

Research Article

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

Authors

Noorellah Yousefi\*<sup>1</sup>, Alireza Pirkhaefi<sup>2</sup>

1. PhD in educational psychology, Farhangian University lecturer, Varamin campus, Varamin, Iran (corresponding author)

2. Associate Professor, Department of Psychology, Garmsar Branch, Islamic Azad University, Garmsar, Iran. [apirkhaefi@gmail.com](mailto:apirkhaefi@gmail.com)

Abstract

Receive Date:  
00/00/0000

Accept Date:  
00/00/0000



**Introduction:** The use of methods such as Structural Equation Modeling (SEM) or Item-Response Theory (IRT) for the operationalization of psychological constructs requires examining the assumption of "local independence" in the data. The purpose of this research was to evaluate the dimensionality and added value of the sub-domains of psychological scales using the bifactor confirmatory factor analysis model.

**Method:** This was a review study after introducing the bifactor confirmatory factor analysis model, from the statistical package BifactorIndicesCalculator in R software version 4/3/3 to evaluate the dimensionality and added value of sub-domains of psychological scales using data collected from 512 students of Islamic Azad University, Garmsar branch, in the academic year 2022-2023, who were selected by available sampling method and answered the questions of Yousefi's Good Life Scale.

**Results:** If the total explained common variance index is less than 0.60, the scale is multidimensional and if it is 0.90 or more, the scale is sufficiently unidimensional. If the two indicators of the total explained common variance index and the percentage of uncontaminated correlations are at least 0.70, then the scale is sufficiently unidimensional. If the total explained common variance index is at least 0.60, it is necessary to have two indices of the percentage of uncontaminated correlations and the hierarchical omega coefficient at least 0.70 so that the scale is sufficiently unidimensional.

**Conclusion:** 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.

Keywords

**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](mailto:n.y3562@gmail.com)  
1. 0000-0001-8055-3286  
2. 0000-0003-0451-4095

## Extended Abstract

---

**Introduction:** Researchers use methods such as structural equation modeling (SEM) or Item Response Theory (IRT) to operationalize psychological constructs. To use SEM and IRT estimates, researchers face the assumption of "local independence" that may not exist in their data. If this assumption does not exist in the data, it will cause a violation of "correlated uniqueness" or the creation of "local dependence", which will result in not accurately estimating the structure and inaccurate and misleading results by means of the scale. Recently, the use of bifactor confirmatory factor analysis model to determine the dimensionality and added value of sub-domains of psychological scales has been emphasized by some great methodologists. In a bifactor confirmatory factor analysis model, the items have a factor load both on the general factor and on a specific factor; Therefore, in this model, by dividing the variance and covariance of the items with the general factor, the covariance with the specific factor, and the variance with the specific factor of the item, It is possible to evaluate the dimensionality and added value of the scores of the sub-domains of the scales by using different types of important statistical indicators. The purpose of this research was to evaluate the dimensionality and added value of the sub-domains of psychological scales using the bifactor confirmatory factor analysis model.

**Method:** This was a review study using books, articles and theses whose full text was available and it was somehow related to the bifactor confirmatory factor analysis method. In a bifactor confirmatory factor analysis model, very valuable statistical indicators are extracted that can significantly improve psychometric analysis. These indicators include omega coefficient, omega coefficient of subscales, hierarchical omega factor, Omega hierarchical subscale, explained common variance index, specific-dimension 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 bifactor confirmatory factor analysis model, "BifactorIndicesCalculator" statistical package was used in R software version 4/3/3. Instructions and how to use this statistical package in R software along with the cut point of the statistical indices of the bifactor confirmatory factor analysis model to evaluate the dimensionality and added value of the sub-domains of the psychological scales using the data collected from 512 (235 boys and 277 girls) students of Islamic Azad University of Garmsar branch in the academic year of 1403-1402 who were selected by available sampling method and answered the questions of Yousefi's Good Life Scale. For researchers who are not familiar with R software, the Dober Bifactor Indices Calculator, which is an Excel-based tool, was introduced.

**Results:** The results showed that if the scale follows a bifactor model according to the underlying theoretical foundations and collected data, if the total explained common variance index (ECV) is less than 0.60, then the scale is multidimensional. If the total explained common variance (ECV) index is 0.90 or more, the scale is sufficiently unidimensional. If the total explained common variance (ECV) index is between 0.60 and 0.90, the researcher needs to consider other indicators to evaluate the dimensionality of the scale. For this purpose, if the index of the total explained common variance is at least 0.70, the index of the percentage of uncontaminated correlations (PUC) must also be at least 0.70, so that the scale is sufficiently unidimensional. If the total explained common variance index is at least 0.60, it is necessary that the percentage of uncontaminated correlations (PUC) index and the hierarchical omega coefficient should be at least 0.70 so that the scale is sufficiently unidimensional. If the researcher wants to use the scores of the sub-domains in a bifactor model, it is necessary to make a decision according to the values of the omega coefficient of subscales. when the sub-domain reliability is low; that is, at least 0.60 ( $\omega_s \geq 0.60$ ); A value of at least 0.45 of the ECV coefficient of the specific factor with regard to itself (ECV<sub>SS</sub>) is sufficient for the sub-domain to have a good chance of having high added value and beyond the total score ( $\omega_s \geq 0.60$ ; and  $ECV_{SS} \geq 0.45$ ). For the average reliability coefficient (omega  $\omega_s \geq 0.80$ ), the ECV<sub>SS</sub> coefficient value of at least 0.30 is sufficient for the subscale to have a good chance of having high added value and beyond the total score ( $\omega_s \geq 0.80$ ; and  $0.30 \geq ECV_{SS}$ ). Also, when the sub-domain reliability is low; that is, at least 0.60 ( $\omega_s \geq 0.60$ ); a value of at least 0.25 of the Omega<sub>HS</sub> coefficient is enough for the sub-domains to have a good chance of having a high added value and beyond the total score ( $\omega_s \geq 0.60$ ; and  $\omega_{HS} \geq 0.25$ ) and for the average reliability coefficient ( $\omega_s \leq 0.80$ ), the value of at least 0.20 is enough for the subdomains to have a good chance of having high added value and beyond 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) of each scale item are more than 0.80 or 0.85, the researcher can use these items to make a short, concise and one-dimensional tool.

**Conclusion:** If the researcher is examining the factor structure of a psychological scale and the scale has a total score in terms of the underlying theoretical foundations, that is, it has a general factor, It is necessary to estimate the bifactor model in addition to examining the unidimensional CFA model, the CFA model of correlated traits and the higher order CFA model, and when comparing the estimated models, don't just rely on the goodness of fit indices of the models to choose the final model; and when comparing the estimated models, don't just rely on the goodness of fit indices of the models to choose the final model; In other words, when the data collected by the scale follows a bi-factor model and the goodness-of-fit indices of the bi-factor model are at the optimal level and are slightly lower compared to other competing models, It is better for the researcher to choose the bifactor model as his final model and to use various statistical coefficients of the bifactor model to evaluate 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:** 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.

**Acknowledgements:** 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.

فردیند ویدایش نشانه

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

نویسندگان

نورالله یوسفی\*، علیرضا پیرخانی<sup>۲</sup>

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

۲. دانشیار گروه روانشناسی، واحد گرمسار، دانشگاه آزاد اسلامی، گرمسار، ایران. [apirkhaefi@gmail.com](mailto:apirkhaefi@gmail.com)

چکیده

**مقدمه:** کاربرد روش‌هایی مانند مدل‌یابی معادله ساختاری (SEM) یا نظریه سوال پاسخ (IRT) برای عملیاتی سازی 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 یک مطالعه مروری بود که پس از معرفی مدل تحلیل عاملی تأییدی بایفکتر، از بسته آماری BifactorIndicesCalculator در نرم افزار R نسخه ۴.۳/۳ برای ارزیابی بعدپذیری و ارزش افزوده خرده-دامنه‌های مقیاس‌های روانشناختی با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده از ۵۱۲ نفر از دانشجویان دانشگاه آزاد اسلامی واحد گرمسار در سال تحصیلی ۱۴۰۲-۱۴۰۳ که با روش نمونه‌گیری در دسترس انتخاب و به سوالات مقیاس خوب زیستن یوسفی پاسخ دادند، انجام شد.

**نتایج:** اگر شاخص واریانس مشترک تبیین شده کل، کمتر از ۰/۶۰ باشد، مقیاس چند بعدی و اگر ۰/۹۰ و بیشتر بود، مقیاس به حد کفایت تک بعدی است. اگر دو شاخص شاخص واریانس مشترک تبیین شده کل و درصد همبستگی‌های آلوده نشده دستکم ۰/۷۰ باشد، مقیاس به حد کفایت تک بعدی است. 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 دستکم ۰/۷۰ باشد تا مقیاس به حد کفایت تک بعدی باشد.

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

تاریخ دریافت:  
....../.../..

تاریخ پذیرش:  
....../.../..



کلیدواژه‌ها

**کلید واژه‌ها:** 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](mailto:n.y3562@gmail.com)



## مقدمه

IRT، پژوهشگران فرض می‌کنند که تنها یک "عامل مشترک"<sup>۱۴</sup>، 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 "تک بعدی" که در آن همبستگی میان عامل‌ها پس از کنترل صفت پنهان آن صفر است، ایجاد می‌کنند [۹]. در IRT نقض تک بعدی به عنوان "وابستگی موضعی (LD)"<sup>۱۵</sup> بین گویه‌ها و در SEM به عنوان نقض در "تکینگی همبسته (CU)"<sup>۱۶</sup> یاد می‌شود [۱۰]. علی‌رغم توصیف‌گری‌های مختلف، نقض استقلال موضعی در هر دو رویکرد IRT و SEM، پیامدهای مشابهی دارد؛ هنگامی که داده‌های نمونه-گیری شده از جامعه‌ای که با مفروضات مدل، هم‌تابند، صفت پنهان ممکن است به درستی تمیز داده نشود، به طوری که پارامتر گویه‌ها (شیب)<sup>۱۷</sup> در IRT و بارهای عاملی<sup>۱۸</sup> 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 تک بعدی بودن)؛ (۲) استقلال موضعی گویه‌ها؛ و (۳) پاسخ شخص به سوال که با استفاده از تابع سوال پاسخ ریاضی (IRF)<sup>۱۹</sup> نشان داده می‌شود [۷، ۱۱]. تابع سوال پاسخ ریاضی (IRF) به عنوان منحنی مشخصه سوال (ICC)<sup>۲۰</sup> شناخته می‌شود؛ یک منحنی هلالی<sup>۲۱</sup> شکل است که به وسیله مدل‌های لوجستیک<sup>۲۲</sup> یا نرمال-اجایو<sup>۲۳</sup> نشان داده می‌شود و بیانگر رابطه بین یک صفت پنهان مانند توانایی با عملکرد در یک آزمون یا سایر ابزارهای اندازه‌گیری است [۷، ۱۲]. در پایین‌ترین سطوح توانایی، احتمال پاسخ درست صفر است و در بالاترین سطح توانایی نزدیک به یک است. رابطه

در پژوهش‌های روانشناسی در حوزه شخصیت<sup>۱</sup> و آسیب‌شناسی روانی<sup>۲</sup>، مقیاس‌ها نقش کلیدی در عملیاتی-سازی سازه‌های محوری برای پیشبرد نظریه‌ها، پژوهش‌ها و عمل دارند و سودمندی نمرات گردآوری شده، ارتباط مستقیمی با کیفیت ویژگی‌های روانسنجی یعنی روایی<sup>۳</sup> و پایایی<sup>۴</sup> 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 محتوای ناهمگن برای دستیابی به اعتبار محتوا<sup>۵</sup> هستند [۱، ۲]. چن، وست و سوزا<sup>۶</sup> 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<sup>۷</sup> 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 تک بعدی<sup>۸</sup> (یعنی یک عامل کلی<sup>۹</sup> نیرومند) و هم مدل اندازه-گیری چند بعدی<sup>۱۰</sup> (یعنی دو یا چند عامل مفهومی محدودتر و همبسته) را ارزیابی می‌کنند [۴، ۵].

