

# Checking the underlying structure of R-SPQ-2F using covariance structure analysis / Comprobación de la estructura subyacente del R-SPQ-2F mediante análisis de estructura de covarianza

Mercedes López-Aguado & Lourdes Gutiérrez-Provecho

To cite this article: Mercedes López-Aguado & Lourdes Gutiérrez-Provecho (2018) Checking the underlying structure of R-SPQ-2F using covariance structure analysis / Comprobación de la estructura subyacente del R-SPQ-2F mediante análisis de estructura de covarianza, *Cultura y Educación*, 30:1, 105-141, DOI: [10.1080/11356405.2017.1416787](https://doi.org/10.1080/11356405.2017.1416787)

To link to this article: <https://doi.org/10.1080/11356405.2017.1416787>



Published online: 15 Jan 2018.



Submit your article to this journal [↗](#)



Article views: 127



View related articles [↗](#)



View Crossmark data [↗](#)



## Checking the underlying structure of R-SPQ-2F using covariance structure analysis / *Comprobación de la estructura subyacente del R-SPQ-2F mediante análisis de estructura de covarianza*

Mercedes López-Aguado  and Lourdes Gutiérrez-Provecho 

*Universidad de León*

*(Received 26 September 2017; accepted 13 October 2017)*

**Abstract:** The R-SPQ-2F is an instrument used in many studies to measure learning approaches. However, its internal structure is still a matter of debate. It is important to confirm its underlying structure in order to find out which variables are being measured with it. A survey method is used with 279 students of the Faculty of Education at the University of León, and alternative models found in the literature are compared using covariance structure analysis, specifically, Confirmatory Factor Analysis (CFA). We conclude that the structure that best fits the data is a two-factor structure in line with the results obtained in other studies. Future research should take these two primary factors into account when interpreting their findings. Solutions are also offered for improving the scale with the original 20 items.

**Keywords:** learning approaches; undergraduate students; R-SPQ-2F; SEM; CFA

**Resumen:** El R-SPQ-2F es un instrumento utilizado en diversas investigaciones para medir los enfoques de aprendizaje. Sin embargo, su estructura interna es una cuestión todavía a debate. La importancia de confirmar su estructura subyacente radica en la necesidad de conocer las variables que realmente se miden con él. Se utiliza una investigación por encuesta en la que participan 279 estudiantes de la Facultad de Educación de la Universidad de León y se comparan los modelos alternativos presentes en la bibliografía mediante análisis de estructura de covarianza, en concreto, con la técnica de Análisis Factorial Confirmatorio (AFC). La estructura que mejor responde a los datos es una estructura bifactorial en la línea de los resultados alcanzados en otras investigaciones. La investigación futura deberá tener en cuenta estos dos factores superiores para interpretar sus hallazgos. Se aportan también soluciones para mejorar la escala con los 20 ítems originales.

**Palabras clave:** enfoques de aprendizaje; estudiantes universitarios; R-SPQ-2F; SEM; AFC

---

English version: pp. 105–120 / *Versión en español:* pp. 121–136

References / *Referencias:* pp. 136–139

Translated from Spanish / *Traducción del español:* Julie Waddington

Authors' Address / *Correspondencia con las autoras:* Mercedes López-Aguado, Área MIDE, Facultad de Educación, Universidad de León, Campus de Vegazana s/n, 24071, León, España. E-mail: [mmlopa@unileon.es](mailto:mmlopa@unileon.es)

According to the SAL (Students Approaches to Learning) theory advanced by Biggs (1987), each student has their own way of dealing with different learning tasks. This characteristic, known as the *learning approach*, is not completely stable but determined, rather, by the demands made by each task. According to this theory, each type of approach will require a particular kind of motivation and the use of associated strategies.

Individual student approaches can be measured with the Learning Process Questionnaire (LPQ) developed by Biggs (1987). The first version of this questionnaire measured three learning approaches — deep, surface and goal-oriented — with their corresponding subscales of motivation and strategies. This structure has been validated by the findings of Andrews, Violato, Rabb, and Hollingsworth (1994), Beckwith (1991) and Trigwell and Prosser (1996), for example, especially during the 1990s, although its validation and analysis continue to be studied to this day (Aguilar Rivera, 2010; Choy, O’Grady, & Rotgans, 2012).

In 2001, Biggs, Kember, and Leung developed the R-SPQ-2F, reducing the learning approaches to two, since analyses of the instrument called into question the goal-oriented element which tended to be associated with deep learning (Aguilar Rivera, 2010), although it could also be associated with surface learning depending on the learning conditions (Phan & Deo, 2007). The final instrument comprised 20 items, with five possible answers which classify subjects according to four subscales: deep motivation (DM), deep strategy (DS), surface motivation (SM) and surface strategy (SS). These scores are combined in pairs to determine each of the approaches proposed in the theory: deep (DA), aimed at comprehensive learning and the integration of knowledge, and surface (SA), aimed at reproducing and passing minimum standards.

The aim of this study has been to check the underlying structure of the R-SPQ-2F, both in terms of the motivation subscales and the strategies of each type of approach, and also in terms of the way they are grouped. This has led to the emergence of different models and conceptual structures of the construct. The results show that the original theoretical structure cannot be taken for granted. One of the main concerns of research in human sciences is the need to ensure the validity of the construct or what it is that is actually being measured with the instruments used. Therefore, any research centred on learning approaches needs to take into account and understand the underlying structure of the R-SPQ-2F.

Structural equation models (SEMs) have been used to check which of the theoretical models proposed fits best with the empirical data collected. These multivariate analysis techniques are based on the proposal for a theoretical model and on the testing of how the empirical data collected fit with this model. A particular case of such an analysis is the Confirmatory Factor Analysis model, which aims to check the dimensions or theoretical factors that make up a specific construct, as well as the observable variables or indicators that can be used to measure it. One of its main applications is in the testing of the underlying structure of measurement instruments, and it is for this reason that it is used here to check the different theoretical proposals on the R-SPQ-2F.

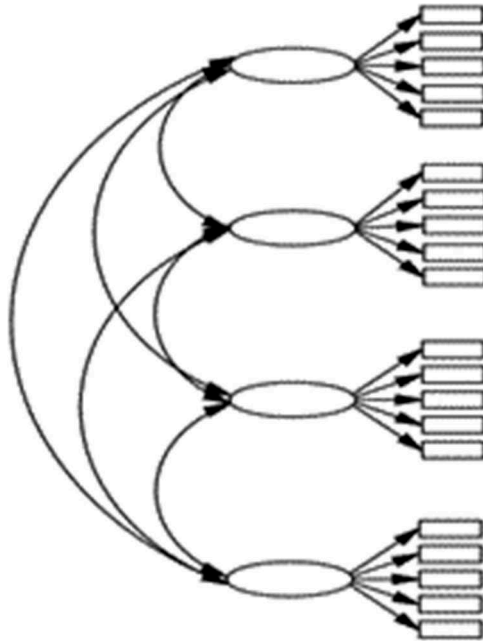


Figure 1. Four first-order factor model.

Despite the apparent variety of models proposed in the literature on this instrument, the results of the conceptual analysis indicate that they can be grouped into the three categories described below.

#### ***Four first-order factor model***

The first explanatory model of the R-SPQ-2F, proposed by its authors (Biggs, Kember, & Leung, 2001), analyses the fit of the items for each of the four theoretical subfactors (DM, DS, SM and SS) and their relations. As we can see in Figure 1, there are 20 observable variables (items) that would explain four interrelated latent variables (subscales).

Confirmation of this model would mean that the construct would be made up of four interrelated first-order factors (deep motivation, surface motivation, deep strategies and surface strategies).

The summary of the results of the studies that analyse this model are shown together in Table 1 to facilitate their comparison. Biggs et al. (2001) find a good fit with the data, concluding that the items are good indicators of the four underlying constructs. Xie (2014) also reports on the good fit of the model, although the high correlation between motivation and corresponding strategies indicates that a two-factor structure would be more appropriate. Merino and Kumar (2013) also confirm the good fit of the model, although they indicate that the linear dependency between the subfactors (DM-DS and SM-SS) indicates that they are redundant and non-discriminatory. As a result, they also consider a two-factor model to be more appropriate.

Table 1. Summary of studies. Four first-order factor model.

Authors	Fit indices
Biggs et al. (2001)	$CFI = .904$ ; $SRMR = .058$
Justicia et al. (2008)	$\chi^2 = 667.83$ ; $GFI = .95$ ; $SRMR = .12$ ; $RMSEA = .07$ ; $NNFI = .91$ ; $CFI = .92$ ; $PNFI = .79$ ; $PGFI = .76$
Fryer et al. (2012)	$CFI = .78$ ; $TLI = .73$ ; $RMSEA = .063$
Merino & Kumar (2013)	$\chi^2 = 271.810$ ; $SRMR = .075$ ; $RMSEA = .05$ ; $CFI = .946$ ; $TLI = .938$
Xie (2014)	$\chi^2 = 463.64$ ; $RSMEA = .065$ ; $CFI = .92$ ; $NNFI = .91$ ; $PNFI = .77$ ; $PGFI = .71$
Socha and Sigler (2014)	Nonadmissible solution

Other studies find that the model shows a modest fit (Justicia, Pichardo, Cano, Berbén, & De la Fuente, 2008) or a poor fit (Fryer, Ginns, Walter, & Nakao, 2012), or that it does not fit (Socha & Sigler, 2014).

### ***Hierarchical model***

Two analytical strategies have been followed to confirm the hierarchical structure of the instrument: one considering the scores in each of the four subscales as observable variables (Figure 2) and one taking the direct scores of the 20 items (Figure 3) as observable variables.

#### *Hierarchical model at subscale level*

Biggs et al. (2001) test this model to analyse the dimensionality of the instrument, using the four subscales as indicators of the two latent factors: deep approach (DA) and surface approach (SA). Four observed variables (subscales) are taken as a starting point, which would explain two interrelated (Figure 2) first-order latent variables (learning approach).

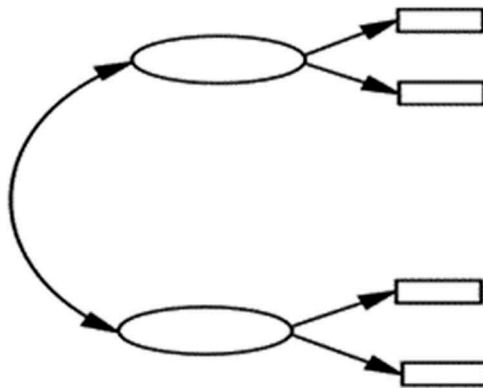


Figure 2. Hierarchical model at subscale level.

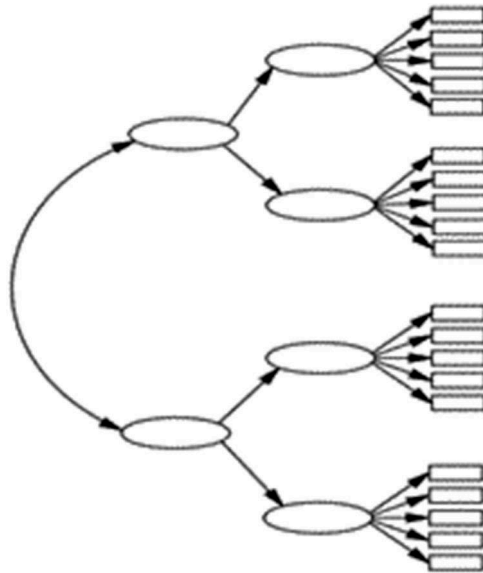


Figure 3. Hierarchical model at item level.

Table 2. Summary of studies. Hierarchical model at subscale level.

