS} نسبت واریانس واریانس مشترک در یک خرده دامنه است که منحصرأً برای عامل خاص آن خرده دامنه محاسبه می‌شود [۲۲]. (فرمول ۷).

فرمول ۷. ECV عامل خاص با توجه خودش، (ECV_{SS})

$$ECV_{SS} = \frac{\sum_i \lambda_{iS}^2}{\sum_i \lambda_{iG}^2 + \sum_j \lambda_{iSj}^2}$$

ECV_{SS} می‌تواند به عنوان یک شاخص منحصر به فرد ابعدی در نظر گرفته شود [۱].

ح. ECV درون-دامنه (ECV_{GS})

ECV_{SS} مکمل آن چیزی است که استاکی و ادلن از آن به عنوان «ECV درون-دامنه»^۷ (ECV_{GS}) [۵۱] و دوبر [۳۱] از آن به عنوان «ضریب کلی باتوجه به عامل‌های خاص» یاد کرده‌اند. ECV_{GS} را می‌توان به عنوان نسبت واریانس مشترک گویه‌ها در هر عامل خاص که متأثر از عامل کلی است، تفسیر کرد [۳۱]. به طور کلی، مقادیر بالای ECV_{GS} نشان می‌دهد، واریانس خرده‌دامنه‌ها تا حد

داد. با این روش شاخص امگا سلسله مراتبی خرده دامنه‌ها (ω_{HS}) به دست می‌آید [۹]. ω_{HS} شاخصی است که پایایی یک نمره خرده مقیاس را پس از کنترل واریانس ناشی از عامل کلی منعکس می‌کند [۲۲]. فرمول ۴:

فرمول ۴. فرمول ضریب امگا اچ اس (ω_{HS})

$$\omega_{HS} = \frac{\sum_i (\lambda_{iS})^2}{\sum_i (\lambda_{iG})^2 + \sum_i (\lambda_{iS})^2 + \sum_i (1-h_i^2)}$$

ه. شاخص واریانس مشترک تبیین شده (ECV)

اگر داده‌ها از یک مدل بایفکتر پیروی کنند و بنا بر تعریف چندبعدهی باشند، پژوهشگران باید قدرت نسبی آن عامل (عامل کلی) را در نظر بگیرند [۹]. در این راستا «ماتریس بار عاملی استاندارد شده»^۱ در یک مدل بایفکتر، راه‌حل بسیار ساده و ظریفی را برای ارزیابی نیرومندی نسبی ابعاد ارائه می‌دهد [۳۸]. واریانس مشترک تبیین شده (ECV)^۲، یک معیار مستقیم و واضح برای بررسی «به حد کفایت تک‌بعدهی» است [۲۷]. از نظر فنی، ECV، نسبت مقادیر ویژه اولیه (یعنی عامل کلی) به مجموع همه مقادیر ویژه است [۳۴، ۵۰]. واریانس مشترک تبیین شده (ECV)، با در نظر گرفتن نسبت واریانس تبیین شده توسط عامل کلی و تقسیم آن بر واریانس تبیین شده توسط عامل کلی و عامل‌های گروهی که از چرخش متعامد (غیرهمبسته) برآورد شده، میزان واریانس تبیین شده توسط عامل کلی را مشخص می‌کند [۳۶]. شاخص ECV به راحتی توسط فرمول ۵، محاسبه می‌گردد:

فرمول ۵. شاخص واریانس مشترک تبیین شده (ECV)

$$ECV = \frac{\sum_i \lambda_{iG}^2}{\sum_i \lambda_{iG}^2 + \sum_j \sum_i \lambda_{iSj}^2}$$

مقدار i بر روی هر گویه و مقدار z بر روی هر عامل خاص متفاوت هستند. λ_{iG} بار عاملی گویه i بر روی عامل خاص ز است.

و. شاخص ECV بعد خاص (ECV_{SG})

نخستین شاخص ECV هر عامل خاص، شاخص ECV_{SG} است که تحت عنوان «ECV عامل خاص باتوجه به عامل کلی»^۳ نامیده می‌شود [۲]. استوکی و ادلن^۴ به سادگی آن

4 . Stucky and Edelen.

5 . Specific-Dimension ECV.

6 . ECV of a Specific Factor with Respect to Itself.

7 . Within-Domain ECV.

1 . Standardized Loading Matrix.

2 . Explained Common Variance.

3 . ECV of a Apecific Factor With Respect to the General Factor.

عوض، PUC تحت تأثیر اندازه مدل، به ویژه تعداد کل گویه‌ها، تعداد عامل‌های خاص و تعداد گویه‌ها در هر عامل خاص قرار می‌گیرند [۱۰]. با افزایش تعداد عامل‌های خاص و کاهش تعداد گویه‌ها در هر عامل، PUC افزایش می‌یابد، زیرا همبستگی‌های گویه‌های کمتری توسط عامل خاص و کلی آلوده می‌شود [۲۳]. درصد همبستگی‌های آلوده نشده (PUC) نسبت عناصر کوواریانس که صرفاً توسط عامل کلی تبیین می‌شود را ارائه می‌دهد؛ فرمول ۱۰.

فرمول ۱۰، (PUC)

$$PUC = 1 - \frac{\text{تعداد همبستگی میان گویه‌ها با عامل‌های گروه}}{\text{تعداد کل همبستگی‌ها}}$$

ک. سوگیری پارامتر نسبی متوسط (ARPB)

سوگیری پارامتر نسبی متوسط (ARPB) یک شاخص کلی است که از تفاوت بین بارهای عاملی عامل کلی مدل بافکتر و بارهای عاملی یک مدل CFA تک‌بعدی از همان داده‌ها است، برآورد می‌شود. در این فرمول $\lambda_{i,U}$ بار عاملی گویه i در مدل تک‌بعدی است، $\lambda_{i,G}$ بار عاملی گویه i در مدل کلی بافکتر است و n تعداد کل گویه‌ها است [۱۱]. فرمول ۱۱.

فرمول ۱۱. سوگیری پارامتر نسبی متوسط (ARPB)

$$ARPB = \frac{\sum_i \left| \frac{\lambda_{i,U} - \lambda_{i,G}}{\lambda_{i,G}} \right|}{n}$$

وقتی ARPB کوچک باشد، عامل کلی راه‌حل بافکتر و تک عامل راه‌حل تک‌بعدی در مدل‌های معادل داده‌ها تقریباً برابر خواهند بود؛ بنابراین مدل ساده‌تر تک‌بعدی را می‌توان در زمینه‌های SEM بدون در نظر گرفتن سوگیری اساسی ضرایب ساختاری در نظر گرفت [۲۲].

راهنمای عملی برای محاسبه شاخص‌های آماری مدل CFA بافکتر

پژوهشگران معمولاً از بسته BifactorIndicesCalculator در نرم‌افزار R یا RStudio برای محاسبه شاخص‌های آماری مدل CFA بافکتر استفاده می‌کنند [۳۱]؛ هر چند که محاسبه‌گر شاخص‌های مدل بافکتر^۳ نیز که یک فایل

زیادی توسط عامل کلی تبیین می‌شود، در حالی که مقادیر پایین این شاخص‌ها نشان می‌دهد که خرده دامنه‌ها مستقل‌تر از عامل کلی هستند [۲]. (فرمول ۸).

فرمول ۸. ECV درون - دامنه، (ECV_{GS})

$$ECV_{GS} = \frac{\sum_i \lambda_{i,S}^2}{\sum_i \lambda_{i,G}^2 + \sum_j \lambda_{j,S}^2}$$

ط. واریانس مشترک تبیین شده - گویه (I-ECV)

یک شاخص واریانس مشترک تبیین شده را می‌توان برای هر گویه محاسبه کرد. I-ECV نسبت واریانس مشترک برای گویه‌ای است که به وسیله یک عامل کلی تبیین شده است [۵۲]. I-ECV و معیاری برای مشخص کردن این موضوع است که چه مقدار از واریانس مشترک یک گویه توسط یک عامل کلی تبیین می‌شود [۵۲]. استوکی و ادلن با استفاده از شاخص I-ECV، برای انتخاب مجموعه‌ای از گویه‌ها برای تدوین یک مقیاس مختصر، کوتاه و اساساً تک‌بعدی استفاده کردند. برای این منظور، انتخاب مجموعه‌ای از گویه‌ها با مقدار شاخص I-ECV، بیشتر از ۰/۸۰ یا ۰/۸۵ را توصیه می‌کنند (ص ۲۰۲) [۵۱].

فرمول ۹. گویه-واریانس مشترک تبیین شده (I-ECV)

$$I - ECV = \frac{\lambda_{i,G}^2}{\lambda_{i,G}^2 + \lambda_{i,S}^2}$$

ی. درصد همبستگی‌های آلوده نشده (PUC)

ریس اظهار داشت، مقادیر بالای ECV، یک عامل کلی نیرومند را نشان می‌دهد که ممکن است در تصمیم‌گیری برای برآزش مدل تک‌بعدی حتی برای داده‌هایی که چندبعدی هستند، راهنما باشد [۹]. به طور کلی، در یک مدل بافکتر، هنگامی که ECV بالا باشد، بارهای عاملی برآورد شده در یک مدل تک‌بعدی ممکن است به خوبی تقریب (یعنی بی‌طرفانه) بارهای عاملی در عامل کلی را برآورد کنند. با این حال، استفاده از ECV به راحتی نیست، زیرا رابطه آن با سوگیری پارامترهایی که از تعیین نادرست مدل ناشی می‌شوند، توسط عامل‌های دیگر تعدیل شود [۳۱]. یکی از این‌ها، «درصد همبستگی آلوده نشده (PUC)» است. PUC تحت تأثیر میزان بارهای عاملی بر روی عامل کلی یا عامل‌های خاص قرار نمی‌گیرند [۵۳]. در

2. Average relative Parameter Bias (ARPB).

3. Bifactor Indices Calculator.

1. Percentage of Uncontaminated Correlations (PUC).

است که آن شاخص مورد نظر باشد؛ ۴. standardized، یک «شاخص بولین»^۳ است که نشان می‌دهد آیا شاخص‌های مدل بایفکتر باید بر اساس ضرایب استاندارد محاسبه شوند، همان‌طور که رویه استاندارد است^۴ [۳۴]. شاخص‌های بایفکتر را نیز می‌توان بر اساس ضرایب غیر استاندارد محاسبه کرد (standardized = FALSE) [۲۷].

برای آشنایی با نحوه کاربست تابع ۱ در نرم‌افزار R، از داده‌های جمع‌آوری شده با مقیاس خوب زیستن، نمونه‌ای ارائه شد. لازم به ذکر است که برای کاربست این تابع لازم است که دو مدل CFA تک‌بعدی (مدل ۱ در جدول ۱) و مدل CFA بایفکتر (مدل ۵ در جدول ۱) در تابع ۱، تعریف شوند (جدول ۲). (برای نمونه‌های بیشتر از کاربست تابع ۱، به این منبع مراجعه فرمایید:

<https://cran.r-project.org/web/packages/BifactorIndicesCalculator/BifactorIndicesCalculator.pdf>).

جدول ۲. دستورالعمل نحوه کاربست تابع ۱ در نرم‌افزار R، جهت برآورد شاخص‌های آماری مربوط به مدل CFA بایفکتر برای مقیاس خوب زیستن

```
udimensionalplg.model <- 'Generalfactor = ~ q1 +
q2 + q3 + q4 + q5 + q6 + q7 +
q8 + q9 + q10 + q11 + q12 + q13 + q14 + q15 + q16
+ q17 + q18'
pglbifactor.model <- 'EW = ~ q1 + q2 + q3
MW = ~ q4 + q5 + q6 + q7
SW = ~ q8 + q9 + q10 + q11 + q12
PW = ~ q13 + q14 + q15 + q16 + q17 + q18
Generalfactor = ~ q1 + q2 + q3 + q4 + q5 + q6 + q7 +
q8 + q9 + q10 + q11 + q12 + q13 + q14 + q15 + q16
+ q17 + q18'
udimensionalplg <- lavaan::
cfa(udimensionalplg.model,
q,
ordered = paste0("q", 1 : 18),
orthogonal = TRUE)
pglbifactor <- lavaan :: cfa(pglbifactor.model,
q,
ordered = paste0("q", 1 : 18),
orthogonal = TRUE)
bifactorIndices(pglbifactor, UniLambda =
udimensionalplg)
```

3. Boolean Indicator .

۴. شاخص بولین، یک متغیر باینری (متغیر دوارزشی)، دارای دو مقدار ممکن "True" و "False" است.

