

UNA PRIMERA APROXIMACIÓN A LA CONSTRUCCIÓN DE  
UN MODELO DEL AFRONTAMIENTO DE CUIDADORES  
PRIMARIOS DE PACIENTES POST COVID-19 QUE  
REQUIRIERON HOSPITALIZACIÓN EN APARTADÓ Y  
BOGOTÁ PARTIR DE UN ANÁLISIS DE ECUACIONES  
ESTRUCTURALES

María Paula Torres Posada



UNIVERSIDAD  
**EL BOSQUE**

Facultad de Ciencias  
Departamento de Matemáticas  
25 de Noviembre de 2022

UNA PRIMERA APROXIMACIÓN A LA CONSTRUCCIÓN DE UN MODELO DEL  
AFRONTAMIENTO DE CUIDADORES PRIMARIOS DE PACIENTES POST  
COVID-19 QUE REQUIRIERON HOSPITALIZACIÓN EN APARTADÓ Y BOGOTÁ  
PARTIR DE UN ANÁLISIS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

María Paula Torres Posada

Director: Ricardo Alberto Borda Hernández

Universidad el Bosque  
Facultad de Ciencias  
Departamento de Matemáticas  
Bogotá D.C., Colombia

# Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>5</b>
<b>2. Antecedentes</b>	<b>5</b>
<b>3. Justificación</b>	<b>6</b>
3.1. Justificación Temática . . . . .	6
3.2. Justificación Académica . . . . .	6
<b>4. Objetivos</b>	<b>6</b>
4.1. Objetivo General . . . . .	6
4.2. Objetivos Específicos . . . . .	7
<b>5. Marco Teórico</b>	<b>7</b>
5.1. Correlación y covarianza . . . . .	7
5.1.1. Correlación Policórica . . . . .	8
5.2. Alfa Cronbach ordinal . . . . .	8
5.3. Correlación parcial . . . . .	8
5.4. Análisis de regresión lineal . . . . .	8
5.5. Modelamiento de ecuaciones estructurales . . . . .	9
5.6. Tipos de Análisis de ecuaciones esctructurales . . . . .	10
5.6.1. Representación gráfica . . . . .	10
5.6.2. Análisis Factorial . . . . .	11
5.7. Métodos de estimación . . . . .	11
5.7.1. Máxima verosimilitud . . . . .	11
5.7.2. Mínimos cuadrados generalizados . . . . .	12
5.7.3. Mínimos cuadrados ponderados . . . . .	12
5.7.4. Mínimos cuadrados diagonalmente ponderados . . . . .	12
5.8. Medidas de Bondad de Ajuste . . . . .	12
5.8.1. Índice Chi cuadrado ( $\chi^2$ ) . . . . .	12
5.8.2. Índice de bondad de ajuste (GFI) . . . . .	13
5.8.3. Raíz del residual cuadrático medio estandarizado (SRMR) . . . . .	13
5.8.4. Raíz del error cuadrático medio de aproximación (RMSEA) . . . . .	13
5.8.5. Índice de ajuste comparativo (CFI) . . . . .	13
5.8.6. Índice de ajuste normalizado e índice de ajuste no normalizado (NNFI) . . . . .	13
5.9. Apropiedad de los datos para una análisis factorial . . . . .	14
5.9.1. KMO . . . . .	14
5.9.2. Bartlett test . . . . .	14
5.10. Escogencia del número de factores . . . . .	14
5.10.1. <i>Very Simple Structure</i> (VSS) . . . . .	14
5.11. Discusión en torno a trabajar con variables categóricas u ordinales . . . . .	15
5.12. Análisis de componentes principales y análisis factorial . . . . .	15
<b>6. Resultados</b>	<b>16</b>
6.1. Metodología de recopilación de datos . . . . .	16
6.2. Exposición Datos . . . . .	16
6.2.1. Analisis exploratorio factorial preliminar: División Bogota - Apartadó . . . . .	16
6.3. Análisis a la base de datos en su totalidad . . . . .	20
6.3.1. Partición . . . . .	20
6.4. Exploración de datos . . . . .	21
6.4.1. Correlaciones . . . . .	21
6.4.2. Alpha Ordinal . . . . .	22
6.4.3. KMO y test bartlett . . . . .	22
6.4.4. Factores a extraer . . . . .	24

6.5. Ajuste de variables . . . . .	25
<b>7. Análisis confirmatorio</b>	<b>28</b>
7.1. Especificación del modelo . . . . .	30
7.2. Ajuste del modelo . . . . .	30
<b>8. Conclusiones y trabajo posterior</b>	<b>31</b>
<b>9. Anexos</b>	<b>32</b>
9.1. Anexo 1: Escala de afrontamiento ECAPS completa . . . . .	32
9.2. Anexo 2: Código R . . . . .	33
<b>Referencias</b>	<b>40</b>

## Índice de figuras

1.	Un ejemplo de análisis de caminos . . . . .	10
2.	Análisis de factores de Bogotá . . . . .	17
3.	Análisis de factores de Apartadó . . . . .	19
4.	Matriz de correlación de Pearson . . . . .	21
5.	Matriz Correlación Policórica . . . . .	22
6.	Scree plots . . . . .	24
7.	Diagrama de Factores con 4 factores . . . . .	25
8.	Diagrama de Factores con 4 factores . . . . .	26
9.	Estimación Inicial del modelo confirmatorio: Estimaciones estandarizadas . . . . .	28

## Índice de tablas

1.	Medidas de apropiabilidad de los datos para análisis Factorial . . . . .	17
2.	Resultados del análisis factorial exploratorio: Bogotá . . . . .	18
3.	Estadísticas de Resumen . . . . .	18
4.	Resultados del análisis factorial exploratorio: Apartadó . . . . .	19
5.	Estadísticas de Resumen . . . . .	20
6.	Alpha ordinal . . . . .	22
7.	Prueba KMO . . . . .	23
8.	Test Bartlett . . . . .	23
9.	Estadísticas por cantidad de factores . . . . .	24
10.	Resultados Análisis Factorial . . . . .	27
11.	Estadísticas de Resumen . . . . .	27
12.	Estimaciones iniciales del modelo . . . . .	29
13.	Medidas de bondad de ajuste . . . . .	30
14.	Ítems del instrumento . . . . .	32

## 1. Introducción

El presente trabajo hace parte de una investigación conducida por el departamento de medicina de la Universidad el Bosque, el cual busca responder la pregunta, ¿Cuál es el proceso de Afrontamiento y adaptación de los cuidadores primarios de pacientes post COVID-19 que requirieron hospitalización en Unidad de cuidados intensivos o en una institución hospitalaria?

Esta tesis se divide en dos partes, la primera es una introducción al marco teórico utilizado para validar y construir los factores latentes que constituyen el proceso de afrontamiento, junto con una explicación y justificación para la particularidad de metodologías escogidas.

Como segunda parte, se exponen los procedimientos y resultados del análisis realizado sobre las respuestas del instrumento aplicado, se concluyen cómo están compuestos los factores latentes que influyen sobre el proceso de afrontamiento y adaptación de los cuidadores primarios de pacientes hospitalizados. Se comparan conclusiones y propuestas para estudios posteriores junto con recomendaciones e interpretaciones a los resultados todos apoyados y contextualizados por la teoría preexistente.

## 2. Antecedentes

Es frecuente que las escalas de medición de problemas de salud mental asociadas con la pandemia se centren en el abordaje de las consecuencias económicas de las medidas de cuarentena y aislamiento social sin incluir de forma suficiente dimensiones importantes de la salud mental frente a la pandemia como las estrategias de afrontamiento, por lo que es preciso realizar más estudios específicos sobre este tema. (Chandu, Marella, Panga, Pachava, & Vadapalli, 2020)

Callista Roy define el afrontamiento como los esfuerzos comportamentales y cognitivos que realiza una persona para atender las demandas del ambiente, actúan como un todo para mantener sus procesos vitales y su integridad. Para generar propuestas de intervención que sirvan de apoyo a cuidadores de pacientes que se ven enfrentados a una situación hospitalaria por COVID-19 es necesario identificar y caracterizar el proceso de adaptación que toman las personas frente a la situación. (C. Roy & Chayaput, 2004)

La escala corta de afrontamiento es una modificación de 15 ítems a la escala original compuesta por 47 ítems propuesta por Roy. Utiliza un formato de escala Likert con opciones de respuesta que van desde 4 (siempre) a 1 (nunca). Cada elemento del CAPS es una breve declaración sobre cómo el individuo responde a experimentar una crisis o un evento extremadamente difícil. El rango posible de puntajes es de 15 a 60 con un puntaje alto indicando un uso más consistente de las estrategias identificadas de afrontamiento. (Callista Roy, Bakan, Li, & Nguyen, 2016)

La versión larga de la escala de afrontamiento con 47 ítems fue aplicada en Colombia a personas con cáncer en tratamiento, Trujillo, Aguirre, Atehortua, & Romero (2022) más no hay estudios previos publicados con análisis factoriales a la versión corta en el contexto colombiano.

La escala de afrontamiento fue construida y validada para su aplicación en Estados Unidos. Ha sido traducida y aplicada en distintos territorios y ha sido validada mediante diferentes metodologías. Hay dos precedentes de análisis factoriales realizados a la escala, en Corea Song, Kim, So, & Kim (2018) y en China Wang et al. (2020). En los estudios la validez de contenido fue evaluada por un panel de expertos, la validez de constructo fue probada por análisis factorial (Exploratorio y confirmatorio en Corea y solo confirmatorio en China). La validez concurrente y la validez predictiva se analizaron mediante el coeficiente de correlación de Spearman. La confiabilidad se evaluó mediante la consistencia interna y coeficientes test-retest.

Estas investigaciones, aunque útiles como material guía no pueden ser utilizadas como validación directa del instrumento para su uso en el estudio que se quiere realizar en el país. Primero que todo fueron realizados a objetos de estudio diferente (Pacientes), y segundo, el contexto sociocultural e idioma de Corea y China difieren al contexto colombiano. Estas razones conllevan indudablemente la necesidad de realizar un análisis factorial que evalúe los factores previamente propuestos en la teoría y su aplicabilidad a nuestro objeto de estudio. (Cuidadores primarios de pacientes).

En cuanto a trabajos previos que traten la construcción de modelos de ecuaciones estructurales que expliquen fenómenos psicológicos complejos como el afrontamiento en latinoamérica, existen referentes de estudios previos que se utilizaron como guías comparativas al trabajo aquí realizado, aunque en su mayoría se limitan a un análisis factorial y no se realizaron con el propósito de proponer un modelo de ecuaciones estructurales, cómo en Álvarez-Cabrera, López-Reyes, Chacón Fuertes, & Sánchez-Moreno (2022), en donde se realizan análisis factoriales para validar el instrumento que mide el *burnout* (síndrome de quemarse en el trabajo) a oficiales de prisiones chilenas. En Augusto-Landa, López-Zafra, & Pulido-Martos (2011) se construye un modelo de ecuaciones estructurales para explicar la inteligencia emocional y estrategias de afrontamiento al estrés de profesores de primaria y en Blanch Plana, Aluja Fabregat, & Biscarri Gassió (2002) también se propone un modelo de ecuaciones estructurales para explicar el *burnout* en el trabajo.

### 3. Justificación

#### 3.1. Justificación Temática

La pandemia del COVID-19 ha impregnado la vida diaria de toda la población mundial de los últimos años, con la implementación de nuevas medidas preventivas para la salud como el distanciamiento social, las cuarentenas y el aislamiento. Estos cambios en la vida y las actividades sociales han sido considerados como una amenaza para la salud mental. Chandu et al. (2020)

Es necesario entender el nivel de afrontamiento y adaptación en que se encuentran los cuidadores, como también identificar las estrategias efectivas que utilizan para conllevar la enfermedad de la persona con COVID-19 bajo su cuidado.

Aplicar este instrumento en el contexto colombiano es vital para generar lineamientos o guías que pueda implementar el equipo de salud para reforzar en las familias estrategias activas y de confrontación que permitan tener mayor capacidad de afrontamiento conductual y emocional que favorezca la salud mental de cada uno de sus miembros y al mismo paciente COVID-19.

#### 3.2. Justificación Académica

Bollen (1989) introduce al modelamiento de ecuaciones estructurales como ecuaciones de regresión con supuestos menos restrictivos que los clásicos que permiten medir el error tanto en las variables dependientes como las independientes. El modelamiento de ecuaciones estructurales se compone de análisis factoriales que permiten analizar efectos directos e indirectos entre factores. Estos modelos abarcan y se extienden por sobre la regresión, análisis y multitud de procedimientos econométricos y factoriales.