Authors	Fit indices
Biggs et al. (2001)	$CFI = .992$ ; $SRMR = .015$
González et al. (2011)	$SRMR = .0128$ ; $RMSEA = .095$ ; $TLI = .959$ ; $CFI = .993$
Fryer et al. (2012)	$CFI = .1.00$ ; $TLI = .1.00$ ; $RMSEA = .00$
Stes et al. (2013)	$GFI = .86$ ; $AGFI = .82$ ; $CFI = .80$ ; $RMSEA = .09$ ; $PGFI = .69$ ; $PCFI = .71$ ; $AIC = 2,845.39$ ; $BIC = 3,074.49$
Xie (2014)	$\chi^2 = 058$ ; $RSMEA = .000$ ; $CFI = .1.00$ ; $NNFI = .1.00$ ; $PNFI = .17$ ; $PGFI = .10$

Although many studies confirm this structure (Fryer et al., 2012; González-Geraldo, Del Rincón, & Del Rincón, 2011; Xie, 2014), some, such as Stes, De Maeyer, and Van Petegem (2013), do not find positive fits (Table 2).

If this model is confirmed, results obtained from the R-SPQ-2F should be interpreted by taking the sum of the items corresponding to each subscale (DM, DS, SM, SS), which would thus constitute the first-order latent variables in twos: deep approach and surface approach.

*Hierarchical model at item level*

The model that analyses the overall theoretical structure of the instrument has been analysed by different authors without any conclusive results having been found (Table 3). It is made up of 20 observed variables (items) that would explain

Table 3. Summary of studies. Hierarchical model at item level.

Authors	Fit indices
Justicia et al. (2008)	$\chi^2 = 623.19$ ; $GFI = .95$ ; $SRMR = .09$ ; $RMSEA = .07$ ; $NNFI = .91$ ; $CFI = .93$ ; $PNFI = .78$ ; $PGFI = .75$
Merino Soto and Kumar Pradhan (2013)	Nonadmissible solution
Socha and Sigler (2014)	Nonadmissible solution

four first-order latent variables (subscales) which, at the same time, would explain two interrelated second-order latent variables (learning approach) (Figure 3).

Justicia et al. (2008) point out the reasonably good fit of the model, while indicating that it is poorer than other alternative models. Other authors obtain poorer results. The analysis carried out by Merino and Kumar (2013) produces a non-positive definite matrix as a result of the linear dependency between the two first-order factors (DM-DS and SM-SS) corresponding to each higher-order factor (DA and SA), meaning that the model offers a non-admissible solution. Socha and Sigler (2014) claim that the model does not match the data since interfactor correlations greater than 1.0 are found between DS-DM and SS-SM, as well as negative error variances (indicating that these factors do not explain the variance better than the higher-order factors). Both results show the model to be over-dimensioned and indicate that a two-factor structure would be more appropriate.

To check the need for these two higher-order factors, Justicia et al. (2008) analyse a model with one single second-order factor (Figure 4), based on 20 observed variables (items) that would explain four first-order latent variables

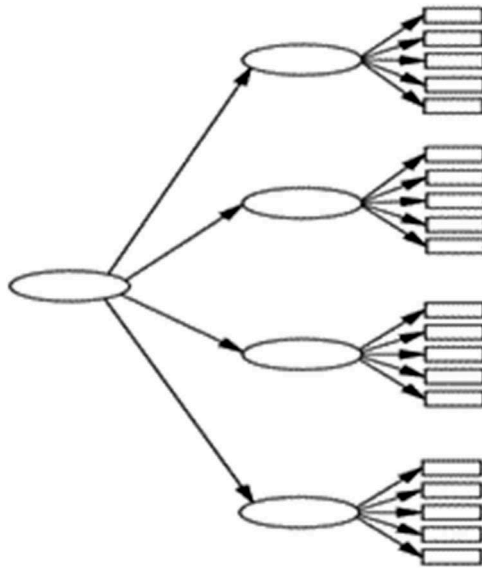


Figure 4. Hierarchical model with one single factor.

(subscales) that would also explain one single second-order underlying construct (*approach*). This model obtains a much poorer fit than the previous models ( $\chi^2 = 1,053.65$ ;  $GFI = .92$ ;  $SRMR = .22$ ;  $RMSEA = .10$ ;  $NNFI = .84$ ;  $CFI = .86$ ;  $PNFI = .73$ ;  $PGFI = .72$ ). As a result, the authors consider the two factors that represent each one of the approaches to be necessary.

In the previous model, a score for each subscale is obtained from the scores of the different items, and also a score for the approaches from the grouping of the twofold subscales; i.e., each subject would obtain two interrelated final scores. In this case, the scores for each subscale would be grouped to create one single construct — approach — according to which each subject would obtain one single score.

***Two first-order factor model***

From the results discussed above, it would seem to be the case that the latent structure of the instrument is represented better with two first-order factors than with four. Justicia et al. (2008) propose a first-order two-factor model in which the factors represent deep and surface learning approaches. This model (Figure 5) would be made up of 20 observed variables (items) which would explain two interrelated first-order latent variables (learning approaches).

Justicia et al. (2008) opt to use this model, even though it obtains a similar fit to previous models, since they find better scores in the parsimony indicators (Table 4). Xie (2014) confirms this result, reporting that although all the models explain the structure of the instrument, this model provides more information and

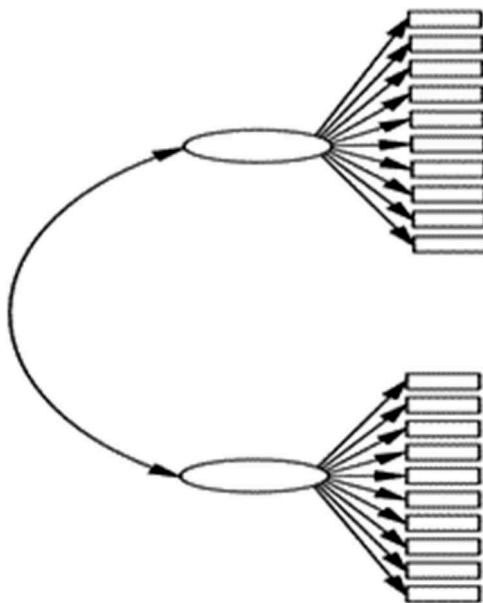


Figure 5. Two first-order factor model.



Table 4. Summary of studies. Two first-order factor model.

Authors	Fit indices
Justicia et al. (2008)	$\chi^2 = 645.77$ ; $GFI = .95$ ; $SRMR = .09$ ; $RMSEA = .07$ ; $NNFI = .91$ ; $CFI = .92$ ; $PNFI = .80$ ; $PGFI = .76$
González-Geraldo et al. (2011)	$SRMR = .0604$ ; $RMSEA = .069$ ; $TLI = .797$ ; $CFI = .819$
Sulaiman et al. (2013)	$\chi^2 = 356.73$ ; $RMSEA = .060$ ; $GFI = .89$ ; $CFI = .85$ ; $TLI = .83$
Merino Soto and Kumar Pradhan (2013)	$\chi^2 = 278.072$ ; $SRMR = .074$ ; $RMSEA = .049$ ; $CFI = .946$ ; $TLI = .939$
Xie (2014)	$\chi^2 = 489.40$ ; $RSMEA = .067$ ; $CFI = .92$ ; $NNFI = .91$ ; $PNFI = .79$ ; $PGFI = .72$
Socha and Sigler (2014)	$\chi^2 = 734.959$ ; $RMSEA = .07$ ; $CFI = .92$ ; $SRMR = .062$

more parsimony. Other authors also suggest that this is the model that best explains the structure of the instrument (Merino & Kumar, 2013; Socha & Sigler, 2014).

The implications of assuming this structure are significant since this would call into question the existence of the motivation and strategies subscales (which are substantial in the main theory discussed), assuming, instead, the exclusive existence of approaches explained on the basis of the observed variables. If this is the real structure of the instrument, it would not make sense to describe student motivation or student strategies as variables in themselves. Instead, it would only make sense to use two approaches.

Merino and Kumar (2013) carry out an additional test of this model (Figure 6) to analyse if this structure fits better with two independent orthogonal factors. The difference lies in the fact that the two first-order latent variables (approaches) are not interrelated. This proposal shows a satisfactory solution ( $\chi^2 = 282.371$ ;  $SRMR = .091$ ;  $RMSEA = .05$ ;  $CFI = .944$ ;  $TLI = .938$ ), although poorer than the two-oblique-factor model. As a result, the authors consider that the structure of the instrument is explained better with the interrelation of both approaches.

Nevertheless, no unanimous agreement exists on this bifactorial model, since other authors indicate the poor fit of the data or propose alternative models that obtain better fits (González-Geraldo et al., 2011; Socha & Sigler, 2014; Sulaiman, Rahman, Dzulkifli, & Sulaiman, 2013).

For example, Socha and Sigler (2014) find 32 standardized covariance residues greater than 3, which suggests a high quantity of local mismatch, especially of items 7 and 8, which leads them to eliminate these two items. A better fit is found when this new model is tested ( $\chi^2 = 504.826$ ;  $RMSEA = .06$ ;  $CFI = .95$ ;  $SRMR = .051$ ) and, as a result, a structure with 18 items is considered to be more appropriate than the original model. On these lines, Sulaiman et al. (2013) eliminate six items whose factor weightings are not significant (4, 5, 11, 12, 15,

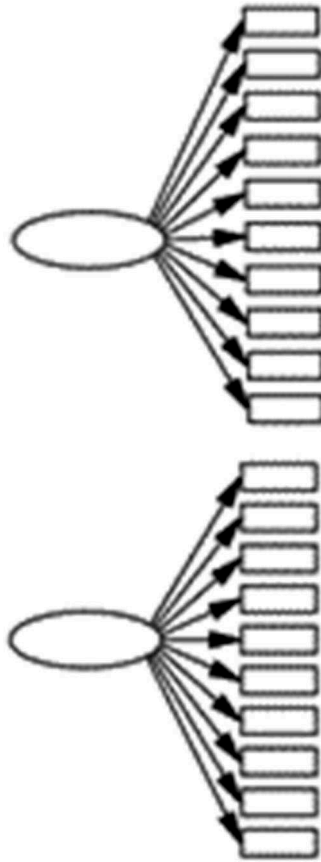


Figure 6. Alternative orthogonal model (Merino Soto & Kumar Pradhan, 2013).

17). Testing the resulting model with 14 items, they find a better fit than for that with 20 items ( $\chi^2 = 111.477$ ;  $RMSEA = .041$ ;  $GFI = .952$ ;  $CFI = .944$ ;  $TLI = .930$ ).

## Objectives

The objective of this study is to analyse the underlying structure of the learning approaches measurement instrument in the two-factor revised version, R-SPQ-2F, testing to what extent it fits with the models proposed in the literature.

## Method

### *Participants*

A total of 279 students from the Faculty of Education of the University of León took part in this survey design. Of the total sample, 68 are male (24.37%) and 211 female (75.63%), with ages between 20 and 48 years old.

Although the sample size is not high, it does comply with the requirements indicating that observations should be carried out with at least five times the

number of the variables analysed (Hair, Black, Babin, Anderson, & Tatham, 2009), since 50 variables are analysed in the most complex model.

### **Measurement instrument**

The Revised two-Factor Study Process Questionnaire (R-SPQ-2F) designed by Biggs et al. (2001) has been used in the version translated and adapted into Spanish by Hernández-Pina, García, and Maquilón (2005).

### **Data analysis**

In the first place, the reliability indicators are analysed using Cronbach's  $\alpha$ . Secondly, tests are made to check if the data are affected by common variance bias, which may occur when all the variables are evaluated with the same measurement instrument, as is the case in this study. The aim is to test if all the variables analysed are grouped into one single factor (Harman's Single Factor Test) or if they are organized into different interrelated factors. A confirmatory factor analysis is used to confirm the absence of a single factor in this study, since, following the recommendations of Podsakoff, MacKenzie, Lee, and Podsakoff (2003), it is considered to be the most sophisticated technique for testing if a structure theory in which all variables saturate a single factor obtain better fit indicators than the multi-factorial model proposed, with this being used for this objective in different fields of knowledge (Hernández-Vargas, Llorens-Gumbau, & Rodríguez-Sánchez, 2014; Jarvenpaa & Majchrzak, 2008; Pascual-Fernández, Santos-Vijande, & López-Sánchez, 2014; Pavlou, Liang, & Xue, 2007; Salanova & Llorens, 2009).