اکسل است، ابزار دیگری برای این منظور است [۵۴]. ادامه این دو روش با داده‌های جمع‌آوری شده با مقیاس خوب زیستن یوسفی [۳۳] ارائه شد.

الف. استفاده از بسته BifactorIndicesCalculator در نرم‌افزار افزاز R یا RStudio

برای محاسبه همه شاخص‌های مدل CFA بایفکتر، لازم است که مدل CFA تک‌بعدی (مدل ۱) و مدل CFA بایفکتر (مدل ۵) با استفاده از نرم‌افزار R یا RStudio برآورد شود^۱ (پیوست ۱ و ۲). سپس بسته آماری "BifactorIndicesCalculator" که همه توابع آن به صورت عمومی از شبکه آرشیو جامع R (CRAN) در دسترس است، نصب و بارگیری شود. از فرمان ۱، برای این منظور استفاده می‌شود:

```
install.packages("BifactorIndicesCalculator")
library(BifactorIndicesCalculator)
```

پس از فراخوانی بسته و توابع "BifactorIndicesCalculator" از تابع ۱، زیر برای محاسبه شاخص‌های CFA بایفکتر استفاده می‌شود:

```
BifactorIndices (Lambda, Theta = Null , Unilambda =
Null,
standardized = TRUE)
```

در تابع ۱، چهار استدلال وجود دارد: ۱. Lambda، ماتریسی از بارهای عاملی یا شیئی است که BifactorIndicesCalculator می‌تواند آن را به ماتریسی از بارهای عاملی تبدیل کند؛ ۲. Theta، بردار اختیاری واریانس‌های باقیمانده شاخص است. هنگامی که از ضرایب استاندارد استفاده می‌شود، Theta با استفاده از Lambda محاسبه می‌شود؛ بنابراین ورودی Theta تنها زمانی مورد نیاز است که «ماتریسی از بارهای عامل غیر استاندارد»^۲ برای Lambda استفاده شود؛ ۳. UniLambda، ماتریسی از بارهای عاملی از یک مدل تک‌بعدی از همان داده یا یک شی که BifactorIndicesCalculator می‌تواند آن را به ماتریسی از بارهای عاملی تبدیل کند. UniLambda، برای محاسبه «سوگیری پارامتر» استفاده می‌شود و تنها زمانی مورد نیاز

۱. شیوه برآورد مدل CFA تک‌بعدی و مدل CFA بایفکتر در نرم افزار R در پیوست مقاله قرار دارد.

2. Matrix of Unstandardized Factor Loadings.

در مثال در جدول ۲، Udimensionalplg.Model اشاره به مدل CFA تک‌بعدی دارد که شامل یک عامل کلی (Generalfactor) که توسط ۱۸ گویه که شامل q1 تا q18 است تخمین زده می‌شود. Pglbifactor.model اشاره به مدل CFA بایفکتر دارد که توسط ۴ عامل یعنی: EW (اشاره به بهزیستی هیجانی دارد و توسط گویه‌های q1 تا q3 برآورد می‌شود)؛ MW (اشاره به بهزیستی اخلاقی دارد و توسط گویه‌های q4 تا q7 برآورد می‌شود)، SW (اشاره به بهزیستی اجتماعی دارد و توسط گویه‌های q8 تا q12 برآورد می‌شود) و PW (اشاره به بهزیستی روان‌شناختی دارد و توسط گویه‌های

q13 تا q18 برآورد می‌شود) برآورد می‌شود. q نام داده‌های جمع‌آوری شده با مقیاس خوب زیستن است که پژوهشگران انتخاب کرده‌اند. در فرمان "ordered = 18) "paste0("q", 1 : 18) همان‌طور که پیش‌تر گفته شد q نام داده‌های انتخابی پژوهشگران است و عدد ۱۸ اشاره به تعداد گویه‌های مقیاس خوب زیستن دارد. بقیه موارد به همین شکل ارائه شده در سایر مطالعات قابل کاربست است. پس از نوشتن کدهای مورد نیاز و برآورد داده‌ها توسط نرم‌افزار، لازم است که خروجی نرم‌افزار بررسی شود (شکل ۲).

```

R 4.3.3 ~-/?
> bifactorIndices(pglbifactor, UniLambda = udimensionalplg)
$ModelLevelIndices
  ECV.Generalfactor      PUC      Omega.Generalfactor
0.8321701                0.7777778                0.9708056
OmegaH.Generalfactor    ARPB
0.9218270                0.0331905

$FactorLevelIndices
  ECV_55  ECV_56  ECV_65  Omega  OmegaH  H
Ew      0.25317681 0.04234786 0.7468232 0.8699974 0.21651378 0.4140167
Mw      0.16076806 0.03559057 0.8392319 0.8952185 0.14059178 0.3535389
Sw      0.08309259 0.02328231 0.9169074 0.9160812 0.07159764 0.2521670
Pw      0.20113977 0.06660915 0.7988602 0.9262575 0.18199742 0.5136144
Generalfactor 0.83217011 0.83217011 0.8321701 0.9708056 0.92182705 0.9680497
  FD
Ew      0.7855728
Mw      0.7182238
Sw      0.6106454
Pw      0.7948946
Generalfactor 0.9684470

$ItemLevelIndices
  IECV  RelParBias
q1    0.7576066 0.0387697462
q2    0.7818876 0.0186546886
q3    0.7062948 0.0473507522
q4    0.8094253 0.0307867292
q5    0.8581566 0.0145482343
q6    0.8966634 0.0085161769
q7    0.7924798 0.0315761259
q8    0.9540878 0.0083712514
q9    0.9233881 0.0023704680
q10   0.9206761 0.0007463882
q11   0.9317878 0.0082660653
q12   0.8622935 0.0079346724
q13   0.8644974 0.0461148644
q14   0.8052101 0.0693207234
q15   0.8050545 0.0645424836
q16   0.7525687 0.0716702641
q17   0.7891805 0.0579918979
q18   0.7806913 0.0698975155
    
```

شکل ۲. همه شاخص‌های آماری مدل CFA بایفکتر

سطح مدل شامل شاخص‌های آماری $ECV=0/83$ کل، $PUC=0/78$ ، $\omega=0/97$ ، $\omega_H=0/92$ کلی، و $ARPB=0/33$ بود.

باتوجه به شکل ۲، مقدار امگا کل مقیاس خوب زیستن $0/97$ به دست آمد. از آنجایی که ضریب ω یک ضریب پایایی است، لازم است به تفاوت این ضریب با آلفا اشاره کرد: ۱. ضریب امگا همواره بر اساس بارهای عاملی یک مدل

باتوجه به شکل ۲، خروجی نرم‌افزار R نسخه ۴.۳.۳ با توجه به بسته آماری "bifactorIndices" دارای فهرستی در سه سطح: ۱. شاخص‌های سطح مدل؛ ۲. شاخص‌های سطح عاملی^۲ و ۳. شاخص‌های سطح گویه^۳ بود. شاخص‌های

- 1 . Model Level Indices.
- 2 . Actor Level Indices.
- 3 . Item Level Indices.

می‌توان به حد کفایت تک‌بعدی در نظر گرفت [۱، ۳۸]. در مقیاس خوب زیستن مقدار امگا اچ (ω_H) برابر با ۰/۹۲ به دست آمد. این مقدار به دست آمده ضریب امگا اچ (ω_H) بیانگر به حد کفایت تک‌بعدی بودن مقیاس است [۱، ۳۸]. همچنین مقدار $\omega_H=0/92$ بدان معنا است که ۹۲ درصد از واریانس نمرات کل واحد وزن‌دار را می‌توان به تفاوت‌های فردی در عامل کلی (در اینجا خوب زیستن) نسبت داد. ریشه دوم ω_H ، که برابر با ۰/۹۶ است، بیانگر همبستگی بین عامل کلی با نمره کل مشاهده شده است. مقایسه ω_H (در مطالعه حاضر، $\omega_H=0/92$) با ω (در مطالعه حاضر $\omega=0/97$) بسیار مهم است [۱۰]. یعنی، $\frac{0.92}{0.97}=0/95$ ؛ این بدان معنا است که می‌توانیم حدود ۹۵ درصد از واریانس قابل اطمینان را به عامل کلی که فرض می‌شود بیانگر تفاوت‌های فردی در صفت مورد نظر است، نسبت داد و تنها ۵ درصد ($0/97-0/92=0/05$) را می‌توان به چندبعدی بودن ناشی از عامل‌های گروهی نسبت داد؛ بنابراین می‌توان نمرات خام را به عنوان بازتابی از به حد کفایت تک‌بعدی، علی‌رغم وجود چندبعدی بودن داده‌ها در نظر گرفت [۳۶].

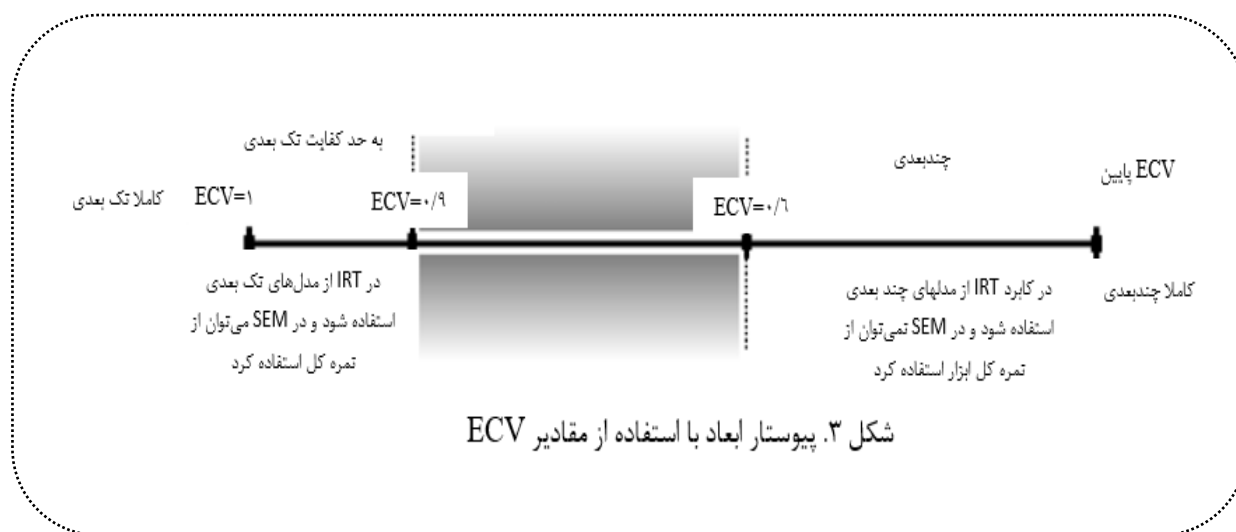
باتوجه به شکل ۲، مقدار $ECV=0/83$ کل، به دست آمد. باید در نظر داشت که به راحتی می‌توان امگا اچ (ω_H) را به عنوان پاسخی به مسئله ابعاد یا به عنوان یک شاخص قدرت عامل کلی اشتباه گرفت؛ اما امگا اچ (ω_H) به مسئله ابعاد و شاخص نیرومندی عاملی کلی نمی‌پردازد. امگا اچ (ω_H) اطلاعاتی از درصد واریانس یک «واحد وزنی ترکیبی» را که می‌توان به یک عامل کلی نسبت داد، در اختیار پژوهشگر قرار می‌دهد [۲]. اگر امگا اچ (ω_H) بالا باشد، می‌توان نمرات کل واحد وزنی را «به حد کفایت تک‌بعدی» بدانیم؛ به این معنا که واریانس قابل اعتماد آن‌ها عمدتاً تحت‌تأثیر یک منبع واحد هستند [۱۰]. با این حال، امگا اچ (ω_H) بعد داده‌ها نیست. ما نیاز به آگاهی از ابعاد داده‌ها، به خصوص نیرومندی نسبی عامل کلی داریم؛ زیرا متغیر اصلی در تعیین این‌که آیا پارامترهای گویه‌ها هم در حوزه IRT و هم در حوزه SEM، می‌توانند با حداقل سوگیری برآورد شوند، عامل کلی است [۲۶]. اگر داده‌ها از یک مدل بایفکتر پیروی کنند، واریانس مشترک تبیین شده (ECV)، یک معیار مستقیم و واضح برای بررسی «به حد کفایت تک‌بعدی بودن» است [۲۷]. به طور کلی، داده‌هایی که دارای یک عامل