دانشمندان از روش‌هایی مانند "مدل‌یابی معادله ساختاری (SEM)"<sup>۱۱</sup> [۶]، و یا "نظریه سوال پاسخ (IRT)"<sup>۱۲</sup> [۷] برای عملیاتی‌سازی سازه‌های روانشناختی جهت بررسی تفاوت‌های فردی استفاده می‌کنند. با این حال، برای استفاده از برآوردهای SEM و IRT، پژوهشگران با مفروضه "استقلال موضعی"<sup>۱۳</sup> روبه‌رو هستند که ممکن است در داده‌های آنها وجود نداشته باشد. برای مثال، در مدل‌های

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 (IRT)

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, &amp; Tedlie

8 . unidimensional measurement model

9 . general factor

10 . multidimensional measurement model

11 . structural equation modeling (SEM)

12 . item response theory

یک "صفت پنهان" در داده‌ها تعریف می‌شود [۱۶]. ریس و رویکی<sup>۱۲</sup> اظهار داشتند: "مجموعه‌ای از پاسخ‌های گویه‌ها تک بعدی هستند، در صورتی که اگر و تنها ماتریس پاسخ‌ها<sup>۱۳</sup> پس از حذف یک عامل مشترک، مستقل باشند" [۱۴]. ریس و رویکی، نسخه ضعیف‌تر استقلال موضعی را در صورتی برقرار می‌دانند که «همبستگی‌های سهمی<sup>۱۴</sup> بین گویه‌ها پس از استخراج نمرات عامل‌ها از عامل کلی<sup>۱۵</sup> صفر باشد یا به طور معادل، همبستگی باقیمانده<sup>۱۶</sup> گویه‌ها پس از استخراج یک عامل، صفر باشد" [۱۴]. وقتی داده‌ها تک بعدی باشند (یعنی پس از استخراج یک عامل که استقلال موضعی دارد) موارد زیر در معادله ۲، صادق است:

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

معادله ۲؛

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

پژوهشگران در عمل می‌دانند که بسیاری از مقیاس‌های روانشناختی، "تک بعدی" نیستند (داده‌های پاسخ گویه‌هایی کاملاً تک بعدی 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 سوگیری نشود؛ بنابراین آنچه که صاحب‌نظران در این زمینه توصیه می‌کنند این است که داده‌ها باید "به حد کفایت

بین یک صفت پنهان ( $\theta$ ) 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 ( $\theta$ ) و برخی پارامترهای سوال مانند دشواری<sup>۱</sup> و تشخیص<sup>۲</sup> برآورد می‌کنند [۱۱]. مدل‌های IRT بر این ایده استوار هستند که احتمال پاسخ درست به یک سوال، تابع ریاضی از پارامترهای "شخص" و "سوال" است. پارامتر شخص به عنوان یک صفت پنهان ( $\theta$ ) تعبیر می‌شود [۱۱]. به عنوان مثال، معادله ۱، منحنی سوال پاسخ برای مدل لوجستیک دوپارامتریک (2PL)<sup>۳</sup> برای پاسخ‌های گویه-های دو ارزشی<sup>۴</sup> است. در این معادله،  $a_i$  شیب<sup>۵</sup> گویه،  $\beta_i$  موضع گویه،  $\theta$  متغیر پنهان پیوسته و  $1/\gamma_0$  یک ضریب عاملی است که مقدار پارامتر شیب سوال 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  $1/\gamma_0$  باشد ( $D=1/\gamma_0$ ) [۱۳]. در واقع عدد ثابت  $D$ ، تفاوت بین توابع حاصل از لوجستیک یا نرمال-اجایو را به حداقل می‌رساند و بیانگر رابطه بین لوجیت‌ها<sup>۶</sup> و پروبیت‌ها<sup>۷</sup> است؛ هنگامی که مدل‌ها خیلی مشابه باشند، لوجیت تقریباً برابر با  $1/\gamma_0$  پروبیت است [۱۱، ۱۲، ۱۳].

معادله ۱،  $P_i(x=1 | \theta) = [1 + \exp(-1.7a_i(\theta - \beta_i))]^{-1}$  برآورد دقیق پارامترهای سوال در IRT به شدت به مفروضه "تک بعدی" 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<sup>۸</sup> اظهار داشت "در صورتی که اگر و تنها یک مدل عاملی متداول (عموماً غیرخطی<sup>۹</sup>) با یک "عامل مشترک" برازش داشته باشد، مجموعه‌ای از  $n$  آزمون یا  $n$  سوال دوارزشی<sup>۱۰</sup> تک بعدی خواهند بود" [۱۵]. مفهوم سازی هتی<sup>۱۱</sup> با تعریف مک‌دونالد مطابقت دارد: "تک بعدی بودن به عنوان وجود

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

می‌توان فرضیه برازش را رضایت بخش ارزیابی کرد" [۱۵]. در اظهار نظری دیگر وی گفت: "مقدار کوواریانس‌های باقیمانده، مبنایی غیرآماري<sup>۶</sup> اما معقول برای قضاوت در مورد میزان عدم برازش<sup>۷</sup> مدل با داده‌ها است" [۱۵]. همچنین، حتی پیشنهاد داد، هنگامی که پژوهشگران مجموع (مقادیر مطلق) باقیمانده‌ها را برای عامل‌ها استخراج می‌کنند، مقادیر باقیمانده‌ها برای عامل دوم نباید خیلی کوچکتر از عامل اول 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 که با یک مقدار باقیمانده خاص نمی‌توان اظهار داشت که آیا یک پارامتر گوپه خاص دارای سوگیری یا تحریف شده است. مهم‌تر آنکه باقیمانده‌ها در مدل‌هایی که پارامتر گوپه‌ها به صورت اشتباه برآورد شده‌اند، ممکن است کوچک باشند. برای مثال، همه مشکلات استقلال موضعی ناشی از وجود محتوای باقیمانده یک جفت گوپه (یعنی گوپه‌هایی که یک ویژگی پنهان ثانویه مشترک دارند)، منجر به مقادیر بالای باقیمانده نمی‌شود. باقیمانده یک جفت گوپه ممکن است منجر به تحریف برآورد پارامترها شود (به عنوان مثال، بارهای عاملی به سمت ۱ و یا برآوردهای واگرایی<sup>۸</sup> گوپه به سمت بی‌نهایت سوق یابد)، حتی اگر مقادیر باقیمانده بسیار کوچک باشد [۱۹].

در ادبیات IRT، استفاده از برنامه کامپیوتری NOHARM که توسط فریسر<sup>۹</sup> و مک دونالد تدوین شد، روش دیگری است که برای ارزیابی "به حد کفایت تک بعدی بودن" استفاده می‌شود. این برنامه کامپیوتری از روش "تحلیل عاملی غیرخطی" که توسط مک دونالد [۱۵] پیشنهاد شده است، استفاده می‌کند [۲۰]. برنامه کامپیوتری DETECT نیز روش دیگری برای ارزیابی ابعاد است که در حوزه مدل‌های IRT تک بعدی به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲۱].

در SEM، اگر چه اثرات سوگیری بالقوه داده‌های

تک‌بعدی<sup>۱</sup> باشند. به عبارتی، داده‌ها باید "به حد کفایت تک بعدی" باشند تا پارامترهای مدل با سوگیری‌های محدود برآورد شوند [۹].

پژوهشگران مدت‌ها قبل از ظهور IRT، از مقادیر ویژه<sup>۲</sup> (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"<sup>۳</sup> بودند. در این زمینه آکرمن<sup>۴</sup> اظهار داشت: "شواهد چند بعدی بودن را می‌توان با تشکیل نسبت مقادیر ویژه اول به دوم مشاهده کرد" [۱۷]. اگر از این مساله 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 تک بعدی" با آن روبه رو هستیم این است که این شاخص به طور غیرمستقیم در مورد اثرات مخرب چندبعدی بودن اطلاعات می‌دهد. همان‌طور که مک دونالد خاطر نشان می‌کند "مهم است که تشخیص دهیم که هیچ رابطه مستقیمی بین نسبت واریانس ناشی از اولین عامل مشترک و وجود و یا عدم وجود عامل‌های مشترک اضافی وجود ندارد" [۱۲]. این بدان معنا است که حتی ماتریس‌های پاسخ‌های گوپه‌های 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 تک بعدی" بررسی باقیمانده‌ها<sup>۵</sup> پس از برازش یک مدل تک بعدی (یا چندبعدی) است [۲۲]. در این زمینه مک-دونالد اظهار داشت: "اگر باقیمانده‌ها کوچک باشند، باز هم

6. non-statistical

7. misfit

8. item discrimination

9. Fraser, C.

1. unidimensional enough

2. Eigenvalues

3. original correlation matrix

4. Ackerman

5. residual



دارند نمرات "خرده دامنه‌ها" را که "خرده نمره"<sup>۶</sup> 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].

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

### روش

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

برای درک بهتر رویکرد SEM و به خصوص تبیین مدل CFA بایفکتر و شاخص‌های آماری مربوط به آن در ارزیابی بعدپذیری و استفاده از نمرات خرده دامنه‌ها، از مقیاس خوب زیستن<sup>۷</sup> 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 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 تائیدی

چندبعدی به یک مدل اندازه‌گیری تک بعدی 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"<sup>۱</sup> 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 حتی هشتاد نوع شاخص مختلف را شناسایی کرد. وی اذعان داشت که این شاخص‌ها و روش‌ها ماهیتی پیش تجربی داشته و بر هیچ تعریف روشن و دقیقی از ابعاد استوار نیست [۲۴].

اخیراً استفاده از مدل‌های بایفکتر برای بررسی بعدپذیری و ارزیابی ارزش خرده‌دامنه‌های مقیاس‌های روانشناختی محبوبیت فراوانی پیدا کرده است [۲۲]. مدل‌های بایفکتر با دو روش اکتشافی (تحلیل بایفکتر اکتشافی<sup>۲</sup>) [۲۸] و تائیدی (تحلیل بایفکتر تائیدی) [۲، ۲۲] برآورد می‌شوند. تحلیل بایفکتر اکتشافی، صرفاً شکلی از تحلیل عاملی اکتشافی (EFA)<sup>۳</sup> با استفاده از روش چرخش خاص مدل بایفکتر یعنی چرخش اشمید-لیمن<sup>۴</sup> [۵] و چرخش جنریج-بنتلر<sup>۵</sup> [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 بایفکتر اکتشافی به خوبی شناخته و تثبیت نشده است [۳۰]، تمرکز این مقاله بر تحلیل بایفکتر تائیدی است که رویه‌های انجام آن به خوبی شناخته و تثبیت شده است؛ به خصوص اینکه پژوهشگران بسیاری نشان داده‌اند که مدل‌های تحلیل بایفکتر تائیدی نمایش واقعی‌تری از سازه‌های روانشناختی ارائه می‌دهند [۲۲، ۲۳، ۲۷، ۲۸]. مقاله حاضر تأکید بیشتری بر ارزیابی بعدپذیری و به خصوص ارزیابی "به حدکفایت تک بعدی بودن" مقیاس‌های روانشناختی دارد؛ با این حال؛ گاهی اوقات پژوهشگران تمایل

۵. Jennrich-Bentler

۶. subscores

۷. Good Life Scale

۱. fit

۲. Exploratory bifactor analysis

۳. Exploratory Factor Analysis (EFA)

۴. Schmid-Leiman transformation

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"<sup>۳</sup> 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"<sup>۴</sup> 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 تاییدی 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 تاییدی که در آن ۱۸ گویه بر روی عامل کلی خوب زیستن بار گرفته‌اند؛ (۲) مدل CFA صفات ناهمبسته با چرخش متعامد<sup>۵</sup> که در آن چهار عامل بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روانشناختی با هم همبسته نیستند؛ (۳) مدل CFA صفات همبسته با چرخش متمایل<sup>۶</sup> 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 چهار عامل بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روانشناختی همبسته هستند؛ و (۵) مدل تحلیل عاملی تاییدی بایفکتر که علاوه بر عامل کلی خوب زیستن چهار خرده مقیاس بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و

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 ۱۴۰۳-۱۴۰۲ 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 سوالات مقیاس خوب زیستن یوسفی [۲۹] پاسخ دادند.