Thirdly, compliance with Mardia's multivariate normality criteria is assessed (Bollen, 1989) and the possibility of outlier cases is considered (Hair et al., 2009).

After this, the different explanatory models of the underlying structure of the R-SPQ-2F are tested, using the matrix of polychoric correlations (Appendix 1) generated with the FACTOR program (Lorenzo-Seva & Ferrando, 2006, 2013). This matrix should be used when the data are ordinal numbers, as is the case of the data obtained from Likert scales (DiStefano, 2002; Flora & Curran, 2004; Morata-Ramírez, Holgado-Tello, Barbero-García, & Méndez, 2015).

A Confirmatory Factor Analysis (CFA) is carried out using the AMOS (v.21.0.) program, with the maximum likelihood technique, given that this is the most sensitive to erroneous specifications (Olsson, Foss, Troye, & Howell, 2000). Indicators are obtained for absolute fit ( $\chi^2$ , *SRMR*, *RMSEA*, *GFI*<sup>1</sup>), comparative fit (*CFI*, *TLI*) and parsimony fit (*PNFI*, *PGFI*). The criteria used to determine correct fit are *RMSEA*  $\leq$  .06, *SRMR*  $\leq$  .08, *GFI*  $>$  .90, *GFI*  $\geq$  .90, *TLI*  $\geq$  .90, and to determine improvements in parsimony, a minimum parsimony of between .006 and .009 (Lévy-Mangin & Varela, 2006), although these criteria should be used as an approximate guide since they cannot always be generalized (Marsh, Hau, & Wen, 2004). The standardized residues are also analysed to evaluate local mismatch, with values below 3 being considered to be mismatches (Bryne, 1998).

Finally, the factorial invariance is analysed to determine if factorial equivalence exists when the instrument is used with different groups. Or, in other words, if the factorial structure proposed is reproduced in the different groups that comprise the sample (Byrne, Shavelson, & Muthén, 1989; Cheung & Rensvold, 2002). The importance of this analysis lies in the fact that it is often assumed in social sciences that the same measurement instrument functions the same for each group of a sample, which also implies that the construct measured has the same theoretical structure for each subsample (Jöreskog, 1971; Meredith, 1964). Despite the importance of this assumption in terms of obtaining valid results, this hypothesis is rarely confirmed (Byrne, 2004).

An exploratory factorial analysis has been used to calculate the factor invariance given that, even though a confirmatory analysis would tend to be recommended in this case, the size of some of the groups (< 100) discourages us from using this technique since the recommendations are that the sample size be at least 200 subjects (Bearden, Sharma, & Teel, 1982; Bone, Sharma, & Shimp, 1989; Hair et al., 2009).

## Results

### *Reliability analysis*

In the first place, the results of the reliability analysis of the R-SPQ-2F are described both in terms of the total of the scale and of the first-order factors (deep and surface approach) and of the four second-order factors (motivation and deep and surface strategies).

The analysis shows acceptable values which are similar to those found in other studies for most indicators (Table 5), except for the reliability of the complete scale in which the value is less than in other studies (Alonso, López-Aguado, González, & Fernández, 2012; Ellis & Calvo, 2006). The highest scores are associated with the first-order factors, with the proposal that emerges from comparing the underlying structures presented below providing further support for these results.

### *Harman's single-factor test*

A single-factor analysis of covariance structures is carried out to ensure that the data are not affected by common variance bias (Figure 7). The results reveal that the model has a significantly poorer fit in comparison with the two-factor model

Table 5. Reliability of the R-SPQ-2F: total of the scale, first- and second-order factors ( $\alpha$  Cronbach).

Scale	DA	SA	DM	DS	SM	SS
.517	.790	.741	.650	.700	.545	.651

Note: DF: Deep Approach; SA: Surface Approach; DM: Deep Motivation; SM: Surface Motivation; DS: Deep Strategies; SS: Surface Strategies

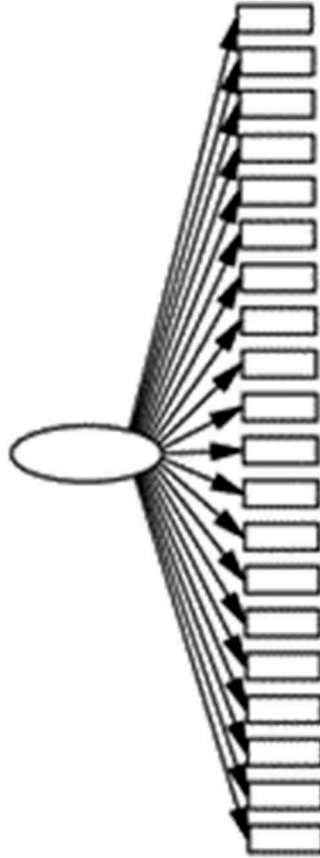


Figure 7. Single factor model.

( $\chi^2 = 616.25$ ;  $GFI = .763$ ;  $SRMR = .0998$ ;  $RMSEA = .098$ ;  $CFI = .623$ ;  $PNFI = .493$ ;  $PGFI = .618$ ). It would therefore seem that one single factor does not explain the variance of the data adequately and that, as a result, common variance bias does not present a threat to validity with this set of data.

### *Analysis of the models*

Firstly, the multivariate normality of the data is analysed with Mardia's index. The indicator (26.86) meets the set criteria (Bollen, 1989) since the model contains 20 observed variables. The possibility of multivariate outliers is assessed following the recommendations of Hair et al. (2009). Five subjects in which scores are equal to or less than .01 are eliminated, with the final sample comprising 274 students.

The results of the different confirmatory analyses (based on the polychoric correlation matrix) are shown together in Table 6. All the CFAs carried out show low results to be able to consider the data to have a correct fit. Nevertheless, the comparison of the different indices is used to determine which models seem to have a better fit than others.

Table 6. Summary of the fit indices of the models analysed.

	<i>dfc</i>	Absolute				Comparative		Parsimony	
		$\chi^2$	<i>GFI</i>	<i>SRMR</i>	<i>RMSEA</i>	<i>TLI</i>	<i>CFI</i>	<i>PNFI</i>	<i>PGFI</i>
Four factors			.059	.887	.060	.839	.861	.656	.693
Hierarchical									
Subscale level	1	6.49	.988	.0158	.142	.917	.986	.164	.099
Item level			.059	.886	.061	.838	.860	.659	.696
One single factor			.858	.1062	.083	.693	.732	.566	.679
Two factors									
Justicia	169	333.99	.885	.0600	.060	.842	.860	.672	.712
Socha	134	226.53	.911	.0524	.050	.900	.914	.709	.716
Suleiman	76	139.44	.930	.0531	.055	.888	.907	.684	.673
Alternatives									
Orthogonal	170	365.91	.877	.1000	.065	.814	.833	.655	.710
First order factor	170	616.25	.763	.0998	.098	.579	.623	.493	.618

The four-factor model results in a non-admissible solution. The results of the interfactor correlations (DM-DS and SM-SS) are greater than 1, which would seem to indicate that the four factors proposed are not needed to represent the data.

In the analysis of the hierarchical model at item level, negative variances also emerge in DS and SS that appear to indicate that these factors do not explain the data any better than the higher-order factors.

However, the replication of the test at subscale level obtains admissible fit indices, except the *RMSEA* test, which differs considerably from the tendencies shown in the other indicators.

The models that show the best fit with the data of this study are those describing two interrelated first-order factors (DA and SA), following the proposal advanced by Justicia et al. (2008). Of the three models analysed, the model showing the best fit is the one proposed by Socha and Sigler (2014), which also obtains the best result in relation to standardized covariance residues. Only one of the values exceeds 3 and only five exceed 2. The results of the analysis also discount the possibility that the model may respond to two (unrelated) orthogonal factors instead of oblique factors.

This structure is depicted graphically in Figure 8. This model has two first-order latent variables (DA and SA) and 18 observable variables, with items 7 and 8 being eliminated, since their local mismatch strongly suggests their removal following the arguments put forward by Socha and Sigler (2014). The reliability analysis with the 18 remaining elements increases the  $\alpha$  for the whole scale to .524 (from the original .517).

### *Analysis of the factorial invariance*

The results of the exploratory factor analysis support the hypothesis of the invariance of the two-factor model, taking gender as a criterion. For each analysis

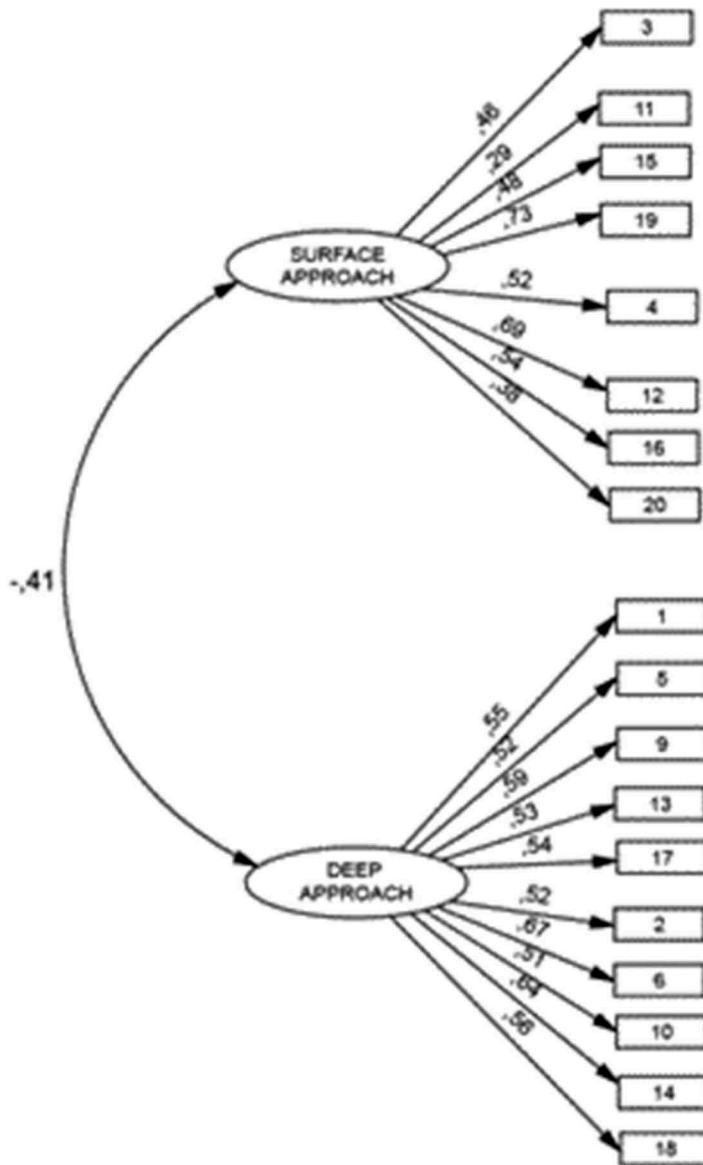


Figure 8. Two-factor model at item level.

carried out, two factors emerge in which the 10 items are saturated, indicating that the theory and percentage variance explained is very similar in both cases (35.96% in the case of males and 35.68% for females).

Nevertheless, it should be noted that although these results appear to support factor invariance regarding gender, we recommend replicating this test with CFA, with wider sample sizes and with different sub-groups, to enable more solid conclusions to be drawn in relation to the invariance of the construct.

## Discussion

The analysis of the underlying structure of the R-SPQ-2F has generated considerable interest given the importance of ensuring validity when measuring learning approaches. As a result, a great variety of explanatory models have been proposed in the literature. In order to test these models, they have been grouped into three proposals with different testing formulas and their corresponding variants.