El análisis de regresión múltiple, análisis discriminante, regresión logística y análisis de varianza son algunas de las metodologías que se pueden utilizar para identificar o confirmar hipótesis basadas en datos empíricos. Sin embargo, los modelos de ecuaciones estructurales trabajan más allá de algunas limitaciones que estos análisis clásicos presentan. Haenlein & Kaplan (2004) Primero, La postulación de una estructura de modelo simple (Como en el caso de la regresión), Segundo, El supuesto de que todas las variables pueden ser consideradas como observables y tercero, la conjetura de que todas las variables son medidas sin errores, lo cual puede limitar su aplicabilidad en algunas investigaciones.

Mientras los modelos de regresión clásicos analizan solo una capa de conexiones entre variables dependientes e independientes, los modelos de ecuaciones estructurales permiten la modelación simultánea de múltiples variables dependientes e independientes.

### 4. Objetivos

#### 4.1. Objetivo General

- Determinar mediante modelamiento con ecuaciones estructurales cuales son, y cómo están compuestos los posibles factores subyacentes que influyen en el nivel de afrontamiento de cuidadores primarios de pacientes post COVID-19 que requirieron hospitalización durante los meses de enero a mayo de 2022 en

el centro de Rehabilitación Hospitalaria y el Hospital militar en Bogotá y en la clínica privada III/IV de atención en Apartadó.

## 4.2. Objetivos Específicos

1. Probar la validez de criterio del instrumento y la apropiabilidad de los datos para un análisis factorial.
2. Realizar análisis factorial exploratorio para construir factores latentes que influyan sobre el afrontamiento de los entrevistados.
3. Realizar análisis factorial confirmatorio en factores extraídos para confirmar el adecuado ajuste del modelo propuesto.
4. Analizar y proponer una nueva estructura de factores para el contexto colombiano a partir de los resultados factoriales.

## 5. Marco Teórico

### 5.1. Correlación y covarianza

Las correlaciones y covarianzas son utilizadas para medir el nivel de relación lineal entre variables. La covarianza mide la varianza de una variable con respecto a otra y se obtiene de la siguiente manera

$$Cov_{xy} = \frac{\sum(X - M_X)(Y - M_Y)}{N - 1}$$

Donde;

- M es la media
- N es el tamaño de la muestra

La varianza individual se obtiene:

$$var = \frac{\sum(X - M)^2}{N - 1}$$

Los valores de las covarianzas, a diferencia de los de las correlaciones, no tienen límites, pero vale notar que una covarianza positiva denota que valores mayores a la media de una variable están asociados con valores mayores a la media de la segunda variable. Valores negativos expresan que valores mayores a la media de una variable están asociados a valores menores a la media de la otra variable.

La medida de correlación de Pearson, es entre otras, otra forma de medir la relación lineal entre dos variables. Esta se aplica tras transformar las unidades originales de medición de la variable mediante estandarización o “normalización” de la variable.

$$z_X = \frac{X - M}{\sigma}$$

Donde

- $\sigma$  es la desviación estandar  $\sqrt{var}$

La correlación entre X y Y se obtiene

$$r_{XY} = \frac{\sum(Z_X) \sum(Z_Y)}{N - 1}$$

Con el coeficiente de correlación es posible medir la magnitud de la relación lineal entre X y Y, medir si esta relación es positiva (Cuando los valores de X aumentan también lo hacen los de Y) o negativa (Cuando



los valores de X aumentan los de Y disminuyen) y medir también la fuerza de esta relación. Medido entre -1 y +1 , cuanto más cerca se acerca el valor del coeficiente a +1 , mayor es la relación positiva entre las dos variables, un coeficiente de +1 significaría una relación positiva perfecta y uno de -1 una relación negativa perfecta. Cuando el coeficiente se acerca a cero, significa una baja relación lineal entre las variables. Se dice que la correlación es significativa cuando hay una probabilidad muy pequeña, usualmente menor al 5 % de que la relación observada sea dada por el azar.

Los modelos de ecuaciones estructurales están contruidos a partir de matrices de correlación o covarianza, además coeficientes tetracóricos y policóricos son utilizados con frecuencia para medir asociaciones entre variables dicótomas u ordinales respectivamente.

### 5.1.1. Correlación Policórica

El coeficiente de correlación policórica es una medida de asociación para variables ordinales que se basa en una suposición de una distribución continua conjunta subyacente.

Asumiendo que la variable ordinal  $y_i$  tiene una variable subyacente continua  $y_i^*$  y cada  $y_i$  se relaciona con  $y_i^*$  a través de la función de paso (Coenders, Satorra, & Saris (1997)):

$$y_i = k \text{ cuando } \tau_{ik-1} < y_i^* \leq \tau_{ik}$$

Para  $k = 1, \dots, m_i$ , donde;

- $\tau_i = -\infty, \tau_{ik} < \tau_{ik+1}, \tau_{im_i} = \infty$
- $\tau_i$  con  $i = 1, \dots, m_{i-1}$  son llamados umbrales de la i-ésima variable

Una correlación policórica se usa para asociar dos variable ordinales, que se asumen generadas por la función de paso anterior. Esta correlación es un estimador de la correlación de Pearson entre las continuas  $y_i^*$  por ende corrige errores de agrupamiento (Colapsar varios valores de  $y_i^*$  en un solo valor) y errores de transformación (Las formas de  $y_i$  y  $y_i^*$  difieren de gran manera) cuando los supuestos, como una distribución normal bivariada, se cumplen.

## 5.2. Alfa Cronbach ordinal

Tradicionalmente el criterio utilizado para evaluar consistencia interna es el Alpha de Cronbach, el cual proporciona una estimación de la fiabilidad sobre las correlaciones de las variables indicadoras u observadas.

En los casos donde se usen escalas tipo Likert se propone usar el coeficiente de alfa ordinal propuesto por (Zumbo, Gadermann, & Zeisser (2007) y Gadermann, Guhn, & Zumbo (2012)) que son estimaciones consistentemente adecuadas de la confiabilidad teórica.

## 5.3. Correlación parcial

El calculo de correlaciones parciales permite medir la relación entre dos variables  $X$  y  $Y$  manteniendo constante  $Z$

$$r_{XY \cdot Z} = \frac{r_{XY} - (r_{XZ})(r_{YZ})}{\sqrt{(1 - r_{XZ}^2)(1 - r_{YZ}^2)}}$$

Las correlaciones parciales ayudan a discernir cuales correlaciones evidenciadas en un conjunto de datos son falsas artificiales o generadas por variables de confusión

## 5.4. Análisis de regresión lineal

El análisis de regresión lineal usualmente tiene funciones de exploración (Observar como es la relación entre una o varias variables predictoras y una variable respuesta) o de predicción (Predecir el valor de una variable

con el conocimiento previo de otras variables). El modelamiento de ecuaciones estructurales se utiliza con frecuencia con finalidad exploratoria que predictoria.

Un modelo se escribe como sigue:

$$Y = \alpha + \beta X + e$$

Donde

- $\alpha$  es el intercepto de  $Y$
- $\beta$  es el coeficiente de regresión
- $e$  es el término de error

El valor del coeficiente  $\beta$  puede ser estimado mediante metodología de mínimos cuadrados, que trabaja encontrando el valor que minimiza la suma de cuadrados de la diferencia entre los valores observados y los valores predichos por la función. Este método también ayuda a optimizar la correlación entre variables.

El cuadrado de la medida de correlación de Pearson, ( $R^2$ ) es una medida de bondad de ajuste frecuentemente utilizada que denota que proporción de la varianza de la variable respuesta es explicada por la(s) varianza de la(s) variable(s) predictor(a)s).

Un coeficiente  $\beta$  indica cuanto se espera que cambien la variable  $Y$  cuando la variable predictor(a) aumenta en una unidad y manteniendo los demás predictores estáticos. Un valor alto de  $\beta$  no significa que sea un gran predictor de  $Y$ . Los coeficientes de regresión pueden estandarizarse y así comparar entre diferentes variables predictoras sus respectivos coeficientes estandarizados, donde cada uno diría cuantas unidades de desviación estándar se espera que aumente  $Y$  mientras se mantienen los otros predictores estáticos.

Cuando la regresión es múltiple, es decir, contiene más de una variable predictor(a), los modelos pueden ser ortogonales, donde se asume independencia entre las variables predictoras u oblicuos. En el segundo caso se puede obtener información acerca de la importancia de la relación entre variables predictoras (Influyendo también las correlaciones parciales)

## 5.5. Modelamiento de ecuaciones estructurales

El modelamiento de ecuaciones estructurales o SEM por sus siglas en inglés, también llamado modelamiento de estructuras de covarianza (aunque también se puede trabajar con matrices de correlación) es un marco de referencia de conocimientos que representan variedad de procedimientos como análisis factorial, análisis de caminos (path analysis), ANOVA y análisis de regresión múltiple. Es utilizado en análisis psicométrico por varias razones importantes.

- Primero, permite modelar relaciones complejas de dependencias simultáneas y ofrece bastante flexibilidad. Esto es de utilidad cuando se quiere modelar conceptos abstractos como la felicidad o la satisfacción.
- Segundo, con SEM es posible construir variables latentes o inobservadas y modelar relaciones causales entre estas.
- Tercero, con esta técnica los errores de medición se tienen en cuenta al modelar, siendo las varianzas de estos los parámetros que se estiman al ajustar el modelo.

En modelamiento de ecuaciones estructurales cuenta con variables observadas y variables inobservadas (llamadas también latentes o factores). Las relaciones entre todas las variables dependientes e independientes latentes construyen el modelo estructural. Las ecuaciones de los modelos de ecuaciones estructurales se componen por variables que pueden ser a la vez endógenas y exógenas (Que dependen de otras variables dentro del modelo y que no dependen de otras variables dentro del modelo respectivamente).

Ilustrando un ejemplo de un sistema de ecuaciones con dos variables latentes y una variable observada se observa:

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \zeta_1$$

$$\eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{21}\xi_1 + \zeta_2$$

Donde  $\eta_1$  Es el vector de la primer variable latente. La cual es endógena en la primera ecuación y exógena en la segunda.  $\eta_2$  es una variable latente de segundo nivel, construida por factores inobservados y variables observadas.  $\xi_1$  Es la variable observada,  $\zeta_1$  y  $\zeta_2$  son medidas residuales de error,  $\gamma_{11}$  y  $\gamma_{21}$  son coeficientes que conectan las variables observadas con las dependientes y  $\beta_{21}$  es el coeficiente que conecta a las variables latentes.

Por ende, es posible resumir el sistema a la siguiente forma:

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta$$

Donde  $\eta$  es el vector con todas las variables latentes endógenas (o dependientes).  $B$  es una matriz que contiene todos los coeficientes que conectan a las variables latentes endógenas, cuya diagonal principal es de solo ceros.  $\Gamma$  es una matriz de coeficientes que conectan las variables latentes exógenas.  $\xi$  es el vector con todas las variables latentes exógenas. y  $\zeta$  es el vector de errores latentes en las ecuaciones. (Bollen, 1989)

## 5.6. Tipos de Análisis de ecuaciones estructurales

### 5.6.1. Representación gráfica

Para visualizar modelos de ecuaciones estructurales, se utiliza la teoría de análisis de caminos o trayectos (*Path analysis*) mediante la cual se representan los efectos (directo, indirecto y total) que tienen unas variables sobre otras. Las variables independientes pueden estar conectadas entre sí y a y todas las variables latentes a través de un error de medición.

Cuando los modelos estructurales son muy complejos, a veces es preferible utilizar representaciones gráficas que equivalen a un sistema de ecuaciones.

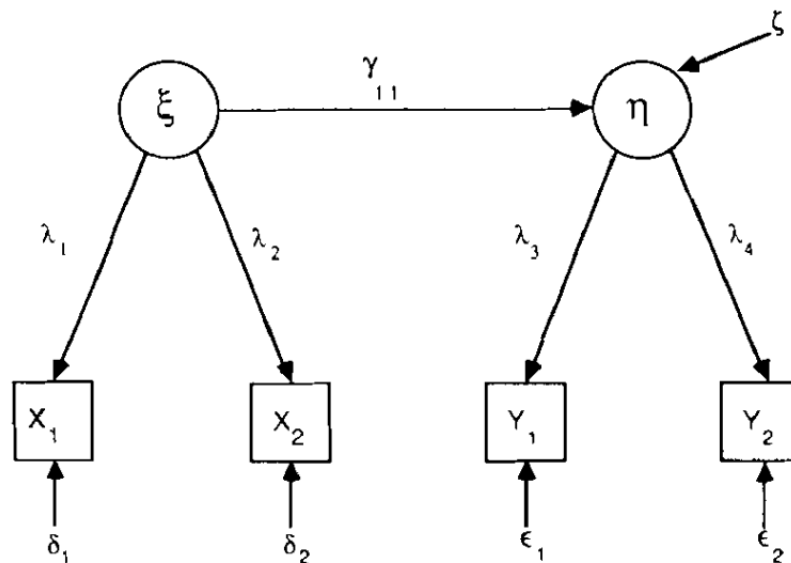


Figura 1: Un ejemplo de análisis de caminos<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Bollen (1989)

- Un rectángulo o cuadrado significa una variable observada o manifiesta.
- Un círculo o elipse significa una variable latente o factor .
- Un valor fuera de algún encuadre significa la medida de error .
- Flechas unidireccionales representan relación directa sobre variables.
- Flechas bidireccionales representan covarianza o correlación entre variables.