خاص برآورد می‌شود (امگا یک ضریب پایایی مبتنی بر مدل است)؛ در حالی که آلفا بر اساس واریانس‌ها و کوواریانس‌های مشاهده شده محاسبه می‌شود؛ ۲. در ضریب آلفا فرض «هم ارزی تائو»^۱ ضروری است (زمانی فرض «هم ارزی تائو» برقرار است که بارهای عاملی غیراستاندارد^۲ برابر باشند. نکته مهم این است که این برابری فقط باید در جامعه وجود داشته باشد و بارهای عاملی در گروه نمونه ممکن است کاملاً متغیر باشد [۵۵]. در حالی که در ضریب امگا فرض هم ارزی تائو مطرح نیست و اساساً زمانی که بارهای عاملی یکسان نباشد، مناسب‌تر است. همانند آلفا، تفسیرپذیری امگا به شدت به مفروضه تک‌بعدی بودن داده‌ها وابسته است [۳۷]. برخلاف آلفا، امگا این مزیت را دارد که پژوهشگر به دلیل نیاز به تعیین یک مدل عاملی برای محاسبه امگا، از منابع متعدد به خوبی آگاه است [۵۵].

باید در نظر داشت که امگا کل (ω) اطلاعاتی در مورد بعد مقیاس در اختیار پژوهشگر قرار نمی‌دهد و به نظر می‌رسد که شاخص امگا اچ (ω_H) اطلاعات بیشتری در اختیار پژوهشگر قرار می‌دهد. از یک منظر، امگا اچ (ω_H)، واریانس تبیین شده به وسیله عامل کلی است که به عنوان خطای اندازه‌گیری در نظر گرفته می‌شود و از منظری دیگر، امگا اچ (ω_H) به طور مستقیم به موضوع تک‌بعدی بودن نمی‌پردازد [۵۶]. مک‌دونالد استدلال می‌کند، امگا اچ (ω_H) بالا در درجه نخست بیانگر یک بعد واحد است؛ زیرا ممکن است به عنوان مجذور همبستگی بین نمره کل مقیاس مشاهده شده و عامل کلی پنهان تفسیر شود [۴۲]. در حالی که، اگر داده‌ها از ساختار بایفکتر پیروی کنند، امگا اچ (ω_H) ضریب پایایی آموزنده‌تری نسبت به امگا (ω) است [۵۲]، چرا که می‌توان از آن برای درک این‌که موضوع که آیا پایایی نمره کل که به دلیل یک سازه واحد در یک زمینه چندبعدی رخ داده است، استفاده کرد [۴۷]. امگا اچ (ω_H) مانند بسیاری از ضرایب پایایی دیگر، به شدت متأثر از طول آزمون است. در واقع، برای بسیاری از آزمون‌های طولانی با تعداد زیادی عامل خاص، امگا اچ (ω_H) زمانی که حتی مقیاس به وضوح چند بعدی است، می‌تواند بالا به دست آید [۱۰]. هم‌چنین برخی پژوهشگران در مطالعات خویش نشان دادند، تا زمانی که مقدار امگا اچ $0/8$ و بیشتر باشد ($\omega_H \geq 0/80$)، آزمون را

1 . Tau Equivalent.

2 . Unstandardized Factor Loading.



شکل ۳. پیوستار ابعاد با استفاده از مقادیر ECV

کلی یک مدل بایفکتر متأثر از همه عناصر ماتریس کوواریانس مدل ضمنی می‌باشد؛ منطقی است که اگر فقط تنها چند کوواریانس تحت تأثیر عامل‌های خاص قرار بگیرند، مدل تک بعدی و عامل کلی مشابه خواهند بود [۴۵]. در اینجا شاخص PUC به کمک پژوهشگر می‌آید. باید اظهار داشت؛ در مقایسه با امگاچ (ω_H) و ECV؛ PUC تحت تأثیر میزان بارهای عاملی بر روی عامل کلی یا عامل‌های خاص قرار نمی‌گیرد [۵۳]. در عوض، PUC تحت تأثیر اندازه مدل، به ویژه تعداد کل گویه‌ها، تعداد عامل‌های خاص و تعداد گویه‌ها در هر عامل خاص قرار می‌گیرند [۱۰]. با افزایش تعداد عامل‌های خاص و کاهش تعداد گویه‌ها در هر عامل، PUC افزایش می‌یابد، زیرا همبستگی‌های گویه‌های کمتری توسط عامل خاص و کلی آلوده می‌شوند [۲۷]. همان‌طور که توسط رودریگز، ریس و هاویلند^۳ توصیف شده است «با افزایش PUC، صفت کلی در مدل بایفکتر بیشتر و بیشتر شبیه به صفت پنهان منفرد برآورد شده در یک مدل تک بعدی می‌شود...» (ص. ۱۴۵) [۱]. به این ترتیب، PUC، بسیار شبیه به ECV، یکی از راه‌های کمی‌سازی تک بعدی بودن ساختار داده‌ها است [۵۹]. با توجه به شکل ۲، شاخص PUC مقیاس خوب زیستن 0.78 به دست آمد. به این معنی است که ۷۸ درصد از موارد کوواریانس در ماتریس کوواریانس، فقط با عامل کلی در مدل بایفکتر

کلی نیرومندتری نسبت به عامل‌های ثانوی هستند، دارای ECV بالاتری هستند. داده‌های دقیقاً تک بعدی (نظری) دارای ECV به ارزش یک می‌باشند ($ECV=1$). از این منظر، مقادیر بالای ECV بیانگر آن است که داده‌ها به حد کفایت تک بعدی هستند [۲۷، ۵۷]. از آنجایی که رابطه بین ECV و سوگیری پارامتر^۱ به وسیله ساختار داده‌ها تعدیل می‌شود؛ بنابراین باید از یک طیف ECV برای تعیین تک بعدی یا چند بعدی بودن داده‌ها استفاده کرد (شکل ۳).

با توجه به شکل ۳، اگر مقدار ECV، یک باشد ($ECV=1$)، داده‌ها کاملاً تک بعدی (تک بعدی نظری) هستند. اگر مقدار ECV، 0.90 و بیشتر باشد، داده‌ها به حد کفایت تک بعدی هستند. اگر مقدار ECV، کمتر از 0.60 باشد، داده‌ها به اندازه کافی چند بعدی هستند و اگر مقدار ECV، بین 0.60 تا 0.90 باشد، برای ارزیابی بعدپذیری باید از سایر شاخص‌ها در مدل بایفکتر کمک گرفت [۲، ۲۷]. با توجه به شکل ۲، مقدار ECV کل مقیاس خوب زیستن برابر با 0.83 به دست آمد که از مقدار تعیین شده حداقل 0.90 ، کمتر است؛ بنابراین برای ارزیابی تک بعدی بودن مقیاس باید مقادیر سایر شاخص‌ها در مدل بایفکتر را در نظر گرفت.

از آنجایی که یک مدل تک بعدی تلاش می‌کند تا همه عناصر یک ماتریس کوواریانس داده‌ها^۲ را تکرار کند و عامل

3 . Rodriguez A, Reise SP, Haviland MG.

1 . Bias Parameter.

2 . Data's Covariance Matrix.

خوبی برای داشتن ارزش افزوده بالا و فراتر از نمره کل داشته باشد (برای تفسیر نمره خرده مقیاس زمانی که ضریب پایایی کم است لازم است که $\omega_S \geq 0.60$ ؛ و $\omega_S \geq 0.45$ ECV_{SS}). برای ضریب پایایی متوسط ($0.40 \leq \omega_S$)، مقدار دستکم 0.30 ضریب ECV_{SS} کافی است که خرده مقیاس شانس خوبی برای داشتن ارزش افزوده بالا و فراتر از نمره کل داشته باشد (برای تفسیر نمره خرده مقیاس زمانی که ضریب پایایی متوسط و بیشتر است لازم است که $\omega_S \geq 0.80$ و $ECV_{SS} \geq 0.30$). در زمینه استفاده از این نقطه برش‌های این شاخص‌ها، باید در نظر داشت که همانند امگا اچ اس (ω_{HS})، ECV_{SS} بالا باید به‌عنوان شاهی برای تفسیر نمره خرده دامنه‌ها در نظر گرفته شود، نه به‌عنوان مدرکی برای تفسیر نکردن نمره کل. هنگامی که مقدار ECV_{SS} بالا است مقدار ω_S کاهش می‌یابد. به عبارتی دیگر، برای سطوح بسیار بالای ECV_{SS} ، نمرات خرده مقیاس‌ها می‌توانند ارزش افزوده داشته باشند، اما چون مقدار پایایی (ω_S) کاهش می‌یابد، تفسیر نمرات زیر دامنه‌ها توصیه نمی‌شود [۲، ۲۲، ۳۱]. در پژوهش حاضر، مقادیر شاخص ECV_{SS} برای عامل‌های بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روانشناختی به ترتیب 0.256 ، 0.161 ، 0.084 و 0.201 و برای شاخص ω_S به ترتیب 0.873 ، 0.891 ، 0.914 و 0.925 به دست آمد. با توجه به مطالعه دوبر و تولند [۲]، دوبر [۲۲] و دوبر [۳۱] برای ضرایب پایایی متوسط مقدار ECV_{SS} باید 0.30 و بیشتر باشد تا خرده دامنه‌ها دارای ارزش افزوده باشند که با مقایسه این دو شاخص ECV_{SS} و ω_{HS} با هم متوجه می‌شویم هیچ یک از خرده دامنه‌ها دارای ارزش افزوده و ارزش آماری برای تفسیر و استفاده از نمرات آن را ندارد.

ECV_{SG} به‌عنوان نسبت واریانس گویه‌هایی که از عامل خاص ناشی می‌شوند، تفسیر می‌شود [۲]. هر چه مقدار شاخص ECV_{SG} کمتر باشد، عامل کلی نیرومندتر است [۳۱]. باتوجه به شکل ۲، مقادیر شاخص ECV_{SG} برای عامل‌های بهزیستی هیجانی (EW)، بهزیستی اخلاقی (MW)، بهزیستی اجتماعی (SW)، بهزیستی روان‌شناختی (PW) و نمره کل خوب زیستن (General factor) به ترتیب، 0.42 ، 0.36 ، 0.23 ، 0.067 و 0.83 به دست آمد که با توجه به این مقادیر، تنها نمره کل خوب زیستن (General factor) نمره قابل اعتماد و قابل تفسیر می‌باشد.