The first model is proposed and validated by Biggs et al. (2001) as a four first-order factor structure. The results do not support this model given the appearance of high interfactor correlations, thereby supporting the findings of other studies (Fryer et al., 2012; Merino Soto & Kumar Pradhan, 2013; Socha & Sigler, 2014; Xie, 2014).

The second model presents a hierarchical structure with four first-order factors and two second-order factors. This model is evaluated using two different strategies:

- (a) One focusing on the scale, using the four subscales as observed variables. The results confirm this model in the same way as most other studies (Fryer et al., 2012; González-Geraldo et al., 2011; Xie, 2014).
- (b) Another focusing on items, with four first-order factors and two second-order factors. Although some authors find the model to have a good fit (Justicia et al., 2008), the results show high interfactor correlations as well as negative error variances, indicating that the model is over-dimensioned and that it would be more appropriate to use a two-factor structure in line with the recommendations of Merino and Kumar (2013) and Socha and Sigler (2014).

It would therefore seem that the R-SPQ-2F has a two-factor structure and, in this way, the third model presents a structure with two first-order factors that correspond to each of the different learning approaches (Justicia et al., 2008; Xie, 2014). Despite the fact that this structure has found the most support within the recent literature, some authors propose alternative formulations that have also been tested in this study. This is the case of the studies presented by Socha and Sigler (2014) and Sulaiman et al. (2013), who, after finding the data to have a moderate fit, opt to eliminate the items that present high standardized covariance residues or that obtain high factor weighting in different factors (respectively). Six items were eliminated by Sulaiman et al. (2013) and two by Socha and Sigler (2014). Both find a better fit than with the original instrument.

On comparing the three alternative models (Justicia et al., 2008; Socha & Sigler, 2014; Sulaiman et al., 2013), the one proposed by Socha and Sigler (2014) obtains the best fit both in terms of the underlying two-factor structure of the instrument as well as in the better fit obtained after the elimination of items 7 and 8, which present greater indices of local mismatch.

For technical and conceptual reasons, and in disagreement with these authors, the maintenance of the 20 items of the original instrument is proposed. The deficiencies observed, especially regarding the surface scale, may be due to two



interrelated problems. In the first place, in line with Socha and Sigler (2014), the order of the items in the R-SPQ-2F (recurring pattern of the response) could be distorting the responses. In view of this, the responses should be mixed up in such a way that the structure of each subscale does not emerge so clearly from the responses to the instrument.

In the second place, the items affected should be worded differently. Item 7 ('When I don't find a subject interesting, I don't make much effort at all') is the only element of the scale that refers to 'a subject', while the other elements use terms such as 'themes' or 'study' in general. Moreover, this is a short item that starts with a negative. While other items may also do this, they are longer and give more explanation. A different wording is proposed as follows: 'When a topic is boring me, I study what is necessary to pass'.

On the other hand, item 8 ('I learn some things mechanically by revising them again and again until I know them by memory, even though I don't understand them') is repetitive. It uses three terms with similar meanings ('mechanically', 'revising again and again', 'by memory'). A different wording is proposed as follows: 'I learn the topic by memory but do not understand'.

Further studies should test if the use of these two strategies together, changing the order of the presentation and introducing the new wording, improves the instrument's fit to this two-factor structure.

## **Note**

1. Although this index is questioned in the current literature, it is included here to facilitate the comparison of the results obtained in previous studies.

## **Comprobación de la estructura subyacente del R-SPQ-2F mediante Análisis de Estructura de Covarianza**

Según la teoría SAL (Students Approaches to Learning) de Biggs (1987) cada estudiante posee una forma de abordar las diferentes tareas de aprendizaje. Esta característica, denominada *enfoque de aprendizaje*, no es completamente estable sino que está determinada por las demandas de la tarea. Según la teoría, a cada tipología de enfoque le corresponde un tipo de motivación y el uso de unas estrategias asociadas.

El enfoque de cada estudiante se mide con el Learning Process Questionnaire (LPQ), elaborado por Biggs (1987). En su primera versión medía tres enfoques de aprendizaje — profundo, superficial y de logro — con sus correspondientes subescalas de motivación y estrategias. Esta estructura ha sido validada por los hallazgos de, por ejemplo, Andrews, Violato, Rabb, y Hollingsworth (1994), Beckwith (1991) o Trigwell y Prosser (1996), especialmente durante la década de los 90, aunque su validación y análisis sigue produciendo investigación en la actualidad (Aguilar Rivera, 2010; Choy, O'Grady, & Rotgans, 2012).

En 2001, Biggs, Kember, y Leung elaboran el R-SPQ-2F, reduciendo a dos los enfoques de aprendizaje ya que el análisis del instrumento dejaba en entredicho la entidad del enfoque de logro que se asociaba, generalmente, al profundo (Aguilar Rivera, 2010), aunque, en función de las condiciones de aprendizaje, también podía hacerlo con el superficial (Phan & Deo, 2007). El instrumento definitivo queda compuesto por 20 ítems, con cinco opciones de respuesta, que clasifica a los sujetos según cuatro subescalas: motivación profunda (MP), estrategia profunda (EP), motivación superficial (MS) y estrategia superficial (ES). Estas puntuaciones se combinan dos a dos para determinar cada uno de los enfoques propuestos en la teoría: el profundo (Enf.P), orientado al aprendizaje comprensivo y a la integración de conocimientos, y el superficial (Enf.S), orientado a la reproducción y a la superación de estándares mínimos.

La investigación ha tratado de comprobar la estructura subyacente al R-SPQ-2F, tanto el ajuste de las subescalas motivación y estrategias a cada uno de los enfoques, como la forma en que éstos se agrupan, dando lugar a diferentes modelos y estructuras conceptuales del constructo. Los resultados indican que no se puede dar por sentada la estructura teórica original. Una de las preocupaciones primordiales de la investigación en ciencias humanas es la necesidad de asegurar la validez de constructo, o lo que realmente se está midiendo con los instrumentos que se utilizan. Resulta, por tanto, evidente la importancia de conocer la estructura subyacente del R-SPQ-2F para la investigación que se ocupa de los enfoques de aprendizaje.

Para comprobar cuál de los modelos teóricos propuestos se ajusta mejor a los datos empíricos recogidos, se utilizan modelos de ecuaciones estructurales, también conocidos como modelos SEM (Structural Equation Models). Estas técnicas de análisis multivariante se basan en la propuesta de un modelo teórico y la comprobación de cómo los datos empíricos recogidos se *ajustan* a dicho modelo. Un caso particular de estos análisis es el Análisis Factorial Confirmatorio, que tiene como objetivo comprobar las dimensiones o factores teóricos que componen un determinado constructo, así como las variables observables o indicadores que pueden utilizarse para medirlo. Una de sus principales aplicaciones es la comprobación de la estructura subyacente de instrumentos de medida, por lo que será la técnica utilizada para la comprobación de las diferentes propuestas teóricas sobre el R-SPQ-2F.

A pesar de la aparente variedad de modelos propuestos en la literatura sobre este instrumento, de su análisis conceptual se desprende la posible agrupación en las tres categorías que se describen a continuación.

#### ***Modelo de cuatro factores de primer orden***

El primer modelo explicativo de la estructura del R-SPQ-2F, propuesto por sus autores (Biggs, Kember, & Leung, 2001), analiza el ajuste de los ítems a cada uno de los cuatro subfactores teóricos (MP, EP, MS y ES) y sus relaciones. Como se observa en la [Figura 1](#), hay 20 variables observables (ítems) que explicarían cuatro variables latentes (subescalas) interrelacionadas.

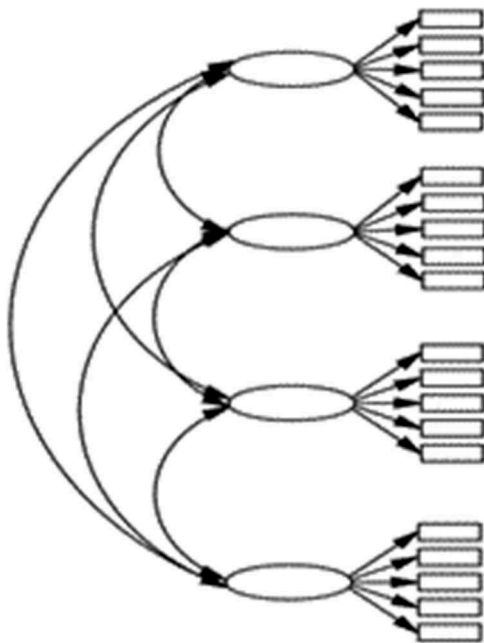


Figura 1. Modelo de cuatro factores de primer orden.

Tabla 1. Resumen de estudios. Modelo de cuatro factores de primer orden.

Autores	Índices de ajuste
Biggs et al. (2001)	$CFI = .904$ ; $SRMR = .058$
Justicia et al. (2008)	$\chi^2 = 667.83$ ; $GFI = .95$ ; $SRMR = .12$ ; $RMSEA = .07$ ; $NNFI = .91$ ; $CFI = .92$ ; $PNFI = .79$ ; $PGFI = .76$
Fryer et al. (2012)	$CFI = .78$ ; $TLI = .73$ ; $RMSEA = .063$
Merino Soto and Kumar Pradhan (2013)	$\chi^2 = 271.810$ ; $SRMR = .075$ ; $RMSEA = .05$ ; $CFI = .946$ ; $TLI = .938$
Xie (2014)	$\chi^2 = 463.64$ ; $RSMEA = .065$ ; $CFI = .92$ ; $NNFI = .91$ ; $PNFI = .77$ ; $PGFI = .71$
Socha and Sigler (2014)	Nonadmissible solution

La confirmación de este modelo supondría que el constructo estaría formado por cuatro factores de primer orden (motivación profunda, motivación superficial, estrategias profundas y estrategias superficiales) interrelacionados entre sí.

El resumen de los resultados de las investigaciones que analizan este modelo se recogen conjuntamente en la [Tabla 1](#) para facilitar su comparación. Biggs et al. (2001) encuentran un buen ajuste a los datos, concluyendo que los ítems son buenos indicadores de los cuatro constructos subyacentes. Xie (2014) también informa de buen ajuste del modelo, aunque la alta correlación entre motivación y estrategia correspondiente indica que sería más apropiada una estructura de dos factores. También, Merino, y Kumar (2013) confirman el ajuste del modelo, aunque señalan que la dependencia lineal entre los subfactores (MP-EP y MS-ES) indica que son redundantes y no discriminativos, por lo que también consideran más adecuado un modelo de dos factores.

Otros estudios encuentran que este modelo ajusta de forma modesta (Justicia, Pichardo, Cano, Berbén, & De la Fuente, 2008), pobre (Fryer, Ginns, Walter, & Nakao, 2012) o incluso que no ajusta (Socha & Sigler, 2014).

### **Modelo jerárquico**

Para confirmar la estructura jerárquica del instrumento se han seguido dos estrategias analíticas: considerando como variables observables la puntuación en cada una de las cuatro subescalas ([Figura 2](#)) o tomando como variables observables las puntuaciones directas de los 20 ítems ([Figura 3](#)).

#### *Modelo jerárquico a nivel de subescala*

Biggs et al. (2001) testan este modelo para analizar la dimensionalidad del instrumento, usando las cuatro subescalas como indicadores de los dos factores latentes: enfoque profundo (Enf.P) y enfoque superficial (Enf.S). Se parte de cuatro variables observadas (subescalas), que explicarían dos variables latentes de primer orden (enfoques de aprendizaje) interrelacionadas entre sí ([Figura 2](#)).

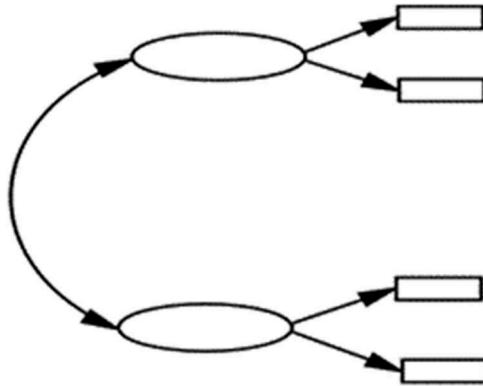


Figura 2. Modelo jerárquico a nivel de subescala.