### 5.6.2. Análisis Factorial

Este es el paso para verificar la unidimensionalidad de una escala, y también para seleccionar y dar significado teórico a un conjunto inicial de ítems diversos, es una técnica de disminución de datos cuyo objetivo es agrupar un conjunto de variables en pocas dimensiones que expliquen la mayor cantidad de variabilidad de respuesta. En la práctica esta agrupación se realiza de manera usual por componentes principales o ejes (o factores) principales

#### 5.6.2.1. Análisis Factorial Exploratorio y Confirmatorio

Es importante diferenciar entre el análisis factorial exploratorio (AFE) y el confirmatorio (AFC). En el primero se extraen e interpretan posibles factores que explican la covariación entre las variables (ítems) sin una estructura teórica previa. En el análisis factorial confirmatorio, por el contrario, la estructura factorial se define a priori sobre la base de un modelo teórico y se verifica si es válido o si sus relaciones internas permiten sacar conclusiones válidas de los datos.

Después de establecer la relación de covariabilidad entre factores y variables se realiza análisis confirmatorio con el propósito de probar que tan bien se ajustan los datos al modelo teórico. Se compara la covarianza (o correlación) de los datos recolectados con una matriz de covarianza teórica construida a partir del modelo que se desea probar, el diagnóstico del modelo se realiza con medidas de bondad de ajuste que cuantifican el grado de similitud entre las dos matrices.

## 5.7. Métodos de estimación

Las estimaciones en modelos de ecuaciones estructurales se utilizan para inferir parámetros estructurales poblacionales a partir de la relación entre la matriz de varianzas y covarianzas de las variables y los parámetros.

Sea la matriz de varianzas y covarianzas: Bollen (1989)

$$\Sigma(\theta) = \begin{bmatrix} (I - B)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi)(I - B)^{-1'} & (I - B)^{-1}\Gamma\Phi \\ \Phi\Gamma'(I - B)^{-1'} & \Phi \end{bmatrix}$$

Si se conocieran los parámetros poblacionales y el modelo fuera el correcto  $\Sigma = \Sigma(\theta)$ . Como estos no se conocen lo que se busca es estimar los parámetros desconocidos con las matrices de covarianzas (o correlaciones) muestrales. Los parámetros desconocidos en este caso son  $B, \Gamma, \Phi$  y  $\Psi$

Las estimaciones deben ser, entre otras cosas, consistentes, insesgados y eficientes. La elección de un buen método de estimación es crucial al momento de realizar un análisis de ecuaciones estructurales. Aún hay discrepancias en las recomendaciones de utilización de diferentes métodos para datos que cumplan la suposición de distribución normal multivariada y datos que no.

#### 5.7.1. Máxima verosimilitud

Se supone que las variables son continuas y siguen una distribución normal multivariada

$$F_{ML} = \log |\Sigma(\theta)| + tr(S\Sigma^{-1}) - \log |S| - (p + q)$$

Donde;

- $S$  es la matriz de covarianzas estimada
- $\Sigma(\theta)$  es la matriz de covarianzas del modelo implícito
- $p$  es el número de variables observadas
- $q$  es el número de variables latentes

### 5.7.2. Mínimos cuadrados generalizados

$$F_{GLS} = \left(\frac{1}{2}\right) tr\{(S - \Sigma(\theta))W^{-1}\}^2$$

- $W^{-1}$  Es la matriz de pesos de la matriz residual.

Este método puede ser usado para variables categóricas.

### 5.7.3. Mínimos cuadrados ponderados

Este método no asume normalidad multivariada y es recomendado para variables no normales continuas.

$$F_{WLS} = (s - \hat{\sigma})W^{-1}(s - \hat{\sigma})$$

- $s$  es el vector de elementos únicos de la matriz de covarianzas observadas  $S$
- $\hat{\sigma}$  es el vector de de elementos únicos de la matriz de covarianzas del modelo

### 5.7.4. Mínimos cuadrados diagonalmente ponderados

Estimación que fue desarrollada para mejorar limitaciones sobre los mínimos cuadrados ponderados, sobre todo para variables categóricas.

$$F_{DWLS} = (r - \hat{\rho})(DiagW)^{-1}(r - \hat{\rho})$$

- $r$  es un vector que contiene correlaciones latentes muestrales
- $\hat{\rho}$  es un vector que contiene las correlaciones de la matriz del modelo

**DLMS** es recomendado en Jöreskog & Sörbom (1989) para muestras pequeñas donde los datos violen el supuesto de normalidad.

## 5.8. Medidas de Bondad de Ajuste

Para evaluar el ajuste del modelo, es decir, la similitud entre la  $S$  y  $\Sigma(\theta)$  se mide la distancia entre las dos matrices, estas medidas no producen resultados que permitan establecer que tan bueno son los modelos al predecir, ya que no tratan sobre la significancia de los parámetros. Los índices mas usados y recomendados por la bibliografía son los siguientes:

### 5.8.1. Índice Chi cuadrado ( $\chi^2$ )

Este estadístico prueba que la matriz muestral es igual a la matriz propuesta por el modelo  $\Sigma(\theta) = S$  el estadístico de prueba es el método de estimación de los parámetros que se distribuye  $\chi^2$  y los grados de libertad dependen del número de variables exógenas o libres tras la estimación de la matriz de covarianzas o correlaciones.

$$\chi^2 = (n - 1)F_{ML}$$

Cómo con variables no normales o categóricas se violan los supuestos del  $\chi^2$  se recomiendan soluciones robustas como bootstrap o métodos de máxima verosimilitud robustas. También con la estimación de mínimos cuadrados ponderados o mínimos cuadrados ponderados diagonalmente se producen errores segados que afectan la aplicación del índice  $\chi^2$ . Aunque el método de mínimos cuadrados diagonalmente ponderados

robusto corrige el sesgo al trabajar con los elementos de la diagonal de la matriz de correlación policóricas (Finney & DiStefano, 2006).

### 5.8.2. Índice de bondad de ajuste (GFI)

Evalúa la variabilidad explicada por el modelo, es un índice que se mide entre 0 y 1.

$$GFI = 1 - \frac{tr[\{\Sigma(\hat{\theta})^{-1}(S - \Sigma(\hat{\theta}))\}^2]}{tr[\{\Sigma(\hat{\theta})^{-1}S\}^2]}$$

### 5.8.3. Raíz del residual cuadrático medio estandarizado (SRMR)

Evalúa la función de los residuales de  $(S - \Sigma(\theta))$ . Mientras más cercano a 0 es su valor, mejor es el ajuste del modelo.

$$SRMR = \sqrt{\frac{2}{p(p+1)} \sum_{i \leq j} \left\{ \frac{[s_{ij} - \sigma_{ij}(\theta)]^2}{s_{ii}s_{jj}} \right\}}$$

donde:

- $\sigma_{ij}(\theta)$  es el  $ij$ -ésimo elemento de la matriz  $\Sigma(\theta)$
- $s_{ij}$  es el  $ij$ -ésimo elemento de la matriz  $S$

### 5.8.4. Raíz del error cuadrático medio de aproximación (RMSEA)

Se interpreta como la raíz cuadrada de de no adaptación poblacional por los grados de libertad. Un valor pequeño indica un buen ajuste al modelo

$$RMSEA = \sqrt{\max \left\{ \frac{(nF - d)}{nd}, 0 \right\}}$$

### 5.8.5. Índice de ajuste comparativo (CFI)

Es el índice mas reportado por la bibliografía, se mide entre 0 y 1. Mientras mas cercano a 1 mejor es el ajuste del modelo.

$$CFI = 1 - \frac{\max(nF - d, 0)}{\max(nF_i - d_i, nF - d, 0)}$$

Donde

- $F$  es el valor mínimo de la función de estimación del modelo
- $F_i$  es el valor mínimo de la función de estimación del modelo de independencia

### 5.8.6. Índice de ajuste normalizado e índice de ajuste no normalizado (NNFI)

El índice de ajuste normalizado (NFI) analiza la discrepancia entre el valor chi-cuadrado del modelo hipotético y el valor chi-cuadrado del modelo nulo. El índice de ajuste no normalizado (NNFI), también conocido como Índice de Tucker-Lewis (TLI) es una modificación del NFI que busca corregir su sesgo negativo, sus valores varían de 0 a 1, con valores más grandes indicando un mejor ajuste.

$$NFI = 1 - \frac{F}{F_i}$$

$$TLI = NNFI = \frac{f_i - f}{f_i - 1}$$

Donde

- $F$  es el valor mínimo de la función de estimación del modelo
- $F_i$  es el valor mínimo de la función de estimación del modelo de independencia
- $f_i = n \frac{F_i}{d_i}$  y  $f = n \frac{F}{d}$
- $d$  y  $d_i$  son los grados de libertad que corresponden a la función de estimación del modelo

## 5.9. Apropiabilidad de los datos para una análisis factorial

### 5.9.1. KMO

La prueba de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) es una medida de la idoneidad de sus datos para el análisis factorial. Cuanto menor sea la proporción, más adecuados serán los datos para el análisis factorial. La prueba mide la adecuación del muestreo para cada variable en el modelo y para el modelo completo. La estadística es una medida de la proporción de varianza entre variables que podrían ser varianza común. Se recomienda medidas del índice no menores a 0.5.

### 5.9.2. Bartlett test

Bartlett propuso que

$$-\ln(\det(R)) \left( N - 1 - \frac{(2p + 5)}{6} \right)$$

se distribuye  $\chi^2$  si  $R$  es una matriz de identidad. El test prueba que las correlaciones residuales son cero. Contrasta y suplementa el test KMO, su aplicabilidad es con el propósito de determinar si una matriz es factorizable, es decir si las correlaciones difieren de 0.

## 5.10. Escogencia del número de factores

### 5.10.1. *Very Simple Structure (VSS)*

Durante el análisis factorial se tienden a interpretar la salida del factor centrado su atención en las cargas más grandes para cada variable e ignorando las más pequeñas. Very Simple Structure operacionaliza esta tendencia comparando la matriz de correlación original con la reproducida por una versión simplificada de la matriz factorial original. El criterio VSS compara el ajuste del modelo simplificado con las correlaciones originales explicado paso a paso en Revelle & Rocklin (1979):

$$VSS_{vk} = 1 - \frac{MS_{\bar{r}}}{MS_r}$$

Es decir, uno menos el coeficiente entre la correlación cuadrática media residual con la correlación cuadrática media original. Los cuadrados medios se encuentran en los elementos inferiores de las matrices  $\bar{R}$  y  $R$

- $R$  es la matriz de correlaciones originales y  $\bar{R}$  es la matriz de diferencias entre  $\bar{R} = R - R_v^*$
- Donde  $R_v^* = S_{vk} \Phi S'_{vk}$  y  $S_{vk}$  es la matriz factorial simplificada donde se reemplazaron los elementos más pequeños de  $k - v$  en cada fila de la matriz de patrón de factores con ceros
- $k$  es el número de factores y  $v$  es la complejidad
- El número óptimo de factores interpretables (de complejidad  $v$ ) es el número de factores  $k$ , que maximiza  $VSS_{vk}$

El modelo más simple probado por VSS es que cada elemento es de complejidad uno donde todos los elementos están incrustados en una matriz factorial más compleja de rango  $k$ . Este es el modelo más apropiado para construcción de escalas y es el que se utiliza con más frecuencia cuando se habla de soluciones factoriales. Modelos más complicados también pueden ser evaluado por VSS. Tales modelos permiten que cada elemento sea de complejidad dos, tres, etc. pero asumen que la matriz general es de mayor rango. Usualmente los resultados de complejidad 1 son los mismos para las complejidades mas altas pero este no es siempre el caso. El paquete Psych (Revelle, 2022) de R arroja resultados para niveles complejidad 1 y 2.

### 5.11. Discusión en torno a trabajar con variables categóricas u ordinales

Para estimar hay dos funciones para datos distribuidos normalmente que se usan comúnmente. Son el método de máxima verosimilitud y mínimos cuadrados generalizados. Para variables que incumplen el supuesto de normalidad hay otros métodos de estimación más apropiados para variables ordinales/categóricas y para datos cuya distribución se desvía de la normalidad. Por ejemplo, en un estudio de simulación por Monte Carlo (Li (2016)) se comparan tres métodos con correcciones robustas (Máxima verosimilitud, Mínimos cuadrados no ponderados y mínimos cuadrados ponderados diagonalmente) y se concluye que los resultados obtenidos con las dos versiones de mínimos cuadrados (Ambas utilizando matrices de correlación policórica) producen estimaciones de pesos factoriales mas precisos y de correlación intrafactorial mas precisas.

