



Universidad Femenina del Sagrado Corazón

Escuela de Posgrado

Programa Académico de Maestría en Psicología

VALIDACIÓN DEL PERMA-PROFILER EN UNA MUESTRA DE
JÓVENES Y ADULTOS DE LIMA METROPOLITANA

Tesis presentada por:

JULIO CÉSAR BENITES SURCO

Para obtener el Grado Académico de
MAESTRO EN PSICOLOGÍA

con mención en Psicología Clínica y de la Salud

Asesor

Alberto Agustín Alegre Bravo

Cod. Orcid: 0000-0001-6331-6094

Lima-Perú

2022

Los miembros del jurado han aprobado el estilo y el contenido de la tesis sustentada por:

JULIO CÉSAR BENITES SURCO

Alberto Agustín Alegre Bravo

Nombre (s) y Apellido, Asesor

Herbert Robles Mori

Nombre (s) y Apellido, Miembro

Sabina Lila Deza Villanueva

Nombre (s) y Apellido, Miembro

Rosario Guadalupe Alarcón Alarcón

Nombre (s) y Apellido, Miembro

Dra. Rosario Guadalupe Alarcón Alarcón
Directora de la Escuela de Posgrado



RESUMEN

El PERMA-Profiler es un instrumento que mide la salud mental positiva basándose en la teoría del bienestar. El objetivo de la investigación fue realizar la validación del PERMA-Profiler en una muestra de adultos peruanos de Lima Metropolitana. El estudio fue descriptivo, de tipo instrumental, con un diseño no-experimental transversal. El muestreo fue no-probabilístico, la muestral total quedó integrada de 475 participantes. Los resultados reflejan una adecuada evidencia de validez basada en el contenido (V de Aiken $> .70$). Por otra parte, el análisis factorial confirmatorio (AFC) demostró que el modelo de 5 factores correlacionados es el que mejor se ajusta en la muestra peruana ($n = 475$; $X^2/gl = 2.79$; $CFI = .997$; $SRMR = .039$; $RMSEA [IC 90\%] = .062 [.052 - .071]$). La confiabilidad de estos 5 factores fue estimada a través del coeficiente Omega de McDonalds ($.52 \geq \omega \leq .89$) y la varianza media extraída ($.32 \geq VME \leq .74$). El análisis factorial confirmatorio multigrupo (AFC-MG), evidenció que esta estructura es invariante según el sexo ($\Delta CFI < .005$; $\Delta RMSEA < .010$ y $\Delta SRMR < .025$). Asimismo, las evidencias de validez basadas en la relación con otras variables fueron congruentes ($.342 \geq \rho \leq .836$; $-.153 \geq \rho \leq -.465$; $p < .001$). Se concluye que el PERMA-Profiler presenta propiedades psicométricas adecuadas para medir la salud mental positiva en el contexto peruano.

Palabras clave: Confiabilidad, invarianza factorial, modelo PERMA, salud mental positiva, validez.

ABSTRACT

The PERMA-Profiler is an instrument that measures positive mental health based on the theory of well-being. The objective of the research was to validate the PERMA-Profiler in a sample of Peruvian adults from Metropolitan Lima. The study was descriptive, instrumental type, with a non-experimental cross-sectional design. The sampling was non-probabilistic, the total sample was made up of 475 participants. The results reflect adequate evidence of content-based validity (Aiken's $V > .70$). On the other hand, the confirmatory factor analysis (CFA) showed that the model of 5 correlated factors is the one that best fits in the Peruvian sample ($n = 475$; $X^2 / gl = 2.79$; $CFI = .997$; $SRMR = .039$; $RMSEA [90\% CI] = .062 [.052 - .071]$). The reliability of these 5 factors was estimated through the McDonalds Omega coefficient ($.52 \geq \omega \leq .89$) and the average variance extracted ($.32 \geq AVE \leq .74$). The multigroup confirmatory factor analysis (MG-CFA), showed that this structure is invariant according to sex ($\Delta CFI < .005$; $\Delta RMSEA < .010$ and $\Delta SRMR < .025$). Likewise, the validity evidences based on the relationship with other variables were congruent ($.342 \geq \rho \leq .836$; $-.153 \geq \rho \leq -.465$; $p < .001$). It is concluded that the PERMA-Profiler has adequate psychometric properties to measure positive mental health in the Peruvian context.

Keywords: Factorial invariance, PERMA model, positive mental health, reliability, validity.

DEDICATORIA / RECONOCIMIENTO

Este logro se lo dedico a Dios, por sobre todas las cosas. A los dos factores aleatorios más preciados en mi vida, mis padres, ellos son y serán siempre el claro ejemplo de resiliencia y abnegación hecha vida. A mí mismo, por la perseverancia que me permitió conseguir este gran paso en mi formación profesional. Mi reconocimiento y agradecimiento a mi asesor, el Dr. Alberto Alegre Bravo, un magnífico profesional y, sobre todo, una excelente persona. Agradecimiento a la Dra. Nelly Ugarriza Chávez, mentora e investigadora entrañable. Agradezco también a mis profesores/as, colegas y compañeros/as de la maestría, que muy amablemente me apoyaron con la difusión y aplicación del PERMA-Profiler, este logro es suyo también.



ÍNDICE

	Página
RESUMEN/ABSTRACT	4
RECONOCIMIENTO/DEDICATORIA	5
ÍNDICE	6
LISTA DE TABLAS	9
LISTA DE FIGURAS	10
INTRODUCCIÓN	11
CAPITULO I: EI PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	14
1.1 Planteamiento del problema	14
1.2 Justificación de la investigación	17
1.2.1 Conveniencia	17
1.2.2 Relevancia social e implicaciones prácticas	18
1.2.3 Valor teórico	19
1.2.4 Utilidad metodológica	19
1.3 Delimitación y limitaciones de la investigación	19
1.3.1 Delimitación de la investigación	19
1.3.2 Limitaciones de la investigación	19
1.3.2.1 Estudios previos de investigación sobre el tema	19
1.3.2.2 Acceso a la muestra	20
1.3.2.3 Acceso a dispositivos multimedia.....	21
1.4 Objetivos de la investigación	21
1.4.1 Objetivo general	21
1.4.2 Objetivos específicos	21
CAPITULO II: MARCO TEÓRICO	23
2.1 Antecedentes de la investigación	23
2.1.1 Investigaciones nacionales	23
2.1.2 Investigaciones internacionales	24
2.2 Bases Teóricas	32
2.2.1 Salud mental positiva	32
2.2.1.1 Evolución conceptual de la salud mental positiva	32
2.2.1.2 Modelo de salud mental positiva de Seligman	34
2.2.2 Psicometría	36

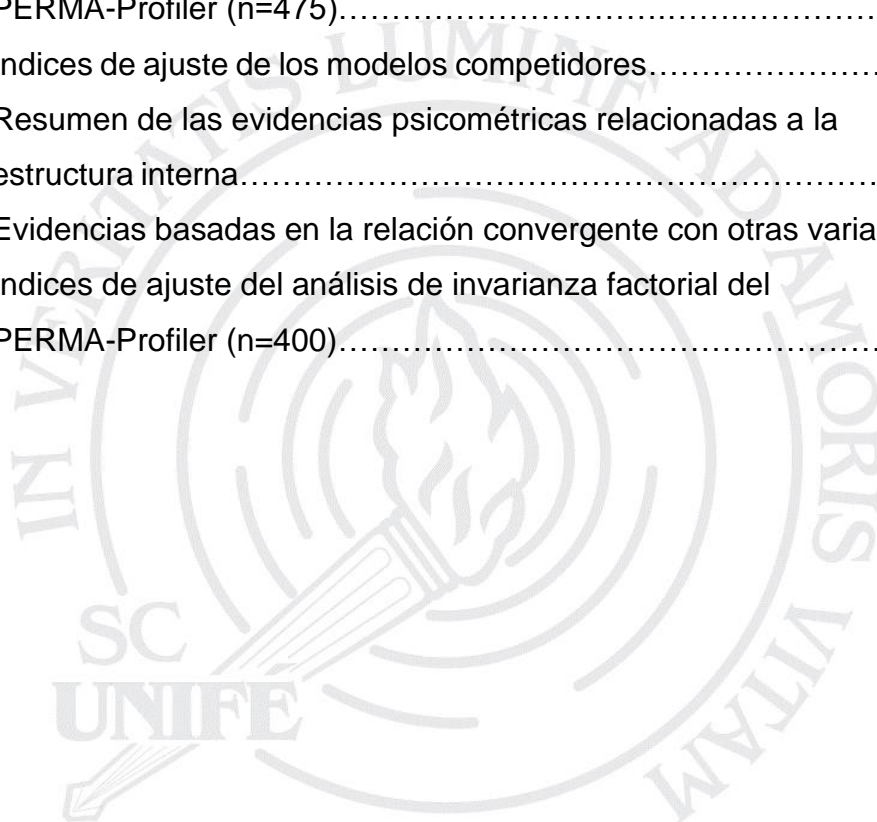
	Página
2.2.2.1 Confiabilidad	36
2.2.2.1.1 Consistencia interna	37
2.2.2.1.2 Medida de estabilidad	41
2.2.2.1.3 Equivalencia de medidas / formas paralelas	42
2.2.2.2 Validez	42
2.2.2.2.1 Evidencia de validez basada en el contenido	43
2.2.2.2.2 Evidencia de validez basada en el proceso de respuesta	43
2.2.2.2.3 Evidencia de validez basada en la estructura interna	44
2.2.2.2.4 Evidencia de validez basada en la relación con otras Variables	63
2.2.2.2.5 Evidencia de validez basada en las consecuencias de la aplicación de la prueba	63
2.3 Definición de términos	64
CAPITULO III: MÉTODO	66
3.1 Nivel, tipo y diseño de investigación	66
3.2 Participantes	67
3.2.1 Población	67
3.2.2 Muestra	67
3.2.3 Muestreo.....	68
3.3 Variable de investigación	68
3.3.1 Definición conceptual	68
3.3.2 Definición operacional	69
3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos	70
3.4.1 Instrumento de recolección de datos	70
3.4.1.1 Ficha técnica del PERMA-Profiler	70
3.4.1.2 Validez y confiabilidad del instrumento	71
3.5 Técnicas de procesamiento y análisis de datos	71
3.5.1 Procedimiento para la recolección de datos	71
3.5.2 Técnicas de procesamiento de datos	72
3.5.3 Técnicas de análisis de datos	73
3.6 Consideraciones éticas	74
CAPÍTULO IV: RESULTADOS	76

	Página
4.1 Evidencias de validez basadas en el contenido.....	76
4.2 Análisis exploratorio de ítems.....	82
4.3 Evidencias de validez basadas en la estructura interna.....	84
4.3.1 Confiabilidad.....	86
4.4 Evidencia de validez basada en la relación con otras variables.....	89
4.5 Equidad.....	90
CAPÍTULO V: DISCUSIÓN DE RESULTADOS.....	92
CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	97
6.1 Conclusiones	97
6.2 Recomendaciones.....	98
REFERENCIAS	100
APÉNDICE.....	112
Apéndice A Modelo de consentimiento informado (Microsoft Forms).....	113
Apéndice B Modelo de solicitud para calificación de experto/a.....	114
Apéndice C Autorización para uso de la versión original del PERMA-Profilier	115
Apéndice D Autorización para uso de la versión ecuatoriana del PERMA-Profilier	116



LISTA DE TABLAS

Tabla	Página
1. Operacionalización de la variable Salud Mental Positiva, versión original (Butler & Kern, 2016).....	69
2. Coeficientes V de Aiken (V) con intervalos de confianza (IC) al 95% e índice de validez factorial (FVI).....	80
3. Estadísticos del análisis exploratorio en los ítems del PERMA-Profilier (n=475).....	83
4. Índices de ajuste de los modelos competidores.....	85
5. Resumen de las evidencias psicométricas relacionadas a la estructura interna.....	87
6. Evidencias basadas en la relación convergente con otras variables....	89
7. Índices de ajuste del análisis de invarianza factorial del PERMA-Profilier (n=400).....	91



LISTA DE FIGURAS

Figura	Página
1. Intervalos de confianza (IC) y significación estadística de los coeficientes V de Aiken.....	81
2. Modelos comparados en el análisis factorial confirmatorio.....	84
3. Estructura factorial de la versión peruana del PERMA-Profilier.....	88



INTRODUCCIÓN

La salud mental ha ganado cada vez más protagonismo en las últimas décadas, y al mismo tiempo, su concepto se ha hilvanado sobre diferentes enfoques. En la actualidad se cuentan con estudios suficientes para poder afirmar que los estados de enfermedad y salud son procesos diferentes, puesto que la salud se mide en base a características propias y no por ausencia de enfermedad. Dando así lugar al entendimiento de una salud mental positiva e integradora del bienestar hedónico y eudaimónico como ideal.

Es por este motivo que resulta de vital importancia, contar con instrumentos que vayan acorde con las teorías actuales de bienestar y, sobre todo, adaptados al contexto peruano. En tal sentido la adaptación del PERMA-Profiler viene a ser una alternativa que resulta conveniente para medir la salud mental positiva en jóvenes y adultos peruanos de Lima metropolitana, ya que cuenta con evidencias de calidez y confiabilidad adecuadas. De esta manera, al ser una prueba de longitud corta (23 ítems), puede integrarse perfectamente en estudios epidemiológicos e investigaciones que requieran la aplicación de varias pruebas.

A continuación, se describe brevemente cada uno de los seis capítulos que componen la presente investigación.

En el primer capítulo se presenta el planteamiento del problema, dentro del cual se explica la relevancia que ha tenido el concepto de salud mental positiva, sobre todo en las últimas décadas. Además, se describen algunas investigaciones relacionadas con la construcción/validación de pruebas para

medir la salud mental positiva y con la adaptación del PERMA-Profiler en otros países. Por otro lado, con relación a las investigaciones peruanas, se describen también algunos instrumentos que miden el bienestar psicológico, aunque no desde un enfoque puramente positivo. También se detallan los criterios para la justificación de este estudio: a) la conveniencia, b) la relevancia social e implicaciones prácticas, c) el valor teórico y d) la utilidad metodológica. De forma similar, se delimita el problema de investigación y se mencionan limitaciones relacionadas con el desarrollo de la misma: a) Estudios previos de investigación sobre el tema, b) Acceso a la muestra, c) Acceso a dispositivos multimedia. Por otra parte, en el extremo último de este capítulo se describen los objetivos (general y específicos), que configuran la brújula del presente estudio.

En el segundo capítulo se realiza una presentación de las investigaciones nacionales e internacionales, relacionadas con el uso o validación del PERMA-Profiler, tanto a nivel nacional como internacional. Del mismo modo, se explican las bases teóricas que parten de la definición y evolución conceptual de salud mental positiva, hasta llegar a la que propone la teoría del bienestar conocido como modelo PERMA. En este capítulo también se explican los fundamentos de las técnicas psicométricas que se emplearon en los análisis de datos y se presenta la definición una breve lista de términos básicos.

El tercer capítulo tiene que ver con la estrategia metodológica empleada, especificándose el nivel, el tipo y el diseño de investigación. Además, se describe las características de la población, las técnicas de muestreo, los criterios de inclusión y exclusión para la selección de los participantes, las definiciones (conceptual y operacional) de la salud mental positiva, las técnicas e

instrumentos de recolección de datos, que incluyen la descripción de las propiedades psicométricas de la versión original del PERMA-Profiler. Este capítulo cierra con las consideraciones éticas que se consideraron durante todo el proceso que implicó la investigación.

Ya en el cuarto capítulo, se describen los resultados obtenidos conjuntamente con la explicación de cada técnica empleada para alcanzar cada objetivo propuesto. En el tal sentido, se empieza por describir el procedimiento que implicó la adaptación cultural y semántica de los ítems del PERMA-Profiler, la metodología para calificar su contenido, se muestra también los resultados del análisis exploratorio de ítems. De igual manera, se especifican las evidencias de validez relacionadas con la estructura interna conjuntamente con su confiabilidad, evidencias de validez basadas en la relación con otras variables y el análisis de equidad (invarianza).

En el quinto capítulo se realiza la discusión de los resultados, para lo cual se consideraron los antecedentes, las posturas teóricas, sobre las cuales se realizaron evaluaciones críticas, a fin de dar un sustento lógico y lineal de lo encontrado en este estudio.