برای برآورد و ترسیم مدل‌های مختلف تحلیل عاملی تاییدی (CFA) برای مقیاس خوب زیستن که در جدول ۱، ارائه شده است، از نرم افزار لیزرل<sup>۱</sup> نسخه ۸/۸ استفاده شد. از آنجایی که در این پژوهش از نرم افزار R نسخه ۴/۳/۳ برای تخمین همه شاخص‌های آماری مربوط به مدل CFA بایفکتر استفاده شد؛ نخست، لازم بود که مدل CFA تک بعدی (مدل ۱، در جدول ۱)، و مدل CFA بایفکتر (مدل ۵، در جدول ۱) در این نرم افزار 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 بعدپذیری و

#### ارزش خرده دامنه‌ها

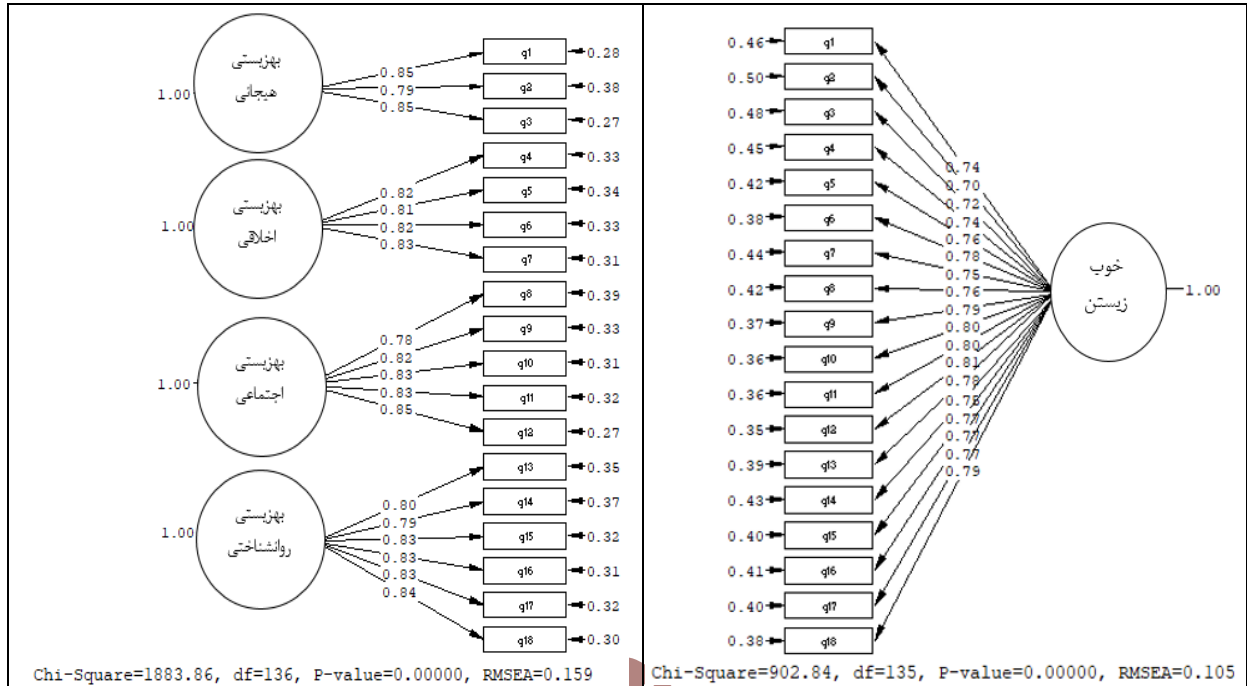
تحلیل عاملی به طیف گسترده‌ای از تکنیک‌ها اشاره دارد که هدف آن توصیف واریانس و کوواریانس بین مجموعه‌ای از متغیرهای آشکار به نام "شاخص‌ها"<sup>۲</sup> از مسیر کاربرد متغیرهای پنهان پیوسته به نام "عامل‌ها" است. شاخص‌ها تقریباً همیشه گویه‌هایی هستند که شرکت-کنندگان پژوهش به عنوان بخشی از مقیاس به آن پاسخ می-دهند. "گویه" و "شاخص" اصطلاحاتی هستند که ممکن

4. load  
5. orthogonal rotation  
6. oblique rotation

1. LISREL  
2. indicators  
3. measurement model

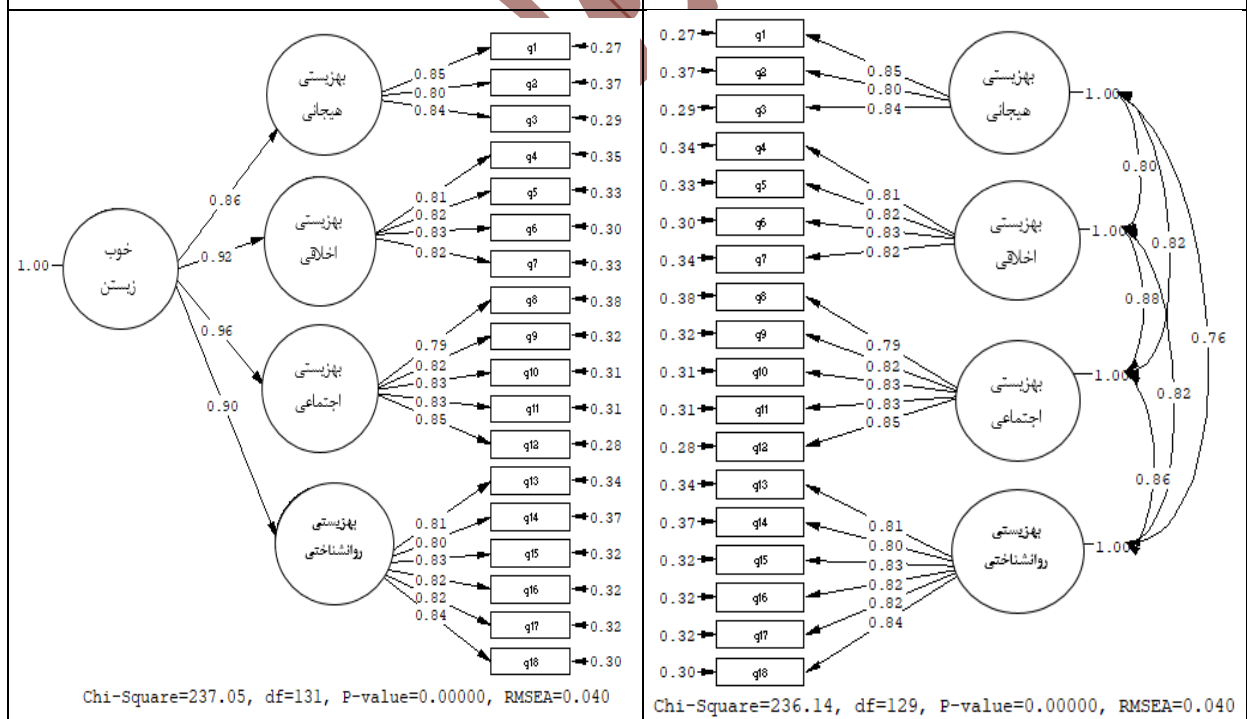
روانشناختی با گویه‌های مربوطه ارتباط دارند (جدول ۱ و مدل‌های ۱ تا ۵). در ادامه این ۵ مدل تبیین شد.

جدول ۱. مدل‌های مختلف CFA مقیاس خوب زیستن



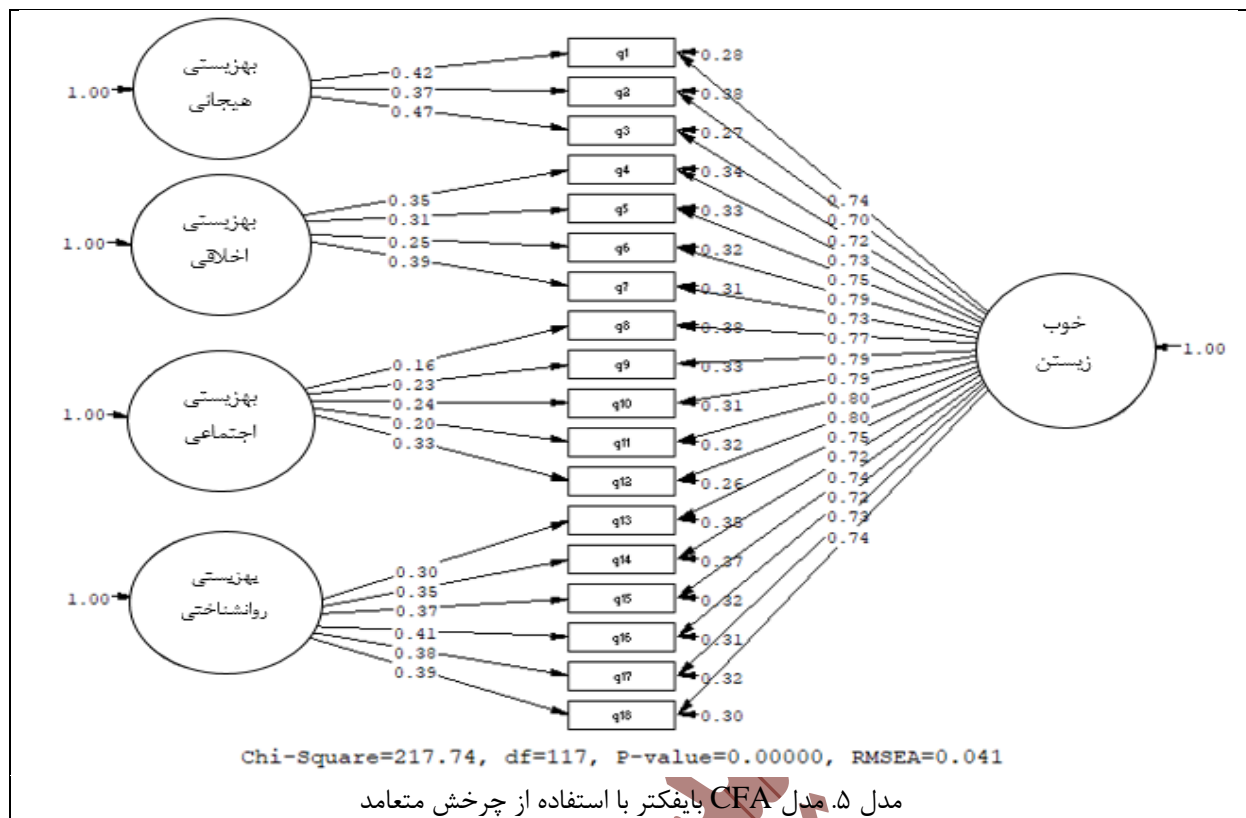
مدل ۲. مدل CFA صفات ناهمبسته با چرخش متعامد

مدل ۱. مدل CFA تک بعدی



مدل ۴. مدل CFA مرتبه بالاتر

مدل ۳. مدل CFA صفات همبسته با چرخش مایل



### مدل CFA تک بعدی

تک بعدی بودن یک فرضیه کلیدی در هر دو رویکرد SEM و IRT است. مدل تک بعدی، 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 تک بعدی 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 تک بعدی 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 تک بعدی 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 تک بعدی 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 تک بعدی 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 تک بعدی CFA باشد [۳۵]. اما در برخی از موارد این ناهمگونی مانعی برای تفسیر نمره کل یا مدل اندازه‌گیری تک بعدی CFA نیست [۳۶، ۹]. بنابراین، در حالی که برازش مناسب یک مدل تک بعدی CFA برای تفسیر نمره کل کافی است، برازش کم مدل تک بعدی CFA مانع از تفسیر موجه نمره کل نمی‌شود [۱]. در اینجا، یک سوال کلیدی متخصص روانسنج هنگام کاربرد این مدل این است که "آیا این مقیاس تک بعدی 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 چندبعدي 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 چندبعدي و به کارگیری خرده دامنه‌ها به کار می‌رود؛ این دیدگاه نمی‌تواند تصدیق کند درجه چندبعدي بودن ممکن است بی‌اهمیت باشد، زمانی که در آن تفسیر تک بعدی 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 تک بعدی) و هم از واریانس منابع خاص (مدل CFA صفات همبسته) خرده دامنه استفاده می‌کنند، مناسب‌تر هستند. به طور کلی، مدل CFA صفات همبسته (مدل ۳)، مدلی نابسند در نظر گرفته می‌شود؛ زیرا عامل‌های همبسته دلالت بر وجود یک یا چند "عامل مرتبه بالاتر"<sup>۱</sup> یا "سلسله مراتبی"<sup>۲</sup> دارند که باید توجیه شوند [۳۹].