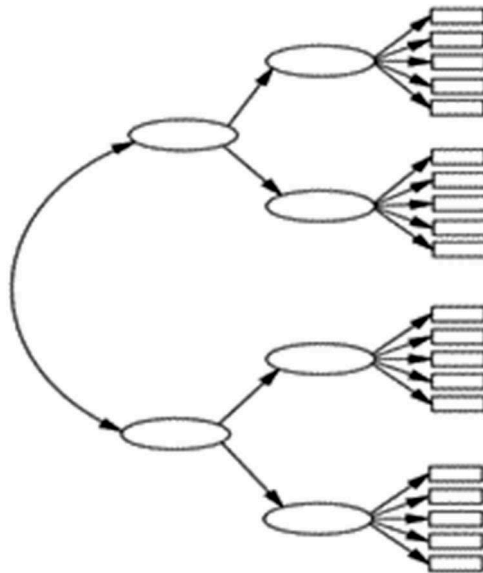


Figura 3. Modelo jerárquico a nivel de ítem.

Aunque muchos estudios confirman esta estructura (Fryer et al., 2012; González-Geraldo, Del Rincón, & Del Rincón, 2011; Xie, 2014) algunos, como Stes, De Maeyer, y Van Petegem (2013) no encuentran datos positivos de ajuste (Tabla 2).

En caso de confirmarse este modelo la interpretación de resultados del R-SPQ-2F deberá realizarse a partir del sumatorio de los ítems correspondientes a cada subescala (MP, EP, MS, ES), que, a su vez, conformarían dos a dos las variables latentes de primer orden: enfoque profundo, enfoque superficial.

Tabla 2. Resumen de los estudios. Modelo jerárquico a nivel de subescala.

Autores	Índices de ajuste
Biggs et al. (2001)	$CFI = .992$ ; $SRMR = .015$
González-Geraldo et al. (2011)	$SRMR = .0128$ ; $RMSEA = .095$ ; $TLI = .959$ ; $CFI = .993$
Fryer et al. (2012)	$CFI = 1.00$ ; $TLI = 1.00$ ; $RMSEA = .00$
Stes et al. (2013)	$GFI = .86$ ; $AGFI = .82$ ; $CFI = .80$ ; $RMSEA = .09$ ; $PGFI = .69$ ; $PCFI = .71$ ; $AIC = 2,845.39$ ; $BIC = 3,074.49$
Xie (2014)	$\chi^2 = .058$ ; $RSMEA = .000$ ; $CFI = 1.00$ ; $NNFI = 1.00$ ; $PNFI = .17$ ; $PGFI = .10$

Tabla 3. Resumen de estudios. Modelo jerárquico a nivel de ítem.

Autores	Índices de ajuste
Justicia et al. (2008)	$\chi^2 = 623.19$ ; $GFI = .95$ ; $SRMR = .09$ ; $RMSEA = .07$ ; $NNFI = .91$ ; $CFI = .93$ ; $PNFI = .78$ ; $PGFI = .75$
Merino Soto and Kumar Pradhan (2013)	Nonadmissible solution
Socha and Sigler (2014)	Nonadmissible solution

**Modelo jerárquico a nivel de ítem**

El modelo que analiza la estructura teórica global del instrumento, ha sido analizado por diferentes autores sin que los resultados la confirmen de manera concluyente (Tabla 3). Está compuesto por 20 variables observadas (ítems) que explicarían cuatro variables latentes de primer orden (subescalas) que, a su vez, explicarían dos variables latentes de segundo orden (enfoques de aprendizaje) interrelacionadas entre sí (Figura 3).

Justicia et al. (2008) señalan que el modelo ajusta razonablemente bien, aunque peor que otros modelos alternativos. Otros autores obtienen peores resultados. El análisis de Merino y Kumar (2013) produce una matriz definida no positiva a causa de la alta dependencia lineal entre los dos factores de primer orden (MP-EP y MS-ES) correspondientes a cada factor de orden superior (Enf.P y Enf.S), por lo que el modelo convergió en una solución no admisible. Socha y Sigler (2014) informan que el modelo no ajusta a los datos debido a correlaciones interfactor mayores que 1.0 entre EP-MP y ES-MS y varianzas de error negativas (indicando que estos factores no explican la varianza mejor que los factores de orden superior). Ambos resultados sugieren que el modelo está sobredimensionado y sería más apropiada una estructura de dos factores.

Para comprobar la necesidad de estos dos factores de orden superior, Justicia et al. (2008) analizan un modelo con un único factor de segundo orden (Figura 4), que parte de 20 variables observadas (ítems) que explicarían cuatro variables latentes de primer orden (subescalas) que a su vez explicarían un único constructo subyacente de segundo orden (el enfoque). Éste modelo obtiene un ajuste mucho

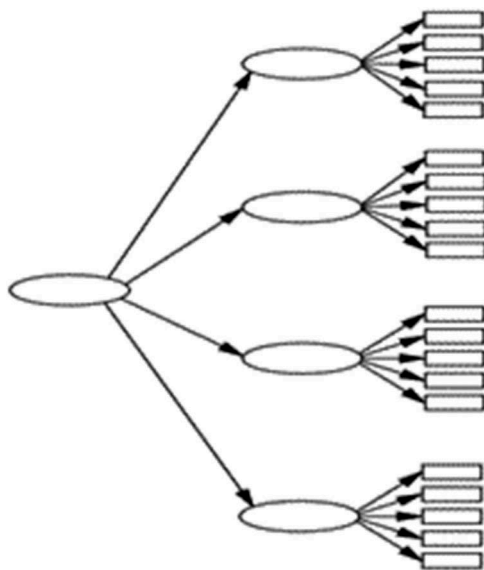


Figura 4. Modelo jerárquico de un solo factor.

peor que los anteriores ( $\chi^2 = 1,053.65$ ;  $GFI = .92$ ;  $SRMR = .22$ ;  $RMSEA = .10$ ;  $NNFI = .84$ ;  $CFI = .86$ ;  $PNFI = .73$ ;  $PGFI = .72$ ), por lo que consideran necesarios los dos factores que representan a cada uno de los enfoques.

En el modelo anterior, partiendo de las puntuaciones en los ítems se obtiene una puntuación en cada subescala y de la agrupación de las subescalas dos a dos obtendríamos una puntuación para los enfoques; es decir, cada sujeto obtendría dos puntuaciones finales relacionadas entre sí. En éste, las puntuaciones en cada subescala se agruparían para conformar un único constructo, *enfoque*, por lo que cada sujeto obtendría una única puntuación.

### ***Modelo de dos factores de primer orden***

De los resultados expuestos anteriormente parece desprenderse que la estructura latente del instrumento se representa mejor por dos factores de primer orden que por cuatro. Justicia et al. (2008) proponen un modelo bifactorial de primer orden, en el que los factores representan los enfoques de aprendizaje, profundo y superficial. Este modelo (Figura 5) estaría formado por 20 variables observadas (ítems) que explicarían dos variables latentes de primer orden (enfoques de aprendizaje) interrelacionadas entre sí.

Justicia et al. (2008) se decantan por este modelo, aunque obtiene un ajuste similar a los modelos anteriores, porque encuentran mejores puntuaciones en los indicadores de parsimonia (Tabla 4). Xie (2014) confirma este resultado informando que, aunque todos los modelos explican la estructura del instrumento, éste proporciona mayor información y más parsimoniosa. Otros autores también señalan este modelo como el que mejor explica la estructura del instrumento (Merino Soto & Kumar Pradhan, 2013; Socha & Sigler, 2014).

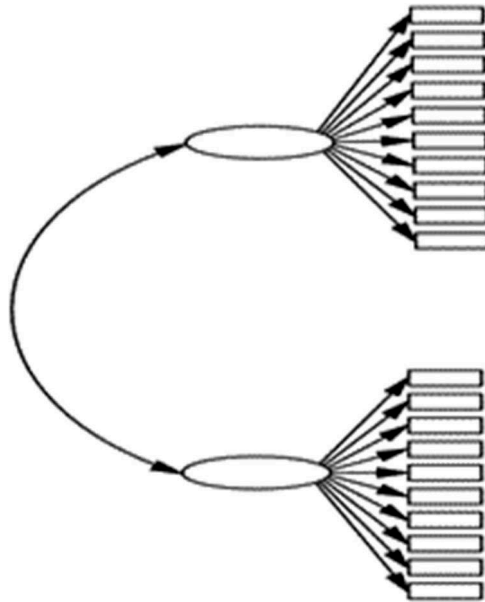


Figura 5. Modelo de dos factores de primer orden.

Tabla 4. Resumen de estudios. Modelo de dos factores de primer orden.

Autores	Índices de ajuste
Justicia et al. (2008)	$\chi^2 = 645.77$ ; $GFI = .95$ ; $SRMR = .09$ ; $RMSEA = .07$ ; $NNFI = .91$ ; $CFI = .92$ ; $PNFI = .80$ ; $PGFI = .76$
González-Geraldo et al. (2011)	$SRMR = .0604$ ; $RMSEA = .069$ ; $TLI = .797$ ; $CFI = .819$
Sulaiman et al. (2013)	$\chi^2 = 356.73$ ; $RMSEA = .060$ ; $GFI = .89$ ; $CFI = .85$ ; $TLI = .83$
Merino Soto and Kumar Pradhan (2013)	$\chi^2 = 278.072$ ; $SRMR = .074$ ; $RMSEA = .049$ ; $CFI = .946$ ; $TLI = .939$
Xie (2014)	$\chi^2 = 489.40$ ; $RMSEA = .067$ ; $CFI = .92$ ; $NNFI = .91$ ; $PNFI = .79$ ; $PGFI = .72$
Socha and Sigler (2014)	$\chi^2 = 734.959$ ; $RMSEA = .07$ ; $CFI = .92$ ; $SRMR = .062$

La implicación de asumir esta estructura, no es baladí, ya que dejaría en entredicho la existencia de las subescalas motivación y estrategias (sustanciales en la teoría de partida), asumiendo exclusivamente la existencia de los enfoques explicados a partir de las variables observadas. Si ésta es la estructura real del instrumento, no tendría sentido describir la motivación o las estrategias de los estudiantes como variables en sí, sino que sólo cabría utilizar los dos enfoques.

Merino y Kumar (2013) realizan una comprobación adicional a este modelo (Figura 6) para analizar si esta estructura se ajusta mejor a dos factores



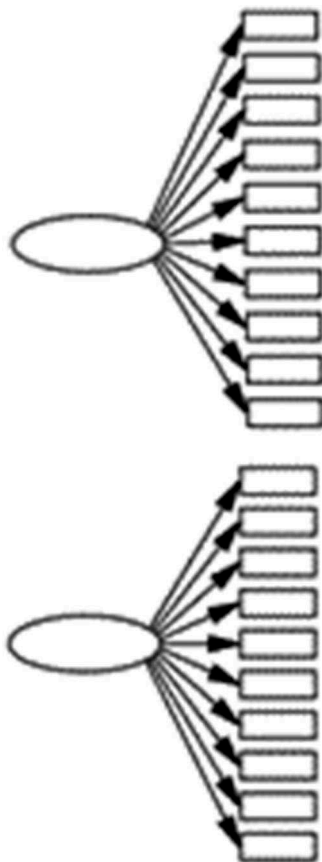


Figura 6. Modelo alternativo ortogonal (Merino Soto & Kumar Pradhan, 2013).

ortogonales (independientes). La diferencia radica en que las dos variables latentes de primer orden (enfoques) *no tienen* relación entre sí. Esta propuesta converge en una solución satisfactoria ( $\chi^2 = 282.371$ ;  $SRMR = .091$ ;  $RMSEA = .05$ ;  $CFI = .944$ ;  $TLI = .938$ ), aunque peor que la de dos factores oblicuos, por lo que consideran que la estructura del instrumento resulta mejor explicada con la interrelación de ambos enfoques.