Por último, el sexto capítulo se presentan las conclusiones y recomendaciones. En este apartado, se realiza la integración entre los resultados y la discusión, presentando en síntesis los hallazgos principales, sustentados en los objetivos propuestos. Por otro lado, también se proponen algunas recomendaciones de corte metodológico y práctico.

CAPÍTULO I: EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1 Planteamiento del problema

La Organización mundial de la salud (OMS, 2013) define a la salud mental como un estado de bienestar en el que la persona conoce sus capacidades, logra afrontar al estrés de la vida cotidiana y trabaja de forma productiva, contribuyendo de esta manera al desarrollo de su comunidad. Se puede apreciar que esta definición tiene como base la existencia de variables positivas, que no necesariamente será garantizada en un estado de ausencia de enfermedad.

Es justamente este grupo de variables positivas relacionadas con la salud, el que ha motivado diversas investigaciones con el fin de dar más luz al entendimiento del bienestar. Esto ha derivado en estudios sobre la resiliencia, optimismo, felicidad, gratitud, inteligencia emocional, etc., y esto a su vez en la construcción de instrumentos de medición orientados a medir dichas variables.

Sin embargo, el estudio de la estructura de salud mental positiva, si bien se desarrolló con gran ímpetu de forma teórica lo largo del siglo XX y con más fuerza en las últimas décadas, no ha sido corroborado ampliamente en la práctica por países latinoamericanos, ya que han sido pocos los instrumentos de medición que se han desarrollado para medir y contrastar, per se, este constructo.

De esta manera, la primera escala de salud mental positiva registrada en la bibliografía fue creada en España por Lluch (1999), basándose en la estructura del modelo propuesto por Jahoda (1958). Dicha escala ha sido analizada y

validada en algunos países de Latinoamérica, corroborándose su estructura y viabilidad.

Por otro lado, en Estados Unidos, Butler y Kern (2016) construyeron la escala PERMA-Profilier, basándose en el modelo PERMA propuesto por Seligman (2011), que es a la fecha uno de los modelos más actuales que existen para explicar desde un abordaje positivo a la salud mental, entendiéndose esta como bienestar. Dicho modelo fue incluido en una propuesta integradora de psicología positiva y terapias constructivistas por Tarragona (2013), quien propone la denominación de PRISMA considerando la traducción al español de las cinco dimensiones que componen este modelo: Positividad, Relaciones interpersonales, Involucramiento, Sentido de vida y Metas alcanzadas.

Esta escala ha sido aplicada en algunos países de Latinoamérica, dando diferentes reportes concernientes a su dimensionalidad. De esta manera, en Ecuador Lima y colaboradores (2017) adaptó el PERMA-Profilier en una muestra de 1,247 adultos, dando como resultado una versión ecuatoriana con tres dimensiones, en vez de las cinco que propone la escala original. Ninguno de los 15 ítems fue eliminado en este estudio.

Por su parte Hernández, Hernández y Prada (2018) realizaron la adaptación del PERMA-Profilier en una muestra final de 130 personas institucionalizadas en asilos con edades entre 56 y 96 años, pertenecientes a la ciudad de Cúcuta (Colombia). El análisis factorial exploratorio dio como resultado una escala unifactorial con los 15 ítems de la escala original.

Las propiedades psicométricas del PERMA-Profilier fueron analizadas también en Chile por Cobo-Redón, Pérez y Díaz (2020), empleando en su

estudio una muestra de 1,462 estudiantes universitarios. Los resultados confirmaron los cinco factores propuestos por la escala original, ajustándose los 15 ítems fielmente a la estructura original del modelo PERMA.

En el Perú, aún no se ha realizado una validación del PERMA-Profiler. Existen adaptaciones de pruebas con modelos diferentes de salud o bienestar mental y también estudios orientados a medir de forma independiente factores que contiene el PERMA-Profiler.

En este sentido, el Instituto Nacional de Salud Mental Honorio Delgado - Hideyo Noguchi (INSM, 2002) presentó un informe general sobre un estudio epidemiológico metropolitano en salud mental (EEMSM), en el cual se emplearon diferentes instrumentos orientados a medir indicadores relacionados con esta problemática. Posteriormente Robles, Saavedra, Mezzich, Sanez, Padilla y Mejía (2010) presentan la validación del Índice de Calidad de Vida para ser empleado en muestras peruanas, el estudio psicométrico de este instrumento formó parte del EEMSM, está conformado por 10 ítems que están relacionados con el bienestar físico, bienestar psicológico, autocuidado, funcionamiento ocupacional, funcionamiento interpersonal, bienestar ocupacional e interpersonal, apoyo social-emocional, apoyo comunitario y de servicios, plenitud personal, así como una valoración global de la calidad de vida.

De modo similar, Cassaretto y Martínez (2017) realizaron la validación de una prueba para evaluar el bienestar, basada en la propuesta de Diener et al. (2010), la cual está conformada por una escala de florecimiento y una escala de afectos positivos y negativos, sustentando su estructura en un modelo mixto para medir el bienestar.

Por otra parte, uno de los estudios que se apoya sobre un modelo positivo de salud mental fue realizado por Aguilar (2016), en su tesis doctoral realizó la validación de la escala de Salud Mental Positiva (Lluch, 1999) en una muestra peruana de 403 practicantes pre-profesionales de psicología. Los resultados reflejaron una estructura igual a la que propone la autora de la escala, la cual consiste en 6 factores que miden satisfacción personal, actitud prosocial, autocontrol, autonomía, resolución de problemas y auto actualización y habilidades de relación interpersonales.

Se puede apreciar que existe la necesidad de contar con instrumentos que midan el constructo de Salud Mental desde una perspectiva Positiva. Esto implica estudios de adaptación que sean actuales, considerando las particularidades de las muestras peruanas. Es justamente esta brecha la que motiva la validación del PERMA-Profilier como instrumento para medir la salud mental, sosteniendo su desarrollo mediante la siguiente interrogante:

¿Cuáles son las propiedades psicométricas del PERMA-Profilier en una muestra de jóvenes y adultos peruanos de Lima Metropolitana?

1.2 Justificación de la investigación

A continuación, se describen los beneficios que comprenden esta investigación, siguiendo los criterios propuestos por Hernández, Fernandez y Baptista (2014).

1.2.1 Conveniencia

Lo que motiva la realización este estudio es la actual carencia de instrumentos que permitan medir la salud mental con un abordaje positivo. La validación del PERMA-Profilier en una muestra de jóvenes y adultos de Lima

metropolitana permite obtener de manera confiable un perfil de bienestar mental, centrado en características hedónicas y eudaimónicas.

1.2.2 Relevancia social e implicaciones prácticas

En las dos últimas décadas, la salud mental en el Perú ha ido tomando cada vez más relevancia, realizándose estudios epidemiológicos que incluyen la aplicación y adaptación de instrumentos de medición relacionados al bienestar psicológico. En relación a esto, recientemente se ha promulgado la Ley de la Salud mental (Ley N° 30947, 2019), enmarcada en un enfoque familiar y comunitario para la atención de la Salud mental, dentro de la cual se plantea “Realizar la Encuesta Epidemiológica Nacional de Salud Mental en forma quinquenal, con indicadores de prevalencia de síntomas, trastornos y problemas comunes de salud mental...” (art. 38.2.1, p.48).

En este sentido, la validación del PERMA-Profiler viene a ser una alternativa con un enfoque moderno de Salud Mental Positiva que puede ser integrada en los estudios epidemiológicos, cuyos resultados pueden ayudar a general planes de acción para el fortalecimiento de la salud mental en el Perú, con un enfoque positivo.

Igualmente, entidades de salud mental, entidades educativas y los profesionales de la salud mental en general podrán emplear el PERMA-Profiler para obtener un perfil individual o colectivo de la salud mental, como una herramienta para la toma de decisiones en diagnósticos, programas de fortalecimiento y capacitación, así como para el monitoreo y seguimiento de los mismos.

La validación del PERMA-Profiler, brinda también viabilidad para fines de investigación en el Perú, ya que su estructura psicométrica es analizada y corroborada en base a las respuestas de una muestra peruana.

1.2.3 Valor teórico

Los análisis de este estudio permiten determinar si el PERMA-Profiler se ajusta al modelo teórico del bienestar mental PERMA, el cual tiene 5 factores. La estructura factorial resultante, sirve como referencia para posteriores investigaciones.

1.2.4 Utilidad metodológica

En el proceso de validación del PERMA-Profiler se emplearon diferentes análisis de validez y confiabilidad, desarrollando una metodología ad hoc, la cual puede ser emulada total o parcialmente para futuras adaptaciones del PERMA-Profiler en muestras diferentes, o para la validación de instrumentos que tengan características similares.

1.3 Delimitación y limitaciones de la investigación

1.3.1 Delimitación de la investigación

Este estudio se llevó a cabo en Lima metropolitana, los participantes fueron hombres y mujeres mayores de 18 años, mientras que, los procesos de aplicación, recolección de datos, procesamiento estadístico y discusión se realizaron en un lapso de 6 meses.

1.3.2 Limitaciones de la investigación

1.3.2.1 Estudios previos de investigación sobre el tema. En Latinoamérica fueron solo tres países (Ecuador, Colombia y Chile) los que realizaron estudios psicométricos del PERMA-Profiler, en ninguno de los casos

coincidió estructura factorial obtenida. En este sentido, el único estudio mediante el cual se consiguió la estructura idéntica a la propuesta por el modelo PERMA (5 dimensiones) fue el de Cobo-Rendón, et al., 2020, en una muestra de alumnos universitarios de Chile.

En el Perú, Concepción, Dextre, Landauro y Vásquez (2018) emplearon el Workplace PERMA-Profilier para un estudio de asociación entre las Fortalezas de Carácter y el nivel de Felicidad. Sin embargo, en esta investigación no se analizaron las propiedades psicométricas de esta escala, por lo que no proporciona evidencias empíricas sobre su pertinencia y estructura factorial. Por otro lado, existe una investigación relacionada con la adaptación y validación del PERMA-Profilier, pendiente de ser publicada por Chávez (s. f.). Se observa entonces, que existe carencia de investigaciones que hallan empleado una muestra peruana, orientadas a proporcionar información relacionada con las propiedades de validez y confiabilidad del PERMA-Profilier.

Si bien esta carencia de información, no influirá en el aspecto metodológico de procesamiento de datos, si afectará en parte de la discusión de los mismos, pues no se contará con una base de referencia para comparar los resultados obtenidos con una muestra similar. De igual manera, guarda estrecha relación con la delimitación del problema, ya que no se contará con evidencia previa sobre variables que puedan afectar a la homogeneidad muestral, siendo este un punto que se esclarecerá solo después de la aplicación del estudio.

1.3.2.2 Acceso a la muestra. Debido a la coyuntura, no fue posible emplear una encuesta tradicional de lápiz y papel, el acceso hacia la muestra final dependió del grado de socialización de la misma. Otro punto importante, es

que este estudio estuvo sujeto al tiempo y disponibilidad de las personas en su momento, pues se requirió entre 15 y 20 minutos para la aplicación del PERMA-Profiler.

1.3.2.3 Acceso a dispositivos multimedia. El canal de recolección de datos fue un formulario virtual aplicado mediante la plataforma de Google Forms, para lo cual se requirió que las personas a encuestar dispongan de internet y de un dispositivo multimedia (computadora, tablet, celular). En este sentido, previo al llenado del formulario, se detalló el propósito de la investigación, el consentimiento informado y se brindaron las instrucciones correspondientes.

1.4 Objetivos de la investigación

1.4.1 Objetivo general

Determinar las propiedades psicométricas del PERMA-Profiler en una muestra de jóvenes y adultos peruanos de Lima Metropolitana.

1.4.2 Objetivos específicos

1. Determinar las evidencias de validez basadas en el contenido del PERMA-Profiler, en una muestra de jóvenes y adultos peruanos de Lima Metropolitana.
2. Determinar las evidencias de validez basadas en la estructura interna del PERMA-Profiler, en una muestra de jóvenes y adultos peruanos de Lima Metropolitana.
3. Precisar la confiabilidad del PERMA-Profiler, en una muestra de jóvenes y adultos peruanos de Lima Metropolitana.

4. Determinar las evidencias de validez del PERMA-Profiler, basadas en la relación con otras variables, en una muestra de jóvenes y adultos peruanos de Lima Metropolitana.
5. Analizar y describir la equidad de la estructura factorial del PERMA-Profiler, para hombres y mujeres, en una muestra de jóvenes y adultos peruanos de Lima Metropolitana.



CAPITULO II. MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes de la investigación

2.1.1 Investigaciones nacionales

En el Perú, son escasos los estudios en los que se ha empleado el PERMA-Profiler sea para validarlo o como instrumento de recolección de datos. En este sentido, Concepción, Dextre, Landauro y Vásquez (2018) realizaron una investigación para determinar el grado de asociación entre las Fortalezas de Carácter y el nivel de Felicidad en profesores de dos colegios escolares de Lima-Perú, con una muestra total de 87 profesores (37 de colegio religioso y 50 de colegio no religioso). Para medir las fortalezas del carácter se empleó el VIA-IS 120 (24 fortalezas de carácter), mientras que la felicidad en los profesores se midió mediante el bienestar general en el trabajo empleando para ello la escala Workplace PERMA-Profiler. Se correlacionaron las 24 fortalezas de carácter con el bienestar general en el trabajo, los resultados reflejaron correlaciones positivas estadísticamente significativas ($p < .05$). En los profesores de colegios religiosos el bienestar general se correlacionó significativamente con humor ($r = .44$, $p < .01$), creatividad, equidad y juicio ($.31 \leq r \leq .37$, $p < .05$), mientras que, en los profesores de colegios no religiosos, su bienestar general se correlacionó con la gratitud ($r = .49$, $p < .01$), amabilidad, amor por el aprendizaje y amor ($.37 \leq r \leq .43$, $p < .05$). En este estudio, no se analizaron las propiedades psicométricas de los cuestionarios empleados.

Cabe mencionar que, a la fecha, existe un estudio de validez del PERMA-Profiler con una muestra peruana de estudiantes universitarios, pendiente de ser publicado (Chavez, s. f.).