## مدل CFA مرتبه بالاتر (مدل سلسله مراتبی غیر مستقیم)

در مدل CFA مرتبه بالاتر، عامل‌های مرتبه اول (صفات پنهان مرتبه اول)، یک مدل اندازه‌گیری برای شاخص‌ها (گویه‌ها) تشکیل می‌دهند، در حالی که عامل مرتبه دوم (صفت پنهان مرتبه دوم)، یک مدل اندازه‌گیری برای عامل‌های مرتبه اول (صفات پنهان مرتبه اول) می‌باشد. مدل ۴، ساختار مدل CFA مرتبه بالاتر مقیاس خوب زیستن را نشان می‌دهد. در این مدل، چهار صفت پنهان مرتبه اول و یک صفت پنهان مرتبه بالاتر (عامل مرتبه بالاتر) وجود دارد. در مدل مرتبه بالاتر (مدل ۴)، صفت پنهان مرتبه بالاتر، تاثیر غیرمستقیم بر شاخص‌های آشکار (گویه‌ها) دارد. مک دونالد از این مدل‌ها تحت عنوان "مدل‌های سلسله مراتبی غیر مستقیم"<sup>۳</sup> یاد می‌کند [۴۰] که اصطلاحی است که متعاقباً توسط دیگران نیز پذیرفته شده است [۳۶، ۴۱]. در مدل‌های سلسله مراتبی غیر مستقیم، تاثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) توسط صفات پنهان مرتبه اول میانجی می‌شود [۴۲]. در این مدل‌ها، میزان تاثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) مبهم است و پرسش مهمی که پیش می‌آید این است که آیا میزان تاثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) به طور کامل توسط صفات پنهان مرتبه اول 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 سلسله مراتبی 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

<sup>3</sup> . indirect hierarchical model

<sup>1</sup> . higher-order

<sup>2</sup> . hierarchical factor

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 تقسیم بندی 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 تقسیم بندی 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) تقسیم بندی واریانس امکان بررسی تک-بعدی 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 تک بعدی 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"<sup>۴</sup> و غیره را شامل می‌شوند که در ادامه این شاخص‌ها تبیین خواهند شد.

عاملی برآورد خواهد شد؛ یکی بیانگر رابطه با عامل کلی و دیگری نشان دهنده 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 که احتمالاً عامل‌های خاص باید به عنوان عامل-های 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 تاثیر مستقیمی دارند و برخلاف "مدل سلسله مراتبی غیر مستقیم"، خرده دامنه‌های گروهی خاص بین عامل کلی و شاخص‌های آشکار، نقش میانجی ندارند [۴۱]. در پیشینه پژوهش، به مدل‌های بایفکتر، "مدل سلسله مراتبی مستقیم"<sup>۱</sup> نیز گفته می‌شود [۴۲].

### تقسیم بندی 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"<sup>۲</sup> گویه را نشان می‌دهد و واریانس با عامل خاص هر گویه که برای هر گویه منحصر به فرد است (با هیچ گویه دیگری به اشتراک گذاشته نمی‌شود) منتسب به "واریانس خطای تصادفی"<sup>۳</sup> است. این بدان معنا است که

<sup>۳</sup> . random error variance  
<sup>۴</sup> . variance explained indices

<sup>۱</sup> . direct hierarchical model  
<sup>۲</sup> . percent of common variance

کوواریانس با عامل کلی (صفت پنهان مشترک)	کوواریانس با عامل‌های خاص (صفات پنهان گروهی خاص)	واریانس گویه خاص	واریانس شاخص
واریانس مشترک		واریانس باقیمانده	

شکل ۱. نحوه تقسیم بندی واریانس در مدل CFA بایفکتر

عاملی گویه  $i$  بر روی عامل خاص  $j$  می‌باشد.  $h_i^2$  اشتراک گویه  $i$  است.

### ب) ضریب امگا سلسله مراتبی (امگا اچ) $\omega_H$

در حالی که ضریب امگا ( $\omega$ ) برآورد نسبت واریانس نمره کل تبیین شده در مدل بایفکتر است؛ ضریب "امگا سلسله مراتبی ( $\omega_H$ )" <sup>۴</sup> برآورد نسبت واریانس نمره کل تبیین شده در مدل بایفکتر توسط عامل کلی می‌باشد [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 سلسله مراتبی ( $\omega_H$ )" است.

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

فرمول ۲؛

### ج) امگا خرده مقیاس‌ها ( $\omega_S$ )

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

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

فرمول ۳؛

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

### د) امگا سلسله مراتبی خرده مقیاس ( $\omega_{HS}$ )

زمانی که یک مدل بایفکتر برای داده‌های چندبعدی مناسب باشد، منطق ضریب  $\omega_H$  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

## شاخص‌های آماری مربوط به مدل بایفکتر برای ارزیابی بعدپذیری

یک بررسی دقیق از بارهای عاملی بین گویه‌ها و عامل 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 ( $\omega$ )

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

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

فرمول ۱.

در فرمول ۱،  $i$  بر روی همه گویه‌های مدل بایفکتر متفاوت است،  $j$  نیز بر روی همه عامل‌های خاص متفاوت است.  $\lambda_{i.G}$  بار عاملی گویه  $i$  بر روی عامل کلی است.  $\lambda_{i.S_j}$  بار

<sup>۳</sup> . Zinbarg RE, Revelle W, Yovel I, Li W.

<sup>۴</sup> . coefficient omega hierarchical

<sup>۱</sup> . composite reliability

<sup>۲</sup> . modeled

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).

$$ECV_{SG} = \frac{\sum_i \lambda_{i.S}^2}{\sum_i \lambda_{i.G}^2 + \sum_j \lambda_{i.S}^2}$$

فرمول ۶؛

در فرمول ۶،  $\lambda_{i.S}$  بر روی هر گویه و  $\lambda_{i.G}$  بر روی هر عامل متفاوت است و  $S$  یک عامل خاص است.

### ز) ECV عامل خاص با توجه خودش (ECV<sub>SS</sub>)

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" نامید [۲]. ECV<sub>SS</sub> نسبت واریانس واریانس مشترک در یک خرده دامنه است که منحصرًا برای عامل خاص آن خرده دامنه محاسبه می‌شود [۲۲]. (فرمول ۷).

$$ECV_{SS} = \frac{\sum_i \lambda_{i.S}^2}{\sum_i \lambda_{i.G}^2 + \sum_j \lambda_{i.S}^2}$$

فرمول ۷؛

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

### ح) ECV درون-دامنه (ECV<sub>GS</sub>)

ECV<sub>SS</sub> مکمل آن چیزی است که استاکی و ادلن از آن به عنوان "ECV درون-دامنه"<sup>۷</sup> (ECV<sub>GS</sub>) [۵۱] و دوبر [۳۱] از آن به عنوان "ضریب کلی با توجه به عامل‌های خاص" یاد کرده‌اند. ECV<sub>GS</sub> را می‌توان به عنوان نسبت واریانس مشترک گویه‌ها در هر عامل خاص که متاثر از عامل کلی است، تفسیر کرد [۳۱]. به طور کلی، مقادیر بالای ECV<sub>GS</sub> نشان می‌دهد که واریانس خرده‌دامنه‌ها تا حد زیادی توسط عامل کلی تبیین می‌شود، در حالی که مقادیر

( $\omega_{HS}$ ) به دست می‌آید [۹].  $\omega_{HS}$  شاخصی است که پایایی یک نمره خرده مقیاس را پس از کنترل واریانس ناشی از عامل کلی منعکس می‌کند [۲۲]. فرمول ۴:

$$\omega_{HS} = \frac{\sum_i (\lambda_{i.S})^2}{\sum_i (\lambda_{i.G})^2 + \sum_i (\lambda_{i.S})^2 + \sum_i (1 - h_i^2)}$$

فرمول ۴؛

### ه) شاخص واریانس مشترک تبیین شده (ECV)

اگر داده‌ها از یک مدل بایفکتر پیروی کنند و بنا بر تعریف چند بعدی باشند، پژوهشگران باید قدرت نسبی آن عامل (عامل کلی) را در نظر بگیرند [۹]. در این راستا "ماتریس بار عاملی استاندارد شده"<sup>۱</sup> در یک مدل بایفکتر، راه‌حل بسیار ساده و ظریفی را برای ارزیابی نیرومندی نسبی ابعاد ارائه می‌دهد [۳۸]. واریانس مشترک تبیین شده (ECV)<sup>۲</sup>، یک معیار مستقیم و واضح برای بررسی "به حد کفایت تک بعدی" 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 عامل-های 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:

$$ECV = \frac{\sum_i \lambda_{i.G}^2}{\sum_i \lambda_{i.G}^2 + \sum_j \sum_i \lambda_{i.Sj}^2}$$

فرمول ۵؛

مقدار  $\lambda_{i.Sj}$  بر روی هر گویه و مقدار  $\lambda_{i.G}$  بر روی هر عامل خاص متفاوت هستند.  $\lambda_{i.Sj}$  بار عاملی گویه  $i$  بر روی عامل خاص  $j$  است.

### و) شاخص ECV بعد خاص (ECV<sub>SG</sub>)

اولین شاخص ECV هر عامل خاص، شاخص ECV<sub>SG</sub> است که تحت عنوان "ECV عامل خاص با توجه به عامل کلی"<sup>۳</sup> نامیده می‌شود [۲]. استوکی و ادلن<sup>۴</sup> به سادگی آن را "ECV بعد خاص"<sup>۵</sup> نامیدند [۵۱] و به عنوان

۴. Stucky and Edelen

۵. specific-dimension ECV

۶. ECV of a specific factor with respect to itself

۷. within-domain ECV

۱. standardized loading matrix

۲. Explained common variance

۳. ECV of a specific factor with respect to the general factor



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.

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

فرمول ۱۰؛

### ک) سوگیری پارامتر نسبی متوسط (ARPB)

سوگیری پارامتر نسبی متوسط (ARPB) <sup>۲</sup> یک شاخص کلی است که از تفاوت بین بارهای عاملی عامل کلی مدل بایفکتر و بارهای عاملی یک مدل CFA تک بعدی از همان داده‌ها است، برآورد می‌شود. در این فرمول  $\lambda_{i,U}$  بار عاملی گویه  $i$  در مدل تک بعدی است،  $\lambda_{i,G}$  بار عاملی گویه  $i$  در عامل کلی مدل بایفکتر است و  $n$  تعداد کل گویه‌ها است [۳۵، ۱]. فرمول ۱۱.