Rhemtulla, Brosseau-Liard, & Savalei (2012) compararon el método de estimación robusta de máxima verosimilitud con la corrección de no-normalidad de la estimación de mínimos cuadrados categóricos y concluyeron que para datos categóricos de dos a cuatro niveles el método de estimación máxima verosimilitud subestima los pesos factoriales y el error estándar de los parámetros, en comparación al método de mínimos cuadrados categóricos corregidos para no normalidad, el cual arrojó mejores resultados. No obstante los autores no descartan la estimación de máxima verosimilitud cuando se trata evaluar el ajuste general del modelo.

Yang-Wallentin, Jöreskog, & Luo (2010) compararon los métodos de máxima verosimilitud, mínimos cuadrados no ponderados, ponderados y ponderados diagonalmente en modelos de estructuras de covarianzas con datos categóricos, concluyeron tras la simulación que los mínimos cuadrados ponderados no funcionan tan bien en comparación con los demás métodos, además notaron pocas diferencias en los rendimientos por número de categorías o distribuciones subyacentes de los datos. Entre los demás métodos no encontraron grandes diferencias.

### 5.12. Análisis de componentes principales y análisis factorial .

Aunque similares, ambas son técnicas multivariadas que trabajan a partir de matrices de covarianzas y ayudan a disminuir la dimensionalidad de los datos, la diferencia principal yace en que el análisis factorial busca encontrar o exponer constructos que describan lo común entre un grupo de variables mientras que el ACP busca optimizar la varianza total explicada.

Otra de las grandes diferencias de las técnicas es que en general, el análisis de componentes principales es ateórico, las condiciones de agrupamiento de las variables no son consideradas a priori en base a una teoría preexistente sobre el comportamiento de las variables, mientras que en el análisis factorial, en específico, el análisis factorial confirmatorio, es indispensable contar con una teoría previa para realizar la reducción de dimensionalidad de las variables.



## 6. Resultados

### 6.1. Metodología de recopilación de datos

Se realiza un muestreo de conveniencia haciendo un acercamiento a los familiares de los pacientes post COVID-19 y cuyo egreso fue de los servicios de hospitalización o en UCI de el centro de Rehabilitación Hospitalaria en Bogotá, el Hospital militar en Bogotá o en la clínica privada III/IV de atención en Apartadó. Una vez la persona acepte ser parte estudio, se lee en conjunto el Consentimiento informado mediante el cual el sujeto acepta participar voluntariamente en el estudio; seguido a su aprobación se solicita algunos datos socio demográficos (edad, sexo, tipo de parentesco, nivel académico, entre otros); posterior a esto se le explica la estructura de la “Escala corta de medición del proceso de afrontamiento y adaptación” (ECAPS)(anexo 1). La aplicación de la escala se realizó en el cuarto pico de la pandemia, en el periodo comprendido desde diciembre de 2021 a febrero de 2022. Se abordó al cuidador principal del paciente por vía telefónica; para dar a conocer el proyecto y dar la oportunidad de participar en el mismo, de ser afirmativa la respuesta, se procedió a diligenciar de manera virtual el consentimiento informado, las variables sociodemográficas y la encuesta ECAPS.

#### Criterios de inclusión:

- Paciente post- COVID-19 que egresaron de Hospitalización o de UCI
- Un familiar de primer grado de consanguinidad directa (papá, mamá e hijos) o según el grado de afinidad (esposo, esposa o compañero (a) permanente) con una relación mayor a 1 año con el paciente que fue diagnosticado con COVID-19 y que fueron hospitalizados o en UCI.
- Familiar de mayor de edad y menor de 70 años.

#### Criterios de exclusión:

- Paciente que se encuentre hospitalizado por otra enfermedad y que en el transcurso de la hospitalización contraiga la enfermedad COVID-19.
- No se contactará a familiares de pacientes que fallece por COVID-19

### 6.2. Exposición Datos

El instrumento consta de 15 preguntas (Anexo 1) fue aplicado a 100 cuidadores de pacientes que requirieron hospitalización en clínicas de Bogotá y Apartadó. La validación del constructo y de contenido fue realizada en Quintero & Hinestroza (2022) contando con la asistencia de un panel de 18 jueces expertos.

#### 6.2.1. Analisis exploratorio factorial preliminar: División Bogota - Apartadó

Se realiza un análisis previo al análisis de la base completa estudiando a ambas comunidades de pacientes de manera diferencial: Bogotá y Apartadó, de esta manera se pueden contrastar las diferentes relaciones entre ítems y como se diferencia la estructura de medición de afrontamiento para cada una de las ciudades estudiadas.

Al comparar los resultados de las medidas de apropiabilidad de los datos para el análisis factorial, los resultados de la muestra tomada en Bogotá sugieren ser mas propicios para el análisis. Aunque las dos ciudades rechazan la prueba de hipótesis de que sus matrices de correlación son matrices de identidad y son factorizables. Los resultados del Alpha ordinal para Apartado (0.56) y de la prueba KMO (0.5), lo que indica que los datos en Bogotá los son mas apropiados para el análisis factorial. Aplicando la estadística de evaluación *Very Simple Structure* y las cargas de sumas de cuadrados de los factores se concluye que para Bogotá el número óptimo de factores a extraer es de 3 y para Apartadó 4.

Tabla 1: Medidas de apropiabilidad de los datos para análisis Factorial

Medida	Bogota	Apartado
Alpha	0.78	0.56
Bartlett	<0.05	<0.05
KMO General	0.6	0.5
KMO Ítem 1	0.58	0.5
KMO Ítem 2	0.57	0.5
KMO Ítem 3	0.49	0.5
KMO Ítem 4	0.31	0.5
KMO Ítem 5	0.61	0.5
KMO Ítem 6	0.55	0.5
KMO Ítem 7	0.61	0.5
KMO Ítem 8	0.7	0.5
KMO Ítem 9	0.53	0.5
KMO Ítem 10	0.74	0.5
KMO Ítem 11	0.77	0.5
KMO Ítem 12	0.71	0.5
KMO Ítem 13	0.35	0.5
KMO Ítem 14	0.42	0.5
KMO Ítem 15	0.73	0.5

### Factor Analysis

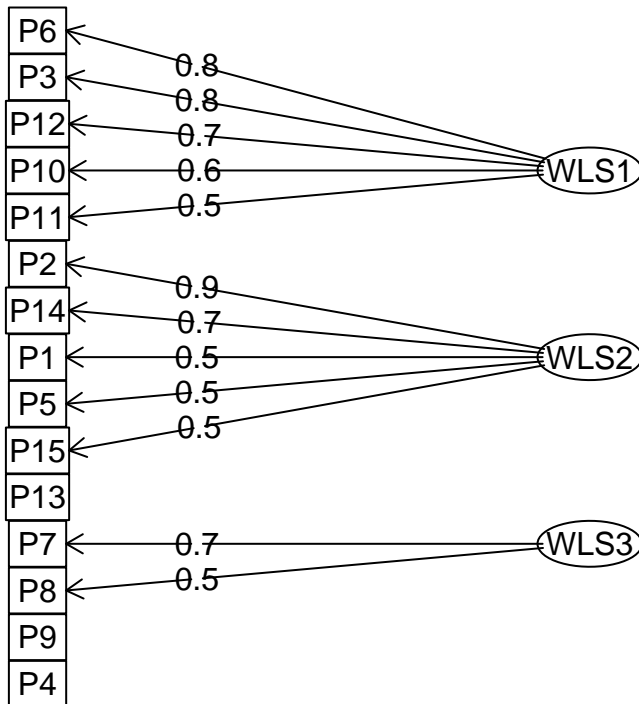


Figura 2: Analisis de factores de Bogotá

Tabla 2: Resultados del análisis factorial exploratorio: Bogotá

	F1	F2	F3	Comunalidad	Unicidad
P1		0.5422		0.3202	0.6798
P2		0.8804		0.8300	0.1700
P3	0.7763			0.6412	0.3588
P4				0.1488	0.8512
P5		0.5401		0.4404	0.5596
P6	0.8373			0.7053	0.2947
P7			0.7465	0.6029	0.3971
P8			0.5197	0.3507	0.6493
P9				0.4360	0.5640
P10	0.6091			0.4703	0.5297
P11	0.5434			0.5869	0.4131
P12	0.6728			0.5800	0.4200
P13				0.1283	0.8717
P14		0.6766		0.5905	0.4095
P15		0.53		0.4339	0.5661

Tabla 3: Estadísticas de Resumen

Item	F1	F2	F3
SS loadings	3.02	2.59	1.65
Proportion Var	0.20	0.17	0.11
Cumulative Var	0.20	0.37	0.48
Proportion Explained	0.42	0.36	0.23

### 6.2.1.1. Análisis Factorial: Bogotá

1. Dimensión Recursiva : El factor está compuesto por ítems que se relacionan con la habilidad de los individuos de buscar en diferentes contextos soluciones a sus problemas estando compuesto con ítems que tratan sobre reunir la mayor cantidad de información posible para aumentar las opciones para solucionar problema (P3), reunir diferentes opciones que sirvan para manejar situaciones (P6), beneficiarse de experiencias pasadas para solucionar problemas (P10), ser creativo y encontrar nuevas soluciones (P11), plantear múltiples ideas como soluciones, aunque parezca imposible lograrlas (P12). El ítem cuya variabilidad singular está menos explicada es el ítem 10 con una comunalidad de 0.53 y unicidad de 0.47.
2. Dimensión Enfocada : El factor esta compuesto por ítems que se relacionan con las habilidades de concentración de los individuos, estando compuesto con ítems que tratan sobre la capacidad de los individuos de llamar al problema por su nombre y tratar de verlo en su totalidad (P2), Seguir una gran cantidad de instrucciones a la vez, incluso en una crisis (P1), no pensar en nada mas excepto lo que le esta preocupando (P5), y curiosamente, rendirse fácilmente (P14). La unicidad mas alta la presenta el ítem 1 con 0.68.
3. Dimensión sistemática : El factor se compone de ítems que tratan sobre la habilidad de los individuos de afrontar situaciones de manera metódica: Utilizando el sentido del humor para manejar la situación (P7) y ser más eficaces bajo estrés (P8). Los ítems tienen valores de unicidad de 0.4 y 0.65 .

Los ítems 9,13 y 14 tienen una carga factorial inferior 0.5, entonces no se consideran como estructurales en la formación de los factores descriptos.

Los tres factores explicados sobre las dimensionalidades de los cuidadores de pacientes primarios en la ciudad de Bogotá, recogen un 48 % de la variabilidad total.