بازنمایی شده‌اند و ۲۳ درصد دیگر توسط عامل‌های گروهی تبیین می‌شود. به طور کلی هنگامی که $ECV > 0.70$ و $PUC > 0.70$ باشد، سوگیری پارامتر نسبی اندک خواهد بود و واریانس مشترک را می‌توان به حد کفایت تک‌بعدی در نظر گرفت [۱]؛ که با توجه به مقادیر ECV و PUC مقیاس خوب زیستن که بیشتر از 0.70 به دست آمده‌اند؛ می‌توان استدلال کرد که این مقیاس به حد کفایت تک‌بعدی است. آخرین شاخص مربوط به سطح مدل، شاخص $ARPB$ بود که باتوجه به شکل ۲، در مقیاس خوب زیستن 0.33 ($3/3$ درصد) محاسبه شد. هنگامی که سوگیری پارامتر [متوسط] کمتر از $10-15\%$ باشد، این میزان سوگیری هیچ نگرانی جدی ایجاد نمی‌کند [۵۸]؛ بنابراین نتایج، بیانگر آن است که عامل کلی در مدل CFA بایفکتر و مدل CFA تک‌بعدی مقیاس خوب زیستن تقریباً یکی هستند.

باتوجه به شکل ۳، شاخص‌های سطح عاملی مدل شامل: ECV_{SS} ، ECV_{SG} ، ECV_{GS} ، ω_S ، ω_{HS} و H و FD بود. ECV_{SS} نسبت واریانس واریانس مشترک در یک خرده دامنه است که منحصراً برای عامل خاص آن خرده دامنه محاسبه می‌شود [۲۲]. یک مزیت ECV_{SS} این است که می‌توان آن را به‌عنوان نسبت واریانس مشترک گویه‌ها بر یک عامل که توسط آن عامل تبیین شده است، تفسیر کرد [۵۹]. از دیدگاه SEM، ECV_{SS} یک شاخص مهم برای ارزیابی منحصر به فرد بودن ابعاد است، زیرا این شاخص نشان‌دهنده نسبت واریانس مشترک گویه‌های بارگذاری شده بر روی یک عامل خاص است که مستقل از عامل کلی است [۲۲]. به این ترتیب، ECV_{SS} و ω_{HS} اهداف مشابهی را انجام می‌دهند، اما از دیدگاه‌های متفاوت: ECV_{SS} ، به واریانس تبیین شده گویه توسط یک عامل خاص پنهان اشاره دارد؛ در حالی که ω_{HS} ، به واریانس تبیین شده خرده - دامنه یک عامل خاص پنهان اشاره دارد [۲]؛ بنابراین برای افزایش دقت در توجیه و تفسیر ارزش نمرات خرده دامنه‌ها بهتر است مقدار شاخص ECV_{SS} را با ω_S در نظر بگیریم [۳۱، ۵۱]. در مطالعه دوبر و تولند [۲]، دوبر [۲۲] و دوبر [۳۱] مشخص شد، هنگامی که پایایی خرده مقیاس کم است؛ یعنی حداقل 0.60 ($\omega_S \geq 0.60$)؛ مقدار دستکم 0.45 ضریب ECV_{SS} کافی است که خرده مقیاس شانس

است که پایایی یک نمره خرده مقیاس را پس از کنترل واریانس ناشی از عامل کلی منعکس می‌کند [۲۶]. برخی پژوهشگران پیشنهاد می‌کنند؛ امگا اچ اس (ω_{HS}) را می‌توان به عنوان معیار منحصر به فرد بودن ابعاد عامل خاص در نظر گرفت [۱، ۱۰] و برخی دیگر، مانند سلبن و تلگن^۱ ضریب امگا اس (ω_S) را به جای امگا اچ اس (ω_{HS}) به عنوان معیار منحصر به فرد بودن ابعاد عامل خاص پیشنهاد می‌کنند [۵۰]. جیجناک و کرتزشمار^۲، امگا اچ اس (ω_{HS}) را به عنوان «شاخص اندازه اثر توانمندی متغیر پنهان منحصر به فرد^۳ [ص ۱۳۸] معرفی می‌کنند و نقطه برش حداقل $0/50 (\omega_{HS} \geq 0/50)$ را به عنوان حداقل معقول امگا اچ اس برای تفسیرپذیری خرده دامنه‌ها پیشنهاد دادند. در مطالعه دوبر و تولند [۲]، دوبر [۲۲] و دوبر [۳۱] مشخص شد که نقطه برش $0/50$ برای امگا اچ اس (ω_{HS}) برای استفاده از نمرات خرده دامنه‌ها بسیار بالا است؛ این پژوهشگران این معیارها را برای تفسیرپذیری خرده مقیاس پیشنهاد دادند: ۱. هنگامی که پایایی خرده مقیاس کم است؛ یعنی حداقل $0/60 (\omega_S \geq 0/60)$ ؛ مقدار حداقل $0/25$ ضریب امگا اچ اس کافی است که خرده دامنه‌ها شانس خوبی برای داشتن ارزش افزوده بالا و فراتر از نمره کل داشته باشد (برای تفسیر نمره خرده دامنه‌ها زمانی که ضریب پایایی کم است لازم است که؛ $0/60 \geq \omega_S$ و $0/25 \geq \omega_{HS}$) و (۲) برای ضریب پایایی متوسط ($0/80 \geq \omega_S$)، مقدار حداقل $0/20$ ضریب امگا اچ اس کافی است که خرده دامنه‌ها شانس خوبی برای داشتن ارزش افزوده بالا و فراتر از نمره کل داشته باشد (برای تفسیر نمره خرده دامنه زمانی که مقدار ضریب پایایی متوسط و بیشتر است لازم است که؛ $0/80 \geq \omega_S$ و $0/20 \geq \omega_{HS}$). نکته مهم در مطالعه‌های دوبر و تولند [۲]، دوبر [۲۲] و دوبر [۳۱] این بود که هنگامی که مدل بایفکتر دارای دو خرده دامنه باشد، نقطه برش امگا اچ اس تا حد زیادی مستقل از امگا اس عمل می‌کند و نمی‌توان از این نقطه برش‌ها برای توجیه و تفسیرپذیری نمرات خرده دامنه‌ها استفاده کرد. باید توجه داشت، هنگامی که فقط تفسیر نمره کل مورد نظر است، امگا اچ اس

ECV_{GS} ، به عنوان نسبت واریانس مشترکی گویه‌ها در هر عامل خاص که متأثر از عامل کلی است، تفسیر می‌شود. به طور کلی، مقادیر بالای ECV_{GS} نشان می‌دهد، واریانس تبیین شده توسط خرده‌دامنه‌ها تا حد زیادی توسط عامل کلی تبیین می‌شوند، در حالی که مقادیر پایین این شاخص‌ها نشان می‌دهد که خرده دامنه‌ها مستقل‌تر از عامل کلی هستند [۲]. با توجه به شکل ۲، مقادیر شاخص ECV_{GS} برای عامل‌های بهزیستی هیجانی (EW)، بهزیستی اخلاقی (MW)، بهزیستی اجتماعی (SW) و بهزیستی روان‌شناختی (PW) به ترتیب، $0/75$ ، $0/84$ ، $0/91$ و $0/80$ به دست آمد. این مقادیر بالا بیانگر آن است که خرده دامنه‌های مقیاس خوب زیستن تا حد زیادی توسط عامل کلی تبیین می‌شوند.

امگا اس (ω_S) برآوردی از پایایی خرده دامنه‌ها است که می‌توان آن را برای هر عامل خاص محاسبه کرد [۲]. با توجه به شکل ۲، مقدار امگا اس (ω_S) برای عامل بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی و بهزیستی روان‌شناختی به ترتیب، $0/87$ ، $0/89$ ، $0/92$ و $0/93$ به دست آمد. این مقادیر بالای امگا اس (ω_S) ممکن است پژوهشگران را وسوسه کند که این ضرایب بالا بیانگر قابلیت اطمینان (پایایی) مناسب این خرده دامنه‌ها است. به گفته دیگر، یک روش مرسوم در پژوهش‌های روان‌شناسی، گزارش ضریب آلفا، کمتر رایج اما بهتر، ضریب امگا، برای نمره کل مقیاس و نیز نمره خرده دامنه‌ها است. با این حال، هم مقادیر آلفا و هم مقادیر امگا می‌توانند پژوهشگران را برای اعتماد بالا به پایایی نمره کل و نمره خرده دامنه‌ها به عنوان بازتابی از یک متغیر پنهان گمراه کند [۳۸]. این مهم با تفاوت برآورد امگا با امگا اچ تبیین می‌شود. به طور مشابه، مقادیر ضریب امگا برای خرده دامنه‌ها (امگا اس (ω_S)) اگر به عنوان واریانس قابل اعتماد عامل‌های گروهی تفسیر شوند، گمراه کننده است که این به نوبه خود ممکن است به طور نامناسب پژوهشگران را وادار کند تا نمرات خرده دامنه‌ها را گزارش کنند [۲۶]. با این حال، زمانی که یک مدل بایفکتر برای داده‌های چندبعدی مناسب باشد، منطق ضریب ω_H را می‌توان با محاسبه واریانس عامل منحصر به فرد با هر عامل گروهی پس از تقسیم واریانس با یک عامل کلی به خرده دامنه‌ها تعمیم داد. با این روش شاخص امگا سلسله مراتبی خرده دامنه‌ها (ω_{HS}) به دست می‌آید [۹]. ω_{HS} شاخصی

1 . Sellbom M, Tellegen A.
2 . Gignac GE, Kretzschmar A.
3 . An Effect Size Index of Unique Latent Variable Strength.

عامل‌ها است [۶۱]. گروساش^۴ نقطهٔ برش ۰/۹۰ و بیشتر را برای این شاخص توصیه کرده است [۶۲]. با توجه به شکل ۲، مقادیر شاخص FD برای عامل‌های بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی، بهزیستی روانشناختی و نمرهٔ کل مقیاس (خوب زیستن) به ترتیب، ۰/۷۹، ۰/۷۲، ۰/۶۱، ۰/۷۹ و ۰/۹۶ به دست آمد؛ بنابراین تنها نمرهٔ کل مقیاس (خوب زیستن) قابل اعتماد است.

باتوجه به شکل ۲، شاخص‌های در سطح گویه شامل: I-ECV و شاخص سوگیری پارامتر نسبی (RPB)^۵ بود. از شاخص I-ECV، برای تدوین و طراحی ابزاری کوتاه و تک‌بعدی استفاده می‌شود [۱]. برای ایجاد فرم کوتاه‌تر مقیاس خوب زیستن یوسفی می‌توان از گویه‌های ۴، ۵، ۶، ۸، ۹، ۱۰، ۱۱، ۱۲ و ۱۵ که مقادیر شاخص I-ECV این گویه‌ها بیشتر از ۰/۸۰ بود، استفاده کرد. شاخص سوگیری پارامتر نسبی (RPB) از تفاوت بین بارهای عاملی عامل کلی مدل بایفکتور و بارهای عاملی یک مدل CFA تک‌بعدی از همان داده‌ها در سطح هر گویه به دست می‌آید. هر چقدر RPB کوچک‌تر باشد، به همان اندازه میزان ARPب در سطح مدل، کوچک‌تر به دست خواهد آمد [۳۱].

ب. استفاده از محاسبه‌گر شاخص‌های مدل بایفکتور

محاسبه‌گر شاخص‌های مدل بایفکتور ابزاری مبتنی بر اکسل است که توسط دوپر تدوین شد [۶۳] و بسته "BifactorIndicesCalculator" بر اساس این ابزار طراحی شده است [۳۱]. پژوهشگران ناآشنا با نرم‌افزار R (یا RStudio) می‌توانند مدل CFA تک‌بعدی (مدل ۱) و مدل CFA بایفکتور (مدل ۵) را در نرم‌افزارهایی مثل لیزرل، ام پلاس، ای کیواس یا ایموس برآورد کنند. سپس محاسبه‌گر شاخص‌های مدل بایفکتور را از "https://doi.org/10.13023/edp.tool.01" دانلود کرده و «بارهای عاملی استاندارد» مربوط به مدل CFA تک‌بعدی در قسمت "udimensional factor loading" و «بارهای عاملی استاندارد» عامل کلی در قسمت "General factor" و خرده دامنه‌ها در قسمت‌های مربوطه وارد کنند. سپس مانند بسته "BifactorIndicesCalculator" شاخص‌های مدل بایفکتور در سه سطح توضیح داده شده محاسبه و استخراج می‌شوند.