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

فرمول ۱۱؛

وقتی ARPB کوچک باشد، عامل کلی راه‌حل بایفکتر و تک عامل راه‌حل تک بعدی در مدل‌های معادل داده‌ها تقریباً برابر خواهند بود؛ بنابراین مدل ساده‌تر تک بعدی 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 بایفکتر

پژوهشگران معمولاً از بسته BifactorIndicesCalculator در نرم افزار R یا RStudio برای محاسبه شاخص‌های آماری مدل CFA بایفکتر استفاده می‌کنند [۳۱]؛ هر چند که محاسبه‌گر شاخص‌های مدل بایفکتر<sup>۳</sup> نیز که یک فایل اکسل است، ابزار دیگری برای این منظور است [۵۴]. در ادامه این دو روش با داده‌های جمع‌آوری شده با مقیاس خوب زیستن یوسفی [۳۳] ارائه شد.

پایین این شاخص‌ها نشان می‌دهد که خرده دامنه‌ها مستقل‌تر از عامل کلی هستند [۲]. (فرمول ۸).

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

فرمول ۸؛

### 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 یک گویه که به وسیله یک عامل کلی تبیین شده است، می‌باشد [۵۲]. I-ECV، 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 تک بعدی 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].

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

فرمول ۹؛

### 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 برازش مدل تک بعدی حتی برای داده‌هایی که چندبعدی هستند، راهنما باشد [۹]. به طور کلی، در یک مدل بایفکتر، هنگامی که ECV بالا باشد، بارهای عاملی برآورد شده در یک مدل تک بعدی 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)"<sup>۱</sup> است. PUC تحت تأثیر میزان بارهای عاملی بر روی عامل کلی یا عامل‌های خاص قرار نمی‌گیرند [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

<sup>۳</sup> . Bifactor Indices Calculator

<sup>۱</sup> . percentage of uncontaminated correlations (PUC)

<sup>۲</sup> . Average relative parameter bias (ARPB)

مورد نیاز است که آن شاخص مورد نظر باشد؛ و (۴) *standardized*، یک "شاخص بولین"<sup>۳</sup> است که نشان می‌دهد آیا شاخص‌های مدل بایفکتر باید بر اساس ضرایب استاندارد محاسبه شوند، همان‌طور که رویه استاندارد است<sup>۴</sup> [۳۴]. شاخص‌های بایفکتر را نیز می‌توان بر اساس ضرایب غیر استاندارد محاسبه کرد (*standardized = FALSE*) [۲۷].

برای آشنایی با نحوه کاربست تابع ۱ در نرم افزار 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 تک بعدی (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>)

## الف) استفاده از بسته *BifactorIndicesCalculator* در نرم افزار R یا RStudio

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

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

فرمان ۱؛

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

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

تابع ۱؛

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 می‌باشد. 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"<sup>۲</sup> برای *Lambda* استفاده شود؛ (۳) *Unilambda*، ماتریسی از بارهای عاملی از یک مدل تک بعدی 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

<sup>۴</sup> شاخص بولین، یک متغیر باینری (متغیر دوارزشی)، دارای دو مقدار ممکن "true" و "false" است.

<sup>۱</sup> شیوه برآورد مدل CFA تک بعدی و مدل CFA بایفکتر در نرم افزار R در پیوست مقاله قرار دارد.