Tabla 4: Resultados del análisis factorial exploratorio: Apartadó

	F1	F2	F3	F4	F5	Comunalidad	Unicidad
P1		0.6418				0.4712	0.5288
P2						0.3220	0.6780
P3	0.7202					0.6210	0.3790
P4	0.7672					0.6111	0.3889
P5		0.6612				0.5580	0.4420
P6	0.7672					0.6111	0.3889
P7		-0.6022				0.5255	0.4745
P8				0.6516		0.4544	0.5456
P9				0.6319		0.4196	0.5804
P10						0.5612	0.4388
P11			0.6743			0.5298	0.4702
P12			0.673			0.5310	0.4690
P13	0.6111					0.4985	0.5015
P14		0.7188				0.5611	0.4389
P15					0.898	0.8468	0.1532

### Factor Analysis

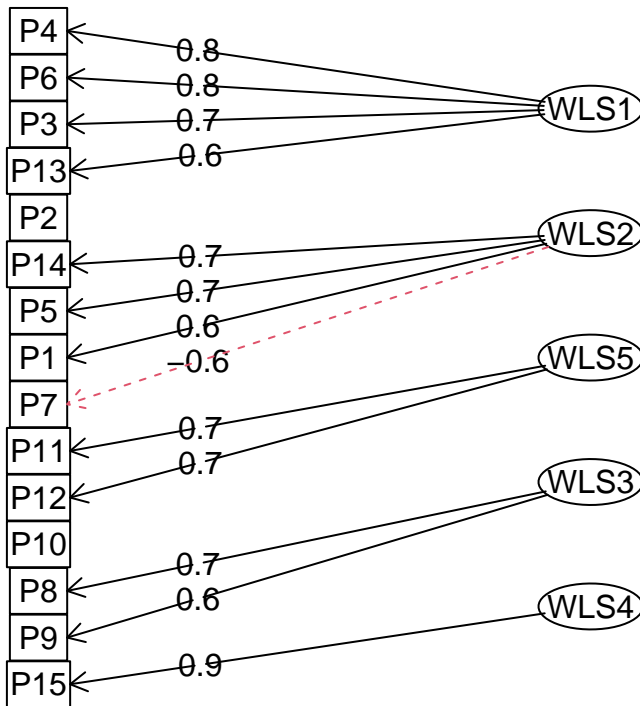


Figura 3: Analisis de factores de Apartadó

**6.2.1.2. Análisis Factorial: Apartadó** Desde el comienzo, una cantidad y distribución distinta a los factores explorados para los entrevistados en la ciudad de Bogotá sugiere que las interrelaciones de conceptos en el área de afrontamiento difieren para las dos ciudades. Los factores descubiertos para la ciudad de

Tabla 5: Estadísticas de Resumen

Item	F1	F2	F3	F4	F5
SS loadings	2.56	1.95	1.41	1.19	1.01
Proportion Var	0.17	0.13	0.09	0.08	0.07
Cumulative Var	0.17	0.30	0.39	0.47	0.54
Proportion Explained	0.31	0.24	0.17	0.15	0.12

Apartadó se clasifican de la siguiente manera:

1. Dimensión Recursiva y de alerta : el factor abarca ítems que miden la habilidad de los individuos de buscar en diferentes contextos soluciones a sus problemas, como , reunir la mayor cantidad de información posible para aumentar mis opciones para solucionar problemas (P3), Tratar de que todo funciona al favor propio (P4),reunir diferentes opciones que sirvan para manejar situaciones (P6), darse cuenta de que se esta enfermando (P13)
2. Dimensión Enfocada : El factor esta compuesto por ítems que se relacionan con las habilidades de concentración de los individuos, seguir una gran cantidad de instrucciones a la vez, incluso en una crisis (P1),no pensar en nada mas excepto lo que le esta preocupando (P5), rendirse fácilmente (P14) y como la carga es negativa , la no utilización del sentido del humor para manejar las situaciones pesadas (P7). Hay en esta dimensión tres ítems en común con la construcción realizada para la ciuda de Bogotá. La inclusión de el ítem 7 para Apartadó puede sugerir una diferencia cultural en los procesos de afrontamientos de las dos ciudades.
3. Dimensión Física : Factor compuesto por dos factores que miden la habilidad de ser más eficaces bajo estrés (P8) y tomar fortaleza de la espiritualidad o el coraje de las personas exitosas/ o del éxito de las personas valientes.
4. Dimensión de planificación: Factor que mide la habilidad del individuo para manejar la situación desarrollo un plan con una serie de acciones.
5. Dimensión Recursiva y Creativa: Factor que mide la habilidad de ser creativo y encontrar nuevas soluciones (P11), y múltiples ideas como soluciones, aunque parezca imposible lograrlas (P12).

Los ítems 2 y 10 tienen una carga factorial inferior 0.5, entonces no se consideran en la estructura estructurales de formación de los factores latentes descritos.

Se pueden observar que relaciones formadas en un solo factor latente en Bogotá (Dimensión Recursiva), fueron “divididas” en dos factores para la ciudad de Apartadó, lo cual puede sugerir una menor relación en la conexión conceptual que hacen los ciudadanos entre estos ítems en la ciudad de Apartadó que los encuestados en la ciudad de Bogotá.

Los cinco factores explicados sobre las dimensionalidades de los cuidadores de pacientes primarios en la ciudad de Apartadó, recogen un 54 % de la variabilidad total.

### 6.3. Análisis a la base de datos en su totalidad

#### 6.3.1. Partición

Utilizando Muestreo Aleatorio simple se divide la base de de la prueba en dos, un 50 % de los datos sera utilizado para el análisis factorial exploratorio y la definición de variables latentes. El 50 % restante será utilizado para el análisis confirmatorio.

## 6.4. Exploración de datos

### 6.4.1. Correlaciones

Utilizando el paquete psych (Revelle (2022)) del programa R, se calcula el alpha a partir de la matriz de correlaciones policóricas

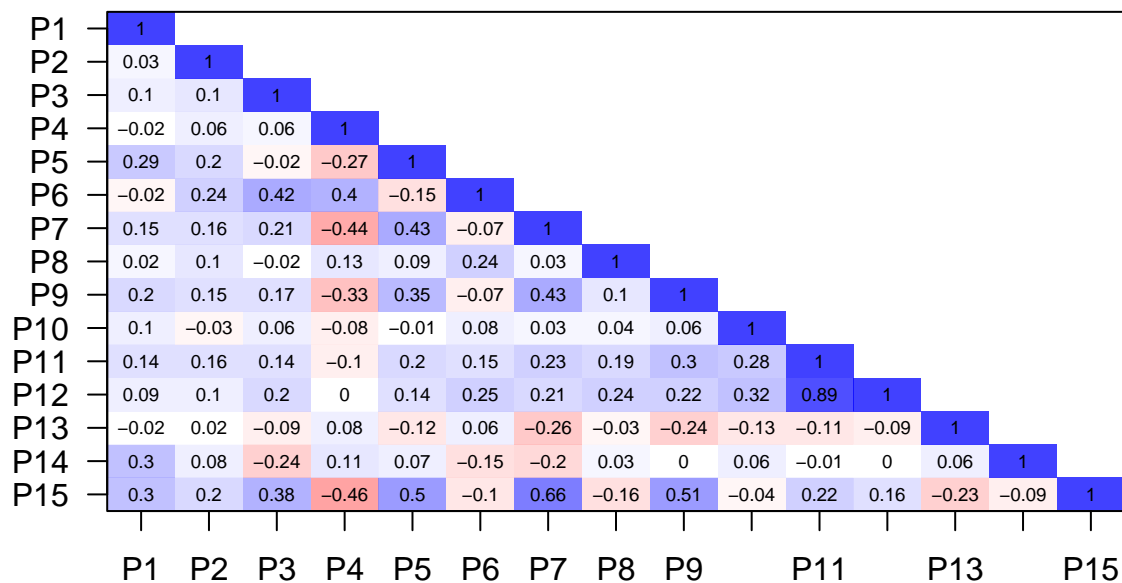


Figura 4: Matriz de correlación de Pearson

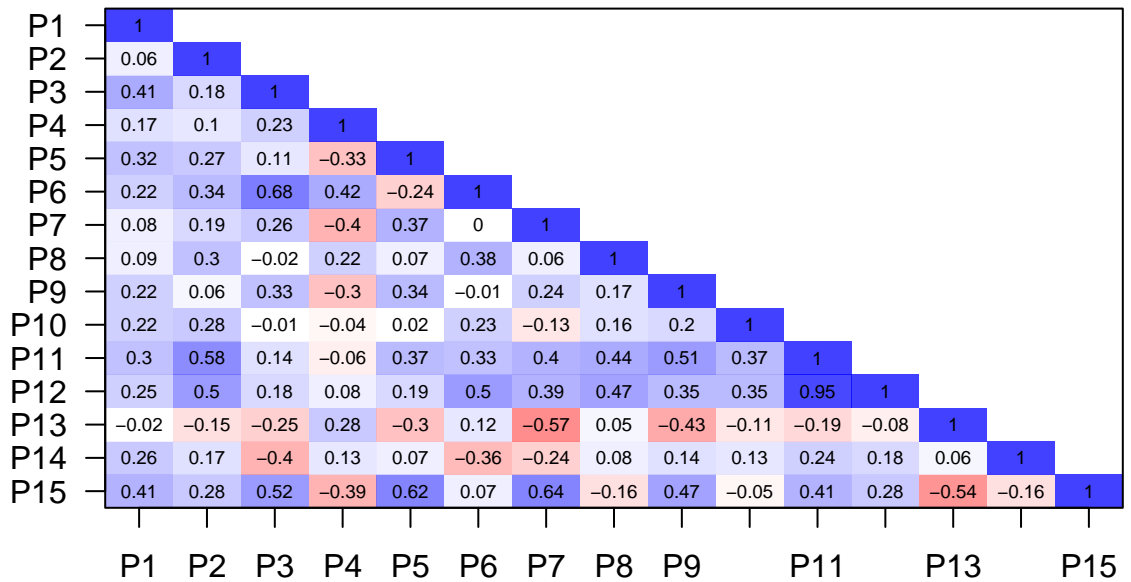


Figura 5: Matriz Correlación Policórica

Se puede observar que la correlación de Pearson subestima las reacciones entre ítems de la escala. El 71 % de las correlaciones absolutas de la matriz de Pearson son inferiores a las correlaciones producidas por la matriz policórica.

#### 6.4.2. Alpha Ordinal

A partir de la matriz de correlaciones policórica se calcula el alpha ordinal. Los resultados se analizan de manera similar al alfa de Cronbach tradicional, mientras mayor se acerque a uno, mayor la fiabilidad de la escala. Gadermann et al. (2012) consideran un valor de 0.7 suficiente para garantizar la fiabilidad de la escala.

Tabla 6: Alpha ordinal

raw_alpha
0.7182546

#### 6.4.3. KMO y test bartlett

La prueba Kaiser-Meyer-Olkin es una medida de cuán adecuados son los datos para el análisis factorial. En el caso de los datos utilizados hay cinco variables por debajo de este valor, sin embargo, la medida no es la única manera de verificar que tan apropiados sean los datos para el análisis. Mas adelante, se tendrán en cuentas características como la comunalidad entre variables a analizar mas a profundidad.

El test Bartlett de matriz de correlación arroja que la matriz de correlaciones difiere de una matriz identidad.

Tabla 7: Prueba KMO

variable	KMO
Total	0.5782324
P1	0.4419234
P2	0.4413605
P3	0.4838987
P4	0.6425016
P5	0.7385028
P6	0.6207123
P7	0.7232391
P8	0.4774497
P9	0.4669314
P10	0.5586039
P11	0.5589943
P12	0.5739236
P13	0.6952698
P14	0.4396053
P15	0.7251074

Tabla 8: Test Bartlett

chisq	p.value	df
4800.521	0	105

Es decir, las correlaciones difieren de manera estadísticamente significativa de 0, por tanto, la matriz de correlaciones es factorizable y apropiada para un análisis factorial.



6.4.4. Factores a extraer

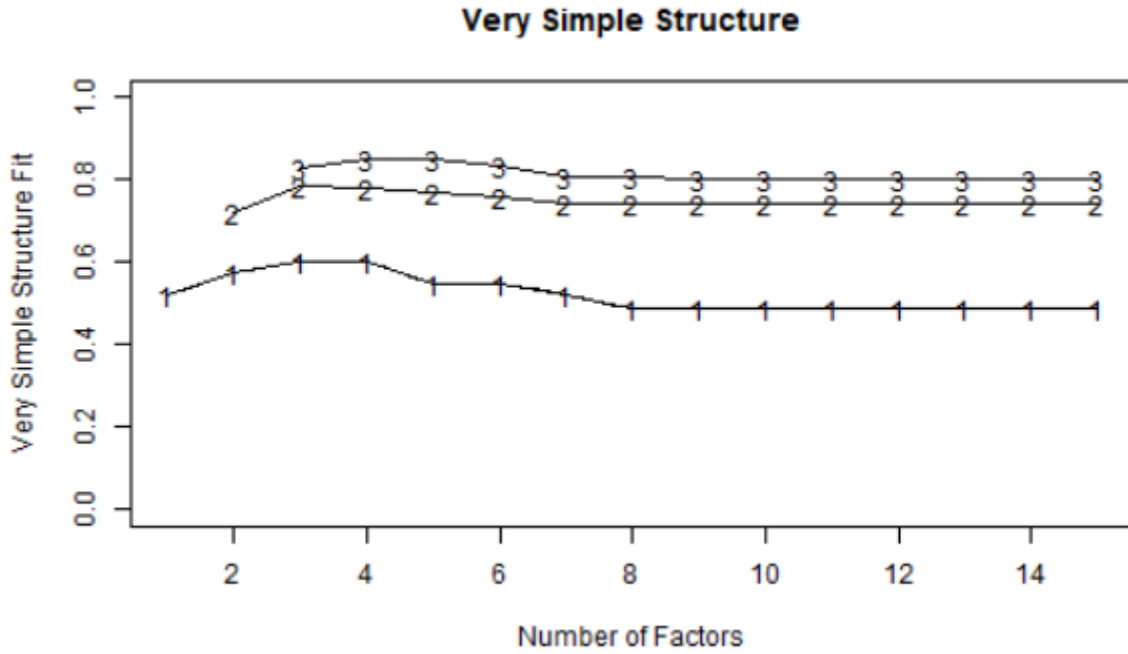


Figura 6: Scree plots

Tabla 9: Estadísticas por cantidad de factores

vss1	vss2
0.5210816	0.0000000
0.5762377	0.7218664
0.6013682	0.7847457
0.5998789	0.7775511
0.5489220	0.7660682
0.5500243	0.7560184
0.5221658	0.7438790
0.4879991	0.7440424
0.4900272	0.7410404
0.4900272	0.7410404
0.4900272	0.7410404
0.4900272	0.7410404
0.4900272	0.7410404
0.4900272	0.7410404
0.4900272	0.7410404
0.4900272	0.7410404

- La complejidad VSS 1 alcanza un máximo de 0,61 con 3 factores
- La complejidad VSS 2 alcanza un máximo de 0,78 con 3 factores

Al contrastar con teoría previa sobre la cantidad de factores trabajadas en la escala (4 en la versión larga del instrumento y 4 en los análisis factoriales realizados en China y Corea) y denotando que la diferencia entre

las medidas para 3 y 4 factores en las estadísticas VSS es de alrededor de 0.001 es congruente la escogencia de 4 factores para la aplicación del análisis.