2.1.2 Investigaciones internacionales

El punto de partida lo dieron Butler y Kern (2016), estas investigadoras desarrollaron la escala PERMA-Profilier basándose en el modelo PERMA que propone Seligman (2011). En este estudio se empleó una muestra total de 31,966 de diferentes nacionalidades. Luego de operacionalizar cada una de las dimensiones del modelo PERMA y de revisar investigaciones relacionadas con su medición, se procedió a la elaboración de los ítems, los cuales fueron más de 700, en su etapa inicial. Posteriormente, se eliminaron los ítems repetidos y mediante 3 jueces expertos en psicología positiva se analizó la pertinencia que tenía cada uno de ellos en su dimensión correspondiente, dando como resultado un banco de 109 ítems (33 ítems de emociones positivas; 23 ítems de compromiso; 21 ítems de relaciones positivas; 15 ítems de significado y 17 ítems de logro). Seguidamente, se conservaron solo los ítems que estaban redactados en forma positiva (70 ítems), en virtud de eliminar el sesgo inducido por el método. Para la evaluación de su estructura, sobre una muestra de 3,751 personas (muestra 1), dividida al azar en dos mitades (muestra 1a: n = 1,877, 65,1% mujeres; muestra 1b: n = 1,874, 66,0% mujeres), los 70 ítems fueron sometidos a un análisis factorial exploratorio y se seleccionaron solo aquellos ítems que mantenían una representatividad adecuada en ambas submuestras, quedando como resultado una escala de 15 ítems en total (3 ítems por dimensión). Se adicionaron también 8 ítems (1 ítem de bienestar general; tres ítems de emociones negativas: tristeza, ira y ansiedad; 1 ítem de soledad y 3 ítems de salud física autopercibida) que tienen como función disminuir el sesgo de respuesta al ítem y brindar información adicional. Como siguiente paso, se realizó el análisis factorial confirmatorio en dos muestras diferentes (muestra 2:

n = 3,029; muestra 3: n = 408). El ajuste al modelo teórico se determinó empleando los valores RMSEA y SRMR, los cuales trabajan con medias basadas en la población y sus resultados no se ven afectados por el tamaño muestral, también se emplearon los índices TLI y CFI, cuyos valores cercanos a la unidad representan un buen ajuste. Este análisis demostró, en ambas muestras, un buen ajuste de los datos al modelo (Muestra 2: RMSEA = .055, [IC₉₀ = .051, .058], SRMR = .037, CFI = .976, TLI = .968; Muestra 3: RMSEA = .077, [IC₉₀ = .067, .087]; SRMR = .034, CFI = .946, TLI = .929). En este estudio las cargas factoriales presentaron valores entre .51 y .93. En cuanto a las evidencias de validez convergente y divergente, estas se determinaron correlacionando las puntuaciones del PERMA-Profiler con otras escalas, en la muestra 1a, muestra 1b, muestra 2 y muestra 3. De esta manera, en todas las muestras, las dimensiones del PERMA-Profiler se correlacionaron fuertemente con la escala de florecimiento (.64 ≤ r ≤ .81) y satisfacción con la vida (.53 ≤ r ≤ .73), siendo la dimensión de significado la que obtuvo en promedio correlaciones más fuertes, mientras que la dimensión de compromiso presentó las correlaciones más bajas. Se obtuvo también una correlación moderada con la salud física (.31 ≤ r ≤ .41) y correlaciones negativas con la soledad (-.29 ≤ r ≤ -.55) y la emoción negativa (-.34 ≤ r ≤ -.49). De igual forma, también se obtuvieron correlaciones fuertes con la escala PAC-10 (Personal Action Constructs, .62 ≤ r ≤ .75), que evalúa lo significativo, emocionante, agradable, así como los proyectos y metas personales manejables y como estos pueden beneficiarse al ser apoyados por otras personas. Respecto a la confiabilidad, esta se analizó a través del coeficiente alfa de Cronbach (α), coeficiente de Guttman (λ_6), peor mitad dividida (β), mejor mitad dividida (λ_4) y el coeficiente (r) de Pearson para las correlaciones

test-retest. Los resultados obtenidos entre las 11 muestras reflejaron una consistencia interna aceptable en todas sus dimensiones ($.60 \leq \alpha \leq .92$; $.53 \leq \lambda_6 \leq .89$; $.54 \leq \beta \leq .82$; $.64 \leq \lambda_4 \leq .84$). Por otro lado, al aplicar nuevamente el PERMA-Profiler a las muestras 4, 5, 8 y 9, los coeficientes de correlación obtenidos en cada una de sus dimensiones evidenciaron una buena estabilidad en el tiempo ($.51 \leq r \leq .90$).

Desde que Butler y Kern (2016) presentaron el PERMA-Profiler, se han realizado estudios sobre las propiedades psicométricas que presenta este instrumento en muestras de diferentes Países. De esta manera, Ryan, et al. (2019) analizaron las propiedades de validez y confiabilidad del PERMA-Profiler en una muestra de 439 adultos australianos. Los resultados reflejaron buena consistencia interna en todas sus subescalas (coeficientes α entre $.80$ y $.93$) con excepción de la subescala de Compromiso ($\alpha = .66$). En esta muestra también se midió la salud física y mental (SF-12), depresión ansiedad y estrés (DASS 21), la actividad física subjetiva (Active Australia Survey) y la actividad objetiva y sueño (GENEActiv acelerometer), encontrándose correlaciones moderadas entre las subescalas del PERMA-Profiler y las construcciones subjetivas (depresión ansiedad, estrés; coeficientes r entre $-.374$ y $-.645$, $p < .001$), mientras que con actividad física objetiva o sueño no se obtuvieron correlaciones significativas, respaldando con estos resultados la validez de constructo convergente y divergente. Por otro lado, el número de factores extraídos con el análisis factorial no se ajustaron a la estructura original de 5 factores que propone el PERMA-Profiler, ni a su criterio de unidimensionalidad. Mediante el análisis de las correlaciones bivariadas de ítems, se observa que las subescalas de Logro y Compromiso son las que posiblemente afecten la estructura de la escala en esta

muestra, ya que “ambas subescalas contienen dos y tres ítems con correlaciones inferiores a .50, respectivamente” (Ryan, et al., 2019, p. 8).

Por su parte Wammerl, Jaunig, Mairunteregger y Streit (2019) validaron la versión alemana del PERMA-Profilier en una muestra de 854 personas procedentes de países que hablan alemán. Por consiguiente, se realizaron análisis factoriales confirmatorios para establecer qué modelos teóricos competitivos (unifactorial, de orden superior, de cinco factores y el bifactorial) se ajustaban mejor. Producto de estas comparaciones se pudo confirmar que el modelo bifactorial y el modelo de 5 factores presentaban los mejores ajustes, con valores RMSEA de .043 y .045, respectivamente. Sin embargo, en los análisis posteriores se optó por emplear el modelo de 5 factores “debido a la compatibilidad teórica con los supuestos originales de la teoría PERMA” (Wammerl et al., 2019, p. 84). Asimismo, la confiabilidad del PERMA-Profilier se analizó empleando el coeficiente alfa, siendo la subescala de Compromiso la que obtuvo el menor valor de este coeficiente ($\alpha=.68$), mientras que las demás subescalas obtuvieron valores α entre .78 a .90, en consecuencia, fueron estas últimas las que presentaron una mejor confiabilidad. También se analizó la validez convergente correlacionando el PERMA-Profilier con la escala de bienestar psicológico (PWBS; Ryff y Keyes, 1995) y la escala de depresión-ansiedad-estrés (DASS; Nilges y Essau, 2015), obteniéndose correlaciones significativas con sus cinco subescalas (con PWBS; $r=.45$ a $r=.70$, con DASS; $r=-.36$ a $r=-.69$).

En Japón, Watanabe et al. (2018) validaron la versión laboral del PERMA-Profilier (Workplace PERMA-Profilier) en 310 trabajadores japoneses. Para ello

tradujeron todos los ítems de este instrumento siguiendo todas las directrices internacionales. Asimismo, la validez convergente fue analizada mediante la correlación con la satisfacción laboral ($.60 \geq r \leq .76$; $p < .001$), satisfacción con la vida ($.19 \geq r \leq .34$; $p < .001$), el compromiso laboral ($.61 \geq r \leq .82$; $p < .001$), el malestar psicológico ($-.39 \geq r \leq -.53$; $p < .001$), los factores psicosociales relacionados con el trabajo (factores positivos: $-.18 \geq r \leq -.60$, $p < .001$; factores negativos: $-.15 \geq r \leq -.59$, $p < .001$) y el desempeño laboral ($.48 \geq r \leq .73$; $p < .001$). La estructura de 5 factores correlacionados fue determinada mediante un AFC, con el cual se obtuvieron índices de ajuste débilmente aceptables ($\chi^2(80) = 351,30$, CFI = 0,892, TLI = 0,858, RMSEA = 0,105, SRMR = 0,051). Por otro lado, la confiabilidad fue analizada mediante el coeficiente Alfa de Cronbach ($.75 \geq \alpha \leq .96$) y el coeficiente de correlación intraclase ($.63 \geq CCI \leq .88$). Los autores de este estudio concluyen que esta escala presenta evidencias adecuadas de validez y confiabilidad, en consecuencia, puede emplearse para medir la salud mental positiva en el entorno laboral de Japón.

De igual forma, Choi, Suh, Yang, Ye, Lee, Son y Choi (2019) realizaron la traducción coreana y validación del Workplace PERMA-Profilier en una muestra total de 316 trabajadores coreanos. El AFC reflejó un ajuste marginal para la estructura de 5 factores; $\chi^2(80) = 383.04$, índice de ajuste comparativo (CFI) = .909, índice de Tucker-Lewis (TLI) = .881, error cuadrático medio de aproximación (RMSEA) = .110 y residuo estandarizado cuadrático medio (SRMR) = .054. Además, el Workplace PERMA-Profilier demostró contar con buena validez convergente, ya que sus 5 subescalas correlacionaron de forma positiva con el Formulario corto continuo de salud mental (MHCSF) y con la Escala de compromiso laboral de Utrecht (UWES), también correlacionó

negativamente con la escala de estrés ocupacional coreano – versión corta (KOSS-SF), el inventario de Burnout de Maslach – versión general (MBI-GS) y el índice de bienestar psicosocial – versión corta (PWI-SF). Respecto a la confiabilidad, todas las subescalas del Workplace PERMA-Profilier demostraron tener una buena consistencia interna, ya que todos sus valores α fluctuaron entre .70 y .95.

La psicología positiva en Latinoamérica ha tenido cada vez más presencia. En este sentido, se han desarrollado y adaptado varios instrumentos que siguen esta línea de investigación; la escala de felicidad de Lima (Alarcón, 2006), la adaptación al español y validación de la escala de bienestar mental de Warwick-Edinburgh (Serrani, 2015), por citar algunos. De esta manera, unos pocos autores latinoamericanos también han despertado su interés por analizar las propiedades psicométricas del PERMA-Profilier. A continuación, se presentan los resultados más relevantes de cada uno de estos estudios.

Lima y colaboradores (2017) realizaron la adaptación del PERMA-Profilier en residentes de Cuenca-Ecuador, con edades entre 18 y 89 años. Como parte inicial de este proceso, se empleó el método de traducción-retrotraducción en los ítems de la escala original, luego se aplicó esta primera versión a una muestra piloto de 121 participantes, quienes también dieron sus apreciaciones sobre palabras ambiguas o confusas que pudiera tener la escala. En esta primera aplicación se obtuvo un coeficiente alfa de .85, para la escala general, mientras que los índices de discriminación presentaron valores que fluctuaron entre .35 y .74, lo cual indica una buena consistencia interna del instrumento, así como una adecuada discriminación de los ítems que lo componen. Luego de realizar las

modificaciones en base al feedback de la primera aplicación, se obtuvo la versión final, que fue aplicada a una segunda muestra de 1,247 ecuatorianos. Con los datos obtenidos en esta segunda aplicación se realizaron análisis factoriales exploratorios, considerando modelos de cinco, cuatro y tres factores, mediante los cuales se determinó que el modelo que mejor representa a esta muestra es el de tres factores, el cual explica el 61.32% de la varianza total; el primer factor (relaciones) contiene cuatro ítems de emociones y relaciones positivas, el segundo factor (propósito) está conformado por seis ítems con indicadores concernientes a significado, compromiso y logro, mientras que el tercer factor (crecimiento) está compuesto por cinco ítems relacionados con el logro, emociones positivas y compromiso. Considerando este modelo de tres factores se aplicó también un análisis factorial confirmatorio, mediante el cual se obtuvieron medidas de ajuste adecuadas que justifican su estructura; $X^2/df=196.24/63=3.1$, CFI=.99, RMSEA=.047, SRMR=.0252.

En Colombia, Hernández, Hernández y Prada (2018) adaptaron el PERMA-Profiler para adultos mayores institucionalizados en cinco asilos de ancianos de la ciudad de Cúcuta, con una población de 250 sujetos aproximadamente. Se analizó la validez de contenido en base a la calificación de tres jueces expertos, ellos calificaron a la redacción y congruencia que tienen los ítems dentro de la escala y concordaron en que todos los ítems son pertinentes dentro del PERMA-Profiler (W de Kendall; $p < .05$). Por otro lado, la aplicación de la prueba piloto se realizó en 30 adultos mayores, mediante las respuestas de esta primera aplicación se obtuvo un coeficiente alfa de .95 para la escala general del PERMA-Profiler, también se analizó el poder discriminativo de los ítems mediante las correlaciones ítem-test, dando como resultados

índices de discriminación superiores a .40 en todos los ítems con excepción de los ítems N3 y R1, lo cual conllevó a una reformulación de los mismos. Una vez calibrado, se aplicó nuevamente el instrumento en una muestra aleatoria de 130 sujetos con edades entre 56 y 96 años, obteniéndose nuevamente un coeficiente alfa de .95, los análisis posteriores se realizaron también con las puntuaciones obtenidas de esta segunda aplicación. La validez convergente se analizó correlacionando las cinco subescalas PERMA con percepción de salud (H) ($.717 \leq r \leq .779$, $p < .001$) y con emociones negativas (N) [$-.058 \leq r \leq -.191$, significativas solo con (P) y (R); $p < .05$]. El análisis factorial exploratorio arrojó un único factor que explica el 65.93% de la varianza total, con cargas factoriales entre .505 y .795. En conclusión, el PERMA-Profiler en esta muestra evidencia una buena consistencia interna basada en un modelo unifactorial, el cual discrepa con el modelo teórico original de 5 factores. Al respecto, en este estudio no se confirmó el ajuste del modelo unifactorial mediante un AFC.

En Chile, Cobo-Redón, Pérez y Díaz (2020) analizaron Las propiedades psicométricas del PERMA-Profiler, empleando en su estudio una muestra de 1,462 estudiantes universitarios con una edad promedio de 19 años. Los índices de discriminación reflejaron el buen poder discriminante que tienen las subescalas ($.408 \leq r \leq .767$). La validez discriminante se obtuvo correlacionando las emociones negativas (N) con las subescalas PERMA, en este análisis se obtuvieron correlaciones negativas bajas, pero estadísticamente significativas con las subescalas P, R, M y A ($-.190 \leq r \leq -.403$, $p < .01$) y no significativa con la subescala E ($r = -.018$, $p > .05$). Respecto a la validez convergente, también se correlacionaron las subescalas PERMA con percepción de salud, obteniéndose correlaciones bajas, pero estadísticamente significativas ($.173 \leq r \leq .361$, $p < .01$),

admitiéndose la validez convergente únicamente para la subescala de emociones positivas (P), considerando su correlación con percepción de salud (H) ($r = .361$, $p < .01$). Para confirmar la estructura de cinco factores que propone la prueba original, se empleó un AFC, este análisis dio como resultado un buen ajuste respecto a este modelo ($X^2=411.95$; $p < .01$, $CFI=.94$, $RMSEA=.054$, $TLI=.95$), los 15 ítems se ubicaron exactamente igual a la estructura original del PERMA-Profiler. Este fue el único estudio en Latinoamérica que reportó una estructura factorial de 5 factores, la cual se adecua dénticamente con el modelo PERMA.

2.2 Bases teóricas

2.2.1 Salud mental positiva

2.2.1.1 Evolución conceptual de la salud mental positiva. La denominación de Salud Mental Positiva tiene su origen en los Estados Unidos cuando en 1955 se constituyó la Joint Commission on Mental Illness and Health (Comisión Conjunta sobre la Enfermedad y la Salud Mental) para estudiar integralmente a la salud mental. Uno de los estudios que derivaron de esta comisión fue el de Jahoda (1958), psicóloga social, quien luego de un estudio minucioso presentó un trabajo monográfico titulado "Current concepts of positive mental Health", en el cual acuñó por primera vez el término de salud mental positiva y planteó su conceptualización desde una perspectiva individual, en donde la salud mental es **algo más que la ausencia de enfermedad**.

Algunos autores han diferenciado los términos de bienestar y felicidad, con la finalidad de tener un mejor abordaje para su definición y medición. Así pues, la definición del bienestar subjetivo (felicidad) es concebida desde una perspectiva tradicional hedónica, mientras que la definición de bienestar

psicológico (potencial humano) lo es desde una perspectiva tradicional eudaimónica (Keyes, Ryff y Shmotkin, 2002; Ryan y Deci, 2001).

En este sentido, considerando una perspectiva eudaimónica, se entiende a la SMP como la percepción positiva de la forma en que se vive y una búsqueda continua del verdadero potencial de la persona, estableciéndose una causalidad entre el funcionamiento humano óptimo (eudaimónico) con las respuestas y emociones positivas que se generen, en donde salud mental positiva y salud mental negativa son dos constructos independientes (Romero, García-Mas y Brustad, 2009; Ryff y Keyes, 1995; Ryff, 1989a, 1989b; Ryff y Singer, 1998), puesto que el bienestar subjetivo no garantiza tener salud mental (Dinner, 2000). En tal sentido, Ryff y Keyes (1995) proponen un modelo de la SMP basado en 6 dimensiones (autoaceptación, relaciones positivas con los demás, autonomía, dominio del entorno, propósito en la vida, crecimiento personal).