Sin embargo, no existe un acuerdo unánime sobre este modelo bifactorial, ya que otros autores señalan un mal ajuste de los datos o proponen modelos alternativos que alcanzan mejores niveles de ajuste (González-Geraldo et al., 2011; Socha & Sigler, 2014; Sulaiman, Rahman, Dzulkifli, & Sulaiman, 2013).

Por ejemplo, Socha y Sigler (2014) encuentran 32 residuos estandarizados de covarianza mayores que  $|3|$ , lo que sugiere una gran cantidad de desajuste local, especialmente de los ítems 7 y 8, por lo que deciden eliminarlos. Comprobando este nuevo modelo encuentran un mejor ajuste ( $\chi^2 = 504.826$ ;  $RMSEA = .06$ ;  $CFI = .95$ ;  $SRMR = .051$ ), por lo que consideran más apropiada la estructura de 18 ítems que la original. En esta línea, Sulaiman et al. (2013) eliminan seis ítems cuyas cargas factoriales no son significativas (4-5-11-12-15-17). Testando el

modelo resultante de 14 ítems encuentran un mejor ajuste que el de 20 ( $\chi^2 = 111.477$ ;  $RMSEA = .041$ ;  $GFI = .952$ ;  $CFI = .944$ ;  $TLI = .930$ ).

## **Objetivos**

El objetivo de este trabajo es analizar la estructura subyacente del instrumento de medida de los enfoques de aprendizaje en su versión revisada de dos factores, R-SPQ-2F, comprobando su ajuste a los modelos propuestos en la literatura.

## **Método**

### ***Participantes***

Participan en este diseño de encuesta, 279 estudiantes de la Facultad de Educación de la Universidad de León. Del total de la muestra, 68 son hombres (24.37%) y 211 mujeres (75.63%), oscilando sus edades entre 20 y 48 años.

Aunque el tamaño muestral no es muy elevado, cumple con el requisito de que las observaciones deben ser al menos cinco veces el número de variables analizadas (Hair, Black, Babin, Anderson, & Tatham, 2009), ya que en el modelo más complejo se analizan 50 variables.

### ***Instrumento de medida***

Se ha utilizado el R-SPQ-2F (The Revised two-Factor Study Process Questionnaire), elaborado por Biggs et al. (2001) en su versión traducida y adaptada al castellano por Hernández-Pina, García, y Maquilón (2005).

### ***Análisis de datos***

En primer lugar se analizan los indicadores de fiabilidad utilizando el índice  $\alpha$  de Cronbach.

En segundo lugar, se comprueba si los datos están afectados por el sesgo de varianza común, que puede producirse cuando todas las variables se evalúan con el mismo instrumento de medida, como es el caso en este estudio. Se trata de comprobar si todas las variables analizadas se agrupan en un único factor (Test del Factor Único de Harman) o si se organizan en diferentes factores relacionados entre sí. Para descartar la existencia de un factor único en este estudio se utiliza el análisis factorial confirmatorio, ya que, a partir de las recomendaciones de Podsakoff, MacKenzie, Lee, y Podsakoff (2003), se considera que es la técnica más sofisticada para comprobar si una teórica estructura en la que todas las variables saturan en un único factor obtiene mejores indicadores de ajuste que el modelo de diferentes factores propuesto, utilizándose con este objetivo en diferentes campos del conocimiento (Hernández-Vargas, Llorens-Gumbau, & Rodríguez-Sánchez, 2014; Jarvenpaa & Majchrzak, 2008; Pascual-Fernández,

Santos-Vijande, & López-Sánchez, 2014; Pavlou, Liang, & Xue, 2007; Salanova & Llorens, 2009).

En tercer lugar, se valora el cumplimiento de los criterios de normalidad multivariante con el índice de Mardia (Bollen, 1989) y se evalúan los posibles casos de outliers (Hair et al., 2009).

A continuación, se comprueban los diferentes modelos explicativos de la estructura subyacente del R-SPQ-2F partiendo de la matriz de correlaciones policóricas (Apéndice 1) generada con el programa FACTOR (Lorenzo-Seva & Ferrando, 2006, 2013). Es necesario utilizar esta matriz cuando los datos son ordinales, como es el caso de los que provienen de instrumentos tipo Lickert (DiStefano, 2002; Flora & Curran, 2004; Morata-Ramírez, Holgado-Tello, Barbero-García, & Méndez, 2015).

Utilizando el programa AMOS (v.21.0.) se realiza un Análisis Factorial Confirmatorio (CFA) con la técnica de máxima verosimilitud, por ser el indicador más sensible a especificaciones erróneas (Olsson, Foss, Troye, & Howell, 2000). Se obtienen indicadores de ajuste absoluto ( $\chi^2$ , *SRMR*, *RMSEA*, *GFI*<sup>1</sup>), comparativo (*CFI*, *TLI*) y de parsimonia (*PNFI* y *PGFI*). Los criterios utilizados para determinar un correcto ajuste han sido: *RMSEA*  $\leq .06$ ; *SRMR*  $\leq .08$ ; *GFI*  $> .90$ ; *GFI*  $\geq .90$ ; *TLI*  $\geq .90$  y para determinar mejora en la parsimonia un incremento mínimo entre .006 y .009 (Lévy-Mangin & Varela, 2006), aunque estos criterios deben ser utilizados como una guía aproximada, ya que pueden no ser generalizables (Marsh, Hau, & Wen, 2004). También se analizan los residuos estandarizados para evaluar el *desajuste local*, considerando desajuste a valores por encima de |3| (Byrne, 1998).

Por último, se analiza la *invarianza factorial* para determinar si existe equivalencia factorial cuando el instrumento es utilizado con grupos diferentes o, dicho de otro modo, si la estructura factorial propuesta se reproduce en los diferentes grupos que conforman la muestra (Byrne, Shavelson, & Muthén, 1989; Cheung & Rensvold, 2002). La importancia de este análisis radica en que, de manera habitual en la investigación en ciencias sociales, se asume que un mismo instrumento de medida funciona igual para cada grupo dentro de la muestra, lo que implica a su vez suponer que el constructo medido tiene la misma estructura teórica para cada submuestra (Jöreskog, 1971; Meredith, 1964). A pesar de la importancia de tal asunción para la obtención de resultados válidos, esta hipótesis rara vez se confirma (Byrne, 2004).

Para calcular la invarianza factorial del modelo se ha utilizado el análisis factorial exploratorio ya que, aunque resulta más recomendable realizar análisis confirmatorio, el tamaño de alguno de los grupos ( $< 100$ ), desaconseja utilizar esta técnica, dado que se recomienda que el tamaño muestral sea de al menos 200 sujetos (Bearden, Sharma, & Teel, 1982; Bone, Sharma, & Shimp, 1989; Hair et al., 2009).

Tabla 5. Fiabilidad del R-SPQ-2F: total de la escala, factores de primer y segundo orden ( $\alpha$  Cronbach).

Escala	EnP	EnS	MP	EP	MS	ES
.517	.790	.741	.650	.700	.545	.651

Nota: EnP: Enfoque Profundo; EnS: Enfoque Superficial; MP: Motivación Profunda; MS: Motivación Superficial; ES: Estrategias Profundas; ES: Estrategias Superficiales

## Resultados

### *Análisis de fiabilidad*

En primer lugar se describen los resultados del análisis de fiabilidad del R-SPQ-2F, tanto del total de la escala como de los factores de primer orden (enfoques profundo y superficial) y de los cuatro de segundo orden (motivación y estrategias profundas y superficiales).

El análisis arroja valores aceptables y similares a los encontrados en otras investigaciones en la mayoría de los indicadores (Tabla 5) excepto en el valor de fiabilidad de la escala completa en la que el valor es menor que en otras investigaciones (Alonso, López-Aguado, González, & Fernández, 2012; Ellis & Calvo, 2006). Las mayores puntuaciones se asocian a los factores de primer orden, apoyando estos resultados la propuesta que emergerá de la comparación de las estructuras subyacentes que se presenta más adelante.

### *Test de factor único de harman*

Para descartar la posibilidad de que los datos estén afectados por el sesgo de varianza común, se realiza un análisis de estructuras de covarianza con un único factor (Figura 7). Los resultados revelan un ajuste significativamente menor de este modelo en comparación con el de dos factores ( $\chi^2 = 616.25$ ;  $GFI = .763$ ;  $SRMR = .0998$ ;  $RMSEA = .098$ ;  $CFI = .623$ ;  $PNFI = .493$ ;  $PGFI = .618$ ). Parece pues, que un único factor no explica adecuadamente la varianza de los datos, por lo que se puede considerar que el sesgo de la varianza común no representa una amenaza a la validez en este conjunto de datos.

### *Análisis de los modelos*

En primer lugar, se analiza la normalidad multivariante de los datos con el índice de Mardia. Dado que el modelo contiene 20 variables observadas, el indicador (26.86) cumple con el criterio (Bollen, 1989). Se valoran los posibles casos de outliers multivariante siguiendo las recomendaciones de Hair et al. (2009). Se eliminan cinco sujetos en los que la puntuación es igual o menor que .01, por lo que la muestra final queda formada por 274 estudiantes.

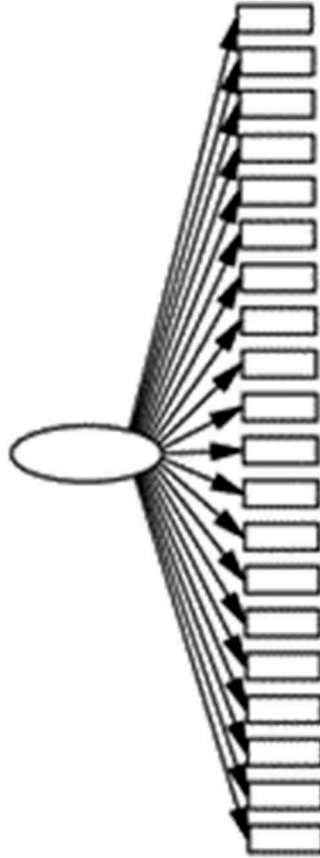


Figura 7. Modelo factor único.

Los resultados de los diferentes análisis confirmatorios (a partir de la matriz de correlaciones policóricas) se exponen de manera conjunta en la [Tabla 6](#). Todos los CFA realizados arrojan unos resultados bajos para poder considerar un correcto ajuste de los datos. No obstante, la comparación de los distintos índices se utilizará para determinar aquellos modelos que parecen ajustar mejor que otros.

El modelo de cuatro factores converge en una solución no admisible. Los resultados de las correlaciones interfactor (MP-EP y MS-ES) son mayores que 1, lo que parece indicar que los cuatro factores propuestos no son necesarios para representar los datos.

En el análisis del modelo jerárquico a nivel de ítem también emergen varianzas negativas en EP y ES que parecen indicar que estos factores no explican los datos mejor que lo hacen los factores de orden superior.

Sin embargo, la replicación de la comprobación a nivel de subescalas obtiene unos índices de ajuste admisibles, excepto el *RMSEA* que se aleja considerablemente de la tendencia del resto de indicadores.

Tabla 6. Resumen de los índices de ajuste de los modelos analizados.

	dfc	$\chi^2$	Absolute			Comparative		Parsimony	
			GFI	SRMR	RMSEA	TLI	CFI	PNFI	PGFI
Cuatro factores			.059	.887	.060	.839	.861	.656	.693
Jerárquico									
Nivel subescala	1	6.49	.988	.0158	.142	.917	.986	.164	.099
Nivel ítem			.059	.886	.061	.838	.860	.659	.696
Un sólo factor			.858	.1062	.083	.693	.732	.566	.679
Dos factores									
Justicia	169	333.99	.885	.0600	.060	.842	.860	.672	.712
Socha	134	226.53	.911	.0524	.050	.900	.914	.709	.716
Suleiman	76	139.44	.930	.0531	.055	.888	.907	.684	.673
Alternativos									
Ortogonales	170	365.91	.877	.1000	.065	.814	.833	.655	.710
Un factor primer orden	170	616.25	.763	.0998	.098	.579	.623	.493	.618

Los modelos que mejor ajustan, con los datos de este estudio, son aquellos que describen dos factores de primer orden interrelacionados (Enf. P y Enf.S), siguiendo la propuesta de Justicia et al. (2008). De los tres modelos que se analizan, el que mejor ajusta es el propuesto por Socha y Sigler (2014), que es también el que mejor resultado obtiene respecto a los residuos estandarizados de covarianza. Sólo uno de los valores supera |3| y sólo cinco el |2|. Los resultados de los análisis también desestiman la posibilidad de que el modelo responda a dos factores ortogonales (no relacionados) en lugar de oblicuos.