### 6.5. Ajuste de variables

El método usado para la extracción de los factores es mínimos cuadrados ponderados, Li (2016) concluye que los resultados obtenidos con estimaciones de de mínimos cuadrados(generalizados y ponderados, ambas utilizando matrices de correlación policórica) producen estimaciones de pesos factoriales mas precisos y de correlación intrafactorial mas precisas que máxima verosimilitud.

A este método se le aplicó la rotación Varimax, con el propósito de maximizar los pesos de cada factor, esperando que cada variable sea bien representada en solo uno de ellos y a la vez se minimice el máximo número de variables representadas en cada factor,

### Factor Analysis

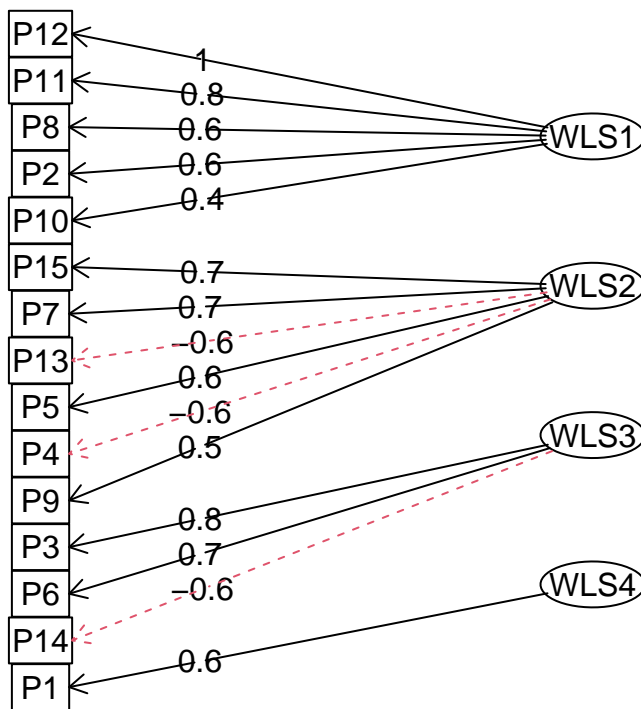


Figura 7: Diagrama de Factores con 4 factores

Costello & Osborne (2005) en su artículo sobre prácticas recomendadas en análisis factorial exploratorio, presenta 4 recomendaciones al momento de seleccionar la cantidad de factores :

1. Cada factor solo debe contener elementos que expliquen al menos el 10% de la varianza en su factor respectivo (esto es, cargas  $|0.32|$  en magnitud).
2. Se recomienda que cada factor tenga al menos tres elementos con una carga  $|0.32|$
3. Los factores deben ser interpretables de una manera sensata.
4. Se recomienda que la solución factorial final no tenga elementos que se carguen en múltiples factores con una magnitud similar. Por ejemplo, si un elemento se carga en Factor 1 y Factor 2 con la magnitud

de 0.40, es mejor eliminarlo ya que mide dos factores distintos con la misma magnitud.

Para el presente análisis, el inciso número 2 y 3 fallan. Se obtiene un factor con un solo ítem, lo cual lo hace poco interpretable. De tal manera, se recurre a la opción original presentada por los resultados del análisis VSS y se realiza el análisis factorial con 3 factores latentes.

## Factor Analysis

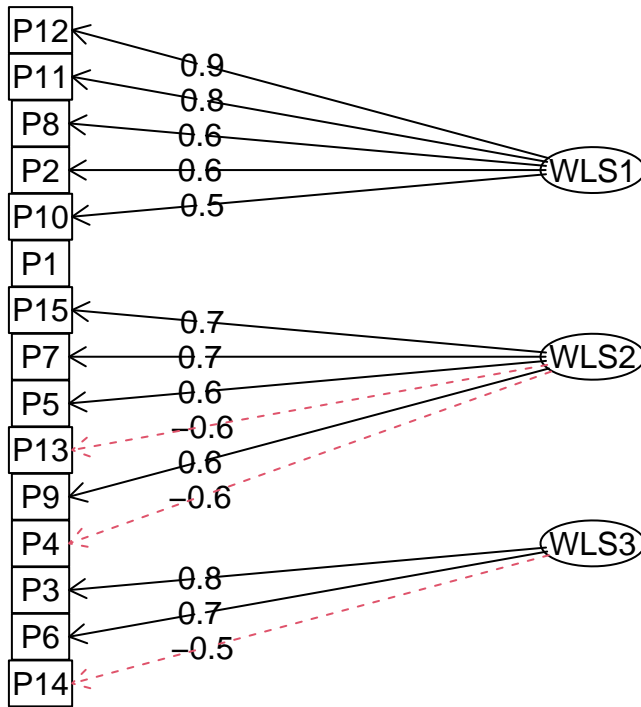


Figura 8: Diagrama de Factores con 4 factores

Tras observar los resultados del análisis factorial, se determina que se cumplen las cuatro recomendaciones. Todas las cargas factoriales a los ítems supera el  $|0.3|$ . el único que va por debajo es el ítem número 1 con 0.31 y como además tiene una alta unicidad (0.82) no se incluye en los factores ya que cualquier explicación que se le atañe sería mera especulación. De los 14 ítems restantes, no hay ninguno que comparta cargas factoriales con magnitudes similares, todos los factores tienen al menos 3 ítems con una carga mayor a  $|0.32|$  lo cual se presta a una clara interpretación.

1. Proceso Sistemático :Ítems que miden la habilidad de seguir planes y ser eficaz durante situaciones que causan estrés al individuo, incluye la capacidad de llamar al problema por su nombre y tratar de verlo en su totalidad (P2),ser más eficaz bajo estrés (P8), beneficiarse de experiencias pasadas para solucionar problemas(P10), ser creativo y encontrar nuevas soluciones(P11) y plantear múltiples ideas como soluciones, aunque parezca imposible lograrlas (P12). Aunque la carga fue inferior a 0.32, lo que implica una explicación menor al 10%, el ítem 1: seguir una gran cantidad de instrucciones a la vez, incluso en una crisis también hace parte del proceso recursivo, pero no se puede afirmar que influye a la construcción del factor.
2. Proceso Físico y de Alerta: Ítems que miden habilidades de acción y respuesta física de los individuos ante situaciones de presión, incluye la habilidad desarrollar un plan con una serie de acciones (P15),utilizar el sentido del humor para manejar situaciones(P7), no pensar en nada más excepto en

Tabla 10: Resultados Análisis Factorial

	F1	F2	F3	Comunalidad	Unicidad
P1	0.3079			0.1802	0.8198
P2	0.5694			0.3552	0.6448
P3			0.8124	0.7335	0.2665
P4		-0.5672		0.4384	0.5616
P5		0.64		0.4412	0.5588
P6	0.4582		0.728	0.7980	0.2020
P7		0.6651		0.4837	0.5163
P8	0.5915			0.3699	0.6301
P9		0.5909		0.4366	0.5634
P10	0.4567			0.2129	0.7871
P11	0.801	0.38		0.7863	0.2137
P12	0.935			0.9295	0.0705
P13		-0.6301		0.4055	0.5945
P14	0.3058		-0.5142	0.3611	0.6389
P15		0.7284		0.6153	0.3847

lo que está preocupando.(P5) Tomar fortaleza de espiritualidad o el coraje de las personas exitosas/ o del éxito de las personas valientes (P9). En el caso de darse cuenta que se esta enfermado (P13) y de hacer que todo funcione al favor propio, un puntaje más alto conlleva a un menor puntaje dentro del factor.

3. Proceso Recursivo: Mide ítems en torno a la capacidad de respuesta multitudinaria de los individuos ante situaciones incómodas: reunir la mayor cantidad de información posible para aumentar mis opciones para solucionar el problema (P3), tratar de reunir diferentes opciones que sirvan para manejar la situación (P6) y el rendirse fácilmente (P14) disminuye el puntaje del individuo en el factor.

Tabla 11: Estadísticas de Resumen

Item	F1	F2	F3
SS loadings	2.99	2.84	1.72
Proportion Var	0.20	0.19	0.11
Cumulative Var	0.20	0.39	0.50
Proportion Explained	0.40	0.38	0.23

En el análisis exploratorio se encuentra un total de tres factores que recogen un 50% de la varianza. La suma de cuadrados de las cargas son todas mayores a 1, es decir, cada factor explica más de lo que explicaría si cada uno de los ítems explicara la misma cantidad de varianza. Los Procesos Recursivos, Físico y de Alerta y Sistemático son propuestos como factores latentes del afrontamiento de cuidadores primarios de pacientes Post COVID-19 que requirieron hospitalización en Bogotá y Apartadó. A continuación se realiza el análisis confirmatorio para probar el ajuste del modelo propuesto a los datos de la muestra.

## 7. Análisis confirmatorio

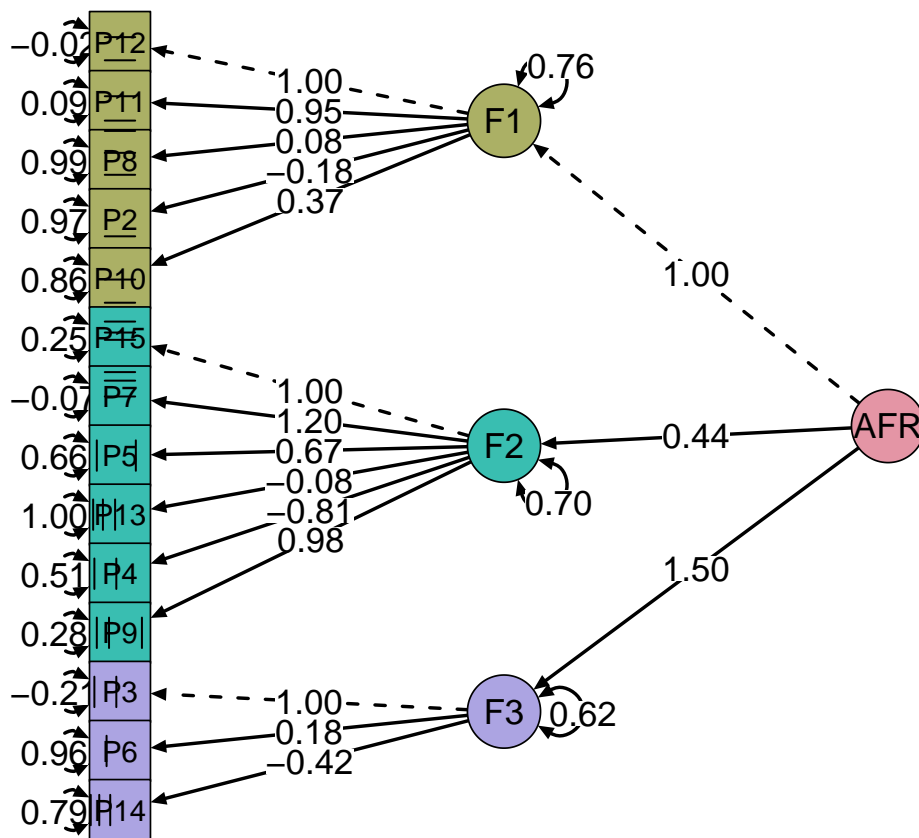


Figura 9: Estimación Inicial del modelo confirmatorio: Estimaciones estandarizadas

Los resultados de la figura 9 muestran que el factor 3, Proceso Recursivo, tiene un mayor efecto sobre el afrontamiento que el factor 2, proceso físico y de alerta y el factor 1 Proceso Sistemático. Para la construcción de este modelo, se tomó como ítem de referencia cada uno de las preguntas que tienen la carga más alta en el análisis factorial exploratorio para cada uno de los factores. La pregunta 12 (Planteo múltiples ideas como soluciones, aunque parezca imposible lograrlas) para el proceso sistemático o factor 1, la pregunta 15 (Para manejar la situación desarrollo un plan con una serie de acciones) para el proceso físico y de alerta o factor 2 y la pregunta 3 (Reúno la mayor cantidad de información posible para aumentar mis opciones para solucionar el problema) para el proceso recursivo o factor 3.