Por su parte, Keyes (1998, 2002) señala que la SMP está compuesta por tres dimensiones (bienestar emocional, bienestar subjetivo y bienestar social). Lo que caracteriza a este modelo es que la dimensión social toma en cuenta a los individuos como parte de un lienzo social con el cual interactúan y cómo su entorno social es percibido como un factor determinante para su desarrollo personal. La dimensión de bienestar social en este modelo está constituida por cinco componentes (la coherencia, la integración, la contribución, la actualización y la aceptación social).

Muñoz, Restrepo y Cardona (2016) realizaron una revisión sistemática concerniente al uso del término de salud mental positiva (SMP), describiendo la trayectoria de la SMP en investigaciones tanto teóricas como empíricas, así

como su evolución conceptual desde que fue propuesto por Jahoda (1958). De esta manera, sobre la base de 51 estudios (84% cuantitativos, 11% cualitativos y 5% mixtos) publicados entre 1958 y 2014, concluyeron que no se evidencia una definición alusiva a la SMP, ni tampoco refieren un marco conceptual para su fundamentación, toda vez que “asumir la SMP como ausencia de enfermedad, resulta a todas luces insuficiente para construir un campo de salud mental que se aleje de la enfermedad y se centre sobre la promoción de la salud” (Muñoz, Restrepo y Cardona, 2016, p. 170).

2.2.1.2 Modelo de salud mental positiva de Seligman. Según Seligman (2011) para alcanzar la salud mental positiva, son cinco los factores que deben considerarse; positividad, relaciones interpersonales, involucramiento, sentido de vida y metas alcanzadas, estos se encuentran en el modelo conocido como PERMA, por sus siglas en inglés (Positivity, Engagement, Relationship, Meaningful, Accomplishment). Este modelo es una evolución de su propuesta denominada “Las 3 vías de la felicidad” (Seligman, 1999), conformadas por la vida placentera, vida comprometida y vida significativa.

En base a lo anterior, puede definirse a la salud mental positiva como el estado dinámico y óptimo de funcionamiento psicosocial que proviene del buen funcionamiento en emociones positivas, compromiso, relaciones positivas, propósito y logro (Seligman, 2011; Butler & Kern, 2016).

A continuación, se explica en qué consiste cada una de las cinco dimensiones de este modelo.

- **Positividad (positive emotions, P):** Tiene que ver con experimentar emociones positivas, mediante un estilo cognitivo que sea optimista, con

el cual se pueda contrarrestar las emociones negativas. Esto permite sentir bienestar en la vida, a través de la paz, la satisfacción, la gratitud, la esperanza, el amor, etc. (Tarragona, 2013). Las personas con una óptima salud mental positiva ("Florecientes") experimentan más emociones positivas que negativas, en una relación de tres a uno, esto tiene implicancias favorables en la optimización de la memoria inmediata y el aprendizaje (Fredrickson, 2009, como se citó en Tarragona, 2013)

- **Compromiso (engagement, E):** El segundo factor del modelo PERMA es el compromiso o involucramiento, asociado a las experiencias de "flow" o flujo de la conciencia, así, una persona que está en "flow", se encuentra enfocada y absorta en una actividad, pudiendo llegar a distorsionar la percepción del tiempo, percibiendo que este pasa más rápido de lo normal (Tarragona, 2013). En este sentido, un requisito fundamental para lograr estar en "flow", es poseer los recursos personales suficientes para lograr la meta trazada (Csikszentmihalyi, 2005, como se citó en Tarragona, 2013).
- **Relaciones positivas (relationships, R):** El tercer factor tiene que ver con las relaciones interpersonales. Este factor es necesario, ya que somos seres sociales y se necesitan buenas relaciones con los demás para construir nuestro bienestar. Esto implica también desarrollar habilidades interpersonales que nos permitan generar esta red de protección y de apoyo (Castro, 2020).
- **Propósito (meaning and purpose, M):** Se refiere a la búsqueda del sentido y significado en la vida, lograr trascender, realizando algo que

vaya más allá de uno mismo. Con cada objetivo y meta alcanzada, con cada logro, se va bosquejando el sentido de la existencia (Castro, 2020). En este aspecto, una persona que tiene claro su propósito o misión en la vida, experimentará niveles de bienestar más altos, más involucramiento y satisfacción laboral, y será menos propenso a adquirir conductas no saludables (Steger, 2009, como se citó en Tarragona, 2013).

- **Logro (accomplishment, A):** Este último factor se refiere a desarrollar nuestra autonomía con cada meta y logro alcanzado, de esta forma el auto concepto y la autoestima que tenemos se verá fortalecida. Con cada logro alcanzado se desarrollan al mismo tiempo nuestras habilidades, de tal manera que podemos proponernos metas cada vez más grandes (Castro, 2020). En este sentido, el componente cognitivo resulta fundamental para conseguir el bienestar a través del logro de metas, ya que se debe tener un juicio equilibrado entre las metas que se proponen y los recursos personales que se tienen o se puedan desarrollar (Correa et al., 2016).

2.2.2 Psicometría

La psicometría es una disciplina que tiene como finalidad la construcción de pruebas orientadas a medir y evaluar rasgos y variables psicológicas, teniendo como herramienta principal a la estadística y a las funciones matemáticas (Kaplan, 2010). En este sentido, dos de los conceptos más importantes dentro de la teoría clásica de los test, son la confiabilidad y la validez, las cuales se describen a continuación.

2.2.2.1 Confiabilidad. Toda medición mantiene un margen de error, de tal forma que un valor observado está conformado por un valor verdadero y el

error de medición. En un supuesto en el que no existiera un error de medición, el valor observado y el valor verdadero serían iguales, sin embargo, en la realidad todas las medidas incluyen un margen de error, el cual está directamente relacionado con las técnicas empleadas para medir la variable de interés. En estos términos, existe una relación entre la confiabilidad y el error de medición, puesto que, al reducir el error de medición, el valor obtenido se asemeja más al valor verdadero, incrementándose así la confiabilidad. En este análisis deben considerarse tres características relevantes sobre el instrumento: a) su congruencia o consistencia interna, b) su estabilidad y c) su equivalencia (Argibay, 2006).

2.2.2.1.1 Consistencia interna. Este tipo de confiabilidad se refiere al grado en que los ítems que componen un instrumento se correlacionan entre ellos. En este sentido, al correlacionar ítems que teóricamente componen un mismo constructo, se deberían obtener correlaciones altas, las cuales se traducirían en una alta homogeneidad. Este método puede ser empleado para escalas con alternativas de respuesta dicotómicas y politómicas (ordinales), siendo la fórmula N° 20 de Kuder-Richardson (KR-20) y el coeficiente Alfa de Cronbach (α) las medidas más difundidas (Hogan, 2000). Por otro lado, también existen otras alternativas más convenientes para estimar la confiabilidad, tal es el caso del índice de confiabilidad compuesta (CC, también conocida como coeficiente Omega de McDonald [ω]) y la varianza media extraída (VME) (Fornell & Larcker, 1981).

- **Formula KR-20:** Esta fórmula presentada por Kuder y Richardson (1937), es una de las más antiguas para estimar la confiabilidad de pruebas que emplean alternativas de respuesta de tipo dicotómicas, su variante

equivalente para datos no dicotómicos (politómicos) es el coeficiente Alfa de Cronbach (Foster, 2020). La fórmula 20 de Kuder y Richardson está expresada de la siguiente manera.

$$KR20 = \frac{n}{n-1} \left(1 - \frac{\sum_{j=1}^n p_j(1-p_j)}{\sigma_X^2} \right)$$

Donde:

n es el número de ítems del instrumento (longitud de la prueba).

σ_X^2 es la varianza de la suma de las puntuaciones de la prueba.

P_j es la proporción de respuestas correctas al ítem.

- **Coeficiente Alfa de Cronbach:** Esta prueba presentada por Cronbach (1951), permite estimar la confiabilidad en instrumentos con alternativas de respuesta dicotómicas y politómicas, valiéndose de las covariaciones que se dan entre los ítems de la prueba. Cuando la prueba Alfa de Cronbach es aplicada para analizar respuestas dicotómicas, el valor resultante es idéntico al que se obtendría mediante la fórmula KR-20. Mientras más elevada sea la proporción de covariación en los ítems respecto a la varianza total de la prueba, mayor será el valor del coeficiente alfa de Cronbach (α), por lo cual mayor será también su confiabilidad. Existen diferentes fórmulas para hallar el coeficiente α , la más utilizada es la que emplea el cálculo de varianzas de cada ítem y de la varianza de las puntuaciones totales en el test (Barrios y Cosculluela, 2013), expresada de la siguiente manera.

$$\alpha = \frac{n}{n-1} \left[1 - \frac{\sum_{j=1}^n S_j^2}{S_x^2} \right]$$

Donde:

n es el número de ítems del test (longitud de la prueba).

$\sum_{j=1}^n S_j^2$ es la sumatoria de las varianzas de los ítems.

S_x^2 es la varianza de las puntuaciones totales en la prueba.

Existen varias posturas respecto al valor mínimo aceptable que debe tener este coeficiente. Uno de los autores más citados al respecto, es Nunnally (1978), quien refirió que en etapas iniciales de investigación basta con un valor α igual o mayor a .70, mientras que, en las investigaciones básicas, considerando como principal preocupación al tamaño de las correlaciones y las diferencias en las medias para diferentes tratamientos experimentales, planteó como valor mínimo adecuado un α de .80. Del mismo modo, este autor sugirió que en entornos aplicados en donde se tienen que tomar decisiones importantes, el valor de α no debería ser inferior a .90, siendo el estándar deseable un valor α de .95. Por su parte, Barrios y Coscolluela (2013) proponen que, de forma general, se puede interpretar como una confiabilidad adecuada a los valores α que se encuentren entre .70 y .95.

Este coeficiente es muy sensible a los efectos de muestreo y a la longitud de la escala, especialmente en escalas con pocos ítems (Schrepp, 2020). Debido a esto, algunos autores proponen al coeficiente

Omega (ω) como una alternativa de reporte más preciso de confiabilidad (Ventura-León & Caycho-Rodríguez, 2017).

- **Confiabilidad compuesta / coeficiente omega de McDonald (ω):** Propuesto por Fornell & Larcker (1981) como índice de confiabilidad compuesta, es bastante recomendado en la literatura debido a que trabaja directamente con las cargas factoriales de los ítems, asimismo, su precisión no se ve afectada por el número de ítems ni por incumplimiento del supuesto de tau-equivalencia (igualdad de cargas factoriales en todos los ítems de la escala) (Ventura-León & Caycho-Rodríguez, 2017). Para la interpretación de su valor pueden emplearse los mismos parámetros que se aplican al Alfa de Cronbach (.70 ω .90). Por otro lado, la fórmula para el cálculo de este coeficiente se encuentra en el artículo de Fornell & Larcker (1981) y es la siguiente.

$$\rho_{\eta} = \frac{\left(\sum_{i=1}^p \lambda_{y_i} \right)^2}{\left(\sum_{i=1}^p \lambda_{y_i} \right)^2 + \sum_{i=1}^p \text{Var}(\varepsilon_i)}$$

Donde:

$P_{\eta} = \omega$ (coeficiente omega).

$\Sigma\lambda$ =Suma de las cargas factoriales.

$\Sigma\text{var}(\varepsilon_i)$ = Suma de los errores de medición.

- **Varianza media extraída:** Propuesto inicialmente como un índice para estimar la validez convergente (Fornell & Larcker, 1981), es en esencia una medida de precisión (confiabilidad), pues para su cálculo se consideran, además de las cargas factoriales, los errores de medición, los

cuales proceden de ítems que miden un mismo trazo latente, sin intervención de una variable externa, representando la varianza que el factor latente explica en promedio (Valentini & Damásio, 2016). Respecto a su interpretación, se recomienda un valor mínimo .50, pues este reflejaría que, en promedio, el 50% de la varianza se explica por la estructura factorial latente (Fornell & Larcker, 1981; Hair et al. 2014). La fórmula para su cálculo, tal como la proponen Fornell & Larcker (1981), se muestra a continuación.

$$R_{vc(\eta)} = \frac{\sum_{i=1}^p \lambda_{yi}^2}{\sum_{i=1}^p \lambda_{yi}^2 + \sum_{i=1}^p \text{Var}(\epsilon_i)}$$

Donde:

$R_{vc}(\eta)$ = VME (Varianza media extraída).

$\sum \lambda^2$ = Suma de las cargas factoriales elevadas al cuadrado.

$\sum \text{Var}(\epsilon_i)$ = Suma de los errores de medición.

2.2.2.1.2 Medida de estabilidad. Este método, conocido como test-retest, consiste en aplicar el mismo instrumento en dos o más ocasiones a las mismas personas y en situaciones similares, después de un periodo de tiempo (Hernández, Fernández y Baptista, 2014). El indicador de confiabilidad es establecido en base a la correlación que se da entre las medidas realizadas, correlaciones altas reflejan una buena congruencia entre ambas medidas y por ende una buena confiabilidad también.

Generalmente se emplea el coeficiente r de Pearson para analizar la confiabilidad test-retest (Barrios y Cosculluela, 2013), sin embargo, puede

empelarse también el índice de correlación intraclase (ICC), que en combinación con otros estadísticos [error estándar de la media (SEM), mínimas diferencias (MD), análisis de la varianza de medidas repetidas (ANOVA MR)] permite un mayor nivel de interpretación de los resultados, en términos de precisión y aplicabilidad (Baena-Morales, Bautista, Chiroso-Ríos, Chiroso-Ríos, Martín-Tamayo y García-Moreno, 2016; Aldridge, Dovey y Wade, 2017).

Uno de los principales inconvenientes de este método, es la falta de control que se tiene sobre los factores que puedan distorsionar las puntuaciones de los sujetos en las administraciones posteriores. Esto implica determinar de una forma adecuada el intervalo de tiempo que se tomará entre cada medida, considerando que este no sea muy corto para que los sujetos no recuerden los ítems, ni muy largo para evitar que cambios evolutivos o circunstanciales en la variable medida (Barrios y Coscolluela, 2013).

2.2.2.1.3 Equivalencia de medidas / formas paralelas. Consiste en calcular un coeficiente de correlación entre las puntuaciones derivadas de la aplicación de dos formas paralelas de una prueba que mide el mismo constructo, considerando la magnitud de errores de medida entre ambas formas. El nivel de confiabilidad resultante está directamente relacionado con el grado de equivalencia entre ambas pruebas, conocido también como coeficiente de equivalencia. En este sentido, uno de los principales inconvenientes de este método es que resulta difícil construir dos o más pruebas con ítems emparejados que midan equivalentemente la misma variable (Barrios y Coscolluela, 2013).

2.2.2.2 Validez. La validez, entendida como un concepto unitario, es el grado en que la interpretación y el uso de las puntuaciones de la aplicación de

una prueba son apoyadas por evidencia empírica y teórica, dejando de lado la definición tradicional en la cual la validez era una característica propia del instrumento de medición (AERA, APA & NCME, 2014). De esta manera, la validez es alimentada por 5 evidencias basadas en: 1) el contenido; 2) el proceso de respuesta; 3) la estructura interna; 4) la relación con otras variables y 5) las consecuencias de la aplicación de la prueba. A continuación, se describe brevemente cada una de ellas.

2.2.2.2.1 Evidencia de validez basada en el contenido. Tiene que ver con el grado en que los ítems de una prueba están relacionados con el constructo que se pretende medir. Esta evidencia de validez es recabada durante el proceso de construcción de la prueba (Barrios y Cosculluela, 2013, p. 147), como paso previo a la aplicación de la versión final del instrumento. Para documentar esta evidencia el método más usado es emplear expertos que califiquen la congruencia de los ítems con lo que pretenden medir, usando para este propósito escalas dicotómicas o tipo Likert (Sireci & Faulkner-Bond, 2014).

- **Coeficiente V de Aiken:** Para cuantificar las valoraciones de los jueces se suele emplear el coeficiente V de Aiken (Aiken, 1980) e interpretar su significancia estadística mediante la tabla de probabilidades de cola derecha (p) para valores resultantes de los coeficientes de validez V , considerando el número de categorías de calificación y el número de expertos (Aiken, 1985). Los intervalos de confianza del coeficiente V pueden calcularse mediante el programa RStudio (Ventura-León, 2019).