بالا لزوماً مشکل ساز نیست، تا زمانی که نمرهٔ کل دارای ویژگی‌های روان‌سنجی کافی باشد [۲]. با توجه به شکل ۲، امگا اچ اس (ω_{HS}) برای عامل‌های بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی و بهزیستی روان‌شناختی به ترتیب ۰/۲۲، ۰/۱۴، ۰/۰۷ و ۰/۱۸ و مقادیر امگا اس (ω_S) عامل‌های فوق به ترتیب ۰/۸۷، ۰/۷۹، ۰/۹۲ و ۰/۹۳ به دست آمدند. با توجه به مطالعهٔ دوپر و تولند [۲]، دوپر [۲۲] و دوپر [۳۱] برای ضرایب پایایی متوسط و بالا مانند ضرایب مقادیر امگا اس (ω_S) به دست آمده مقیاس خوب زیستن در پژوهش حاضر، باید حداقل مقدار ضریب امگا اچ اس (ω_{HS})، ۰/۲۰ باشد تا خرده دامنه‌ها شانس خوبی برای داشتن ارزش افزوده بالا داشته باشند که با توجه به نتایج به دست آمده، فقط عامل بهزیستی هیجانی این قابلیت اطمینان را دارد.

شاخص «قابلیت تکرارپذیری (یا H)»^۱ یک شاخص پایایی است و به عنوان معیار «تکرارپذیری سازه»^۲ پنهان در مدل بایفکتور شناخته می‌شود [۲۳]. شاخص H، به ویژه برای ارزیابی میزان تعریف سازه پنهان توسط شاخص‌ها مفید است؛ بنابراین این شاخص به پژوهشگران این اجازه را می‌دهد تا سودمند بودن یک مدل اندازه‌گیری را در چارچوب SEM ارزیابی کنند [۶۰]. مقدار شاخص H، از ۰ تا ۱ متغیر است و هر چه به ۱ نزدیک‌تر باشد، نشان می‌دهد که عامل به خوبی توسط گویه‌های مقیاس تعریف شده و احتمالاً در پژوهش‌های بعدی پایدار و تکرار می‌شود [۱]. نقطه برش ۰/۷۰ و بیشتر برای این شاخص توصیه شده است [۱]. در مطالعهٔ حاضر مقادیر شاخص H برای عامل‌های بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی، بهزیستی روان‌شناختی و نمرهٔ کل مقیاس (خوب زیستن) به ترتیب ۰/۴۱، ۰/۳۵، ۰/۲۵، ۰/۵۱ و ۰/۹۶ به دست آمد.

شاخص «تعیین‌گری عاملی (FD)»^۳ بیانگر همبستگی بین نمرات عامل‌ها با عامل‌های مقیاس است. هنگامی که نمرات عامل‌ها تعیین می‌شود، آنگاه تفاوت‌های فردی در نمرات، نمایش معقولی از تفاوت‌های فردی واقعی بر روی

4 . Gorsuch RL.

5 . Relative Parameter Bias (RPB).

1 . Replicability.

2 . Construct Replicability.

3 . Factor Determinancy.

بحث و نتیجه‌گیری

برخی روش‌شناسان بزرگ بر این باور هستند، مدل‌های اندازه‌گیری بایفکتر که در آن یک عامل کلی واحد و چند عامل گروهی با روش چرخش متعامد برآورد می‌شوند، در مقیاس‌های روان‌شناختی نمایش‌های بهتری از سازه موردنظر را نشان می‌دهند [۲۳، ۱۵]. با این حال، اکثر کاربردهای مدل بایفکتر به نمایش «برازش بهتر»^۱ و تقسیم‌بندی منابع واریاس پاسخ‌گویه‌ها محدود شده است [۹]. از مدل بایفکتر برای ارزیابی ابعاد مقیاس، ارائه شواهدی برای تفسیر نمره کل مقیاس و ارزیابی روایی خرده مقیاس‌های ابزار (قابلیت استفاده از نمرات خرده‌دامنه‌ها در کارهای پژوهشی و بالینی و غیره) استفاده می‌شود [۱، ۲، ۲۲، ۲۳]. از این منظر، مدل بایفکتر و مشخصات آن به پژوهشگران اجازه می‌دهد تا یک ارزیابی روان‌سنجی جامع از ویژگی‌های مقیاس‌ها ارائه دهند [۳۵]. مقیاس خوب زیستن یوسفی [۲۹] در مدل‌های مختلف SEM و به خصوص مدل CFA بایفکتر و شاخص‌های مربوط به آن بررسی شد.

الف. مقیاس خوب زیستن در مدل‌های مختلف SEM

مدل CFA تک‌بعدی مقیاس خوب زیستن: هنگامی که داده‌ها با مدل تک‌بعدی برازش نداشته باشد و یا مقیاس از منظر مبانی نظری تک‌بعدی نباشد، استفاده از این مدل چندان درست نیست. نکته مهم در اینجا این است که در حالی که برازش مناسب یک مدل تک‌بعدی CFA برای تفسیر نمره کل کافی است، برازش کم مدل تک‌بعدی CFA مانع از تفسیر موجه نمره کل نمی‌شود [۲۲]. در مدل تک‌بعدی مقیاس خوب زیستن همه گویه‌ها بر روی عامل واحد خوب زیستن بار گرفته‌اند. بررسی شاخص‌های برازش مدل نشان داد، مقیاس از برازش مناسب برخوردار نیست ($GFI=0/80$ ؛ $RMSEA=0/105$ ؛ $X^2/df=6/69$). اما این عدم برازش داده‌ها با مدل تک‌عاملی نمی‌تواند دلیلی برای تفسیر نکردن نمره کل و تک‌بعدی بودن این مقیاس باشد. در اینجا، پرسش‌های کلیدی متخصص روان‌سنج هنگام کاربرد مدل تک‌بعدی خوب زیستن این است که «آیا این مقیاس تک‌بعدی است؟»؛ «آیا می‌توان نسبت بالایی از واریانس نمرات مقیاس را با ارجاع به همان سازه زیربنایی (خوب زیستن) توضیح داد؟».

مدل CFA صفات ناهمبسته و مدل CFA صفات

همبسته مقیاس خوب زیستن: اگر از یک چرخش متعامد برای عامل‌های استخراجی استفاده شود، عامل‌های استخراجی با هم همبستگی ندارند. هنگامی که از چرخش متعامد برای بررسی ساختار مقیاس خوب زیستن استفاده شد، چهار خرده دامنه بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی و بهزیستی روان‌شناختی بدون پیچیدگی و ارتباط با یکدیگر استخراج شد. بررسی شاخص‌های برازش مدل نشان داد، این مدل، از برازش مناسبی برخوردار نیست ($GFI=0/71$ ؛ $RMSEA=0/159$ ؛ $X^2/df=13/85$). از آنجایی که استفاده از این نوع مدل‌ها در روان‌سنجی چندان مرسوم نیست، متخصصین روان‌سنجی استفاده از چرخش متمایل را توصیه می‌کنند [۶۳]. هنگامی که از یک چرخش متمایل برای عامل‌های چندگانه استفاده شود، صفات پنهان دیگر ناهمبسته نیستند، بلکه بین آنها همبستگی وجود دارد. مدل ۳، (مدل CFA صفات همبسته)، چهار صفت پنهان را نشان می‌دهد. تفسیر عامل‌های همبسته به دلیل وجود کوواریانس بین صفات پنهان پیچیده است. بررسی شاخص‌های برازش مدل نشان داد، مقیاس از برازش مناسبی برخوردار است ($GFI=0/95$ ؛ $RMSEA=0/040$ ؛ $X^2/df=1/83$). در این مدل، تعیین اینکه آیا تفسیر نمرات خرده دامنه‌های مقیاس خوب زیستن (بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی و بهزیستی روان‌شناختی) جدا از نمره کل مقیاس مفید است یا خیر، دشوار است و به طور کلی نمی‌توان به راحتی گفت که آیا می‌توان از نمره کل یا نمره خرده دامنه‌های مقیاس خوب زیستن استفاده کرد یا خیر؛ بنابراین می‌توان گفت، مدل CFA صفات همبسته (با چرخش متمایل) (مدل ۳)، برای مقیاس خوب زیستن مدلی نابسنده است؛ زیرا در این مدل، چهار خرده دامنه همبسته دلالت بر وجود یک (یا چند) «عامل مرتبه بالاتر» یا «سلسله مراتبی» دارند که باید توجیه شوند.

مدل CFA مرتبه بالاتر (مدل سلسله‌مراتبی غیر

مستقیم) مقیاس خوب زیستن: در مدل CFA مرتبه بالاتر مقیاس خوب زیستن، صفت پنهان خوب زیستن عامل مرتبه نخست و ۴ خرده دامنه مقیاس (بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی و بهزیستی روان‌شناختی) عامل مرتبه دوم را تشکیل می‌دهند (مدل ۴).

1 . Superior Fit.

مبتنی بر مدل تحلیل عاملی از پایایی نمرات آزمون واحد وزنی است (یعنی واریانس نمره واقعی نسبت به واریانس نمره مشاهده شده) و مقدار آن تحت تأثیر همه منابع مدل شده واریانس مشترک است [۳۸]. در مقیاس خوب زیستن مقدار ضریب امگا کل (w) برابر $0/97$ و مقدار ضریب امگا اس (w_s) خرده مقیاس‌های فرعی بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی و بهزیستی روان‌شناختی به ترتیب، $0/873$ ؛ $0/891$ ؛ $0/914$ و $0/925$ به دست آمد که این مقادیر ضریب امگا بالایی محسوب می‌شوند. امگا کل (w) و امگا اس (w_s) به تنهایی اطلاعاتی در مورد ابعاد مقیاس در اختیار پژوهشگر قرار نمی‌دهد؛ هر چند مقادیر بالای امگا اس (w_s) در خرده مقیاس‌ها ممکن است پژوهشگر را وسوسه کند که نمرات خرده مقیاس‌ها دارای ارزش افزوده هستند و می‌تواند از این نمرات استفاده کند. در ادامه این مسئله بیشتر تبیین می‌شود.

ضریب امگا سلسله‌مراتبی (امگا اچ w_H): این

ضریب، درصد کل واریانس نمره قابل انتساب به عامل کلی را برآورد می‌کند. مقدار امگا اچ (w_H) در مقیاس خوب زیستن برابر $0/92$ بود ($w_H=0/92$). این مقدار بدان معنا است که ۹۲ درصد از واریانس نمرات کل واحد وزنی را می‌توان به تفاوت‌های فردی در عامل کلی (در اینجا خوب زیستن) نسبت داد. ریشه دوم امگا اچ (w_H) که برابر با $0/96$ است، بیانگر همبستگی بین عامل کلی با نمره کل مشاهده شده است. هنگامی که امگا اچ (w_H) با امگا کل (w) مقایسه شود ($0/92/0/97=0/95$) واضح است که اکثریت قریب به اتفاق واریانس قابل اعتماد در نمرات کل به عامل کلی نسبت داده می‌شود. یعنی می‌توان بیان کرد، حدود ۹۵ درصد از واریانس قابل اطمینان را به عامل کلی که فرض می‌شود بیانگر تفاوت‌های فردی در صفت مورد نظر است، نسبت داد و تنها ۵ درصد ($0/92=0/5-0/97$) را می‌توان به چندبعده بودن ناشی از عامل‌های گروهی نسبت داد؛ بنابراین می‌توان گفت، نمرات خام به عنوان بازتابی از «به حد کفایت تک‌بعده» هستند و فقط به طور بی‌اهمیت تحت تأثیر چند بعدی بودن ناشی از عوامل گروهی قرار می‌گیرند. نکته مهم در اینجا این است که این شاخص متأثر از تعداد گویه‌های مقیاس است؛ بنابراین باید در کاربرد آن در تفسیر ابعاد مقیاس احتیاط صورت گیرد.