<sup>۲</sup> matrix of unstandardized factor loadings

<sup>۳</sup> Boolean indicator

جدول ۲. دستورالعمل نحوه کاربست تابع ۱ در نرم افزار 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(udimenstionalplg.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)

```

در مثال اشاره شده در جدول ۲،

udimensionalplg.model اشاره به مدل CFA تک

بعدی 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 گویه-

های q13 تا q18 برآورد می‌شود) برآورد می‌شود. q نام

داده‌های جمع آوری شده با مقیاس خوب زیستن است که

پژوهشگران انتخاب کرده‌اند. در فرمان " ordered =

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 نرم

افزار، لازم است که خروجی نرم افزار 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_SS      ECV_SG      ECV_GS      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  0.9235881  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 با فکتور

ارزی تائو<sup>۴</sup> برقرار است که بارهای عاملی غیراستاندارد<sup>۵</sup> 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، تفسیر پذیری امگا به شدت به مفروضه تک بعدی 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 ( $\omega$ ) اطلاعاتی در مورد بعد مقیاس در اختیار پژوهشگر قرار نمی‌دهد و به نظر می‌رسد که شاخص امگا اچ ( $\omega_H$ ) اطلاعات بیشتری در اختیار پژوهشگر قرار می‌دهد. از یک منظر، امگا اچ ( $\omega_H$ )، واریانس تبیین شده به وسیله عامل کلی است که به عنوان

با توجه به شکل ۲، خروجی نرم افزار R نسخه ۴،۳،۳ با توجه به بسته آماری "bifactorIndices" دارای فهرستی در سه سطح: (۱) شاخص‌های سطح مدل<sup>۱</sup>، (۲) شاخص‌های سطح عاملی<sup>۲</sup> و (۳) شاخص‌های سطح گویه<sup>۳</sup> بود. شاخص‌های سطح مدل شامل شاخص‌های آماری  $ECV=0/83$  کل،  $PUC=0/78$ ،  $\omega=0/97$  کل،  $\omega_H=0/92$  کلی، و  $ARPB=0/33$  بود.

با توجه به شکل ۲، مقدار امگا کل مقیاس خوب زیستن ۰/۹۷ به دست آمد. از آنجایی که ضریب  $\omega$  یک ضریب پایایی است، لازم است به تفاوت این ضریب با آلفا اشاره کرد: (۱) ضریب امگا همواره بر اساس بارهای عاملی یک مدل 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"<sup>۴</sup> ضروری است (زمانی فرض "هم

4. tau equivalent

5. unstandardized factor loading

1. model level indices

2. actor level indices

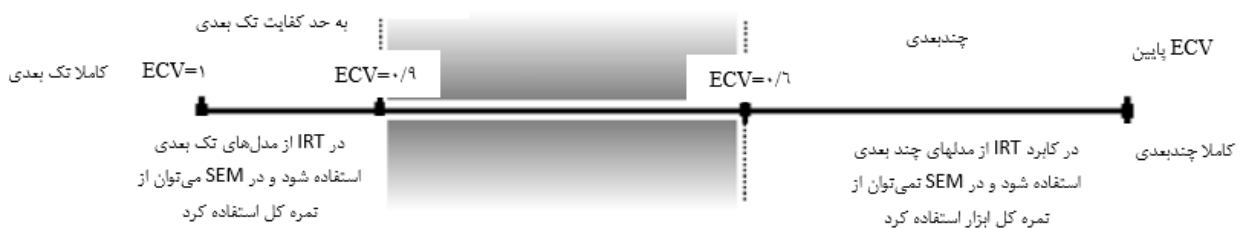
3. item level indices

دست آمد. باید در نظر داشت که به راحتی می‌توان امگا اچ ( $\omega_H$ ) را به عنوان پاسخی به مسئله ابعاد یا به عنوان یک شاخص قدرت عامل کلی اشتباه گرفت؛ اما امگا اچ ( $\omega_H$ ) به مساله ابعاد و شاخص نیرومندی عاملی کلی نمی‌پردازد. امگا اچ ( $\omega_H$ ) 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 ( $\omega_H$ ) بالا باشد، می‌توان نمرات کل واحد وزنی را "به حد کفایت تک بعدی" بدانیم؛ به این معنا که واریانس قابل اعتماد آن‌ها عمدتاً تحت تأثیر یک منبع واحد هستند [۱۰]. با این حال، امگا اچ ( $\omega_H$ ) 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 تک بعدی بودن" است [۲۷]. به طور کلی، داده‌هایی که دارای یک عامل 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<sup>۱</sup> به وسیله ساختار داده‌ها تعدیل می‌شود، بنابراین باید از یک طیف  $ECV$  برای تعیین تک بعدی یا چندبعدی بودن داده‌ها استفاده کرد (شکل ۳).

خطای اندازه‌گیری در نظر گرفته می‌شود و از منظری دیگر، امگا اچ ( $\omega_H$ ) به طور مستقیم به موضوع تک بعدی بودن نمی‌پردازد [۵۶]. مک دونالد استدلال می‌کند که امگا اچ ( $\omega_H$ ) بالا در درجه اول 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 ( $\omega_H$ ) ضریب پایایی آموزنده‌تری نسبت به امگا ( $\omega$ ) 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 ( $\omega_H$ ) 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 ( $\omega_H$ ) زمانی که حتی مقیاس به وضوح چند بعدی است، می‌تواند بالا به دست آید [۱۰]. هم-چنین برخی پژوهشگران در مطالعات خویش نشان دادند که تا زمانی که مقدار امگا اچ  $0/8$  و بیشتر باشد ( $\omega_H \geq 0/8$ )، آزمون را می‌توان به حد کفایت تک بعدی در نظر گرفت [۱]. [۳۸]. در مقیاس خوب زیستن مقدار امگا اچ ( $\omega_H$ ) برابر با  $0/92$  به دست آمد. این مقدار به دست آمده ضریب امگا اچ ( $\omega_H$ ) بیانگر به حد کفایت تک بعدی 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  $\omega_H$  که برابر با  $0/96$  است، بیانگر همبستگی بین عامل کلی با نمره کل مشاهده شده است. مقایسه  $\omega_H$  (در مطالعه حاضر،  $\omega_H=0/92$ ) با  $\omega$  (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 تفاوت-های فردی در صفت مورد نظر است، نسبت داد و تنها ۵ درصد ( $0/92=0/5 - 0/97$ ) را می‌توان به چندبعدی بودن ناشی از عامل‌های گروهی نسبت داد. بنابراین می‌توان نمرات خام را به عنوان بازتابی از به حد کفایت تک بعدی، علی‌رغم وجود چندبعدی بودن داده‌ها در نظر گرفت [۳۶].

با توجه به شکل ۲، مقدار  $ECV=0/83$  کل، به

<sup>۱</sup>. bias parameter



شکل ۳. پیوستار ابعاد با استفاده از مقادیر ECV

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 کمی سازی تک بعدی بودن ساختار داده‌ها است [۵۹]. با توجه به شکل ۲، شاخص PUC مقیاس خوب زیستن ۰/۷۸ به دست آمد. به این معنی است که ۷۸ درصد از موارد کوواریانس در ماتریس کوواریانس، فقط با عامل کلی در مدل بایفکتر بازنمایی شده‌اند و ۲۳ درصد دیگر توسط عوامل‌های 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 تک بعدی در نظر گرفت [۱]؛ که با توجه به مقادیر ECV و PUC مقیاس خوب زیستن که بیشتر از ۰/۷۰ به دست آمده‌اند؛ می‌توان استدلال کرد که این مقیاس به حد کفایت تک بعدی است.

آخرین شاخص مربوط به سطح مدل، شاخص ARPB بود که با توجه به شکل ۲، در مقیاس خوب زیستن ۰/۰۳۳ (۳/۳ درصد) محاسبه شد. هنگامی که سوگیری پارامتر [متوسط] کمتر از ۱۰-۱۵٪ 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 تک بعدی مقیاس خوب زیستن تقریباً یکی هستند.

با توجه به شکل ۳، شاخص‌های سطح عاملی مدل شامل:  $ECV_{SS}$ ،  $ECV_{SG}$ ،  $ECV_{GS}$ ،  $\omega_S$ ،  $\omega_{HS}$  و H و FD بود.  $ECV_{SS}$ ، نسبت واریانس واریانس مشترک در یک خرده دامنه است که منحصرًا برای عامل خاص آن خرده دامنه محاسبه می‌شود [۲۲]. یک مزیت  $ECV_{SS}$  این است

با توجه به شکل ۳، اگر مقدار ECV، یک باشد ( $ECV=1$ )، داده‌ها کاملاً تک بعدی (تک بعدی نظری) هستند. اگر مقدار ECV، ۰/۹۰ و بیشتر باشد، داده‌ها به حد کفایت تک بعدی هستند. اگر مقدار ECV، کمتر از ۰/۶۰ باشد، داده‌ها به اندازه کافی چند بعدی هستند و اگر مقدار ECV، بین ۰/۶۰ تا ۰/۹۰ باشد، برای ارزیابی بعدپذیری باید از سایر شاخص‌ها در مدل بایفکتر کمک گرفت [۲۷، ۲]. با توجه به شکل ۲، مقدار ECV کل مقیاس خوب زیستن برابر با ۰/۸۳ به دست آمد که از مقدار تعیین شده حداقل ۰/۹۰ 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<sup>۱</sup> را تکرار کند و عامل کلی یک مدل بایفکتر متاثر از همه عناصر ماتریس کوواریانس مدل ضمنی می‌باشد؛ منطقی است که اگر فقط تنها چند کوواریانس تحت تاثیر 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 که در مقایسه با امگا $\omega_H$  و ECV؛ PUC تحت تاثیر میزان بارهای عاملی بر روی عامل کلی یا عامل‌های خاص قرار نمی‌گیرد [۵۳]. در عوض، PUC تحت تاثیر 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<sup>۲</sup> توصیف شده است "با

۲. Rodriguez A, Reise SP, Haviland MG

۱. data's covariance matrix

۰/۰۸۴ و ۰/۲۰۱ و برای شاخص  $\omega_S$  به ترتیب، ۰/۸۷۳؛ ۰/۸۹۱؛ ۰/۹۱۴ و ۰/۹۲۵ به دست آمد. با توجه به مطالعه دوبر و تولند [۲]، دوبر [۲۲] و دوبر [۳۱] برای ضرایب پایایی متوسط مقدار  $ECV_{SS}$  باید ۰/۳۰ و بیشتر باشد تا خرده دامنه‌ها دارای ارزش افزوده باشند که با مقایسه این دو شاخص  $ECV_{SS}$  و  $\omega_{HS}$  با هم متوجه می‌شویم هیچ یک از خرده دامنه‌ها دارای ارزش افزوده و ارزش آماری برای تفسیر و استفاده از نمرات آن را ندارد.

$ECV_{SG}$  به عنوان 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]. با توجه 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، ۰/۰۴۲، ۰/۰۳۶، ۰/۰۲۳، ۰/۰۶۷ و ۰/۸۳ به دست آمد که با توجه به این مقادیر، تنها نمره کل خوب زیستن (General factor) نمره قابل اعتماد و قابل تفسیر می‌باشد.

$ECV_{GS}$  به عنوان نسبت واریانس مشترکی گویه‌ها در هر عامل خاص که متاثر از عامل کلی است، تفسیر می‌شود. به طور کلی، مقادیر بالای  $ECV_{GS}$  نشان می‌دهد که 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، ۰/۷۵، ۰/۸۴، ۰/۹۱ و ۰/۸۰ 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 ( $\omega_S$ ) 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 ( $\omega_S$ ) برای عامل بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی و بهزیستی روانشناختی به

که می‌توان آن را به عنوان 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 نشان دهنده 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  $\omega_{HS}$  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  $\omega_{HS}$ ، به واریانس تبیین شده خرده‌دامنه 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  $\omega_S$  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 ۰/۴۵ 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 کم است لازم است که؛  $0.60 (\omega_S \geq 0.60)$  و  $0.45 (ECV_{SS} \geq 0.45)$ . برای ضریب پایایی متوسط ( $0.80 (\omega_S \geq 0.80)$ ، مقدار دستکم ۰/۳۰ 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؛  $0.80 (\omega_S \geq 0.80)$  و  $0.30 (ECV_{SS} \geq 0.30)$ . در زمینه استفاده از این نقطه برش‌های این شاخص‌ها، باید در نظر داشت که، همانند امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ )،  $ECV_{SS}$  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  $\omega_S$  کاهش می‌یابد. به عبارتی دیگر، برای سطوح بسیار بالای  $ECV_{SS}$ ، نمرات خرده مقیاس‌ها می‌توانند ارزش افزوده داشته باشند، اما چون مقدار پایایی ( $\omega_S$ ) 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 ۰/۲۵۶، ۰/۱۶۱،

1. Dueber DM, Toland MD.

رتیب، ۰/۸۷، ۰/۸۹، ۰/۹۲ و ۰/۹۳ به دست آمد. این مقادیر بالای امگا اس ( $\omega_S$ ) 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 هم نمره کل مقیاس و هم 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 ( $\omega_S$ )) 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  $\omega_H$  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 ( $\omega_{HS}$ ) به دست می‌آید [۹].  $\omega_{HS}$  شاخصی است که پایایی یک نمره خرده مقیاس را پس از کنترل واریانس ناشی از عامل کلی منعکس می‌کند [۲۶]. برخی پژوهشگران پیشنهاد می‌کنند که امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ ) را می‌توان به عنوان معیار منحصر به فرد بودن ابعاد عامل خاص در نظر گرفت [۱، ۱۰] و برخی دیگر، مانند سلبون و تلگن<sup>۱</sup> ضریب امگا اس ( $\omega_S$ ) را به جای امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ ) به عنوان معیار منحصر به فرد بودن ابعاد عامل خاص پیشنهاد می‌کنند [۵۰]. جیچناک و کرتزشمار<sup>۲</sup>، امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ ) را به عنوان "شاخص اندازه اثر توانمندی متغیر پنهان منحصر به فرد"<sup>۳</sup> (ص ۱۳۸) معرفی می‌کنند و نقطه برش حداقل ۰/۵۰ ( $\omega_{HS} \geq 0.50$ ) 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] برای ضرایب پایایی متوسط و بالا مانند ضرایب مقادیر امگا اس ( $\omega_S$ ) به دست آمده مقیاس خوب زیستن در پژوهش حاضر، باید حداقل مقدار ضریب امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ )، 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 (پایایی) را دارد.

شاخص "قابلیت تکرارپذیری (یا  $H^4$ )" یک شاخص پایایی است و به عنوان معیار "تکرار پذیری سازه"<sup>۵</sup> پنهان در مدل بایفکتر شناخته می‌شود [۲۳]. شاخص  $H$ ، به