2.2.2.2.2 Evidencia de validez basada en el proceso de respuesta. Es el ajuste entre el constructo que se desea medir y los procesos que intervienen

(leer, entender, pensar, etc.) para resolver los ítems que componen la prueba. Para recopilar este tipo de evidencias de validez, se puede emplear como herramienta a las entrevistas cognitivas, usadas para entender como las personas resuelven y comprenden el ítem, retienen la información que ellos consideran relevante y la aplican para responder el ítem (Barrios & Cosculluela, 2013, p. 150-153; Carrillo, et al., 2020).

2.2.2.2.3 Evidencia de validez basada en la estructura interna. Analiza la congruencia entre los ítems que miden un constructo y la estructura teórica que subyace de su definición (Barrios & Cosculluela, 2013, p. 145). Existen tres elementos básicos que conforman la estructura interna: a) Dimensionalidad, analizada comúnmente mediante un Análisis Factorial exploratorio y/o confirmatorio (Carrillo, et al., 2020), mediante los cuales se puede verificar el número de factores latentes con sus respectivas cargas factoriales, así como el nivel de ajuste con el modelo teórico; b) Invarianza de Medición, que obedece a la independencia de las propiedades de los ítems que componen una prueba, al aplicarla a diferentes grupos de comparación, como por ejemplo: según el sexo, rangos de edad, procedencia, etc.; y c) confiabilidad, relacionada a la consistencia/reproducibilidad de los resultados luego de administrar la prueba en repetidas ocasiones (Rios & Wells, 2014).

Desde que Spearman (1904) presentó su modelo factorial para medir la inteligencia, a principios del siglo XX, esta técnica se ha ido perfeccionado y es en la actualidad, el método multivariante más utilizado y difundido en la psicometría en la construcción y validación de pruebas psicológicas (Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010; Fernández, 2015; Ledesma, et al., 2019).

- **Análisis factorial exploratorio (AFE):** Es empleado para analizar las relaciones entre un conjunto grande de variables y determinar si este puede resumirse en uno menor, denominados factores latentes (Matos & Rodrigues, 2019). En el AFE el investigador analiza los datos de la prueba sin tener especificada una hipótesis acerca de su estructura y son más bien los datos los que indican el número adecuado de factores y la forma en que los ítems se distribuyen en ellos, permitiendo identificar aquellos que son más representativos en cada factor. De esta manera, en esta técnica exploratoria se utiliza un razonamiento inductivo (a posteriori) para determinar un modelo factorial a partir de las puntuaciones de la prueba (Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010; Fernández, 2015; Matos & Rodrigues, 2019).

La adecuada aplicación de un AFE está relacionada directamente con el diseño empleado, el cual debe permitir demostrar las bondades del estudio, así como su generalizabilidad. De esta manera, Lloret-Segura (2014) toma en cuenta tres aspectos principales que le dan robustez del diseño: la selección y tratamiento de los ítems, el tamaño de muestra y el número de ítems por factor.

- **Selección de ítems:** Evitar omitir características relevantes del constructo que se está midiendo, ya que esto afecta a la varianza común de forma negativa y no se podrá obtener factores con saturaciones fuertes ni una estructura claramente definida. De igual manera, los ítems irrelevantes o redundantes generan factores comunes adicionales que son difíciles de interpretar (Lloret-Segura, 2014).

- **Tamaño de muestra en el análisis factorial:** Dentro del Análisis Factorial (AF) está incluido el Análisis Factorial Exploratorio (AFE) y el Análisis Factorial Confirmatorio (AFC), entendidos como dos polos que forman parte de un continuo, el cual se inicia explorando una solución factorial para posteriormente ponerla a prueba mediante diferentes índices de bondad de ajuste, de tal manera que, ambos métodos buscan comprender la varianza de las variables observadas (ítems) a través del estudio de las varianzas de las personas (respuestas) (Lloret-Segura, 2014; Almaleki, 2021).

Cuando se recurre a la literatura para estimar un óptimo tamaño de muestra para la realización de un AF, se encuentran diversas sugerencias que pueden basarse, por ejemplo, sobre un mínimo valor absoluto de casos y ratios de personas-ítems. Considerando este aspecto, diversos autores proponen que como mínimo un AF debe incluir 100 casos con proporciones de personas-ítems entre 5:1 y 10:1 (Everitt, 1975; Streiner, 1994; Hair, et al., 2005, p. 98; Hair, et al., 2010, Cap. Exploratory Factor Analysis, Sample size, párrafo 1; Méndez & Rondón, 2012). Por su parte, Pasquali (1999, p. 56) refiere que para la realización de un AF deben considerarse como mínimo 200 casos con proporciones de personas-ítems entre 5:1 y 10:1.

De forma similar, para calificar el tamaño de muestra que se emplea en un AF, Comrey & Lee (1992, p. 217) recomendaron la siguiente escala: 50, muy pobre; 100, pobre; 200, regular; 300, bueno; 500, muy bueno; y 1000 o más, excelente.

Por otro lado, hay estudios que consideran la naturaleza de los datos y la configuración del instrumento (cargas factoriales, comunalidades, número de factores y número de ítems por factor) al momento de determinar cuál sería el tamaño mínimo de muestra requerido. En este sentido, Guadagnoli & Velicer (1988) indicaron que el número mínimo de casos a estimar en un AF, está relacionado con las saturaciones factoriales, en los siguientes términos: 4 o más cargas factoriales superiores a .60 ($n =$ no hay mínimo); 10 o más cargas mayores a .40 ($n \geq 150$); algunas cargas bajas ($n \geq 300$). Asimismo, MacCallum, et al. (1999) mediante un estudio de simulación de Monte-Carlo, encontraron que, a medida que disminuyen las comunalidades, aumenta la importancia del tamaño de la muestra, en razón a esto, sugirieron que se estime el número de casos en base a: comunalidades mayores a .6 ($n < 100$); comunalidades alrededor de .5 ($100 \leq n \leq 200$); pocos factores, con solo 3 o 4 ítems por factor y comunalidades bajas ($n \geq 300$); comunalidades muy por debajo de .5 ($n > 500$). Siguiendo esta línea, Hair, et al. (2014, p. 574) recomendaron establecer el número mínimo de muestra considerando tres aspectos del modelo: número de constructos (factores), ítems por constructo y comunalidades. De tal forma que: modelos con 5 o menos constructos, con más de 3 ítems cada uno y comunalidades de .6 o más ($n \geq 100$); modelos con 7 o menos constructos, con comunalidades en torno a .5 y sin constructos subidentificados ($n \geq 150$); modelos de 7 o menos constructos, con comunalidades menores a .45 y/o menos de 3 constructos subidentificados ($n \geq 300$); y modelos con muchos

constructos, con algunas comunalidades bajas y/o con menos de 3 ítems ($n \geq 500$).

Complementando lo anterior, Almaleki (2021) empleó simulaciones de Monte-Carlo para verificar la estabilidad de los modelos considerando las comunalidades, número de ítems por factor, número de personas por ítem, así como sus efectos combinados, encontrando que tanto la relación variable-factor como la de personas-ítem presentaron asociaciones estadísticamente significativas ($p < .001$) con la estabilidad de la estructura y la solución factorial. Según esto, cuando la relación variable-factor en el instrumento es de 4:1, se requiere una relación de personas-ítem de 16:1 o más; y cuando la relación variable-factor es de 7:1 o 10:1, se requiere una relación de personas-ítem de 32:1 o más para lograr una precisión en la solución factorial y estabilidad del modelo.

- **Número de ítems por factor:** A más ítems con indicadores que midan de forma precisa un factor, mayor será también la probabilidad de obtener un factor definido y una solución estable (Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010). Por otro lado, las pruebas con pocos ítems tienen la facilidad de poder incorporarse a otras medidas y ser aplicadas varias veces a lo largo del tiempo, aunque su confiabilidad se vea afectada por la corta longitud de la prueba (Widaman, et al., 2011, p. 47, 57-58; Butler & Kern, 2016). En este sentido, algunos autores plantean un número mínimo de 3 ítems (indicadores) para que un factor sea considerado y representado de forma óptima, cuando se tiene como mínimo 200 casos para el estudio (Bollen, 1989, p. 244; Little et al., 1999; Fabrigar, et al., 1999; Boomsma &

Hoogland, 2001; Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010; Morales, 2013, p. 6; Lloret-Segura, et al., 2014).

Numerosos estudios optan por un AF para estimar la evidencia de validez referida a la estructura interna en instrumentos recién contruidos o que están en proceso de adaptación, no obstante, algunos muestran desaciertos sobre todo en su etapa aplicativa (Ledesma, et al., 2019). Los procedimientos que se elijan para obtener la matriz de asociación, el número de factores a extraer, así como los métodos extracción y rotación de factores, son decisiones que determinarán una estructura factorial coherente con la naturaleza de los datos.

- **Matrices de asociación:** Se debe considerar la distribución y el número de alternativas de respuestas de los ítems. De esta manera, ítems con 5 o más alternativas de respuesta y que posean distribuciones aproximadamente normales, pueden ser tratadas mediante una matriz de correlación de Pearson, por otro lado, si las distribuciones de sus puntuaciones son no normales y/o el número de alternativas de respuesta es menor a 5, lo recomendable es tratar los datos considerando su naturaleza ordinal, utilizando la matriz de correlaciones policóricas para ítems politómicos y correlaciones tetracóricas para ítems dicotómicos. (Lloret-Segura, et al., 2014).
- **Adecuación de los datos (Bartlett y KMO):** Antes de proceder con la extracción de los factores, debe analizarse si la matriz de datos es propicia para ser factorizada, y precisar si el AF es la técnica más conveniente para determinar factores subyacentes dentro de un conjunto de variables.

En este sentido, los dos métodos más utilizados para este propósito son la prueba de Esfericidad de Bartlett (Bartlett, 1950) y la prueba de Kaiser-Meyer-Olkin conocida como KMO (Kaiser, 1970).

Lo que se busca con la prueba de Esfericidad de Bartlett es determinar si la matriz de correlaciones en los datos es significativamente diferente de la matriz de identidad. Este método emplea para su cálculo la prueba Chi-cuadrado, que debe ser estadísticamente significativa ($p < .05$) para poder afirmar que la matriz de correlaciones no es una matriz de identidad. Para interpretaciones adecuadas de esta prueba, es importante realizar un análisis previo orientado a identificar posibles variables que correlacionen muy bajo con otras y así evitar que la significancia de la prueba se vea afectada, por otro lado, cuando la matriz presenta correlaciones muy altas (multicolinealidad; $r > .8$) se dificulta distinguir la contribución de cada ítem sobre un factor específico. Una forma práctica de detectar la no multicolinealidad en los datos es verificar que el determinante de la matriz R sea mayor a 0.00001 (Field, et al., 2012, p. 770-771; Matos & Rodrigues, 2019).

En cuanto a la prueba KMO, se emplea para determinar en qué medida las puntuaciones en cada una de las variables se pueden predecir a partir de las demás (Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010). Esta prueba presenta valores que fluctúan entre 0 y 1, siendo aquellos cercanos a la unidad los que representan una mejor adecuación de los datos, valores entre .70 y .79 son interpretados como una adecuación suficiente de los datos al AF, mientras que valores de .80 a más reflejan una adecuación

satisfactoria (Kaiser, 1974; Lloret, et al., 2014; Lloret, et al., 2017; Matos & Rodrigues, 2019, p. 51-52).

Tanto la prueba KMO como el determinante se basan en una matriz definida positiva, sin la cual estos valores no podrían ser calculados (Field, et al., 2012, p. 773).

- **Métodos de estimación (extracción):** En algunos estudios se ha reportado la utilización del método de Análisis de componentes principales (PC) para estimar el modelo factorial. Sin embargo, este método considera únicamente a la varianza total que se da entre las puntuaciones, sin tener en cuenta la varianza común ni la varianza de error, lo cual conlleva equivocadamente a estimaciones sesgadas (cargas factoriales altas) y sobreestimación de la dimensionalidad de la solución obtenida (Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010; Ledesma, et al., 2019).

Considerando la matriz de correlaciones empleada (Pearson o Policórica), así como la cantidad y distribución de los ítems, los métodos de estimación más empleados son:

Para matriz de correlaciones de Pearson: El método de Máxima Verosimilitud (ML), recomendado para variables continuas (ítems con 5 o más categorías de respuesta), utiliza la matriz de correlación producto-momento de Pearson, cuya viabilidad se basa en cumplir razonablemente con el supuesto de normalidad multivariable, homocedasticidad e independencia de los residuos. Cuando no se cumple con el supuesto de normalidad se puede utilizar el método de Máxima Verosimilitud Robusto (RML), que emplea para su cálculo una matriz de covarianzas asintóticas,

necesaria cuando los datos no cumplen con los supuestos de normalidad (Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010; Flora, et al., 2012; Lloret-Segura, et al., 2014; Morata, 2017; Ledesma, et al., 2019).

Para matriz de correlaciones policóricas: Cuando las variables son categóricas (ítems ordinales), no se ajustan a una distribución normal multivariable y se basan en una matriz de correlaciones policóricas, se puede emplear el método de distribución libre asintótica denominado Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS), ya que los resultados obtenidos por este método no sufren alteraciones sustanciales cuando se violan los supuestos de normalidad, sin embargo, requiere de una muestra grande, superior a 200 casos (Mascaray, 2012, p.98-99; Freiberg, et al., 2013). Si se presentan errores heterocedásticos a causa de valores atípicos (outliers), se puede recurrir al método de Mínimos Cuadrados Ponderados Robusto (RWLS), pues ha demostrado ser menos sensible a este tipo de datos y, a diferencia de los métodos de distribución libre asintótica, no requiere de muestras grandes (Midi et al., 2009; Freiberg, et al., 2013; Rasheed, et al., 2014; Ledesma, et al., 2019).

Por otro lado, en presencia de matrices no positivas definidas y soluciones imprecisas se aconseja el uso del método de Mínimos Cuadrados no Ponderados (ULS), pues su aplicación no depende de matrices positivas definidas ni de supuestos de normalidad, siendo uno de los métodos más recomendados por su buen funcionamiento cuando la muestra es pequeña y el número de variables es grande, sobre todo cuando el número de factores en el modelo es pequeño y se cuentan con pocos ítems por cada factor, evitando además los casos Heywood

(saturaciones mayores a 1 y varianzas de error negativas) que se presentan con más frecuencia con otros métodos de estimación. (Babakus, et al., 1987; Flora, et al., 2012; Freiberg, et al., 2013; Lloret-Segura, et al., 2014). Además, cuando se trabaja con modelos complejos y/o no se alcanza el tamaño de muestra necesario para emplear el método WLS, se puede optar por el método de Mínimos Cuadrados no Ponderados Robusto (RULS), en donde se emplea una matriz de covarianzas asintóticas (al igual que en los métodos RML y WLS), calculada a partir de la matriz de correlaciones policóricas. El método RULS ha demostrado ser mucho más ventajoso que el resto de métodos mencionados anteriormente, ya que su utilización reduce la probabilidad de rechazar modelos bien especificados e incrementa la probabilidad de rechazar modelos mal especificados, independientemente del número de factores, número de categorías de respuesta, asimetría de los elementos o tamaño muestral. (Yang-Wallentin, et al., 2010; Morata-Ramírez, et al., 2015; Morata-Ramírez, 2017, p. 15-16; Holgado-Tello, et al., 2018).

- **Métodos de retención:** Es la fase más determinante de todas, ya que a través de ella se decidirá el número de factores comunes necesarios para explicar las relaciones entre las variables, así como la composición de cada factor, en este sentido, una sobreestimación o subestimación del número de factores retenidos imposibilita la reproducción e interpretación adecuada de los resultados (Damásio, 2012; Lloret, et al., 2014).

Se desaconseja el uso de los métodos clásicos como el K1 propuesto por Kaiser (1960), basado en retener factores con eigenvalues

(autovalores) mayores a 1, pues se inclina a sobreestimar el número de factores por causa del error muestral, incluso a subestimarlos; o el gráfico de sedimentación (Scree plot) de Cattell (1966), que es la representación gráfica de los autovalores y funciona adecuadamente cuando los factores están bien definidos, sin embargo, tiende a interpretaciones subjetivas cuando el punto de corte no está identificado claramente (Fabrigar, 1999; Ledesma & Valero-Mora, 2007; Damásio, 2012; Lloret, et al., 2014).