Esta estructura se describe gráficamente en la Figura 8. Se trata del modelo que asume dos variables latentes de primer orden (Enf.P y Enf.S) y 18 variables observables eliminando los ítems 7 y 8, ya que su mayor desajuste local sugiere la conveniencia de eliminarlos apoyando las conclusiones de Socha y Sigler (2014). El análisis de fiabilidad con los 18 elementos restantes, incrementa el  $\alpha$  para el total de la escala a .524 (del .517 original).

### **Análisis de la invarianza factorial**

Los resultados del análisis factorial exploratorio apoyan la hipótesis de la invarianza del modelo bifactorial, tomando el género como criterio. Para cada uno de los dos análisis realizados, emergen dos factores en los que saturan los 10 ítems que indica la teoría y el porcentaje de varianza explicado es muy similar en ambos casos (35.96% en el caso de los hombres y 35.68% para las mujeres).

No obstante, hay que señalar, que aunque estos resultados parecen apoyar la invarianza factorial respecto al género, sería recomendable replicar esta comprobación

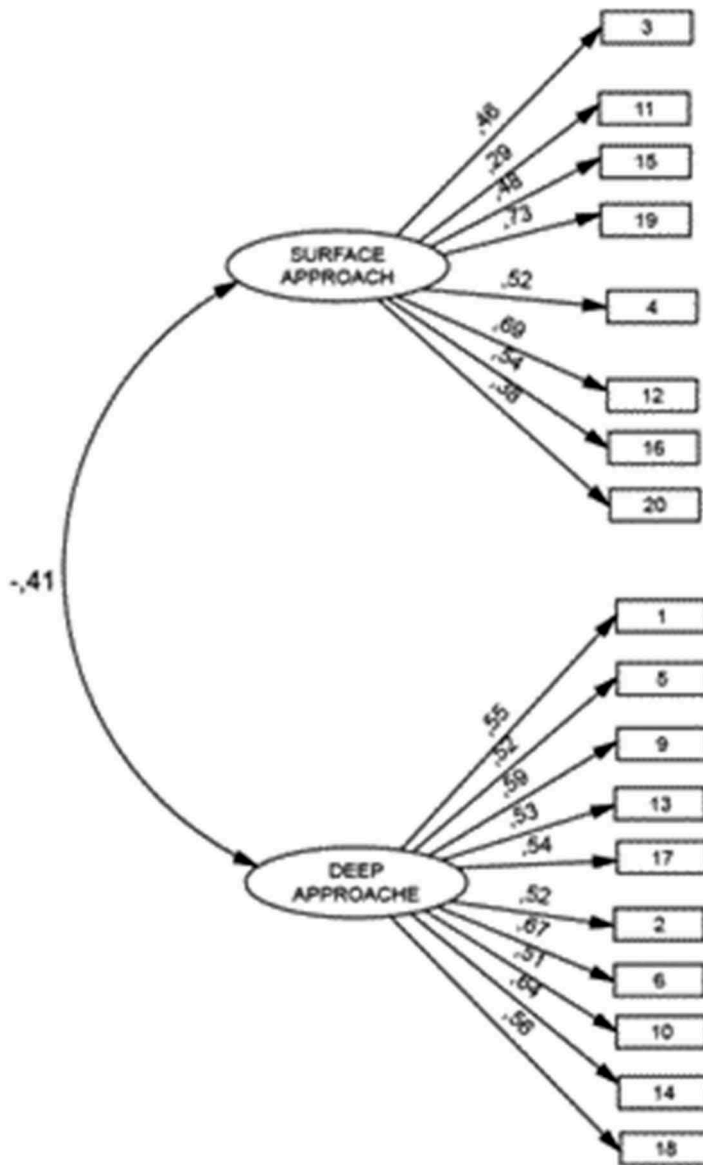


Figura 8. Modelo bifactorial a nivel de ítem.

con AFC, con tamaños muestrales más amplios y con subgrupos diferentes, lo que permitirá establecer conclusiones más claras respecto a la invarianza del constructo.

### Discusión

El análisis de la estructura subyacente al R-SPQ-2F ha suscitado un gran interés debido a la importancia de asegurar la validez en la medida de los enfoques de aprendizaje, por lo que en la literatura específica se han propuesto una gran variedad

de modelos explicativos. Para su comprobación se han agrupado estos modelos en tres propuestas con diferentes formulaciones comprobatorias y sus variantes.

El primer modelo es propuesto y validado por Biggs et al. (2001) como una estructura de cuatro factores de primer orden. Los resultados no apoyan este modelo debido a la aparición de altas correlaciones interfactor tal como ocurre con los resultados de otros estudios (Fryer et al., 2012; Merino Soto & Kumar Pradhan, 2013; Socha & Sigler, 2014; Xie, 2014).

El segundo modelo presenta una estructura jerárquica con cuatro factores de primer orden y dos factores de segundo orden. Este modelo es evaluado utilizando dos estrategias diferentes:

- (a) A nivel de escala, usando las cuatro subescalas como variables observadas. Los resultados confirman este modelo al igual que la mayoría de los estudios (Fryer et al., 2012; González-Geraldo et al., 2011; Xie, 2014).
- (b) A nivel de ítem, con cuatro factores de primer orden y dos de segundo. Aunque algunos autores determinan el correcto ajuste del modelo (Justicia et al., 2008) los resultados arrojan altas correlaciones interfactor así como varianzas de error negativas, indicando que el modelo está sobredimensionado y sería más apropiada una estructura bifactorial, en la línea de lo indicado por Merino y Kumar (2013) y Socha y Sigler (2014).

Parece pues que la estructura del R-SPQ-2F es bifactorial y, así, el tercer modelo presenta una estructura con dos factores de primer orden que se corresponden con cada uno de los enfoques de aprendizaje (Justicia et al., 2008; Xie, 2014). A pesar de que esta estructura es la que más soporte ha obtenido en la literatura reciente, algunos autores proponen formulaciones alternativas que también han sido comprobadas en este trabajo. Es el caso de los estudios de Socha y Sigler (2014) y Sulaiman et al. (2013) quienes tras encontrar un ajuste moderado de los datos, eliminan los ítems que presentan altos residuos estandarizados de covarianza o que obtienen cargas factoriales elevadas en distintos factores (respectivamente). Seis ítems fueron eliminados por Sulaiman et al. (2013) y dos por Socha y Sigler (2014). Ambos encuentran un mejor ajuste que con el instrumento original.

Comparando los tres modelos alternativos (Justicia et al., 2008; Socha & Sigler, 2014; Sulaiman et al., 2013), obtiene el mejor ajuste el propuesto por Socha y Sigler (2014) tanto en la estructura bifactorial subyacente al instrumento como en el mejor ajuste eliminados los ítems 7 y 8, que presentan mayores índices de desajuste local.

Se propone, tanto por razones técnicas como conceptuales, mantener los 20 ítems del instrumento original, en desacuerdo con estos autores. Las deficiencias observadas, especialmente en la escala superficial, pueden deberse a dos problemas combinados. En primer lugar, de acuerdo con Socha y Sigler (2014), el orden de los ítems en el R-SPQ-2F (patrón recurrente de respuesta) puede estar distorsionando la respuesta, por lo que se propone *desordenar* los reactivos, de tal



forma que la estructura de cada subescala no emerja tan claramente de la respuesta al instrumento.

En segundo lugar, se propone una redacción alternativa de los ítems afectados. El ítem 7 ('Cuando no encuentro una materia interesante, me esfuerzo lo mínimo') es el único elemento de la escala que hace referencia a 'la materia', mientras que el resto utiliza términos como 'temas', o 'estudio' en general. Además, es un ítem corto que comienza con una negación, otros ítems también lo hacen, pero son más largos y explicativos. Se propone: 'Cuando un tema me resulta aburrido, estudio lo imprescindible para aprobar'. (*When a topic is boring me, I study what is necessary to pass*).

Por su parte, el ítem 8 ('Aprendo algunas cosas mecánicamente repasándolas una y otra vez hasta que las sé de memoria, aunque no las comprenda') es reiterativo. Utiliza tres términos cuyo significado es similar ('mecánicamente', 'repasándolas una y otra vez', 'de memoria'). Se propone: 'Aprendo los temas de memoria aunque no los comprenda' (*I learn the topic by memory but do not understand*).

La investigación posterior deberá comprobar si el uso de estas dos estrategias combinadas, alteración del orden de presentación y la nueva redacción, mejoraría el ajuste del instrumento a esta estructura bifactorial.

## Nota

1. A pesar de que este índice está cuestionado en la actualidad, se incluye para facilitar la comparación con los resultados obtenidos en investigaciones previas

## Disclosure statement

No potential conflict of interest was reported by the authors. / *Los autores no han referido ningún potencial conflicto de interés en relación con este artículo.*

## ORCID

Mercedes López-Aguado  <http://orcid.org/0000-0002-4822-6901>

Lourdes Gutiérrez-Provecho  <http://orcid.org/0000-0003-3822-2496>

## References / Referencias

- Aguilar Rivera, M. D. C. (2010). Los enfoques de aprendizaje en la universidad: Un estudio de caso. *Revista de Psicología*, 6, 67–86. Retrieved from <http://bibliotecadigital.uca.edu.ar/repositorio/revistas/enfoques-aprendizajeuniversidad-estudio-caso.pdf>
- Alonso, A. I., López-Aguado, M., González, I., & Fernández, E. (2012). El ocio y los enfoques de aprendizaje en estudiantes universitarios de Enfermería. *Revista de Investigación Educativa*, 30, 53–70. Retrieved from <http://revistas.um.es/rie/article/download/111581/140081>
- Andrews, J., Violato, C., Rabb, K., & Hollingsworth, M. (1994). A validity study of Biggs' three-factor model of learning approaches: A confirmatory factor analysis