En la tabla 12 se puede observar que con 10% de significancia los ítems 8,13,16 y 2 no son estadísticamente significativas en el cálculo de cada factor. Esto se corrobora con la figura donde se puede observar que las medidas de error, o de varianza no explicada por los respectivos factores, que en el gráfico son los valores al lado de los cuadrados y círculos sin acompañar por una flecha tienen valores alrededor de 1 para los cuatro

Tabla 12: Estimaciones iniciales del modelo

Variable/Factor	Estimación	Error Est	Valor Z	P(> z )
F1=				
P12	1.000			
P11	0.945	0.329	2.873	0.004
P8	0.081	0.109	0.743	0.457
P2	-0.183	0.138	-1.328	0.184
P10	0.372	0.121	3.081	0.002
F2=				
P15	1.000			
P7	1.196	0.133	8.972	0.000
P5	0.670	0.09	7.475	0.000
P13	-0.081	0.116	-0.704	0.482
P4	-0.809	0.095	-8.47	0.000
P9	0.983	0.088	11.15	0.000
F3=				
P3	1.000			
P6	0.179	0.161	1.112	0.266
P14	-0.42	0.25	-1.678	0.093

ítems mencionados.

## 7.1. Especificación del modelo

La expresión del modelo inicial es  $X = \Lambda\eta + \tau$ , siendo  $X$  la matriz de variables observadas,  $\Lambda$  la matriz de efectos estimados totalmente estandarizados, es decir, que expresan las cargas en unidades de desviación estándar, se obtiene la siguiente expresión y  $\tau$  el vector de factores latentes. Se obtiene la siguiente expresión:

$$\begin{array}{l}
 P12 \\
 P11 \\
 P8 \\
 P2 \\
 P10 \\
 P15 \\
 P7 \\
 P5 \\
 P13 \\
 P4 \\
 P9 \\
 P3 \\
 P6 \\
 P14
 \end{array}
 =
 \begin{array}{ccc}
 -0,023 & 0 & 0 \\
 0,086 & 0 & 0 \\
 0,993 & 0 & 0 \\
 0,966 & 0 & 0 \\
 0,858 & 0 & 0 \\
 0 & 0,253 & 0 \\
 0 & -0,070 & 0 \\
 0 & 0,665 & 0 \\
 0 & 0,995 & 0 \\
 0 & 0,511 & 0 \\
 0 & 0,278 & 0 \\
 0 & 0 & -0,212 \\
 0 & 0 & 0,961 \\
 0 & 0 & 0,786
 \end{array}
 \begin{array}{l}
 [\eta F1] \\
 \eta F2 \\
 [\eta F3]
 \end{array}
 +
 \begin{array}{l}
 0,176 \\
 0,167 \\
 0,109 \\
 0,135 \\
 0,099 \\
 0,057 \\
 0,064 \\
 0,066 \\
 0,100 \\
 0,068 \\
 0,058 \\
 0,389 \\
 0,146 \\
 0,172
 \end{array}$$

Por tanto, el modelo estructural para el afrontamiento analizado como variable latente construida por los tres factores descritos sería:

$$[\xi A_{\text{afrontamiento}}] = [0,744 \quad 0,934 \quad 0,515] \begin{array}{l} [\eta F1] \\ \eta F2 \\ [\eta F3] \end{array} + 0,196$$

Utilizando los paquetes lavaan (Rosseel (2012)) y semPlot (Epskamp (2022)) Es posible construir un diagrama de caminos donde se observa el modelo construido a partir de los ítems de la encuesta y sus parámetros estandarizados. El análisis factorial confirmatorio resulta en un adecuado ajuste de los datos de prueba al modelo.

## 7.2. Ajuste del modelo

De acuerdo con Hu & Bentler (1999) si el *standardized root mean square residual* -residual cuadrático medio de raíz estandarizado-(SRMR) esta cerca a 0.08 o debajo; el *root mean square error of approximation* -la media raíz error cuadrado de aproximación -(RMSEA) esta cerca a 0.06 o debajo; el *goodness-of-fit index* -índice de bondad de ajuste- (GFI), *comparative fit index* -índice de ajuste comparativo-(CFI), y el *Tucker-Lewis index* -Índice de Tucker-Lewis - (TLI) estan cerca a 0.95 o más, el modelo puede considerarse con un ajuste razonablemente bueno.

Tras aplicar análisis factorial confirmatorio a la matriz de prueba de los datos , se obtienen los siguientes resultados con los cuales las medidas GFI, CFI y TLI, apoyan un buen ajuste del modelo, las tres están cerca o superan a 0.95.

Tabla 13: Medidas de bondad de ajuste

srmr	SRMR	<0.08	0.1714
rmsea	RMSEA	<0.06	0.1315
gfi	GFI	>0.95	0.9518
cfi	CFI	>0.95	0.9726
tli	TLI	>0.95	0.9663

## 8. Conclusiones y trabajo posterior

- Durante la fase exploratoria, se observaron diferencias entre las distribuciones de factores generadas por los análisis factoriales exploratorios realizados por ciudades. Los ítems P6 (Trato de reunir diferentes opciones que sirvan para manejar la situación) y P3 (Reúno la mayor cantidad de información posible para aumentar mis opciones para solucionar el problema) forman parte de la construcción de un mismo factor en Bogotá y Apartadó. De igual manera que los ítems P11 (Trato de ser creativo y encontrar nuevas soluciones) y P12 (Planteo múltiples ideas como soluciones, aunque parezca imposible lograrlas)
- Hubo diferencias entre a cantidad de factores latentes a instaurar, la distribución de estos, sus tamaños y los ítems que quedaron por fuera de la construcción factorial por sus bajas cargas y altos niveles de unicidad. En el caso de Bogotá fueron P13 (Me doy cuenta de que me estoy enfermando), P9 (Tomo fortaleza de mi espiritualidad o el coraje de las personas exitosas/ o del éxito de las personas valientes) y P4 (Generalmente trato de hacer que todo funcione a mi favor) y en el caso de Apartadó fueron P2 (Llamo al problema por su nombre y trato de verlo en su totalidad) y P10 (Puedo beneficiarme de mis experiencias pasadas para solucionar el problema).
- La utilización de la metodología de mínimos cuadrados ponderados diagonalmente (DWLS) de estimación corroboró la teoría de su buen funcionamiento sobre datos categóricos al ser la que presentó el mejor ajuste en la base de datos.
- Con un apoyo de la teoría previa sobre los procesos de afrontamientos de pacientes crónicos y revisión de los factores latentes construidos en la versión larga de la presente escala, se logran construir 3 factores que constituyen el proceso de afrontamiento de los cuidadores primarios de pacientes COVID-19 que requirieron hospitalización en Bogotá y Apartadó, el primer factor es el Proceso Sistemático, el segundo el Proceso físico y de alerta y el tercero el proceso recursivo.
- Con una bondad de ajuste mediana (tres de cinco medidas demostraron un ajuste estadísticamente significativo) se logra especificar un modelo que atañe a los previos factores y que de desearse y tras revisar el ajuste (mediante metodología bootstrap o aumentando el tamaño de la muestra) podría ser utilizado para categorizar a cuidadores en el país o construir algún indicador que utilice el efecto de cada uno de los tres factores como pesos que ponderen al indicador.
- Aunque se realizó la división de la base de datos de manera aleatoria, con la limitada de participación y tamaño de la muestra, (50 unidades para el trabajo exploratorio y 50 unidades para el confirmatorio) además de que la recolección de los datos no fue probabilística sino por conveniencia no es posible eliminar la probabilidad de un sesgo en los resultados presentados.
- Los resultados aquí presentados abren las puertas a realizar análisis mas extensos, con una mayor cantidad de participantes, y también a cuidadores de pacientes que sufren de otro tipo de enfermedades, con el propósito de categorizar los diferentes procesos de afrontamiento de diversas poblaciones del país.



## 9. Anexos

### 9.1. Anexo 1: Escala de afrontamiento ECAPS completa

La traducción de la escala corta fue realizada en base a la traducción oficial provista por Callista Roy y ajustada según comentarios de expertos para mejor su precisión y claridad.

Tabla 14: Ítems del instrumento

Código	Pregunta
P1	Puedo seguir una gran cantidad de instrucciones a la vez, incluso en una crisis
P2	Llamo al problema por su nombre y trato de verlo en su totalidad
P3	Reúno la mayor cantidad de información posible para aumentar mis opciones para solucionar el problema.
P4	Generalmente trato de hacer que todo funcione a mi favor
P5	No puedo pensar en nada más excepto en lo que me está preocupando
P6	Trato de reunir diferentes opciones que sirvan para manejar la situación
P7	Utilizo el sentido del humor para manejar la situación
P8	Soy más eficaz bajo estrés
P9	Tomo fortaleza de mi espiritualidad o el coraje de las personas exitosas/ o del éxito de las personas valientes
P10	Puedo beneficiarme de mis experiencias pasadas para solucionar el problema
P11	Trato de ser creativo y encontrar nuevas soluciones
P12	Planteo múltiples ideas como soluciones, aunque parezca imposible lograrlas
P13	Me doy cuenta de que me estoy enfermando
P14	Me rindo fácilmente
P15	Para manejar la situación desarrollo un plan con una serie de acciones

: Adaptado de: William F. Connell Scholl of Nursing, Boston College, Chestnut Hill, MA. Traducido por: Dra. Yolanda González, Martha Whetsell PhD. Diamantina Cleghorn PhD.

## 9.2. Anexo 2: Código R

```
pacman::p_load(readxl,
                # read excel
                tidyverse,
                # tidyverse
                ltm,
                #cronbach alpa
                kableExtra,
                # tables
                psych,
                #pruebas KMO
                lavaan,
                #cfa
                FactoMineR,
                #CA
                factoextra)

mtrz <-
  read_excel(
    here::here("data/MATRIZ Prueb 6junio Aplicado a CUIDADOR PRIMARIO.xlsx"))
apartado <- mtrz %>% filter(`Ciudad /Municipio` == "Apartadó") %>%
  dplyr::select(19:33)
names(apartado) <- paste0("P", 1:15)

bogota <- mtrz %>% filter(`Ciudad /Municipio` == "Bogota") %>%
  dplyr::select(19:33)
names(bogota) <- paste0("P", 1:15)
ap_p <- polychoric(apartado)
alpha(ap_p$rho)

ap_b <- polychoric(bogota)
alpha(ap_b$rho)

KMO(bogota)

detalles <-
  data.frame(
    Medida = c("Alpha", "Bartlett", "KMO General", paste("KMO Ítem", 1:15)),
    Bogota = c(
      0.78,
      "<0.05",
      0.6,
      0.58,
      0.57,
      0.49,
      0.31,
      0.61,
      0.55,
      0.61,
      0.70,
      0.53,
      0.74,
      0.77,
```

```

    0.71,
    0.35,
    0.42,
    0.73
  ),
  Apartado = c(0.56, "<0.05", rep(0.5, 16))
)
kable(detalles,
caption = "Medidas de apropiabilidad de los datos para análisis Factorial")
bog_fa <- fa(ap_b$rho,
            nfactors = 3,
            fm = "wls",
            rotate = "varimax")
apa_fa <- fa(ap_p$rho,
            nfactors = 5,
            fm = "wls",
            rotate = "varimax")

erbog <-
data.frame(
  Item = c(
    "SS loadings",
    "Proportion Var",
    "Cumulative Var",
    "Proportion Explained"
  ),
  F1 = c("3.02", "0.20", "0.20", "0.42"),
  F2 = c("2.59", "0.17", "0.37", "0.36"),
  F3 = c("1.65", "0.11", "0.48", "0.23")
)

erapa <-
data.frame(
  Item = c(
    "SS loadings",
    "Proportion Var",
    "Cumulative Var",
    "Proportion Explained"
  ),
  F1 = c("2.56", "0.17", "0.17", "0.31"),
  F2 = c("1.95", "0.13", "0.30", "0.24"),
  F3 = c("1.41", "0.09", "0.39", "0.17"),
  F4 = c("1.19", "0.08", "0.47", "0.15"),
  F5 = c("1.01", "0.07", "0.54", "0.12")
)

fa.diagram(bog_fa, cut = 0.5)
a <- loadings(bog_fa)

fl <- data.frame(F1 = a[, 1], F2 = a[, 2], F3 = a[, 3]) %>%
mutate(across(where(is.numeric), ~ round(., 4))) %>%
mutate(across(where(is.numeric), ~ ifelse(abs(.) < 0.5, "", .))) %>%
mutate(Comunalidad = bog_fa$communality,
       Unicidad = bog_fa$uniquenesses) %>%