A continuación, se describen brevemente dos de los métodos más usados actualmente, que han demostrado buenos resultados para la determinación del número de factores a retener: el Promedio Mínimo Parcial (MAP) y el Análisis Paralelo (Parallel Analysis, PA).

Promedio mínimo parcial (MAP): Este método propuesto por Velicer (1976), corresponde a la realización sucesiva de análisis de componentes principales, en los cuales se calcula la raíz media cuadrática de las correlaciones parciales al eliminar el componente correspondiente y los anteriores, cuando se logra la mínima correlación parcial media cuadrática, la matriz residual se asemeja a una matriz de identidad y ya no se extraen más componentes, siguiendo este criterio, cada componente retenido tendrá al menos 2 ítems con cargas altas (Zwick & Velicer, 1986; Hayton, et al., 2004; Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010). Empleando simulaciones de Monte-Carlo, el método MAP demostró ser el más adecuado para la retención de factores, en comparación con los métodos K1 y Scree plot (Zwick & Velicer, 1986).

Análisis paralelo (parallel analysis): Desarrollado por Horn (1965), es un procedimiento estadístico de simulación Monte-Carlo, que consiste en generar de forma aleatoria un conjunto hipotético de matrices de correlación de variables, teniendo como referencia el mismo número de variables y de casos reales. Se comparan los autovalores de la matriz empírica con los de la matriz construida aleatoriamente (matriz paralela), así, un factor es considerado significativo si el autovalor obtenido es mayor a la media de los autovalores obtenidos por las matrices paralelas (O'connor, 2000; Ledesma & Valero-Mora, 2007; Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010; Damásio, 2012).

- **Métodos de rotación:** Las rotaciones factoriales consisten en rotar (girar) los ejes factoriales en grados diferentes hasta obtener una redistribución de la varianza de los ítems en cada factor, maximizando las cargas en algunos factores o de preferencia en solo uno, con el fin de facilitar la interpretación de la solución obtenida (Méndez & Rondón, 2012; Damásio, 2012). Estas rotaciones pueden clasificarse en Ortogonales y en Oblicuas, siendo las primeras las más utilizadas en la práctica (Ledesma, Ferrando & Tosi, 2019).

Rotaciones ortogonales: Produce factores teóricamente no correlacionados, es decir, factores independientes entre sí (ortogonales). Los métodos de rotación ortogonales más conocidos son Quartimax, Varimax y Equamax, siendo el método Varimax uno de los más populares y utilizados (Hair, et al., 2005, p. 106; Ledesma, Ferrando & Tosi, 2019; Matos & Rodrigues, 2019, 35). En el método Quartimax, lo que se busca es que cada ítem presente carga alta en un factor y carga muy baja en el

resto de factores extraídos, este método minimiza el número de factores para facilitar la interpretación de las variables, sin embargo, esto tiende a generar un solo factor general con cargas altas, lo cual no va acorde con la finalidad de una rotación. Por otro lado, el método Varimax se centra en minimizar el número de variables que presentan cargas altas en cada factor, evitando que un único factor tenga muchas variables y así lograr grupos de factores más interpretables. Por último, el método Equamax combina ambos criterios (unifactorial / multifactorial), al minimizar el número de factores necesarios para explicar una variable, así como el número de variables con cargas altas en un solo factor, logrando soluciones intermedias. (Hair, et al., 2005, p. 106; Damásio, 2012; Lloret, et al., 2014; López-Aguado & Gutiérrez-Provecho, 2019).

Rotaciones oblicuas: Se aplican cuando no se supone a priori la independencia teórica entre los factores. Los dos métodos tradicionales más importantes son Promax y Oblimin (Field, et al., 2012, p. 767; Matos & Rodrigues, 2019, p. 38).

De esta manera, Promax es un procedimiento computacionalmente más rápido que Oblimin y está diseñado especialmente para trabajar con bancos de datos muy grandes, este método parte de una solución ortogonal para construir analíticamente una matriz, generando una estructura factorial que se asemeja lo más posible a una estructura ideal. Por otro lado, Oblimin es el método más utilizado en este tipo de rotaciones, calcula la oblicuidad de los factores en función del parámetro Delta (que presenta valores entre 0 y 1). Los valores Delta más

recomendables para obtener soluciones simples e interpretables con este parámetro son 0 y .5 (Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010; Field, et al., 2012, p. 767; López-Aguado & Gutiérrez-Provecho, 2019; Matos & Rodrigues, 2019, p. 38).

Cabe resaltar que este tipo de rotaciones son ideales cuando las correlaciones entre los factores son sustanciales, no obstante, si las correlaciones interfactor son menores a .30 o .20 lo más recomendable es realizar un segundo análisis con una rotación ortogonal, para luego comparar ambas soluciones. Si las soluciones obtenidas fueran parecidas, se sugiere trabajar de forma provisional con la solución ortogonal (Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010). De forma similar, si no existe una relación real entre los factores, las rotaciones oblicuas darán como resultado soluciones ortogonales (Watkins, 2018).

- **Análisis factorial confirmatorio (AFC):** Es un caso particular de Modelos de Ecuaciones Estructurales (SEM). Lo que se busca con esta técnica es corroborar modelos teóricos empleando un razonamiento deductivo, ya que se establecen hipótesis a priori sobre la estructura factorial de un determinado constructo, esto implica conocer la relación que se da entre los factores latentes y como estos influyen sobre las variables medidas (Catena, et al., 2003, p. 356, 403; Matsunaga, 2010; Ferrando & Anguiano-Carrasco, 2010; Morata-Ramírez, 2017, p. 5).

Tanto el AFE como el AFC buscan comprender la varianza de los indicadores en las variables medidas a través del estudio de la varianza de las personas (Almaleki, 2021). La diferencia radica en que el AFE se

aplica en etapas previas como parte del proceso de construcción de instrumentos de medición y de constructos, mientras el AFC se da en etapas posteriores, cuando ya se cuenta con un modelo teórico especificado e información empírica que lo respalda (Fernández, 2015).

- **Índices de ajuste:** Una vez obtenidas las estimaciones mediante el AFC, es necesario validar el ajuste del modelo y especificar si este es favorable para explicar los datos observados (Catena, et al., 2003, p. 357). Para ello recurrimos a los índices de bondad de ajuste, dentro de los más empleados tenemos: al índice de razón de Verosimilitud (X^2), RMR, SRMR, RMSEA, NFI; NNFI (o TLI), CFI, GFI y AGFI.

Razón de verosimilitud (X^2): Mediante este índice determina si el modelo propuesto por el AFC se ajusta o no al modelo empírico, existiendo únicamente esas dos posibles interpretaciones. Con esta prueba se espera que la hipótesis nula sea aprobada ($p > .05$) para poder afirmar que existe un buen ajuste del modelo. De igual manera, se recomienda comparar la magnitud de este índice con los grados de libertad (X^2/df), esta relación debe ser lo más pequeña posible, como referencia, valores entre 2 y 3 reflejan un ajuste bueno y aceptable, respectivamente (Schermelleh-Engel, et al., 2003; León & Fachel, 2011, p. 27; Morata-Ramírez, 2017, p. 16; Karakaya-Ozyer & Aksu-Dunya, 2018).

Raíz de la media cuadrática residual (RMR): Evalúa el ajuste del modelo mediante el valor residual promedio que se da entre las matrices de covarianzas de los datos de la muestra y el modelo teórico. De esta

manera, valores cercanos a 0 indican un buen ajuste, siendo el tope máximo un valor de .06 para considerar un ajuste aceptable del modelo propuesto (Morata-Ramírez, 2017, p. 22; Karakaya-Ozyer & Aksu-Dunya, 2018). Este índice depende de la escala de categorías en las variables dependientes, de tal manera que, si existen ítems con diferentes categorías de respuesta se dificultaría su interpretación, siendo más recomendable en estos casos el uso del SRMR (León & Fachel, 2011, p. 29; Morata-Ramírez, 2017, p. 22).

Raíz de la media cuadrática residual estandarizada (SRMR): Es la versión estandarizada del RMR y, a diferencia de este, trabaja con una matriz de correlaciones. Como regla general, un valor de .1 o superior, nos da indicios de un mal ajuste del modelo, mientras que un valor de .08 o menos hacen referencia a un modelo aceptable (Hair, et al., 2014, p. 579; Morata-Ramírez, 2017, p. 22; Karakaya-Ozyer & Aksu-Dunya, 2018).

Error de la raíz cuadrada media de aproximación (RMSEA): En la práctica es inviable aceptar la hipótesis nula que plantea un “ajuste exacto” del modelo teórico y tiene una probabilidad muy alta de ser rechazada si se trabaja con muestras muy grandes (Schermelleh-Engel, et al., 2003). Por este motivo, en el RMSEA la hipótesis nula plantea más bien un “ajuste cercano” del modelo con la covarianza poblacional, en vez de un “ajuste exacto”. En términos prácticos, valores RMSEA de .05 o menos indican un buen ajuste del modelo, es decir, que existe una aproximación bastante buena del modelo teórico en la población, por otro lado, para muestras menores a 250 casos se espera un RMSEA menor a

.08 y para muestras mayores a 250 casos un RMSEA de .07 o menos (Schermelleh-Engel, et al., 2003; Hair, et al., 2014, p. 584; Morata-Ramírez, 2017, p. 19; Karakaya-Ozyer & Aksu-Dunya, 2018).

Índice de ajuste normalizado (NFI): Este índice fue presentado por Blender y Bonett (1980) y se basa en analizar la bondad del ajuste comparando el valor X^2 del modelo de estudio con el valor del X^2 de un modelo nulo. Cuando los valores X^2 en ambos modelos son iguales, entonces el valor del NFI es igual a 0, por otro lado, suponiendo que el valor X^2 en el modelo nulo sea igual a 0, el valor del NFI sería 1, lo cual indicaría un ajuste perfecto del modelo de estudio por sobre el modelo nulo (Schermelleh-Engel, et al., 2003; Hooper, et al., 2008). El NFI presenta valores entre 0 y 1, los valores más cercanos a la unidad reflejan el mejor ajuste, se recomienda un valor NFI de .90 o más para considerar un ajuste aceptable (Bentler & Bonett, 1980; Schermelleh-Engel, et al., 2003; Karakaya-Ozyer & Aksu-Dunya, 2018). Este índice es sensible al tamaño muestral y tiende a arrojar valores muy bajos cuando se trabaja con muestras pequeñas ($n < 200$) (Bentler, 1990; Hooper, et al., 2008).

Índice de ajuste no-normalizado (NNFI / TLI): Conocido también como TLI (Índice de Tucker-Lewis), fue propuesto por Tucker y Lewis (1973) como herramienta para el AFE y luego adaptado al análisis de estructura de covarianza por Bentler y Bonett (1980). Desarrollado para contrarrestar la desventaja de susceptibilidad ante muestras pequeñas del índice NFI, por tal razón, ambos índices son conceptualmente similares, ya que comparan el valor X^2 del modelo de estudio con el X^2 de un modelo

nulo, sin embargo, el NNFI es un índice no normalizado, en consecuencia, puede presentar valores negativos o incluso mayores a 1. (Bentler, 1990; Hair, et al., 2014, p. 580; Cangur & Ercan, 2015; Shi, et al., 2019). Se caracteriza por penalizar con un ajuste bajo a los modelos menos restrictivos, mientras que los modelos más restrictivos (parsimoniosos) son retribuidos con un ajuste alto (Schermeleleh-Engel, et al., 2003). En cuanto a su interpretación, considerando un modelo conformado por 13 a 29 variables, se sugiere un valor mínimo NNFI de .95 si la muestra fuera menor a 250 casos y un NNFI de .92 o más para muestras mayores (Hooper, et al., 2008; Hair, et al., 2014, p. 584).

Índice de ajuste comparativo (CFI): Es una versión mejorada del índice NFI presentado por Bentler (1990), ya que corrige el problema de subestimación del ajuste ante de presencia de pocos casos (Schermeleleh-Engel, et al., 2003). De esta manera, el CFI no es afectado por muestras pequeñas y al igual que en el NFI, en el modelo nulo se asume que todas las variables latentes no están correlacionadas, luego este modelo es comparado con la matriz de covarianza de la muestra (Schermeleleh-Engel, et al., 2003; Hooper, et al., 2008; Hair, et al., 2014, p. 580; Cangur & Ercan, 2015). Presenta valores de 0 a 1, valores próximos a la unidad indican un buen ajuste del modelo, en este sentido, se considera un ajuste aceptable a partir de un valor CFI de .95 (Schermeleleh-Engel, et al., 2003; Hooper, et al., 2008; Karakaya-Ozyer & Aksu-Dunya, 2018; Shi, et al., 2019).

Índice de bondad de ajuste (GFI): Presentado por Jöreskog y Sörbom (1982) como una alternativa a la prueba X^2 . Mide la cantidad relativa de varianzas y covarianzas de la matriz de covarianza empírica que se predice en función de la matriz de covarianzas subyacente al modelo, de tal forma que puede determinarse en qué medida el modelo propuesto puede replicar la matriz de covarianzas de la muestra (Schermelleh-Engel, et al., 2003; Hooper, et al., 2008; Morata-Ramírez, 2017, p. 23). El GFI normalmente presenta valores de 0 a 1, aunque en algunas ocasiones puede presentarse un GFI negativo y tiende al sesgo ascendente cuando la muestra o el número de parámetros es grande, valores iguales a 1 reflejan un ajuste perfecto y se considera un buen ajuste a partir de .90 (Bentler & Bonett, 1980; Schermelleh-Engel, et al., 2003; Karakaya-Ozyer & Aksu-Dunya, 2018; Hooper, et al., 2008).

Índice de bondad de ajuste ajustado (AGFI): Como su nombre lo indica, este índice fue desarrollado para ajustar el sesgo del GFI ante la complejidad del modelo, ajustando los grados de libertad en función del número de parámetros, de esta manera, se premia a los modelos menos complejos con menos parámetros y se castigan a los modelos más complejos, en virtud de la parsimonia (Schermelleh-Engel, et al., 2003; Hooper, et al., 2008; Hair, et al., 2014, p. 581; Morata-Ramírez, 2017, p. 24). Al igual que el GFI, el AGFI presenta, por lo general, valores entre 0 y 1, sin embargo, ante una muestra grande en combinación con un pequeño número de grados de libertad en el modelo objetivo, se puede obtener un AGFI negativo. A modo de referencia, valores AGFI de .90 o

más, representan un buen ajuste del modelo (Schermelleh-Engel, et al., 2003; Hooper, et al., 2008).

2.2.2.2.4 Evidencia de validez basada en la relación con otras variables. Se basa en la relación que se da entre los puntajes de la prueba estudiada y otras pruebas que midan o no el mismo constructo u otras variables externas al instrumento de medición. La prueba estadística más empleada para este estudio es el coeficiente r de Pearson, para variables cuantitativas, sin embargo, también pueden aplicarse la prueba rho de Spearman Brown, Biserial puntual, Biserial, phi, Tetracórica, etc., según sea la naturaleza de los datos en las variables a relacionar (Barrios & Cosculluela, 2013, p.166). De esta manera, las relaciones pueden ser convergentes, cuando se correlacionan puntuaciones que miden el mismo constructo o, discriminantes (divergentes), cuando las puntuaciones entre las pruebas correlacionadas miden constructos diferentes. La matriz de correlaciones que se da entre los puntajes de diferentes pruebas se denomina matriz multirasgo-multimétodo (Carrillo, et al., 2020; Barrios & Cosculluela, 2013, p. 171).

2.2.2.2.5 Evidencia de validez basada en las consecuencias de la aplicación de la prueba. Los resultados de la aplicación de una prueba pueden generar un impacto (positivo o negativo) sobre los diferentes tipos de personas que la resuelven. Esto conlleva sopesar la gravedad de interpretar posibles falsos positivos o falsos negativos de una prueba, considerando ambos tipos de errores en la estimación diferencial de sus consecuencias. Del mismo modo, esta evidencia de validez guarda relación con la adecuada aplicación de la prueba, considerando la finalidad para la cual ha sido creada y no emplearla con otros

propósitos que pueden decantar en beneficios particulares o perjudicar ciertos grupos de personas o entidades (Carrillo, et al., 2020).