- employing a Canadian sample. *British Journal of Educational Psychology*, 64, 179–185.
- Bearden, W. O., Sharma, S., & Teel, J. E. (1982). Sample size effects on Chi Square and other statistics used in evaluating causal models. *Journal of Marketing Research*, 19, 425–430.
- Beckwith, J. B. (1991). Approaches to learning, their context and relationship to assessment performance. *Higher Education*, 22, 17–30.
- Biggs, J. (1987). *Learning process questionnaire (LPQ). Manual*. Hawthorn: Australian Council for Educational Research.
- Biggs, J., Kember, D., & Leung, D. (2001). The revised two-factor Study Process Questionnaire: R-SPQ-2F. *British Journal of Educational Psychology*, 71, 133–149.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York, NY: John Wiley & Sons.
- Bone, P. F., Sharma, S., & Shimp, T. A. (1989). A bootstrap procedure for evaluating Goodness-of-Fit indices of structural equation and confirmatory factor models. *Journal of Marketing Research*, 26, 105–111.
- Byrne, B. M. (1998). *Structural equation modeling with LISREL, PRELIS and SIMPLIS: Basic concepts, applications, and programming*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Byrne, B. M. (2004). Testing for multigroup invariance using AMOS graphics: A road less traveled. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 11, 272–300.
- Byrne, B. M., Shavelson, R. J., & Muthén, B. (1989). Testing for the equivalence of factor covariance and mean structures: The issue of partial measurement invariance. *Psychological Bulletin*, 105, 456–466.
- Cheung, G. W., & Rensvold, R. B. (2002). Evaluating Goodness-of-Fit indexes for testing measurement invariance. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 9, 233–255.
- Choy, J. L. F., O’Grady, G., & Rotgans, J. I. (2012). Is the study process questionnaire (SPQ) a good predictor of academic achievement? Examining the mediating role of achievement-related classroom behaviours. *Instructional Science*, 40, 159–172.
- DiStefano, C. (2002). The impact of categorization with confirmatory factor analysis. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 9, 327–346.
- Ellis, R. A., & Calvo, R. A. (2006). Discontinuities in university student experiences of learning through discussions. *British Journal of Educational Technology*, 37, 55–68.
- Flora, D. B., & Curran, P. J. (2004). An empirical evaluation of alternative methods of estimation for confirmatory factor analysis with ordinal data. *Psychological Methods*, 9, 466–491.
- Fryer, L. K., Ginns, P., Walker, R. A., & Nakao, K. (2012). The adaptation and validation of the CEQ and the R-SPQ-2F to the Japanese tertiary environment. *British Journal of Educational Psychology*, 82, 549–563.
- González-Geraldo, J. L., Rincón, B., & Rincón, D. (2011). Estructura latente y Consistencia interna del R-SPQ-2F: Reinterpretando los enfoques de aprendizaje en el EEES. *Revista de Investigación Educativa*, 29, 277–294. Retrieved from <http://revistas.um.es/rie/article/viewFile/112431/135261>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2009). *Multivariate data analysis*. (7th ed.). Harlow, UK: Pearson Education.
- Hernández-Pina, F., García, M. P., & Maquilón, J. (2005). Análisis del cuestionario de procesos de estudio-2 factores de Bigg en estudiantes universitarios españoles. *Revista Fuentes*, 6, 96–114. Retrieved from <https://ojs.publius.us.es/ojs/index.php/fuentes/articulo/download/2394/2354>
- Hernández-Vargas, C. I., Llorens-Gumbau, S., & Rodríguez-Sánchez, A. M. (2014). Empleados saludables y calidad de servicio en el sector sanitario: Un estudio de caso. *Anales de Psicología*, 30, 247–258.

- Jarvenpaa, S. L., & Majchrzak, A. (2008). Knowledge collaboration among professionals protecting national security: Role of transactive memories in Ego-Centered Knowledge Networks. *Organization Science*, *19*, 260–276.
- Jöreskog, K. G. (1971). Simultaneous factor analysis in several populations. *Psychometrika*, *36*, 409–426.
- Justicia, F., Pichardo, M. C., Cano, F., Berbén, A. B. G., & De la Fuente, J. (2008). The revised two-factor study process questionnaire (R-SPQ-2F): Exploratory and confirmatory factor analyses at item level. *European Journal of Psychology of Education*, *23*, 355–372.
- Lévy-Mangin, J. P., & Varela, J. (2006). *Modelización con estructuras de covarianzas en ciencias sociales*. A Coruña: Netbiblo.
- Lorenzo-Seva, U., & Ferrando, P. J. (2006). FACTOR: A computer program to fit the exploratory factor analysis model. *Behavior Research Methods*, *38*, 88–91.
- Lorenzo-Seva, U., & Ferrando, P. J. (2013). FACTOR 9.2: A comprehensive program for fitting exploratory and semiconfirmatory factor analysis and IRT models. *Applied Psychological Measurement*, *37*, 497–498.
- Marsh, H. W., Hau, K., & Wen, Z. (2004). In search of golden rules: Comment on hypothesis-testing approaches to setting cutoff values for fit indexes and dangers in overgeneralizing Hu and Bentler's (1999) findings. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *11*, 320–341.
- Meredith, W. (1964). Notes on Factorial Invariance. *Psychometrika*, *29*, 177–185.
- Merino Soto, C., & Kumar Pradhan, R. (2013). Validación estructural del R-SPQ-2F: Un análisis factorial confirmatorio. *Revista Digital de Investigación en Docencia Universitaria*, *7*, 113–127.
- Morata-Ramírez, M., Holgado-Tello, F. P., Barbero-García, I., & Méndez, G. (2015). Análisis factorial confirmatorio. Recomendaciones sobre mínimos cuadrados no ponderados en función del error Tipo I de Ji-Cuadrado y RMSEA [Confirmatory factor analysis. Recommendations for unweighted least squares method related to Chi-Square and RMSEA]. *Acción Psicológica*, *12*, 79–90.
- Olsson, U. H., Foss, T., Troye, S. V., & Howell, R. D. (2000). The performance of ML, GLS, and WLS estimation in structural equation modeling under conditions of misspecification and nonnormality. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *7*, 557–595.
- Pascual-Fernández, P., Santos-Vijande, M. L., & López-Sánchez, J. Á. (2014). Factores determinantes en el éxito del desarrollo del nuevo servicio. *Tourism & Management Studies*, *10*(2), 67–74. Retrieved from [www.redalyc.org/articulo.oa?id=388743882009](http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=388743882009)
- Pavlou, P. A., Liang, H., & Xue, Y. (2007). Understanding and mitigating uncertainty in online exchange relationships: A principal-agent perspective. *MIS Quarterly*, *31*, 105–136.
- Phan, H. P., & Deo, B. (2007). The revised learning process questionnaire: A validation of a Western model of students study approaches to the South Pacific context using confirmatory factor analysis. *British Journal of Educational Psychology*, *77*, 719–739.
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of Applied Psychology*, *88*, 879–903.
- Salanova, M., & Llorens, S. (2009). Exposición a la tecnología de la información y la comunicación y su relación con el engagement. *Ciencia y Trabajo*, *11*(32), 55–62. Retrieved from <http://repositori.uji.es/xmlui/bitstream/handle/10234/92114/33318.pdf?sequence=1>
- Socha, A., & Sigler, E. A. (2014). Exploring and “reconciling” the factor structure for the Revised Two-factor Study Process Questionnaire. *Learning and Individual Differences*, *31*, 43–50.

- Stes, A., De Maeyer, S., & Van Petegem, P. (2013). Examining the cross-cultural sensitivity of the Revised Two-Factor Study Process Questionnaire (R-SPQ-2F) and validation of a Dutch version. *PLoS One*, *8*, 1–7.
- Sulaiman, W. S. W., Rahman, W. R. A., Dzulkifli, M. A., & Sulaiman, W. S. W. (2013). Reliability of second-order factor of a revised two-factor study process questionnaire (R-SPQ-2F) among university students in Malaysia. *AJTLHE: ASEAN Journal of Teaching and Learning in Higher Education*, *5*(2), 1–13. Retrieved from <https://core.ac.uk/download/pdf/16388809.pdf>
- Trigwell, K., & Prosser, M. (1996). Congruence between intention and strategy in university science teachers' approaches to teaching. *Higher Education*, *32*, 77–87.
- Xie, Q. (2014). Validating the Revised Two-Factor Study Process Questionnaire among Chinese university students. *The International Journal of Educational and Psychological Assessment*, *16*, 4–21. Retrieved from <https://drive.google.com/file/d/0ByxuG44OvRLPT045YmVLckJZbXM/edit>

**Appendix 1**  
 Standardized variance/covariance matrix (polychoric correlation). (Polychoric algorithm: Olson; Tetrachoric algorithm: ASI16)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	1																			
2	.326	1																		
3	-.076	-.033	1																	
4	-.128	-.066	.303	1																
5	.418	.223	-.12	-.081	1															
6	.395	.33	-.146	-.184	.408	1														
7	-.111	-.074	.196	.225	-.136	-.119	1													
8	-.211	-.05	.159	.112	-.099	-.125	.228	1												
9	.389	.265	-.153	-.084	.318	.436	-.07	-.16	1											
10	.254	.289	-.054	-.136	.232	.312	-.023	-.22	.294	1										
11	-.148	-.066	.215	.131	-.102	-.032	.097	.487	-.013	-.178	1									
12	-.145	-.184	.293	.399	-.136	-.219	.307	.105	-.166	-.091	.155	1								
13	.275	.348	-.14	-.076	.27	.199	-.044	-.103	.26	.35	-.112	-.216	1							
14	.287	.34	-.038	-.13	.269	.532	-.044	-.031	.402	.312	-.037	-.24	.334	1						
15	-.08	-.058	.298	.218	-.168	-.053	.237	.282	-.108	-.094	.246	.291	-.163	-.129	1					
16	-.114	-.141	.208	.275	-.063	-.188	.255	.14	-.189	-.022	.036	.373	-.074	-.145	.24	1				
17	.228	.315	-.137	-.012	.226	.397	-.093	-.104	.269	.331	-.058	-.141	.319	.289	-.059	-.065	1			
18	.253	.264	-.141	-.126	.259	.272	-.153	-.058	.316	.3	-.07	-.288	.444	.344	-.103	-.192	.413	1		
19	-.146	-.129	.286	.348	-.111	-.229	.247	.206	-.188	-.069	.193	.524	-.133	-.223	.346	.459	-.067	-.225	1	
20	-.055	-.012	.207	.213	-.106	-.087	.152	.34	-.072	-.157	.317	.222	-.071	-.082	.249	.192	-.003	-.106	.24	1
Mean	3.31	3.35	2.04	2.83	3.38	2.47	2.14	1.89	2.42	3.08	1.67	2.21	4.18	2.12	1.48	2.7	2.74	2.96	2.49	1.93
std	1.056	1.031	1.257	1.233	1.003	1.002	1.051	.947	.992	1.197	.786	.936	.866	.917	.696	1.103	1.169	1.115	.992	.981

**Apéndice 1**  
 Standardized variance/covariance matrix (polychoric correlation). (Polychoric algorithm: Olson; Tetrachoric algorithm: ASI16)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	1																			
2	.326	1																		
3	-.076	-.033	1																	
4	-.128	-.066	.303	1																
5	.418	.223	-.12	-.081	1															
6	.395	.33	-.146	-.184	.408	1														
7	-.111	-.074	.196	.225	-.136	-.119	1													
8	-.211	-.05	.159	.112	-.099	-.125	.228	1												
9	.389	.265	-.153	-.084	.318	.436	-.07	-.16	1											
10	.254	.289	-.054	-.136	.232	.312	-.023	-.22	.294	1										
11	-.148	-.066	.215	.131	-.102	-.032	.097	.487	-.013	-.178	1									
12	-.145	-.184	.293	.399	-.136	-.219	.307	.105	-.166	-.091	.155	1								
13	.275	.348	-.14	-.076	.27	.199	-.044	-.103	.26	.35	-.112	-.216	1							
14	.287	.34	-.038	-.13	.269	.532	-.044	-.031	.402	.312	-.037	-.24	.334	1						
15	-.08	-.058	.298	.218	-.168	-.053	.237	.282	-.108	-.094	.246	.291	-.163	-.129	1					
16	-.114	-.141	.208	.275	-.063	-.188	.255	.14	-.189	-.022	.036	.373	-.074	-.145	.24	1				
17	.228	.315	-.137	-.012	.226	.397	-.093	-.104	.269	.331	-.058	-.141	.319	.289	-.059	-.065	1			
18	.253	.264	-.141	-.126	.259	.272	-.153	-.058	.316	.3	-.07	-.288	.444	.344	-.103	-.192	.413	1		
19	-.146	-.129	.286	.348	-.111	-.229	.247	.206	-.188	-.069	.193	.524	-.133	-.223	.346	.459	-.067	-.225	1	
20	-.055	-.012	.207	.213	-.106	-.087	.152	.34	-.072	-.157	.317	.222	-.071	-.082	.249	.192	-.003	-.106	.24	1
Mean	3.31	3.35	2.04	2.83	3.38	2.47	2.14	1.89	2.42	3.08	1.67	2.21	4.18	2.12	1.48	2.7	2.74	2.96	2.49	1.93
std	1.056	1.031	1.257	1.233	1.003	1.002	1.051	.947	.992	1.197	.786	.936	.866	.917	.696	1.103	1.169	1.115	.992	.981