بررسی شاخص‌های برازش مدل نشان داد، این مدل از برازش مناسبی برخوردار است ($X^2/df=1/80$ ؛ $GFI=0/95$ ؛ $RMSEA=0/040$)؛ در مدل مرتبه بالاتر (مدل ۴)، صفت پنهان مرتبه بالاتر (خوب زیستن)، تأثیر غیرمستقیم بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس خوب زیستن) دارد. در این مدل، تأثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر (خوب زیستن) بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) توسط صفات پنهان مرتبه نخست (بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی و بهزیستی روان‌شناختی) میانجی می‌شود. در این مدل، میزان تأثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر (خوب زیستن) بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) مبهم است و پرسش مهمی که پیش می‌آید این است که آیا میزان تأثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر (خوب زیستن) بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) به طور کامل توسط صفات پنهان مرتبه نخست میانجی می‌شود؟

مدل CFA بایفکتر (مدل سلسله‌مراتبی مستقیم)

مقیاس خوب زیستن: در مدل CFA بایفکتر مقیاس خوب زیستن، عامل کلی (خوب زیستن) که مشابه عامل مرتبه بالاتر در مدل CFA مرتبه بالاتر است به طور مستقیم با شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) ارتباط دارد و عامل‌های گروهی خاص (بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی و بهزیستی روان‌شناختی) با شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) مربوط به آن عامل خاص (صفت پنهان خاص) به طور مستقیم ارتباط دارند. بررسی شاخص‌های برازش مدل نشان داد، این مدل از برازش مناسبی برخوردار است ($X^2/df=1/86$ ؛ $RMSEA=0/041$ ؛ $GFI=0/95$)؛ هم عامل کلی و هم عامل‌های گروهی خاص بر شاخص‌های آشکار تأثیر مستقیمی دارند و برخلاف CFA مرتبه بالاتر، عامل‌های گروهی خاص بین صفت عامل کلی و شاخص‌های آشکار، نقش میانجی ندارند. با توجه به تقسیم‌بندی واریانس و کوواریانس در مدل بایفکتر، می‌توان از انواع مختلفی از «ضرایب پایایی» و انواع «شاخص‌های واریانس تبیین شده» برای ارزیابی ویژگی‌های روان‌سنجی، ارزیابی بعدپذیری، استفاده از نمره کل یا نمره خرده دامنه‌های مقیاس استفاده کرد [۱، ۲، ۳].

ب. استفاده از شاخص‌های مدل CFA بایفکتر برای ارزیابی تک‌بعده بودن ابزار

ضریب امگا (w) و امگا اس (w_s): امگا یک برآورد

۰/۹۰ است و برای ارزیابی بعدپذیری مقیاس لازم است شاخص PUC نیز در نظر گرفته شود. نکته مهم در اینجا این است که نباید شاخص ECV را با امگا اچ (ω_H) اشتباه گرفت. ECV لزوماً با افزایش تعداد گویه‌های یک ابزار افزایش نمی‌یابد؛ در حالی که امگا اچ (ω_H) با افزایش گویه و پذیرش این فرض که گویه‌ها مربوط به عامل کلی است افزایش می‌یابد.

درصد همبستگی‌های آلوده نشده (PUC): هر چه

مقدار PUC بالاتر باشد، ماتریس بیشتر از اطلاعات مربوط به برآورد پارامترهای یک عامل واحد اشباع می‌شود و احتمال اینکه برآورد پارامترها در یک مدل تک‌بعدی دارای سوگیری باشد، کمتر می‌شود. مطالعات نشان داده است، وقتی ECV بالاتر از ۰/۷۰ باشد ($ECV > 0.70$)، سوگیری نسبی زیر ۱۰٪ است و وقتی ECV بالای ۰/۸۰ باشد، سوگیری نسبی کمتر از ۵٪ است [۴۵]. همچنین، وقتی $ECV > 0.70$ باشد و $PUC > 0.70$ سوگیری پارامتر نسبی اندک خواهد بود و واریانس مشترک می‌تواند به حد کفایت تک‌بعدی در نظر گرفته شود [۱]. وقتی مقادیر PUC کمتر از ۰/۸۰ باشد ($PUC < 0.80$)، مقادیر کلی ECV بیشتر از ۰/۶۰ باشد ($EVC > 0.60$ عامل کلی) و مقدار امگا اچ عامل کلی بیشتر از ۰/۷۰ باشد ($\Omega > 0.70$)، وجود چند بعدی به اندازه‌ای شدید نیست که از تفسیر ابزار به عنوان ابزاری تک‌بعدی بتوان صرف نظر کرد [۴۶]. در مقیاس خوب زیستن، PUC، ۰/۷۸ بود و زمانی که با عامل نیرومند خوب زیستن که مقدار ECV آن ۰/۸۳۱ است، ترکیب شود، به طور منطقی می‌توان نتیجه گرفت که مقیاس بازتابی از «به حد کفایت تک‌بعدی» می‌باشد.

سوگیری پارامتر نسبی متوسط (ARPB): وقتی ARPB کوچک باشد، عامل کلی راه‌حل بایفکتر و تک عامل راه‌حل تک‌بعدی در مدل‌های معادل داده‌ها تقریباً برابر خواهند بود [۴۶، ۱]. مقدار ARPB در مقیاس خوب زیستن مقدار ناچیز ۰/۰۳۳۱ (۳/۳۱ درصد) به دست آمد که این مقدار بیانگر آن است که عامل کلی در مدل CFA بایفکتر و مدل CFA تک‌بعدی مقیاس خوب زیستن تقریباً یکی هستند. مشخص شده است، هنگامی که سوگیری پارامتر [متوسط] کمتر از ۱۰-۱۵٪ باشد، این میزان سوگیری قابل قبول است و هیچ نگرانی جدی ایجاد نمی‌کند [۵۸].

ضریب امگا سلسله‌مراتبی خرده دامنه‌ها (امگا اچ

اس (ω_{HS}): این شاخص، درصد واریانس نمره خرده مقیاس قابل انتساب به یک عامل گروهی پس از حذف واریانس قابل اعتماد ناشی از عامل کلی را برآورد می‌کند [۳۱]. امگا اچ اس (ω_{HS}) برای عامل‌های بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی به ترتیب ۰/۲۲۲، ۰/۱۴۱، ۰/۰۷۳ و ۰/۱۸۵ محاسبه شد. مقایسه ضرایب امگا کل (۰/۹۷) و امگا اس (ω_S) برای عامل‌های بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی و بهزیستی روان‌شناختی به ترتیب (۰/۸۷۳، ۰/۸۹۱، ۰/۹۱۴، ۰/۹۲۵) با برآورد پایایی امگا اچ اس (ω_{HS}) پس از کنترل یک عامل کلی برای عامل‌های مقیاس که به ترتیب ۰/۲۲۲، ۰/۱۴۱، ۰/۰۷۳ و ۰/۱۸۵ به دست آمدند، این نکته به وضوح آشکار می‌شود که گویه‌ها تمایل بیشتری دارند تا بر روی عامل کلی بارگزاری کنند تا خرده دامنه‌ها؛ بنابراین تعجب‌آور نخواهد بود که پس از تقسیم‌بندی واریانس برای عامل کلی، واریانس مشترک بسیار کمی باقی خرده دامنه‌ها باقی می‌ماند. از این رو، پایایی خرده مقیاس کاهش می‌یابد (مقادیر امگا اچ اس (ω_{HS}) اندک است). پایایی ظاهری خرده مقیاس‌ها که توسط ضریب امگا (ω) و امگا اس (ω_S) مورد قضاوت قرار می‌گیرند، عمدتاً به تفاوت‌های فردی در عامل کلی نسبت داده می‌شود. با این حال، مقادیر امگا (امگا کل (ω) و امگا اس (ω_S)) می‌توانند پژوهشگران را برای اعتماد بالا به پایایی نمره کل و نمره خرده دامنه‌ها به عنوان بازتابی از یک متغیر پنهان گمراه کند [۴۶]. این مهم با تفاوت برآورد امگا (ω) با امگا اچ (ω_H) تبیین شد.

واریانس مشترک تبیین شده (ECV): درصد

واریانس مشترکی است که با عامل کلی تبیین می‌شود [۳۱]. ECV به طور مستقیم با عامل کلی در مدل CFA ارتباط دارد و شاخص میزان تک‌بعدی است و زمانی که پژوهشگر می‌خواهد به حد کفایت تک‌بعدی بودن ابزار را توجیح کند، لازم است که ارتباط آن را با سایر شاخص‌ها به خصوص با شاخص PUC در نظر بگیرد تا برازش یک مدل متغیر پنهان تک‌بعدی منجر به تخمین‌های پارامتر با سوگیری جدی نشود [۲۳]. مقدار ECV برای مقیاس خوب زیستن در مطالعه حاضر ۰/۸۳۱ به دست آمد که بیانگر یک عامل کلی نیرومند در این مقیاس است و این مقدار کمتر از

کل مقیاس خوب زیستن قابل تفسیر است، شواهد اعتباری بیشتری نیاز داریم که بگوییم می‌توانیم از نمرات خرده دامنه‌ها (بهبودی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی) استفاده کنیم.

برآورد ارزش افزوده خرده دامنه‌ها بر اساس امگا اس (ω_S) و امگا اس (ω_{HS}): در مقیاس خوب زیستن مقدار امگا اس (ω_S) در حد متوسط تا بالا برای عامل‌های مقیاس به دست آمد (مقدار امگا اس (ω_S) برای عامل بهبودی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی به ترتیب، $0/873$ ، $0/891$ ، $0/914$ و $0/925$ به دست آمد)، مقدار امگا اس (ω_{HS}) برای عامل‌های بهبودی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی به ترتیب $0/222$ ، $0/141$ ، $0/073$ و $0/185$ به دست آمد. با توجه به نقطه برش‌های این ضرایب در مطالعه دوبر و تولند [۲] و دوبر [۳۱، ۲۲] برای ضرایب پایایی متوسط مقدار مقدار امگا اس باید $0/20$ و بیشتر باشد؛ بنابراین می‌توان اظهار داشت، صرفاً خرده دامنه بهبودی هیجانی دارای امگا اس (ω_S) متوسط $0/873$ و امگا اس (ω_{HS})، $0/20$ و بیشتر است یعنی $0/222$ ؛ و سایر خرده دامنه‌ها دارای ارزش افزوده و ارزش آماری برای استفاده در پژوهش‌ها و کارهای بالینی نیستند.

برآورد ارزش افزوده خرده دامنه‌ها بر اساس امگا

اس (ω_S) و ECV_{SS} : در مقیاس خوب زیستن مقدار امگا اس (ω_S) در حد متوسط تا بالا برای عامل‌های مقیاس به دست آمد (مقدار امگا اس برای عامل بهبودی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی به ترتیب، $0/873$ ، $0/891$ ، $0/914$ و $0/925$ به دست آمد) و مقدار ECV_{SS} برای عامل‌های بهبودی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روان‌شناختی به ترتیب $0/256$ ، $0/161$ ، $0/081$ و $0/201$ بود و با توجه به مطالعه دوبر و تولند [۲] و دوبر [۲۶] برای ضرایب پایایی متوسط مقدار ECV_{SS} باید $0/30$ و بیشتر باشد؛ می‌توان اظهار داشت، صرفاً از مقیاس این شاخص‌ها، هیچ یک از خرده دامنه‌ها دارای ارزش افزوده و ارزش آماری برای تفسیر و استفاده از نمرات آن را ندارد.

در یک جمع‌بندی کلی می‌توان از نمودار تصمیم درختی (شکل ۴) برای تصمیم‌گیری در مورد ساختار عاملی مقیاس، بررسی ابعاد و استفاده از خرده مقیاس‌ها استفاده کرد.