پژوهشگران این معیارها را برای تفسیرپذیری خرده مقیاس پیشنهاد دادند: (۱) هنگامی که پایایی خرده مقیاس کم است؛ یعنی حداقل ۰/۶۰ ( $\omega_S \geq 0.60$ )؛ مقدار حداقل ۰/۲۵ 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؛  $\omega_S \geq 0.60$  و  $\omega_{HS} \geq 0.25$ ) و (۲) برای ضریب پایایی متوسط (۰/۸۰  $\geq$  امگا اس)، مقدار حداقل ۰/۲۰ 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؛  $\omega_S \geq 0.80$  و  $\omega_{HS} \geq 0.20$ ). 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 برش-ها برای توجیه و تفسیرپذیری نمرات خرده دامنه‌ها استفاده کرد. باید توجه داشت، هنگامی که فقط تفسیر نمره کل مورد نظر است، امگا اچ اس بالا لزوماً مشکل ساز نیست، تا زمانی که نمره کل دارای ویژگی‌های روان سنجی کافی باشد [۲]. با توجه به شکل ۲، امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ ) 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 ( $\omega_S$ ) عامل‌های فوق به ترتیب ۰/۸۷، ۰/۷۹، ۰/۹۲ و ۰/۹۳ به دست آمدند. با توجه به مطالعه دوبر و تولند [۲]، دوبر [۲۲] و دوبر [۳۱] برای ضرایب پایایی متوسط و بالا مانند ضرایب مقادیر امگا اس ( $\omega_S$ ) به دست آمده مقیاس خوب زیستن در پژوهش حاضر، باید حداقل مقدار ضریب امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ )، 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 (پایایی) را دارد.

4. replicability

5. construct replicability

1. Sellbom M, Tellegen A.

2. Gignac GE, Kretschmar A.

3. an effect size index of unique latent variable strength



## ب) استفاده از محاسبه‌گر شاخص‌های مدل بایفکتر

محاسبه‌گر شاخص‌های مدل بایفکتر 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 نرم افزار R (یا RStudio) می‌توانند مدل CFA تک بعدی (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"](https://doi.org/10.13023/edp.tool.01) دانلود کرده و "بارهای عاملی استاندارد" مربوط به مدل CFA تک بعدی 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 بایفکتر در سه سطح توضیح داده شده محاسبه و استخراج می‌شوند.

### 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 مورد نظر را نشان می‌دهند [۱۵، ۲۳]. با این حال، اکثر کاربردهای مدل بایفکتر به نمایش "برازش بهتر"<sup>۴</sup> و تقسیم بندی منابع واریاس پاسخ گویه‌ها 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

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 مطالعه حاضر مقادیر شاخص H برای عامل‌های بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی، بهزیستی روانشناختی و نمره کل مقیاس (خوب زیستن) به ترتیب ۰/۴۱، ۰/۳۵، ۰/۲۵، ۰/۵۱ و ۰/۹۶ به دست آمد.

شاخص "تعیین گری عاملی (FD)<sup>۱</sup>" 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 عامل‌ها است [۶۱]. گروساش<sup>۲</sup> نقطه 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 نمره کل مقیاس (خوب زیستن) به ترتیب، ۰/۷۹، ۰/۷۲، ۰/۶۱، ۰/۷۹ و ۰/۹۶ به دست آمد. بنابراین تنها نمره کل مقیاس (خوب زیستن) قابل اعتماد است.

با توجه به شکل ۲، شاخص‌های در سطح گویه شامل: I-ECV و شاخص سوگیری پارامتر نسبی (RPB)<sup>۳</sup> بود. از شاخص I-ECV، برای تدوین و طراحی ابزاری کوتاه و تک بعدی 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 بایفکتر و بارهای عاملی یک مدل CFA تک بعدی از همان داده‌ها در سطح هر گویه به دست می‌آید. هر چقدر RPB کوچکتر باشد، به همان اندازه میزان ARPB در سطح مدل، کوچک‌تر به دست خواهد آمد [۳۱].

<sup>۳</sup> . relative parameter bias (RPB)

<sup>۴</sup> . superior fit

<sup>۱</sup> . Factor Determinacy

<sup>۲</sup> . Gorsuch RL.

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 که مقیاس از برازش مناسبی برخوردار است ( $X^2/df=1/83$ ؛  $RMSEA=0/040$ ؛  $GFI=0/95$ ). در این مدل، تعیین اینکه آیا تفسیر نمرات خرده دامنه‌های مقیاس خوب زیستن (بهبزستی هیجانی، بهبودی اخلاقی، بهبودی اجتماعی و بهبودی 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 نابسند 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 سلسله مراتبی)

غیر مستقیم) مقیاس خوب زیستن: در مدل CFA مرتبه بالاتر مقیاس خوب زیستن، صفت پنهان خوب زیستن عامل مرتبه اول و ۴ خرده دامنه مقیاس (بهبزستی هیجانی، بهبودی اخلاقی، بهبودی اجتماعی و بهبودی روانشناختی) عامل مرتبه دوم را تشکیل می‌دهند (مدل ۴). بررسی شاخص‌های برازش مدل نشان داد که این مدل از برازش مناسبی برخوردار است ( $X^2/df=1/80$ ؛  $RMSEA=0/040$ ؛  $GFI=0/95$ )؛ در مدل مرتبه بالاتر (مدل ۴)، صفت پنهان مرتبه بالاتر (خوب زیستن)، تاثیر غیرمستقیم بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس خوب زیستن) دارد. در این مدل، تاثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر (خوب زیستن) بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) توسط صفات پنهان مرتبه اول (بهبزستی هیجانی، بهبودی اخلاقی، بهبودی اجتماعی و بهبودی روانشناختی) میانجی می‌شود. در این مدل، میزان تاثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر (خوب زیستن) بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) مبهم است و پرسش مهمی که پیش می‌آید این است که آیا میزان تاثیر صفت پنهان مرتبه بالاتر (خوب زیستن) بر شاخص‌های آشکار (گویه‌های مقیاس) به طور کامل توسط صفات پنهان مرتبه

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 تک بعدی مقیاس خوب زیستن:

هنگامی که داده‌ها با مدل تک بعدی برازش نداشته باشد و یا مقیاس از منظر مبانی نظری تک بعدی نباشد، استفاده از این مدل چندان درست نیست. نکته مهم در اینجا این است که در حالی که برازش مناسب یک مدل تک بعدی CFA برای تفسیر نمره کل کافی است، برازش کم مدل تک بعدی CFA مانع از تفسیر موجه نمره کل نمی‌شود [۲۲]. در مدل تک بعدی مقیاس خوب زیستن همه گویه‌ها بر روی عامل واحد خوب زیستن بار گرفته‌اند. بررسی شاخص‌های برازش مدل نشان داد که مقیاس از برازش مناسبی برخوردار نیست ( $X^2/df=6/69$ ؛  $RMSEA=0/105$ ؛  $GFI=0/80$ ). اما این عدم برازش داده‌ها با مدل تک عاملی نمی‌تواند دلیلی برای عدم تفسیر نمره کل و تک بعدی بودن این مقیاس باشد. در اینجا، پرسش‌های کلیدی متخصص روانسنج هنگام کاربرد مدل تک بعدی خوب زیستن این است که "آیا این مقیاس تک بعدی 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 بهبودی هیجانی، بهبودی اخلاقی، بهبودی اجتماعی و بهبودی روانشناختی بدون پیچیدگی و ارتباط با یکدیگر استخراج شد. بررسی شاخص‌های برازش مدل نشان داد که این مدل، از برازش مناسبی برخوردار نیست ( $X^2/df=13/85$ ؛  $RMSEA=0/159$ ؛  $GFI=0/71$ ). 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.

اول میانجی می‌شود؟

### مدل CFA بایفکتر (مدل سلسله مراتبی

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 (بهبودی هیجانی، بهبودی اخلاقی، بهبودی اجتماعی و بهبودی 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 که این مدل از برازش مناسبی برخوردار است ( $X^2/df=1/86$ ؛  $GFI=0/95$ ؛  $RMSEA=0/041$ )؛ هم عامل کلی و هم عامل‌های گروهی خاص بر شاخص‌های آشکار تاثیر 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، ۲].

### ب) استفاده از شاخص‌های مدل CFA بایفکتر برای ارزیابی تک بعدی بودن ابزار

ضریب امگا ( $\omega$ ) و امگا اس ( $\omega_S$ ): امگا یک برآورد 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 تاثیر همه منابع مدل شده واریانس مشترک است [۳۸]. در مقیاس خوب زیستن مقدار ضریب امگا کل ( $\omega$ ) برابر ۰/۹۷ و مقدار ضریب امگا اس ( $\omega_S$ ) خرده مقیاس‌های فرعی بهبودی هیجانی، بهبودی اخلاقی، بهبودی اجتماعی و بهبودی روانشناختی به ترتیب، ۰/۸۷۳؛ ۰/۸۹۱؛ ۰/۹۱۴ و ۰/۹۲۵ به دست آمد که این مقادیر ضریب امگا بالایی محسوب می‌شوند. امگا کل ( $\omega$ ) و امگا اس ( $\omega_S$ ) به تنهایی اطلاعاتی در مورد ابعاد مقیاس در اختیار پژوهشگر قرار نمی‌دهد؛ هر چند که مقادیر بالای امگا اس ( $\omega_S$ ) 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 مساله بیشتر تبیین می‌شود.

### ضریب امگا سلسله مراتبی (امگا اچ ( $\omega_H$ )):

این ضریب، درصد کل واریانس نمره قابل انتساب به عامل کلی را برآورد می‌کند. مقدار امگا اچ ( $\omega_H$ ) در مقیاس خوب زیستن برابر ۰/۹۲ بود ( $\omega_H=0/92$ ). 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 ( $\omega_H$ ) که برابر با ۰/۹۶ است، بیانگر همبستگی بین عامل کلی با نمره کل مشاهده شده است. هنگامی که امگا اچ ( $\omega_H$ ) با امگا کل ( $\omega$ ) 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 که 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 ( $0/05=0/92-0/97$ ) را می‌توان به چندبعدی بودن ناشی از عامل‌های گروهی نسبت داد. بنابراین می‌توان گفت نمرات خام به عنوان بازتابی از "به حد کفایت تک بعدی" هستند و فقط به طور بی‌اهمیت تحت تاثیر چند بعدی بودن ناشی از عوامل گروهی قرار می‌گیرند. نکته مهم در اینجا این است که این شاخص متاثر از تعداد گویه‌های مقیاس است؛ بنابراین باید در کاربرد آن در تفسیر ابعاد مقیاس احتیاط صورت گیرد.

### ضریب امگا سلسله مراتبی خرده دامنه‌ها

(امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ )): 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 ( $\omega_{HS}$ ) برای عامل‌های بهبودی 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 ( $\omega_S$ ) برای عامل‌های بهبودی هیجانی، بهبودی اخلاقی، بهبودی اجتماعی و بهبودی روانشناختی به ترتیب (۰/۸۷۳؛ ۰/۸۹۱؛ ۰/۹۱۴ و ۰/۹۲۵) با برآورد پایایی امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ ) 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

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 تک بعدی در نظر گرفته شود [۱]. وقتی مقادیر کلی  $PUC < 0.80$  باشد (مقادیر کلی ECV بیشتر از ۰/۶۰ باشد  $EVC > 0.60$  عامل کلی) و مقدار امگا اچ عامل کلی بیشتر از ۰/۷۰ باشد ( $\Omega_H > 0.70$ )، وجود چند بعدی به اندازه‌های شدید نیست که از تفسیر ابزار به عنوان ابزاری تک بعدی 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 تک بعدی" می‌باشد.

#### سوگیری پارامتر نسبی متوسط (ARPB):

وقتی ARPB کوچک باشد، عامل کلی راه‌حل بایفکتر و تک عامل راه‌حل تک بعدی 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 تک بعدی 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].

#### مقادیر شاخص H و مقادیر شاخص FD:

مقادیر شاخص H بیانگر قابلیت تکرار پذیری و پایداری نمره کل مقیاس در مطالعات بعدی بود. در مطالعه حاضر مقادیر شاخص H برای عامل‌های بهزیستی هیجانی، بهزیستی اخلاقی، بهزیستی اجتماعی، بهزیستی روانشناختی و نمره کل مقیاس (خوب زیستن) به ترتیب ۰/۴۱، ۰/۳۵، ۰/۲۵، ۰/۵۱ و ۰/۹۶ به دست آمد. همچنین مقادیر شاخص FD تنها برای نمره کل بیشتر از ۰/۹۰ 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

گویه‌ها تمایل بیشتری دارند تا بر روی عامل کلی بارگزاری کنند تا خرده دامنه‌ها؛ بنابراین تعجب آور نخواهد بود که پس از تقسیم بندی واریانس برای عامل کلی، واریانس مشترک بسیار کمی باقی‌خرده دامنه‌ها باقی می‌ماند. از این رو، پایایی خرده مقیاس کاهش می‌یابد (مقادیر امگا اچ اس  $(\omega_{HS})$  اندک است). پایایی ظاهری خرده مقیاس‌ها که توسط ضریب امگا  $(\omega)$  و امگا اس  $(\omega_S)$  مورد قضاوت قرار می‌گیرند، عمدتاً به تفاوت‌های فردی در عامل کلی نسبت داده می‌شود. با این حال، مقادیر امگا (امگا کل  $(\omega)$  و امگا اس  $(\omega_S)$ ) 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  $(\omega)$  با امگا اچ  $(\omega_H)$  تبیین شد.

#### واریانس مشترک تبیین شده (ECV):

درصد واریانس مشترک است که با عامل کلی تبیین می‌شود [۳۱]. ECV به طور مستقیم با عامل کلی در مدل CFA ارتباط دارد و شاخص میزان تک بعدی است و زمانی که پژوهشگر می‌خواهد به حد کفایت تک بعدی 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 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  $(\omega_H)$  اشتباه گرفت. ECV لزوماً با افزایش تعداد گویه‌های یک ابزار افزایش نمی‌یابد؛ در حالی که امگا اچ  $(\omega_H)$  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 تک بعدی دارای سوگیری باشد، کمتر می‌شود. مطالعات نشان داده است، وقتی ECV بالاتر از ۰/۷۰ باشد ( $ECV > 0.70$ )، سوگیری