2.3 Definición de términos

Salud mental: Estado de bienestar en el que la persona conoce sus capacidades, logra afrontar al estrés de la vida cotidiana y trabaja de forma productiva, contribuyendo de esta manera al desarrollo de su comunidad (OMS, 2013).

Salud mental Positiva (SMP): Estado dinámico y óptimo de funcionamiento psicosocial que proviene del buen funcionamiento de las emociones positivas, compromiso, relaciones positivas, propósito y logro (Seligman, 2011; Butler & Kern, 2016).

Confiabilidad: Grado en que la aplicación repetida de un instrumento produce resultados consistentes y coherentes (Hernández, Fernández y Baptista, 2014).

Validez: es el grado en que la interpretación y el uso de las puntuaciones de la aplicación de una prueba son apoyadas por evidencia empírica y teórica (AERA, APA & NCME, 2014).

Validación: Proceso que consiste en adaptar culturalmente un instrumento al medio donde se quiere administrar, incluyendo la comprobación de sus características psicométricas como: fiabilidad, validez, sensibilidad y factibilidad (Carvajal, et al., 2011).

Análisis factorial exploratorio (AFE): Es un tipo de análisis multivariante de interdependencia, empleado para la reducción de dimensiones, que busca

descubrir factores latentes en un conjunto de variables (López-Aguado y Gutiérrez-Provecho, 2019).

Análisis factorial confirmatorio (AFC): Técnica que permite contrastar un posible modelo teórico construido con antelación, estableciendo a priori su estructura y relación que se da entre sus elementos, en la que el investigador busca confirmar que dicha configuración teórica puede obtenerse también de forma empírica (Herrero, 2010; Aráuz, 2015; López-Aguado y Gutiérrez-Provecho, 2019).



CAPÍTULO III: MÉTODO

3.1 Nivel, tipo y diseño de la investigación

Según Hernández, Fernández y Baptista (2014, p. 92), esta investigación es de nivel descriptivo debido a que está orientada a medir y recoger información específica de las propiedades y características psicométricas del PERMA-Profiler.

Del mismo modo, tal como se menciona en la guía de Criterios Homologados de Investigación en Psicología (CHIP), desarrollada por la Comisión de Investigación del departamento de Psicología de la Pontificia Universidad Católica del Perú (PUCP, 2019), la presente es una investigación de tipo Instrumental, pues su función radica en crear o adaptar un instrumento de medición ya existente para que sea pertinente y aplicable a un contexto actual. Es en esta categoría en la que calzan las investigaciones que analizan las propiedades psicométricas de instrumentos psicológicos desarrollados, lo cual implica también aquellos trabajos relacionados con la traducción y adaptación de los mismos (Montero & León, 2001; Ato, López y Benavente, 2013).

En cuanto al diseño, es no experimental, descriptivo de tipo transversal, ya que no habrá manipulación sobre la variable de estudio (salud mental positiva) y se recabará información de la misma tal como se da en su ambiente natural, en un momento determinado (Hernández, Fernández y Baptista, 2014, p. 152).

3.2 Participantes

3.2.1 Población

La población está compuesta por jóvenes y adultos peruanos procedentes de Lima Metropolitana, hombres y mujeres, mayores de 18 años.

3.2.2 Muestra

Empleando la calculadora de tamaños de muestra a priori para modelos de ecuaciones estructurales (Soper, 2021), se determinó que el tamaño de muestra mínimo para validar la estructura del PERMA-Profiler (5 factores latentes y 15 variables observadas) es de 200 casos, que es también la cantidad mínima recomendada por diversos autores (Everitt, 1975; Comrey & Lee, 1992, p. 217; Streiner, 1994; Pasquali, 1999, p. 56; Hair, et al., 2005, p. 98; Hair, et al., 2010, Cap. Exploratory Factor Analysis, Sample size, párrafo 1; Méndez & Rondón, 2012).

De manera similar, en un estudio reciente con simulaciones Monte-Carlo, Almaleki (2021) determinó que la relación variable-factor y sujeto-variable están asociadas significativamente ($p < .0001$) con la estabilidad de la estructura y la solución factorial. De acuerdo a estos términos, sugiere como mínimo una proporción de personas-ítems de 16:1 para instrumentos que tengan 4 o menos ítems por factor. Realizando el cálculo correspondiente en base a esta premisa (16 personas x 15 ítems), se requeriría un tamaño mínimo de 240 unidades muestrales para validar la estructura del instrumento PERMA-Profiler, cifra que abarca los 200 casos estimados por la calculadora de Soper (2021) y sugeridos por los autores mencionados anteriormente. En tal sentido, la muestra total

estuvo conformada por 475 jóvenes y adultos peruanos de Lima metropolitana, hombres y mujeres, mayores de 18 años.

- **Criterios de inclusión**

- Ser peruano/a, procedente de Lima Metropolitana.
- Tener más de 18 años de edad.
- Mostrar disposición para participar en la investigación.
- Contar con un dispositivo multimedia con conexión a internet.

- **Criterios de exclusión**

- Personas que no deseen participar en la investigación.
- Personas que no hayan respondido en su totalidad la prueba.

3.2.3 Muestreo

El tipo de muestreo empleado para la selección de los participantes fue no probabilístico por conveniencia, puesto que se seleccionó a todas las personas a las que se tuvo acceso y que cumplían con los criterios de inclusión (Otzen & Manterola (2017), es decir, ser jóvenes y adultos peruanos de Lima metropolitana, hombres y mujeres, mayores de 18 años.

3.3 Variable de investigación

La variable de estudio es la Salud Mental Positiva.

3.3.1 Definición conceptual

Estado dinámico y óptimo de funcionamiento psicosocial que proviene del buen funcionamiento de las emociones positivas, compromiso, relaciones positivas, propósito y logro (Seligman, 2011; Butler & Kern, 2016).

3.3.2 Definición Operacional

La medida de la Salud Mental Positiva se establece promediando las respuestas obtenidas con la escala PERMA-Profiler, considerando los puntajes de sus 5 dimensiones, teniendo en cuenta los siguientes indicadores e ítems correspondientes.

Tabla 1

Operacionalización de la variable Salud Mental Positiva, versión original (Butler & Kern, 2016)

	Dimensiones	Indicadores	Ítems	
Ítems del modelo PERMA	Positividad (positive emotions, P)	Alegría	P1	
		optimismo	P2	
		Satisfacción	P3	
	Compromiso (engagement, E)	Absortación	E1	
		Entusiasmo	E2	
		Alteración en la percepción del tiempo	E3	
	Relaciones positivas (relationships, R)	Ayuda/apoyo de los demás	R1	
		Aprecio de los demás	R2	
		Satisfacción con las relaciones	R3	
	Propósito (meaning and purpose, M)	Propósito de vida	M1	
Valoración de actividades		M2		
Dirección con sentido en la vida		M3		
Logro (accomplishment, A)	Avance hacia metas	A1		
	Logro de metas	A2		
	Manejo de responsabilidades	A3		
	Bienestar general (overall wellbeing, Hap)	Bienestar general	Hap	
Ítems adicionales	Soledad (loneliness, Lon)	Soledad	Lon	
		Ansiedad	N1	
		Enojo	N2	
	Emociones negativas (negative emotion, N)	Tristeza	N3	
		Salud física autopercebida (physical health, H)	Salud general	H1
			Satisfacción con la salud física	H2
	Salud normativa		H3	

Nota: P = Positividad (positive emotions); E = Compromiso (Engagement); R = Relaciones positivas (relationships); M = Propósito (meaning and purpose); A = Logro (Accomplishment); Hap = Bienestar general (overall wellbeing); Lon = Soledad (loneliness); N = Emociones negativas (negative emotion); H = Salud física autopercebida (physical health).

3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos

3.4.1 Instrumento de recolección de datos

Para la recolección de datos se aplicará la escala PERMA-Profilier (Butler y Kern, 2016), el cual es un instrumento que mide la salud mental positiva, basado en la teoría del florecimiento del bienestar del modelo propuesto por Seligman (2011), el cual lleva por nombre PERMA, por sus siglas en inglés [positive emotion (P), engagement (E), relationships (R), meaning (M), and accomplishment (A)]. La descripción de cada una de las dimensiones de este modelo se encuentra especificada en el capítulo anterior, en la sección de bases teóricas.

Esta escala consta de 23 ítems, 15 ítems, relacionados directamente con el modelo PERMA (3 ítems por cada dimensión) y 8 ítems adicionales que miden bienestar general, soledad y salud física autopercebida). Por otro lado, las alternativas de respuesta obedecen a una escala Likert de 11 opciones, cuyas puntuaciones fluctúan del 0 al 10, en donde 0 indica niveles extremadamente bajos y 10 indica niveles extremadamente altos. Esta escala también tiene una versión para ser aplicada en el área laboral denominada Workplace PERMA-Profilier, que mantiene la misma estructura que la escala original, los indicadores y el sentido de las preguntas son los mismos.

3.4.1.1 Ficha técnica del PERMA-Profilier. A continuación, se detallan las características técnicas del instrumento de medición.

Nombre : PERMA-Profilier
Autores : Butler y Kern (2016)
Procedencia : Estados Unidos de América

- Descripción : Escala multifactorial que evalúa la Salud Mental Positiva.
- Administración : Individual o colectiva.
- Duración : 10 a 15 minutos, aproximadamente.
- Puntuación : Cada ítem admite una puntuación de 0 a 10.
- Usos : Psicológico, investigación, educacional, laboral.
- Materiales : Escala impresa / dispositivos informáticos (aplicación online).

3.4.1.2 Validez y confiabilidad del instrumento. El PERMA-Profiler cuenta con evidencias de validez basadas en el contenido (ítems calificados por 3 jueces expertos en psicología positiva), en la estructura interna (análisis factorial confirmatorio; RMSEA = .055, $[IC_{90}=.051, .058]$, SRMR = .037, CFI = .976, TLI = .968) y en la relación con otras variables (correlaciones con la escala de florecimiento y satisfacción con la vida: $.53 \leq r \leq .81$; con salud física: $.31 \leq r \leq .41$; con soledad y emoción negativa: $-.29 \leq r \leq -.55$).

Por otra parte, la escala cuenta con evidencias de confiabilidad mediante consistencia interna (Cronbach: $.60 \leq \alpha \leq .92$; coeficiente de Guttman: $.53 \leq \lambda_6 \leq .89$, peor mitad dividida: $.54 \leq \beta \leq .82$, mejor mitad dividida $.64 \leq \lambda_4 \leq .84$) y estabilidad cruzada (test-retest: $.51 \leq r \leq .90$).

3.5 Técnicas de procesamiento y análisis de datos

3.5.1 Procedimiento para la recolección de datos

En una primera instancia se capacitó a las personas que aplicaron el cuestionario, indicándoles la forma correcta de administración de la prueba, lo cual implica también la adecuada transmisión de las instrucciones para que esta sea resuelta. De esta manera, como paso previo a la aplicación del instrumento, se explicó a los participantes sobre el propósito de esta investigación, la

confidencialidad que tienen sus respuestas y se brindó además datos de contacto para aquellos que deseen saber qué resultado obtuvieron en el PERMA-Profiler. Seguidamente, se dieron las instrucciones para el proceso de resolución de la prueba, la cual tendrá una duración aproximada de 15 minutos, indicando en todo momento la apertura ante cualquier duda o consulta que deseen realizar.

3.5.2 Técnicas de procesamiento de datos

Luego de la fase aplicativa, como criterio de inclusión para admitir las pruebas en este estudio, se eliminaron aquellos casos en los que no se desarrolló la prueba en su totalidad o que presentaban sesgo de respuesta (más del 50% de los ítems con la misma alternativa de respuesta marcada). Seguidamente, se elaboró una plantilla utilizando el programa Microsoft Excel, la cual estuvo estructurada considerando los ítems correspondientes a cada dimensión del PERMA-Profiler, la denominación de cada ítem es la misma que se presenta en la escala de aplicación y están ubicados en la fila superior, divididos por columnas. También se colocó una columna en el extremo izquierdo para codificar a cada participante de forma correlativa, de tal modo que cada escala tiene un número único de identificación.

En el vaciado de respuestas, empleando la plantilla en Excel, se ingresaron las respuestas con los números que los participantes marcaron tomando como referencia la escala del 0 al 10 que maneja esta prueba. De igual manera, las variables sociodemográficas que tuvieron respuestas nominales u ordinales, fueron codificadas de tal modo que cada categoría tiene un número de referencia en la base de datos.

Finalmente, se importó la base de datos de Excel a los programas Statistical Package for the Social Sciences (SPSS, v. 26), Factor Analysis (v. 10.10.02) y RStudio (v.1.3.1093), para lo cual también se generaron y agregaron las etiquetas (nombres) que le corresponde a cada ítem y a cada variable implicada en el estudio.

3.5.3 Técnicas de análisis de datos

En primer lugar, se empleó el programa SPSS (v.26) para calcular los puntajes de cada dimensión del PERMA-Profilier, promediando los valores de los ítems correspondientes se obtuvo los puntajes de intervalo en cada una de sus cinco dimensiones. Como siguiente paso se calculó la media, desviaciones estándar, asimetría, curtosis y los índices de discriminación de cada ítem.

Para analizar la evidencia de validez basada en el contenido, se empleó el criterio de calificación por jueces 5 expertos, cuyas calificaciones en cada ítem fueron cuantificadas mediante el coeficiente V de Aiken.

Por otro lado, la evidencia de validez basada en la estructura interna, se fue estudiada mediante un análisis factorial confirmatorio, empleando el programa RStudio (v.1.3.1093), este análisis estuvo destinado a contrastar el modelo teórico propuesto por Seligman (2011) sobre el cual está basada la estructura del PERMA-Profilier. Se tomó como referencia un error cuadrático medio de aproximación (RMSEA) de .07 o menos y un residuo estandarizado cuadrático medio (SRMR) de .08 o menos para considerar un ajuste adecuado (Hooper, et al., 2008). Del mismo modo, también se analizó el índice de Tucker-Lewis (TLI) y el índice de ajuste comparativo (CFI), aquellos valores TLI y CFI superiores a .90 obedecen a un ajuste óptimo (Fernández-Villa, et al., 2015).

Por último, para la estimación de la confiabilidad se empleó el coeficiente omega de McDonald (ω) y el índice de varianza media extraída (VME), cuyos valores expresaron la consistencia interna que tiene el instrumento. Celina y Campo (2005) consideran que el valor mínimo para que el coeficiente Alfa pueda ser considerado aceptable es de .70, coeficientes que se encuentren por debajo de este valor reflejan una baja confiabilidad.

3.6 Consideraciones éticas

Esta investigación consideró aspectos éticos en base a los participantes (muestra), a la propia investigación y a las investigaciones emparentadas (citas y referencias). Shrader-Frechette (1994) citado en Salazar, Icaza y Alejo (2018), refiere que, al tratarse de seres vivos, se deben seguir los siguientes principios éticos: el participante debe dar su consentimiento libre a la investigación, tiene el derecho de decidir las condiciones en las cuales participará, la base de datos recolectada no puede ser usada con fines no investigativos, comerciales o no científicos. Siguiendo estos principios, tal como se refiere en el apartado de procedimiento para la recolección de datos, se informó a los participantes el propósito de este estudio, así como el anonimato y la confidencialidad de los datos, los mismos que fueron empleados únicamente para fines investigativos sin fines de lucro. Mediante un formato de consentimiento informado, los participantes decidieron de forma totalmente libre si deseaban o no participar en la investigación, y podían desistir en cualquier momento sin que esto les constituya perjuicio alguno.

Por otro lado, las hipótesis planteadas en la investigación se enmarcaron dentro de una necesidad real. Su aplicación virtual no refirió riesgo alguno en

cuanto a sesgo de datos, debido a que se aplicaron procedimientos orientados a reducir al máximo el sesgo de respuesta, garantizando condiciones similares a una aplicación tradicional de lápiz y papel. De igual manera, la información obtenida no fue manipulada para sesgar los resultados.

Respecto a los resultados y citas de otros estudios, fueron todos referidos en formato APA, con la finalidad de garantizar la propiedad intelectual de los autores y la originalidad de la investigación realizada.