مقادیر شاخص H بیانگر قابلیت تکرارپذیری و پایداری نمره کل مقیاس در مطالعات بعدی بود. در مطالعه حاضر مقادیر شاخص H برای عامل‌های بهبودی هیجانی، بهبودی اخلاقی، بهبودی اجتماعی، بهبودی روان‌شناختی و نمره کل مقیاس (خوب زیستن) به ترتیب $0/41$ ، $0/35$ ، $0/25$ ، $0/51$ و $0/96$ به دست آمد. همچنین مقادیر شاخص FD تنها برای نمره کل بیشتر از $0/90$ بود که این نشان داد تنها نمره کل مقیاس (خوب زیستن) قابل اعتماد می‌باشد.

واریانس مشترک تبیین شده - گویه (I-ECV): برای

یک گویه، I-ECV درصد واریانس مشترک (همگانی) ناشی از عامل کلی است. I-ECV شاخص مفید و کارآمد برای ساخت و اصلاح مقیاس پیشنهاد شده است [۵۱]. گویه‌های I-ECV بالا بیشتر از $0/80$ گزینه‌های مناسب برای ایجاد ابزاری کوتاه و مختصر و تک‌بعدی هستند [۵۲]. برای مقیاس خوب زیستن، بسیاری از گویه‌ها دارای دارای مقادیر بالای I-ECV ($0/80$ و بیشتر) هستند که این موارد نشانگرهای نسبتاً خالصی از خوب زیستن هستند. در مقیاس خوب زیستن مقدار شاخص I-ECV برای گویه‌های ۱ تا ۱۸ مقیاس به ترتیب، $0/756$ ، $0/726$ ، $0/701$ ، $0/813$ ، $0/845$ ، $0/909$ ، $0/778$ ، $0/959$ ، $0/922$ ، $0/916$ ، $0/941$ ، $0/855$ ، $0/862$ ، $0/809$ ، $0/800$ ، $0/755$ ، $0/787$ و $0/783$ به دست آمد که با توجه به مقادیر به دست آمده I-ECV می‌توان با استفاده از گویه‌های ۴، ۵ و ۶ از عامل بهبودی اخلاقی، گویه‌های ۸، ۹، ۱۰، ۱۱ و ۱۲ از عامل بهبودی اجتماعی و گویه‌های ۱۳، ۱۴ و ۱۵ از عامل بهبودی روان‌شناختی مقیاسی کوتاه‌تر تدوین کرد.

ج. استفاده از شاخص‌های مدل CFA بایفکتر برای ارزیابی ارزش خرده دامنه‌ها

در این مطالعه امگا کل (ω) برابر $0/97$ به دست آمد. با توجه به این مقدار می‌توان گفت؛ نمره کل مشاهده شده قابل تفسیر است [۱]. با این حال، از آنجایی که مقدار ضریب امگا اس (ω_H) برابر $0/92$ است و حدود $0/5$ بیشتر از امگا اس (ω_H) است؛ می‌توان گفت؛ حدود ۵ درصد از واریانس نمره کل توسط منابع رایج (یعنی عوامل خاص) غیر از عامل کلی تبیین می‌شود که این مقدار ناچیز است. در حالی که می‌توانیم به طور ضمنی پیشنهاد کنیم، نمره



شکل ۴: نمودار تصمیم درختی در مورد ارزیابی ساختار عاملی، ارزیابی بعدپذیری و ارزش آماری نمرات خرده دامنه‌ها

بود، پژوهشگر می‌تواند هم از ضریب آلفای کرونباخ و هم ضریب امگا کل برای بررسی پایایی مقیاس استفاده کند. اگر مدل نهایی و انتخابی پژوهشگر، مدل CFA با صفات همبسته بود، پژوهشگر باید برای هر یک از خرده مقیاس‌ها یک ضریب آلفای کرونباخ و یا یک ضریب امگا محاسبه کند و استفاده از ضریب آلفای کرونباخ و یا ضریب امگا برای نمره کل چندان توجه آماری ندارد. در مدل نهایی بافکتر

نتایج این مطالعه در زمینه استفاده از ضرایب پایایی مقیاس‌ها مانند ضریب آلفای کرونباخ و ضریب امگا توصیه‌هایی دارد. باتوجه به اینکه یکی از پیش فرض‌های مهم ضریب آلفای کرونباخ و ضریب امگا تک‌بعدی بودن مقیاس است [۴۹]، در کاربرد این ضرایب پایایی، پژوهشگر لازم است که از تک‌بعدی بودن ابزار مطالعه خویش مطمئن شود. اگر مدل نهایی و انتخابی پژوهشگر، مدل CFA تک‌بعدی

- 4- Hull, JG., Lehn, DA., Tedlie, JC. A general approach to testing multifaceted personality constructs. *Journal of Personality and Social Psychology*. 1991 Dec; 61(6): 932. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.61.6.932>
- 5- Reise, SP., Moore TM, Haviland MG. Bifactor models and rotations: Exploring the extent to which multidimensional data yield univocal scale scores. *Journal of personality assessment*. 2010 Oct 19; 92(6): 544-59. <https://doi.org/10.1080/00223891.2010.496477>
- 6- Hoyle, RH., editor. *Handbook of structural equation modeling*. Guilford press; 2023. https://www.researchgate.net/publication/361861039_Handbook_of_Structural_Equation_Modeling
- 7- Bock, RD., Gibbons, RD. *Item response theory*. John Wiley & Sons; 2021 Jun 24. <https://www.wiley.com/en-cn/Item+Response+Theory-p-9781119716686>
- 8- Edwards, MC., Houts, CR., Cai, L. A diagnostic procedure to detect departures from local independence in item response theory models. *Psychological methods*. 2018 Mar; 23(1): 138. <https://doi.org/10.1037/met0000121>
- 9- Reise, SP. The rediscovery of bifactor measurement models. *Multivariate behavioral research*. 2012 Sep 1; 47(5): 667-96. <https://doi.org/10.1080/00273171.2012.715555>
- 10-Reise, SP., Scheines, R., Widaman, KF., Haviland, MG. Multidimensionality and structural coefficient bias in structural equation modeling: A bifactor perspective. *Educational and psychological measurement*. 2013 Feb; 73(1): 5-26. <https://doi.org/10.1177/0013164412449831>
- 11-DeMars, C. *Item response theory*. Oxford University Press; 2010 Apr 30. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195377033.001.0001>
- 12-Cho, E. Interchangeability between factor analysis, logistic IRT, and normal ogive IRT. *Frontiers in Psychology*. 2023 Sep 25; 14: 1267219. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1267219>

پژوهشگر می‌تواند از انواع شاخص‌های پایایی که در مطالعه حاضر بررسی شد، با توجه به اهداف خویش استفاده کند. از محدودیت‌های این پژوهش می‌توان به این موضوع اشاره کرد که استفاده از نقطه برش‌های ارائه شده برای ارزیابی بررسی ارزش افزوده خرده دامنه‌ها، صرفاً برای انواع مدل‌های بایفکتور با بیش از دو خرده دامنه کاربرد دارد.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش: در مطالعه حاضر

ملاحظات اخلاقی مانند اطلاع از اهداف پژوهش، گرفتن رضایت و توافق آگاهانه جهت شرکت در مطالعه، اجبار نداشتن به شرکت در مطالعه، محرمانه ماندن اطلاعات شرکت‌کنندگان و حفظ رازداری رعایت گردید.

حامی مالی: مطالعه حاضر بدون هیچ کمک مالی از سازمان خاصی انجام شده است.

سهام نویسندگان: هر دو پژوهشگر مقاله در پیش‌نویسی، بازنویسی و اصلاح مقاله نقش داشتند.

تعارض منافع: نویسندگان مقاله اعلام می‌دارند هیچ‌گونه تضاد منافی ندارند.

سپاسگزاری

بدین‌وسیله از همه بزرگواری که ما را در انجام این مطالعه یاری کردند کمال تقدیر و تشکر را داریم؛ به خصوص از دانشجویان دانشگاه آزاد اسلامی واحد گرمسار کمال قدردانی را داریم.

منابع

- 1- Rodriguez, A, Reise, SP., Haviland, MG. Evaluating bifactor models: Calculating and interpreting statistical indices. *Psychological methods*. 2016 Jun; 21(2): 137. <https://doi.org/10.1037/met0000045>
- 2- Dueber, DM., Toland, MD. A bifactor approach to subscore assessment. *Psychological Methods*. 2023 Feb; 28(1): 222. <https://doi.org/10.1037/met0000459>
- 3- Chen, FF., West, SG., Sousa, KH. A comparison of bifactor and second-order models of quality of life. *Multivariate behavioral research*. 2006 Jun 1; 41(2): 189-225. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr4102_5

- 23-Leighton, EA. Investigating Bifactor Models and Fit Indices for Unidimensionality: An Illustration with Method Effects Due to Item Wording (Doctoral dissertation, University of South Carolina). 2022.
https://scholarcommons.sc.edu/etd/7132?utm_source=scholarcommons.sc.edu%2Fetd%2F7132&utm_medium=PDF&utm_campaign=PDFCoverPages
- 24-Hattie, J., Krakowski, K., Jane Rogers, H., Swaminathan, H. An assessment of Stout's index of essential unidimensionality. *Applied psychological measurement*. 1996 Mar; 20(1): 1-4. <https://doi.org/10.1177/014662169602000101>
- 25-Jennrich, RI., Bentler, PM. Exploratory bi-factor analysis. *Psychometrika*. 2011 Oct; 76: 537-49. <https://doi.org/10.1007/s11336-011-9218-4>
- 26-Jung, S., Seo, DG., Park, J. Regularized exploratory bifactor analysis with small sample sizes. *Frontiers in Psychology*. 2020 Apr 9; 11: 503105.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.00507>
- 27-Quinn, HO. Bifactor models, explained common variance (ECV), and the usefulness of scores from unidimensional item response theory analyses. 2014.
<https://doi.org/10.17615/t6ff-a088>
- 28-Yousefi, Noorellah., Pirkhaefi, Alireza., Barjali, Ahmad. Examining the psychometric properties of the complete mental health short form scale. *Clinical Psychology and Personality*, 2020; 18 (2): 129-144.
<https://doi.org/10.22070/cpap.2020.2945>
[In Persian]
- 29-Yousefi, Noorellah. Development and effectiveness of positive mental health model (based on creativity, life satisfaction, character strenghts and social support) on increasing positive psychological resources and reducing psychological harm. Dissertation for PhD, Islamic Azad University, Garmsar branch. 2022.
[In Persian]
- 30-Rosseeel, Y. lavaan: An R package for structural equation modeling. *Journal of statistical software*. 2012 May 24;48:1-36.
<https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>
- 13-Camilli, G. "Origin of the scaling constant $d=1.7$ in item response theory": Correction, 1995.
<https://doi.org/10.3102/10769986019003293>
- 14-Reise, SP., Revicki, DA., editors. Handbook of item response theory modeling: Applications to typical performance assessment. Routledge; 2014 Nov 20. <https://doi.org/10.4324/9781315736013>
- 15-McDonald. RP., The dimensionality of tests and items. *British Journal of mathematical and statistical Psychology*. 1981 May; 34(1): 100-17.
<https://doi.org/10.1177/01466216860100030>
- 16-Hattie, J. Methodology review: assessing unidimensionality of tests and Itens. *Applied psychological measurement*. 1985 Jun; 9(2):139-64. <https://doi.org/10.1177/0146621685009002>
- 17-Ackerman, TA. Unidimensional IRT calibration of compensatory and noncompensatory multidimensional items. *Applied Psychological Measurement*. 1989 Jun; 13(2): 113-27.
<https://hdl.handle.net/11299/107494>
- 18-Zwick, WR., Velicer, WF. Comparison of five rules for determining the number of components to retain. *Psychological bulletin*. 1986 May; 99(3): 432.
<https://doi.org/10.1037/0033-2909.99.3.432>
- 19-Reise, SP., Cook, KF., Moore, TM. Evaluating the impact of multidimensionality on unidimensional item response theory model parameters. In *Handbook of item response theory modeling*, 2014 Nov 20 (pp. 13-40). Routledge.
<https://doi.org/10.4324/9781315736013>
- 20-Fraser, C., McDonald, R. P. NOHARM 3.0. 2003, Available at:
<http://people.niagaracollege.ca/cfraser/download>
- 21-Zhang, J., Stout, W. The theoretical DETECT index of dimensionality and its application to approximate simple structure. *Psychometrika*. 1999 Jun; 64: 213-49.
<https://doi.org/10.1007/BF02294536>
- 22-Dueber, DM. A bifactor approach to dimensionality assessment. Theses and Dissertations--Education Sciences. 59. 2020.
<https://doi.org/10.1037/met0000459>