```

```

mutate(across(4:5, ~ round(., 4)))
kable(fl, caption = "Resultados del análisis factorial exploratorio: Bogotá")

kable(erbog, caption = "Estadísticas de Resumen")
fa.diagram(apa_fa, cut = 0.5)
a <- loadings(apa_fa)

fl <- data.frame(
  F1 = a[, 1],
  F2 = a[, 2],
  F3 = a[, 3],
  F4 = a[, 4],
  F5 = a[, 5]
) %>%
mutate(across(where(is.numeric), ~ round(., 4))) %>%
mutate(across(where(is.numeric), ~ ifelse(abs(.) < 0.5, "", .))) %>%
mutate(Comunalidad = apa_fa$communality,
  Unicidad = apa_fa$uniquenesses) %>%
mutate(across(6:7, ~ round(., 4)))
kable(fl, caption = "Resultados del análisis factorial exploratorio: Apartadó")

kable(erapa, caption = "Estadísticas de Resumen")
cuest <- data.frame(mtrz[, 19:33])
names(cuest) <- paste0("P", 1:15)
total <- rowSums(cuest)

set.seed(12345)
samp <- sample(1:100, size = 50)
train <- cuest[samp, ]
test <- cuest[-samp, ]

p <- polychoric(x = train)
matrizp <- p$rho

ca <- psych::alpha(matrizp)
cor.plot(cor(cuest), upper = F, show.legend = F)
cor.plot(matrizp, upper = F, show.legend = F)
abs(cor(cuest)) < abs(matrizp)
rowSums(abs(cor(cuest)) < abs(matrizp))
sum(rowSums(abs(cor(cuest)) < abs(matrizp)))
160 / 225

kable(ca$total[1], caption = "Alpha ordinal") %>%
  kable_styling(latex_options = c("hold_position"))
kmoo <- KMO(train)

tabkmo <-
  data.frame(variable = c("Total", names(cuest)),
    KMO = c(kmoo$MSA, kmoo$MSAi))
rownames(tabkmo) <- NULL

kable(tabkmo, caption = "Prueba KMO") %>%
  kable_styling(latex_options = c("hold_position"))

```

```

bart <- coratest.bartlett(matrizp)

kable(data.frame(bart), caption = "Test Bartlett") %>%
  kable_styling(latex_options = c("hold_position"))
a <-
  psych::nfactors(train,
                  cor = "poly",
                  rotate = "varimax",
                  fm = "wls")
b <- print(a)
kable(b[, c(1, 2)], caption = "Estadísticas por cantidad de factores") %>%
  kable_styling(latex_options = c("hold_position"))
ma <- fa(matrizp,
        nfactors = 4,
        fm = "wls",
        rotate = "varimax")

fa.diagram(ma, cut = 0.3)

ma <- fa(matrizp,
        nfactors = 3,
        fm = "wls",
        rotate = "varimax")
fa.diagram(ma, cut = 0.32)
a <- loadings(ma)

fl <- data.frame(F1 = a[, 1], F2 = a[, 2], F3 = a[, 3]) %>%
  mutate(across(where(is.numeric), ~ round(., 4))) %>%
  mutate(across(where(is.numeric), ~ ifelse(abs(.) < 0.3, "", .))) %>%
  mutate(Comunalidad = ma$communality,
        Unicidad = ma$uniquenesses) %>%
  mutate(across(4:5, ~ round(., 4)))
kable(fl, caption = "Resultados Análisis Factorial") %>%
  kable_styling(latex_options = c("hold_position"))
er <-
  data.frame(
    Item = c(
      "SS loadings",
      "Proportion Var",
      "Cumulative Var",
      "Proportion Explained"
    ),
    F1 = c("2.99", "0.20", "0.20", "0.40"),
    F2 = c("2.84", "0.19", "0.39", "0.38"),
    F3 = c("1.72", "0.11", "0.50", "0.23")
  )

kable(er, caption = "Estadísticas de Resumen") %>%
  kable_styling(latex_options = c("hold_position"))

factores <-
  'AFR =~ F1+F2+F3
  F1 =~P12+P11+P8+P2+P10
  F2 =~ P15+P7+P5+P13+P4+P9'

```

```

F3 =~ P3+P6+P14'

CFAcuest <-
  lavaan::cfa(
    model = factores,
    data = test,
    orthogonal = F,
    ordered = T,
    estimator = "DWLS"
  )
a <- fitmeasures(CFAcuest)

tablaFM <- data.frame(
  Name = c("SRMR", "RMSEA", "GFI", "CFI", "TLI"),
  Medida = c("<0.08", "<0.06", rep(">0.95", 3)),
  Observacion = round(c(a["srmr"], a["rmsea"], a["gfi"], a["cfi"], a["tli"]), 4)
)

names(tablaFM) <- NULL

semPlot::semPaths(
  CFAcuest,
  intercepts = F,
  edge.label.cex = 1.5,
  optimizeLatRes = T,
  groups = "lat",
  pastel = T,
  exoVar = F,
  sizeInt = 1,
  edge.color = "black",
  esize = 2,
  label.prop = 1.1,
  sizeLat = 6,
  layout = "tree2",
  whatLabels = "std",
  residuals = T,
  rotation = 4,
  title = F
)
kable(tablaFM, caption = "Medidas de bondad de ajuste") %>%
  kable_styling(latex_options = c("hold_position"))
sum <- summary(CFAcuest, fit.measures = TRUE)

estimaciones <-
  data.frame(
    "Variable/Factor" = c(
      "F1=",
      "P12",
      "P11",
      "P8",
      "P2",
      "P10",
      "F2=",
      "P15",

```

```

"P7",
"P5",
"P13",
"P4",
"P9",
"F3=",
"P3",
"P6",
"P14"
),
"Estimación" = c(
  "",
  "1.000",
  "0.945",
  "0.081",
  "-0.183",
  "0.372",
  "",
  "1.000",
  "1.196",
  "0.670",
  "-0.081",
  "-0.809",
  0.983,
  "",
  "1.000",
  0.179,
  -0.420
),
"Error Est" = c(
  "",
  "",
  0.329,
  0.109,
  0.138,
  0.121,
  "",
  "",
  0.133,
  0.090,
  0.116,
  0.095,
  0.088,
  "",
  "",
  0.161,
  0.250
),
"Valor Z" = c(
  "",
  "",
  2.873,
  0.743,
  -1.328,

```

```

3.081,
"",
"",
8.972,
7.475,
-0.704,
-8.470,
11.150,
"",
"",
1.112,
-1.678
),
"P(>|z|)" = c(
  "",
  "",
  0.004,
  0.457,
  0.184,
  0.002,
  "",
  "",
  "0.000",
  "0.000",
  0.482,
  "0.000",
  "0.000",
  "",
  "",
  0.266,
  0.093
)
)

names(estimaciones) = c("Variable/Factor",
  "Estimación",
  "Error Est",
  "Valor Z",
  "P(>|z|)")

kable(estimaciones, caption = "Estimaciones modelo ") %>%
  kable_styling(latex_options = c("hold_position"))
ests <- summary(CFAcuest, standardized = TRUE)

standardizedsolution(CFAcuest)

```



## Referencias

- Álvarez-Cabrera, P. L., López-Reyes, K. V., Chacón Fuertes, F., & Sánchez-Moreno, E. (2022). Factor validity of measurement for burnout in Chilean prison officers. *Revista Colombiana de Psicología*, 31(1), 23–34. Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Ciencias Humanas, Departamento ...
- Augusto-Landa, J. M., López-Zafra, E., & Pulido-Martos, M. (2011). Inteligencia emocional percibida y estrategias de afrontamiento al estrés en profesores de enseñanza primaria: Propuesta de un modelo explicativo con ecuaciones estructurales (SEM). *Revista de psicología social*, 26(3), 413–425. Taylor & Francis.
- Blanch Plana, A., Aluja Fabregat, A., & Biscarri Gassió, J. (2002). Síndrome de quemarse en el trabajo (burnout) y estrategias de afrontamiento: Un modelo de relaciones estructurales. *Revista de psicología del trabajo y de las organizaciones*, 2002, vol. 18, núm. 1, p. 57-74. Colegio Oficial de Psicólogos de Madrid.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables* (Vol. 210). John Wiley & Sons.
- Chandu, V. C., Marella, Y., Panga, G. S., Pachava, S., & Vadapalli, V. (2020). Measuring the impact of COVID-19 on mental health: A scoping review of the existing scales. *Indian journal of psychological medicine*, 42(5), 421–427. SAGE Publications Sage India: New Delhi, India.
- Coenders, G., Satorra, A., & Saris, W. E. (1997). Alternative approaches to structural modeling of ordinal data: A monte carlo study. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 4(4), 261–282. Taylor & Francis.
- Costello, A. B., & Osborne, J. (2005). Best practices in exploratory factor analysis: Four recommendations for getting the most from your analysis. *Practical assessment, research, and evaluation*, 10(1), 7.
- Epskamp, S. (2022). *semPlot: Path diagrams and visual analysis of various SEM packages' output*. Retrieved from <https://CRAN.R-project.org/package=semPlot>
- Finney, S., & DiStefano, C. (2006). Nonnormal and categorical data in structural equation models (pp. 269–314).
- Gadermann, A. M., Guhn, M., & Zumbo, B. D. (2012). Estimating ordinal reliability for likert-type and ordinal item response data: A conceptual, empirical, and practical guide. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 17(1), 3.
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2004). A beginner's guide to partial least squares analysis. *Understanding Statistics*, 3.
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural equation modeling: a multidisciplinary journal*, 6(1), 1–55. Taylor & Francis.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1989). *LISREL 7: A guide to the program and applications*. Spss.
- Li, C.-H. (2016). The performance of ML, DWLS, and ULS estimation with robust corrections in structural equation models with ordinal variables. *Psychological methods*, 21(3), 369. American Psychological Association.
- Quintero, L., & Hinestroza, N. P. (2022). Proceso de afrontamiento y adaptación del cuidador primario de los pacientes diagnosticados con COVID-19, internados en hospitalización o unidad de cuidados intensivos, en apartadó y bogotá, durante 2021-2022. Retrieved from <http://hdl.handle.net/20.500.12495/8697>
- Revelle, W. (2022). *Psych: Procedures for psychological, psychometric, and personality research*. Evanston, Illinois: Northwestern University. Retrieved from <https://CRAN.R-project.org/package=psych>
- Revelle, W., & Rocklin, T. (1979). Very simple structure: An alternative procedure for estimating the optimal number of interpretable factors. *Multivariate Behavioral Research*, 14(4), 403–414. Taylor & Francis.
- Rhemtulla, M., Brosseau-Liard, P. É., & Savalei, V. (2012). When can categorical variables be treated as continuous? A comparison of robust continuous and categorical SEM estimation methods under suboptimal conditions. *Psychological methods*, 17(3), 354. American Psychological Association.
- Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R package for structural equation modeling. *Journal of Statistical Software*, 48(2), 1–36.
- Roy, Callista, Bakan, G., Li, Z., & Nguyen, T. H. (2016). Coping measurement: Creating short form of coping and adaptation processing scale using item response theory and patients dealing with chronic and acute health conditions. *Applied Nursing Research*, 32, 73–79. Elsevier.
- Roy, C., & Chayaput, P. (2004). Coping and adaptation processing scale english and thai versions. *Roy Adaptation Association Review*, 6(2), 4–6.
- Song, C. E., Kim, H. Y., So, H. S., & Kim, H. K. (2018). Reliability and validity of the Korean version of

- the coping and adaptation processing scale–short-form in cancer patients. *Journal of Korean Academy of Nursing*, 48(3), 375–388. Korean Society of Nursing Science.
- Trujillo, L. M. C., Aguirre, J. M. M., Atehortua, D. Y. R., & Romero, A. Y. P. (2022). Afrontamiento y adaptación del adulto con cáncer: El arte del cuidado de enfermería. *Aquichan*, 22(1), 7. Facultad de Enfermería.
- Wang, X., Tang, L., Howell, D., Shao, J., Qiu, R., Zhang, Q., & Ye, Z. (2020). Psychometric testing of the chinese version of the coping and adaptation processing scale-short form in adults with chronic illness. *Frontiers in Psychology*, 11, 1642. Frontiers Media SA.
- Yang-Wallentin, F., Jöreskog, K. G., & Luo, H. (2010). Confirmatory factor analysis of ordinal variables with misspecified models. *Structural Equation Modeling*, 17(3), 392–423. Taylor & Francis.
- Zumbo, B. D., Gadermann, A. M., & Zeisser, C. (2007). Ordinal versions of coefficients alpha and theta for likert rating scales. *Journal of modern applied statistical methods*, 6(1), 4.