در مطالعه دوبر و تولند [۲] و دوبر [۲۲، ۳۱] برای ضرایب پایایی متوسط مقدار مقدار امگا اچ اس باید ۰/۲۰ و بیشتر باشد؛ بنابراین می‌توان اظهار داشت، صرفاً خرده دامنه بهزیستی هیجانی دارای امگا اس ( $\omega_S$ ) متوسط ۰/۸۷۳ و امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ )، ۰/۲۰ و بیشتر است یعنی ۰/۲۲۲؛ 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 ( $\omega_S$ ) و  $ECV_{SS}$ : در مقیاس خوب زیستن مقدار امگا اس ( $\omega_S$ ) در حد متوسط تا بالا برای عامل‌های مقیاس به دست آمد (مقدار امگا اس برای عامل بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روانشناختی به ترتیب، ۰/۸۷۳؛ ۰/۸۹۱؛ ۰/۹۱۴ و ۰/۹۲۵ به دست آمد) و مقدار  $ECV_{SS}$  برای عامل‌های بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روانشناختی به ترتیب ۰/۲۵۶، ۰/۱۶۱، ۰/۰۸۱ و ۰/۲۰۱ بود و با توجه به مطالعه دوبر و تولند [۲] و دوبر [۲۶] برای ضرایب پایایی متوسط مقدار  $ECV_{SS}$  باید ۰/۳۰ 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.

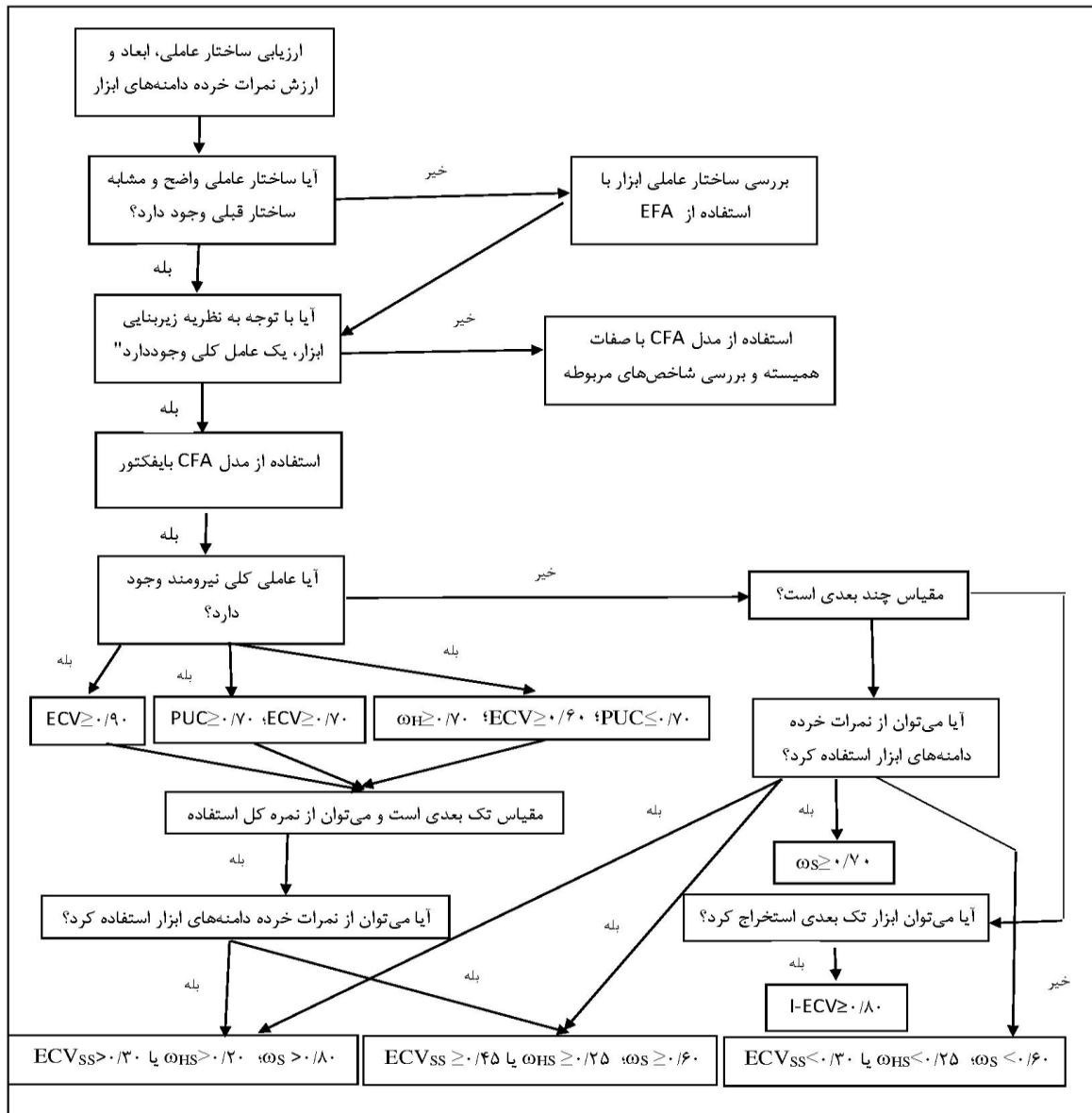
در یک جمع بندی کلی می‌توان از نمودار تصمیم درختی (شکل ۴) برای تصمیم‌گیری در مورد ساختار عاملی مقیاس، بررسی ابعاد و استفاده از خرده مقیاس‌ها استفاده کرد.

کارآمد برای ساخت و اصلاح مقیاس پیشنهاد شده است [۵۱]. گویه‌های با I-ECV بالا بیشتر از ۰/۸۰ گزینه‌های مناسب برای ایجاد ابزاری کوتاه و مختصر و تک بعدی هستند [۵۲]. برای مقیاس خوب زیستن، بسیاری از گویه‌ها دارای دارای مقادیر بالای I-ECV (۰/۸۰ 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، ۰/۷۲۶، ۰/۷۰۱، ۰/۸۱۳، ۰/۸۴۵، ۰/۹۰۹، ۰/۷۷۸، ۰/۹۵۹، ۰/۹۲۲، ۰/۹۱۶، ۰/۹۴۱، ۰/۸۵۵، ۰/۸۶۲، ۰/۸۰۹، ۰/۸۰۰، ۰/۷۵۵، ۰/۷۸۷ و ۰/۷۸۳ به دست آمد که با توجه به مقادیر به دست آمده I-ECV می‌توان با استفاده از گویه‌های ۴، ۵ و ۶ از عامل بهزیستی اخلاقی، گویه‌های ۸، ۹، ۱۰، ۱۱ و ۱۲ از عامل بهزیستی اجتماعی و گویه‌های ۱۳، ۱۴ و ۱۵ از عامل بهزیستی روانشناختی مقیاسی کوتاه‌تر تدوین کرد.

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

در این مطالعه امگا کل ( $\omega$ ) برابر ۰/۹۷ به دست آمد. با توجه به این مقدار می‌توان گفت که نمره کل مشاهده شده قابل تفسیر است [۱]. با این حال، از آنجایی که مقدار ضریب امگا اچ ( $\omega_H$ ) برابر ۰/۹۲ است و حدود ۰/۵ بیشتر از امگا اچ ( $\omega_H$ ) 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 که نمره کل مقیاس خوب زیستن قابل تفسیر است، شواهد اعتباری بیشتری نیاز داریم که بگوییم می‌توانیم از نمرات خرده دامنه‌ها (بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روانشناختی) استفاده کنیم.

برآورد ارزش افزوده خرده دامنه‌ها بر اساس امگا اس ( $\omega_S$ ) و امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ ): در مقیاس خوب زیستن مقدار امگا اس ( $\omega_S$ ) در حد متوسط تا بالا برای عامل‌های مقیاس به دست آمد (مقدار امگا اس ( $\omega_S$ ) برای عامل بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روانشناختی به ترتیب، ۰/۸۷۳؛ ۰/۸۹۱؛ ۰/۹۱۴ و ۰/۹۲۵ به دست آمد)، مقدار امگا اچ اس ( $\omega_{HS}$ ) برای عامل‌های بهزیستی هیجانی، اخلاقی، اجتماعی و روانشناختی به ترتیب ۰/۲۲۲؛ ۰/۱۴۱؛ ۰/۰۷۳ و ۰/۱۸۵ به دست آمد. با توجه به نقطه برش‌های این ضرایب



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

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 توجیه آماری ندارد. در مدل نهایی بایفکتور 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.

نتایج این مطالعه در زمینه استفاده از ضرایب پایایی مقیاس‌ها مانند ضریب آلفای کرونباخ و ضریب امگا توصیه‌هایی دارد. با توجه به اینکه یکی از پیش‌فرض‌های مهم ضریب آلفای کرونباخ و ضریب امگا تک بعدی بودن مقیاس است [۴۹]، در کاربرد این ضرایب پایایی، پژوهشگر لازم است که از تک بعدی بودن ابزار مطالعه خویش مطمئن شود. اگر مدل نهایی و انتخابی پژوهشگر، مدل CFA تک بعدی بود، پژوهشگر می‌تواند هم از ضریب آلفای کرونباخ و هم ضریب امگا کل برای بررسی پایایی مقیاس استفاده کند. اگر مدل مدل نهایی و انتخابی پژوهشگر، مدل CFA با صفات

ng

## ملاحظات اخلاقی

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. DOI:[10.1037/met0000121](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. DOI:[10.1080/00273171.2012.715555](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. DOI:[10.1177/0013164412449831](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. DOI:[10.3389/fpsyg.2023.1267219](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1267219)
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. [doi.org/10.1177/01466216860100030](https://doi.org/10.1177/01466216860100030)
16. Hattie J. Methodology review: assessing unidimensionality of tests and IRTs. *Applied psychological measurement*. 1985 Jun;9(2):139-64. [doi.org/10.1177/0146621685009002](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. Zwirk WR, Velicer WF. Comparison of five rules for determining the number of components to

**پیروی از اصول اخلاق پژوهش:** در مطالعه حاضر ملاحظات اخلاقی مانند اطلاع از اهداف پژوهش، گرفتن رضایت و توافق آگاهانه جهت شرکت در مطالعه، عدم اجبار به شرکت در مطالعه، محرمانه ماندن اطلاعات شرکت کنندگان و حفظ رازداری رعایت گردید.

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

**سهم نویسندگان:** هر دو پژوهشگر مقاله در پیش نویسی، بازنویسی و اصلاح مقاله نقش داشتند.

**تعارض منافع:** نویسندگان مقاله اعلام می‌دارند هیچ گونه تضاد منافی ندارند.

**سپاسگزاری:** بدینوسیله از همه بزرگوارانی 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. DOI:[10.1037/met0000045](https://doi.org/10.1037/met0000045)
2. Dueber DM, Toland MD. A bifactor approach to subscore assessment. *Psychological Methods*. 2023 Feb;28(1):222. DOI:[10.1037/met0000459](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. DOI:[10.1207/s15327906mbr4102\\_5](https://doi.org/10.1207/s15327906mbr4102_5)
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. DOI: [10.1037//0022-3514.61.6.932](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. DOI:[10.1080/00223891.2010.496477](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\\_Modeli](https://www.researchgate.net/publication/361861039_Handbook_of_Structural_Equation_Modeli)

- effectiveness of positive mental health model (based on creativity, life satisfaction, character strengths and social support) on increasing positive psychological resources and reducing psychological harm. Dissertation for PhD, Islamic Azad University, Garmsar branch. 2022. [In Persian].
30. Rosseel Y. lavaan: An R package for structural equation modeling. *Journal of statistical software*. 2012 May 24;48:1-36. DOI:[10.18637/jss.v048.i02](https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02)
  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 multifaceted 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. DOI:[10.4324/9780203841624](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. doi: [10.1007/s11336-008-9100-1](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. DOI:[10.1037/1040-3590.7.3.286](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. DOI:[10.1080/00223891.2015.1089249](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](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. DOI:[10.1080/00273171.2016.1243461](https://doi.org/10.1080/00273171.2016.1243461)
  - retain. *Psychological bulletin*. 1986 May;99(3):432. DOI:[10.1037/0033-2909.99.3.432](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. DOI:[10.4324/9781315736013](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. DOI: [10.1007/BF02294536](https://doi.org/10.1007/BF02294536)
  22. Dueber DM. A bifactor approach to dimensionality assessment. *Theses and Dissertations--Education Sciences*. 59. 2020. DOI:[10.1037/met0000459](https://doi.org/10.1037/met0000459)
  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](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. DOI:[10.1177/014662169602000101](https://doi.org/10.1177/014662169602000101)
  25. Jennrich RI, Bentler PM. Exploratory bi-factor analysis. *Psychometrika*. 2011 Oct;76:537-49. DOI:[10.1007/s11336-011-9218-4](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. DOI:[10.3389/fpsyg.2020.00507](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. DOI:[10.17615/t6ff-a088](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. Doi: [10.22070/cpap.2020.2945](https://doi.org/10.22070/cpap.2020.2945) [In Persian].
  29. Yousefi Noorellah. Development and



- <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. DOI:[10.1037/pas0000623](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. DOI:[10.1016/j.jsat.2013.12.005](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. DOI:[10.1177/0146621612462759](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. doi: [10.1177/00131644221075580](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. DOI:[10.1525/collabra.247](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. DOI:[10.1007/s11336-007-9183-7](https://doi.org/10.1007/s11336-007-9183-7)
  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. DOI:[10.1007/BF02289858](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. 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. DOI:[10.1007/s11336-010-9178-0](https://doi.org/10.1007/s11336-010-9178-0)
  60. Hancock GR, Mueller RO. Rethinking construct
  39. Thompson B. *Exploratory and confirmatory factor analysis: Understanding concepts and applications*. Washington, DC. 2004;10694(000):3. DOI:[10.1037/10694-000](https://doi.org/10.1037/10694-000)
  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. DOI:[10.1037/spq0000032](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. 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. doi: [10.3389/fpsyg.2020.01357](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. DOI:[10.1080/15305058.2013.799067](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. DOI:[10.1080/10705511.2014.938596](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. DOI:[10.1080/00223891.2012.725437](https://doi.org/10.1080/00223891.2012.725437)
  48. Revelle W, Zinbarg RE. Coefficients alpha, beta, omega, and the glb: Comments on Sijsma. *Psychometrika*. 2009 Mar;74:145-54. DOI:[10.1007/s11336-008-9102-z](https://doi.org/10.1007/s11336-008-9102-z)
  49. Zinbarg RE, Revelle W, Yovel I, Li W. Cronbach's  $\alpha$ , Revelle's  $\beta$ , and McDonald's  $\omega$  H: Their relations with each other and two alternative conceptualizations of reliability. *psychometrika*. 2005 Mar;70:123-33.

## الف) دستورالعمل برآورد مدل CFA تک بعدی 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")
```

## ب) دستورالعمل برآورد مدل CFA بافکتور 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")
```

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](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. DOI: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. Doi: 10.22070/cpap.2020.2917 [In Persian].