- 40-McDonald RP. Test theory: A unified treatment. psychology press; 2013 Jun 17.
<https://doi.org/10.4324/9781410601087>
- 41-Canivez, GL. Construct validity of the WISC-IV with a referred sample: direct versus indirect hierarchical structures. *School Psychology Quarterly*. 2014 Mar; 29(1): 38.
<https://doi.org/10.1037/spq0000032>
- 42-Gignac, GE. Higher-order models versus direct hierarchical models: g as superordinate or breadth factor?. *Psychology Science*. 2008; 50(1): 21.
<https://www.researchgate.net/publication/26514567>
- 43-Gibbons, RD., Bock, RD., Hedeker, D., Weiss, DJ., Segawa, E., Bhaumik, DK., Kupfer, DJ., Frank, E., Grochocinski, VJ., Stover A. Full-information item bifactor analysis of graded response data. *Applied Psychological Measurement*. 2007 Jan; 31(1): 4-19.
<https://doi.org/10.1177/0146621606289485>
- 44-Dunn, KJ., McCray, G. The place of the bifactor model in confirmatory factor analysis investigations into construct dimensionality in language testing. *Frontiers in psychology*. 2020 Jul 17;11:1357.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.01357>
- 45-DeMars, CE. A tutorial on interpreting bifactor model scores. *International journal of testing*. 2013 Oct 1; 13(4): 354-78.
<https://doi.org/10.1080/15305058.2013.799067>
- 46-Bonifay, WE., Reise, SP., Scheines, R., Meijer, RR. When are multidimensional data unidimensional enough for structural equation modeling? An evaluation of the DETECT multidimensionality index. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*. 2015 Oct 2; 22(4): 504-16.
<https://doi.org/10.1080/10705511.2014.938596>
- 47-Reise, SP., Bonifay, WE., Haviland, MG. Scoring and modeling psychological measures in the presence of multidimensionality. *Journal of personality assessment*. 2013 Mar 1; 95(2): 129-40.
<https://doi.org/10.1080/00223891.2012.725437>
- 48-Revelle, W., Zinbarg, RE. Coefficients alpha, beta, omega, and the glb: Comments on Sijtsma. *Psychometrika*. 2009 Mar; 74: 145-54.
<https://doi.org/10.1007/s11336-008-9102-z>
- 31-Dueber, DM. Package 'BifactorIndicesCalculator', 2020.
<https://cran.r-project.org/web/packages/BifactorIndicesCalculator/BifactorIndicesCalculator.pdf>
- 32-Canivez, GL. Bifactor modeling in construct validation of multifactored tests: Implications for understanding multidimensional constructs and test interpretation.
[https://www.ux1.eiu.edu/~cfglc/Adobe%20pdf/Publications-Papers/Canivez%20\(2016\)%20Bifactor%20Modeling.pdf](https://www.ux1.eiu.edu/~cfglc/Adobe%20pdf/Publications-Papers/Canivez%20(2016)%20Bifactor%20Modeling.pdf)
- 33-Raykov, T., Marcoulides, GA. Introduction to psychometric theory. Routledge; 2011 Jan 7.
<https://doi.org/10.4324/9780203841624>
- 34-Bentler, PM. Alpha, dimension-free, and model-based internal consistency reliability. *Psychometrika*. 2009 Mar; 74(1): 137-43.
<https://doi.org/10.1007/s11336-008-9100-1>
- 35-Floyd, FJ., Widaman, KF. Factor analysis in the development and refinement of clinical assessment instruments. *Psychological assessment*. 1995 Sep; 7(3): 286.
<https://doi.org/10.1037/1040-3590.7.3.286>
- 36-Rodriguez, A., Reise, SP., Haviland, MG. Applying bifactor statistical indices in the evaluation of psychological measures. *Journal of personality assessment*. 2016 May 3; 98(3): 223-37
<https://doi.org/10.1080/00223891.2015.1089249>
- 37-Tabachnick, BG., Fidell, LS. Using Multivariate Statistics. Boston, MA: Pearson Education. 2007.
https://hispl.html.ch/pluginfile.php/77114/mod_resource/content/0/Using%20Multivariate%20Statistics%20%28Tabachnick%20and%20Fidell%29.pdf
- 38-Reise, SP., Kim, DS., Mansolf, M., Widaman, KF. Is the bifactor model a better model or is it just better at modeling implausible responses? Application of iteratively reweighted least squares to the Rosenberg Self-Esteem Scale. *Multivariate behavioral research*. 2016 Nov 1; 51(6): 818-38.
<https://doi.org/10.1080/00273171.2016.1243461>
- 39-Thompson, B. Exploratory and confirmatory factor analysis: Understanding concepts and applications. Washington, DC. 2004; 10694(000): 3. <https://doi.org/10.1037/10694-000>

- 57-Ten, Berge, JM., Sočan, G. The greatest lower bound to the reliability of a test and the hypothesis of unidimensionality. *Psychometrika*, 2004 Dec; 69: 613-25.
<https://doi.org/10.1007/BF02289858>
- 58-Muthén, B., Kaplan, D., Hollis, M. On structural equation modeling with data that are not missing completely at random. *Psychometrika*, 1987 Sep; 52(3): 431-62.
<https://doi.org/10.1007/BF02294365>
- 59-Cai, L. A two-tier full-information item factor analysis model with applications. *Psychometrika*. 2010 Dec; 75(4): 581-612.
<https://doi.org/10.1007/s11336-010-9178-0>
- 60-Hancock, GR., Mueller, RO. Rethinking construct reliability within latent variable systems. *Structural equation modeling: Present and future*. 2001; 195(216): 60-70.
https://www.researchgate.net/profile/Gregory-Hancock-2/publication/312447691_Rethinking_construct_reliability_within_latent_variable_systems/links/5f845c66a6fdccfd7b5adb55/Rethinking-construct-reliability-within-latent-variable-systems.pdf
- 61-Savahl, S., Casas, F., Adams, S. Considering a Bifactor Model of children's Subjective Well-being using a multinational sample. *Child Indicators Research*. 2023 Dec; 16(6): 2253-78.
<https://doi.org/10.1007/s12187-023-10058-6>
- 62-Gorsuch, RL. *Factor analysis: Classic edition*. Routledge; 2014 Nov 27.
<https://doi.org/10.4324/9781315735740>
- 63-Dueber, DM. Bifactor Indices Calculator: A Microsoft Excel-based tool to calculate various indices relevant to bifactor CFA models. 2017. <https://doi.org/10.13023/edp.tool.01> [Also available at <http://sites.education.uky.edu/apslab/resources/>]
- 64-Farahani, Hojjatollah., Roshan Chesli, Rasoul. *Essentials for Developing and Validating Psychological Scales: Guide to Best Practices*. Clinical psychology and personality, 2019; 17(2):197-212.
<https://doi.org/10.22070/cpap.2020.2917>
[In Persian]
- 49-Zinbarg, RE., Revelle, W., Yovel, I., Li, W. Cronbach's α , Revelle's β , and McDonald's ω H: Their relations with each other and two alternative conceptualizations of reliability. *psychometrika*. 2005 Mar; 70: 123-33.
<https://doi.org/10.1007/s11336-003-0974-7>
- 50-Sellbom M, Tellegen A. Factor analysis in psychological assessment research: Common pitfalls and recommendations. *Psychological assessment*. 2019 Dec; 31(12): 1428.
<https://doi.org/10.1037/pas0000623>
- 51-Stucky, BD., Edelen, MO., Vaughan, CA., Tucker, JS., Butler, J. The psychometric development and initial validation of the DCI-A short form for adolescent therapeutic community treatment process. *Journal of Substance Abuse Treatment*. 2014 Apr 1; 46(4): 516-21.
<https://doi.org/10.1016/j.jsat.2013.12.005>
- 52-Stucky, BD., Thissen, D., Orlando, Edelen, M. Using logistic approximations of marginal trace lines to develop short assessments. *Applied Psychological Measurement*. 2013 Jan; 37(1): 41-57. <https://doi.org/10.1177/0146621612462759>
- 53-Liu, X., Cao, P., Lai, X., Wen, J., Yang, Y. Assessing essential unidimensionality of scales and structural coefficient bias. *Educational and Psychological Measurement*. 2023 Feb; 83(1): 28-47.
<https://doi.org/10.1177/00131644221075580>
- 54-Dueber, DM. Bifactor Indices Calculator: A Microsoft Excel-based tool to calculate various indices relevant to bifactor CFA models. 2017. <https://doi.org/10.13023/edp.tool.01> [Also available at <http://sites.education.uky.edu/apslab/resources/>]
- 55-Savalei, V., Reise, SP. Don't forget the model in your model-based reliability coefficients: A reply to McNeish. *Collabra: Psychology*, 2019; 5(1): 36. <https://doi.org/10.1525/collabra.247>
- 56-Reise, SP., Morizot, J., Hays, RD. The role of the bifactor model in resolving dimensionality issues in health outcomes measures. *Quality of Life Research*, 2007 Aug; 16: 19-31.
<https://doi.org/10.1007/s11136-007-9183-7>

ب. دستورالعمل برآورد مدل CFA بایفکتر در
نرم افزار R

```
library(lavaan)
library(haven)
q <- read_sav("C:/Users/A.S/Desktop/q.sav")
pglbifactor.model <- 'EW = ~ q1 + q2 + q3
MW = ~ q4 + q5 + q6 + q7
SW = ~ q8 + q9 + q10 + q11 + q12
PW = ~ q13 + q14 + q15 + q16 + q17 + q18
Generalfactor = ~ q1 + q2 + q3 + q4 + q5 + q6 + q7 +
q8 + q9 + q10 + q11 + q12 + q13 + q14 + q15 + q16 + q17
+ q18
EW ~ ~ 0 * MW
EW ~ ~ 0 * SW
EW ~ ~ 0 * PW
EW ~ ~ 0 * Generalfactor
MW ~ ~ 0 * SW
MW ~ ~ 0 * PW
MW ~ ~ 0 * Generalfactor
SW ~ ~ 0 * PW
SW ~ ~ 0 * Generalfactor
PW ~ ~ 0 * Generalfactor'
fit <- cfa(pglbifactor.model, data=q)
summary(fit, fit.measures= TRUE, standardized=TRUE)
fitmeasures(fit, c("gfi", "agfi", "rmsea", "cfi", "rfi", "nfi",
"nnfi", "pnfi", "srmr"))
library(semPlot)
semPaths(fit, "std")
```

پیوست

الف. دستورالعمل برآورد مدل CFA تک‌بعدی در
نرم افزار R

```
install.packages("lavaan")
library(lavaan)
install.packages("haven")
library(haven)
q <- read_sav("C:/Users/A.S/Desktop/q.sav")
udimensionalplg.model <- 'Generalfactor = ~ q1 + q2 + q3
+ q4 + q5 + q6 + q7 +
q8 + q9 + q10 + q11 + q12 + q13 + q14 + q15 + q16 + q17
+ q18'
fit <- cfa(udimensionalplg.model, data=q)
summary(fit, fit.measures= TRUE, standardized=TRUE)
fitmeasures(fit, c("gfi", "agfi", "rmsea", "cfi", "rfi", "nfi",
"nnfi", "pnfi", "srmr"))
install.packages("semPlot")
library(semPlot)
semPaths(fit, "std")
```