CAPÍTULO IV: RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados que se obtuvieron luego del procesamiento estadístico, teniendo en cuenta cada uno de los objetivos planteados en la presente investigación.

4.1 Evidencias de validez basadas en el contenido

En los ítems relacionados directamente con el modelo PERMA (15 ítems), se realizó la adaptación cultural y semántica teniendo como base la versión original (Butler y Kern, 2016) y ecuatoriana (Lima-Castro et al., 2017) del PERMA-Profiler. En esta última se aplicó el método de traducción-retrotraducción, que consistió en traducir de forma independiente los ítems del inglés al español, por investigadores bilingües que tenían como lengua materna al español, para luego ser traducidos nuevamente por un traductor independiente que tenía al inglés como lengua materna y que no había estado expuesto con anterioridad al instrumento de medición. Dicha adaptación de términos, dio lugar a que se modificaran únicamente 4 ítems de la versión ecuatoriana (E1, E3, A1 y A2). Por otro lado, los ítems de los factores adicionales (bienestar general; emociones negativas; soledad; salud física autopercebida), fueron traducidos al español empleando únicamente la versión original (Butler y Kern, 2016), por una investigadora independiente (psicóloga peruana), que tenía como lengua nativa al español.

Este procedimiento permitió elaborar la versión preliminar peruana del PERMA-Profiler, cuyo contenido fue evaluado mediante el método de criterio de expertos, para lo cual se contó con la colaboración de cinco jueces, todos ellos

docentes universitarios e investigadores de reconocida trayectoria académica, expertos en temas de Psicología clínica, investigación y construcción de pruebas psicológicas. A cada juez se le entregó una ficha con todos los ítems originales y traducidos, adjuntando la matriz que detalla la definición operacional del constructo a medir y los indicadores correspondientes.

En tal sentido, luego de las recomendaciones dadas por los jueces expertos, se adaptaron culturalmente (al contexto peruano) 8 ítems que representan el 53.33% de la escala PERMA (ítems: M1, A1, R1, M2, E2, A3, E3, P3), 2 ítems (13.33%; E1 y M3) tuvieron, además de la adaptación cultural, una adaptación de connotación semántica, puesto que se consideraron modificaciones sustanciales en su contenido, a fin de que los indicadores calcen con la definición operacional que propone la escala original. Así, los indicadores de los ítems ecuatorianos E1: “fascinado” y M3: “propósito de vida”, se cambiaron a E1: “Desconexión con el entorno” y en M3: “Dirección con sentido en la vida”, siendo en este último ítem, el mismo indicador que contiene la escala original (ver tabla 1). Por otro lado, 5 ítems de la versión ecuatoriana (33.33%; P1, A2, P2, R2 Y R3) no sufrieron modificaciones y se mantuvieron de forma genuina en la versión peruana.

Respecto a las modificaciones que sugirieron los expertos en los ítems de los factores adicionales, estas fueron mínimas y básicamente tuvieron que ver con la redacción. Una vez editados y con el consenso de todos los jueces, la traducción final en los ítems de estos factores resultó similar a la versión en español que ofrece uno de los autores de la escala original en su página web

personal (Kern, 2014). Todos estos pasos preliminares dieron lugar a la versión final peruana de este instrumento.

En el mismo orden de ideas, tomando como referencia los estándares propuestos por la AERA et al. (2014) y la guía para la construcción de test de Muñiz & Fonseca-Pedrero (2019), se seleccionaron tres criterios para que los jueces calificaran el contenido de los ítems: a) representatividad, b) relevancia y c) claridad, empleando una escala de valoración tipo likert de 4 puntos. Para la cuantificación de este proceso se utilizó el coeficiente V de Aiken (Aiken, 1980), basado en valores que varían de 0 a 1, siendo los más cercanos a la unidad, aquellos que representan un mayor acuerdo entre jueces, y por lo tanto, una evidencia más sólida de validez basada en el contenido (Aiken, 1980; Aiken, 1985; Escurra, 1988; Merino & Livia, 2009; Ventura-León, 2019). La fórmula modificada de este coeficiente y las empleadas para el cálculo de sus intervalos de confianza (IC) al 95%, fueron extraídas del artículo de Penfield & Giacobbi (2004).

De esta forma, en la Tabla 2. se muestran los coeficientes V para cada uno de los ítems del PERMA-Profilier. Se observa que, tanto en representatividad, relevancia y claridad, todos los ítems presentan valores V entre .87 y 1, los cuales superan el valor de .70, que es considerado como valor mínimo requerido para admitir al ítem (Yang, 2011; Napitupulu et al., 2018). De igual manera, se presentan los IC al 95% para cada coeficiente V, mediante los cuales se puede inferir su precisión y significancia estadística. En tal sentido, para poder aceptar un ítem, el valor del límite inferior (LI) en el IC al 95% debe ser igual o mayor a .70 (Merino & Livia, 2009). De cumplirse esta condición y

entendiendo que el IC se complementa con el margen de error; de haberse estimado el valor p , este resultaría, con seguridad, estadísticamente significativo al nivel de .05 (5% de margen error) (Escrig-Sos et al., 2007). Siguiendo estos criterios, los resultados muestran que, al calificar la representatividad y la relevancia, todos los coeficientes V presentaron IC con límites inferiores aceptables ($LI_{95\%} \geq .70$). Respecto a la claridad; los ítems M1, M2, A3 y H1, pese a haber obtenido un coeficiente V de .87, este no resultó estadísticamente significativo, debido a que el LI en su IC no es mayor o igual a .70, razón por la cual, únicamente estos ítems no presentaron una buena claridad al considerar una confianza del 95%.

Ante este último resultado, se procedió a estimar el nivel de confianza requerida para que el IC del coeficiente V de .87 resulte con un límite inferior igual a .70 y de esta manera determinar su significancia estadística. Para ello se empleó la calculadora online de Georgiev (s.f.), con la cual se extrajeron los valores Z para niveles de confianza inferiores al 95%. Estos valores Z fueron agregados de forma sistemática a las fórmulas para los intervalos de confianza del coeficiente V de Aiken, hasta obtener un LI igual a .70. Tal procedimiento evidenció que un ítem que obtiene un coeficiente V de .87, mediante la calificación de 5 jueces, en base a una escala de valoración de 4 alternativas, tiene un nivel de confianza del 84% ($Z= 1.405072$) de situarse realmente entre valores V de .70 y .95, ver figura 1.

Tabla 2

Coeficientes V de Aiken (V) con intervalos de confianza (IC) al 95% e índice de validez factorial (FVI)

ítem	Representatividad		Relevancia		Claridad		FVI
	V	IC 95%	V	IC 95%	V	IC 95%	
P1	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
P2	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
P3	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
E1	.93*	(.70 - .99)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
E2	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
E3	.93*	(.70 - .99)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
R1	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
R2	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
R3	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
M1	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	.87	(.62 - .96)	1
M2	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	.87	(.62 - .96)	1
M3	1.00*	(.80 - 1.00)	.93*	(.70 - .99)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
A1	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
A2	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
A3	.93*	(.70 - .99)	1.00*	(.80 - 1.00)	.87	(.62 - .96)	1
Hap	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	.93*	(.70 - .99)	1
Lon	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
N1	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	.93*	(.70 - .99)	1
N2	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	.93*	(.70 - .99)	1
N3	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	.93*	(.70 - .99)	1
H1	1.00*	(.80 - 1.00)	.93*	(.70 - .99)	.87	(.62 - .96)	1
H2	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1.00*	(.80 - 1.00)	1
H3	1.00*	(.80 - 1.00)	.93*	(.70 - .99)	.93*	(.70 - .99)	1

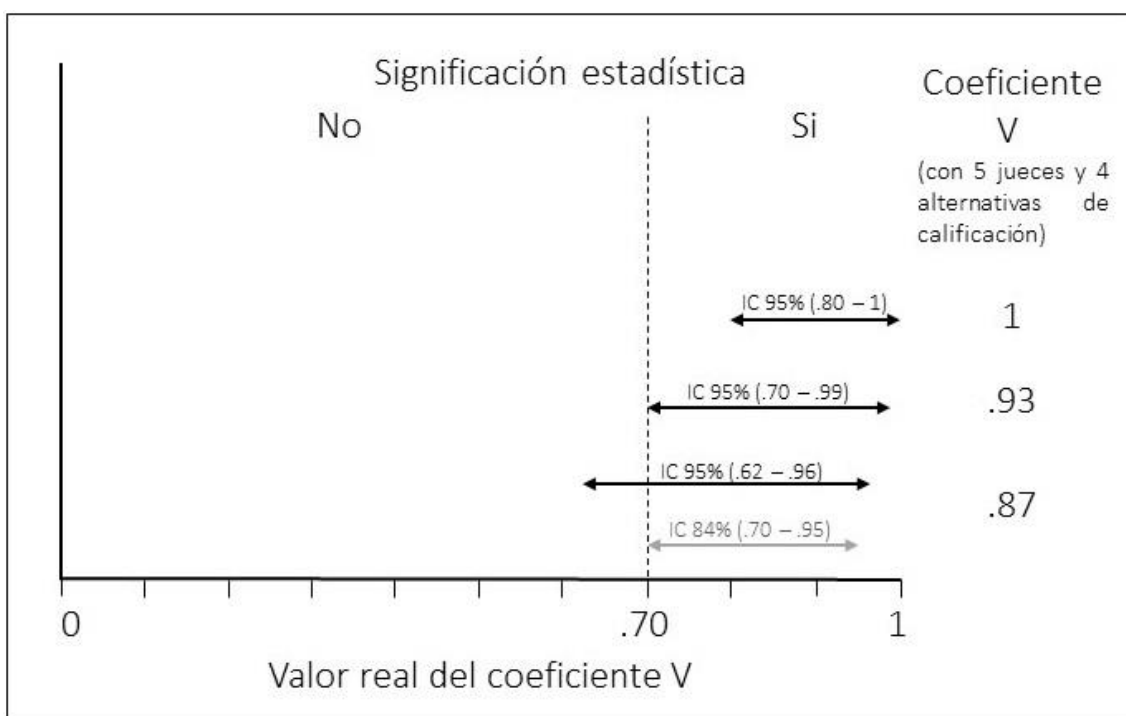
* Coeficiente V es significativo al nivel de .05

En la figura 1 se muestran los intervalos de confianza para cada coeficiente V obtenido, así como su significancia estadística. De esta manera, los ítems que obtuvieron un coeficiente V de 1 o .93, resultaron estadísticamente significativos al nivel de .05, puesto que los límites inferiores en sus IC no están por debajo del punto crítico de .70 (IC_{95%} V=1, .80 - 1; IC_{95%} V=.93, .70 - .99). Teniendo como referencia este criterio, los ítems que obtuvieron un coeficiente V de .87, no resultaron estadísticamente significativos al considerar un margen de error del 5% (IC_{95%} V=.87, .62 - .96), pero si lo serían al considerar un 16% de

margen error (IC_{84%} $V=.87$, $.70 - .95$). Como se puede observar, mientras mayor es la confianza requerida, la magnitud del intervalo resulta menos precisa, dado que el margen de error se reduce.

Figura 1.

Intervalos de confianza (IC) y significación estadística de los coeficientes V de Aiken



Por otro lado, también se solicitó a los jueces que evaluaran la pertinencia de los ítems con cada factor (constructo) que procuran medir, para lo cual utilizaron una escala de calificación dicotómica, respondiendo si estaban de acuerdo o en desacuerdo con la ubicación de los ítems en cada uno de los factores. En este procedimiento se empleó el índice de validez factorial (FVI, por sus siglas en inglés) propuesto por Rubio et al. (2003), con el cual se pudo obtener una cuantificación preliminar de la estructura factorial del instrumento, por medio del criterio de expertos (Rubio et al., 2003). Al igual que la V de Aiken,

el FVI presenta valores entre 0 y 1, en este sentido, los autores plantean como punto de corte un valor de .80, para poder considerar una pertinencia adecuada del ítem con el constructo que representa. De esta manera, todos los ítems obtuvieron un FVI igual a 1, lo cual refleja que los cinco jueces determinaron por unanimidad que el contenido de los ítems se asocia de forma adecuada con la estructura factorial que propone la escala original del PERMA-profiler, ver tabla 2.b.

4.2 Análisis exploratorio de ítems

En la tabla 3 se muestran los estadísticos descriptivos correspondientes a los 15 ítems del PERMA-Profiler (promedio, desviación estándar, asimetría, curtosis, prueba de normalidad Shapiro-Wilk y correlaciones ítem-test). Se observa que los datos, en todos los ítems que componen la escala, no se ajustan a una distribución normal teórica, ya que la prueba Shapiro-Wilk presentó valores $p < .001$. Asimismo, la asimetría y curtosis univariante se encuentran por debajo de los límites de anormalidad severa (asimetría < 2 ; curtosis < 7), mientras que la prueba de normalidad multivariante de Mardia (1970) dio como resultado un coeficiente de 46.04 ($z=3644.95$; $p<.000$). Esto indica que la naturaleza anormal de los datos no supone un problema para la realización del AFC y la IF, toda vez que, el coeficiente de Mardia obtenido es menor a 70, siendo más relevante el método de estimación que la atenuación de los datos (Rodríguez & Ruiz, 2008). En tal sentido, se empleó el método de mínimos cuadrados ponderados diagonalizado (DWLS, Diagonal Weighted Least Squares), ya que arroja índices de ajuste más precisos y resulta bastante robusto para estimar modelos cuando las variables no siguen una distribución normal (Mîndrilă, 2010).

Por otro lado, la homogeneidad/discriminación de los ítems se analizó mediante las correlaciones ítem-test corregidas (r_{it}), resultando valores adecuados en todos los ítems ($r_{it} > .20$; P. Kline, 1986), con excepción del ítem E1 ($r_{it} = .175$). No obstante, la medida de adecuación muestral en cada ítem (Ítem-MSA), calculada a partir de la matriz de correlación anti-imagen, dio como resultado valores que superan el mínimo aceptable de .50 (Kaiser & Rice, 1974), incluido el ítem E1 (ítem-MSA = .808; IC_{95%} = .535 - .890), lo cual denota que el indicador que contiene este ítem mide el mismo constructo que el resto de ítems en la escala, por lo cual, en este análisis preliminar no se eliminó ningún elemento.

Tabla 3

Estadísticos del análisis exploratorio de los ítems del PERMA-Profilier (n= 475)

Ítem	M	DE	g1	g2	S-W (p valor)	r_{it}	Ítem-MSA (IC 95%)
P1	7.17	1.82	-0.744	0.521	< .001	.723	.949 (.911 - .960)
P2	7.40	1.82	-0.796	0.532	< .001	.771	.953 (.914 - .962)
P3	7.37	1.96	-0.982	0.907	< .001	.816	.966 (.923 - .969)
E1	6.96	2.29	-0.694	-0.158	< .001	.175	.808 (.535 - .890)
E2	7.32	1.83	-0.854	0.724	< .001	.778	.963 (.926 - .968)
E3	8.36	1.66	-1.261	1.896	< .001	.389	.939 (.834 - .954)
R1	7.36	2.01	-1.063	1.390	< .001	.627	.914 (.846 - .937)
R2	7.63	2.01	-1.053	1.111	< .001	.713	.920 (.877 - .940)
R3	7.20	1.95	-0.887	0.625	< .001	.718	.966 (.927 - .970)
M1	7.51	1.79	-0.710	0.528	< .001	.716	.953 (.913 - .964)
M2	7.69	1.95	-1.191	1.651	< .001	.821	.958 (.918 - .964)
M3	7.51	2.02	-1.075	1.157	< .001	.781	.965 (.926 - .967)
A1	6.99	1.73	-0.685	0.602	< .001	.741	.952 (.908 - .961)
A2	6.92	1.88	-0.919	0.944	< .001	.701	.963 (.912 - .971)
A3	7.59	1.80	-1.151	2.100	< .001	.692	.964 (.909 - .971)

Nota: M= media; DE= desviación estándar; g1 = asimetría; g2= curtosis; S-W=

prueba de normalidad univariada Shapiro-Wilk; r_{it} = correlación ítem-test

corregida; Ítem-MSA = Medida de adecuación muestral para cada ítem (MSA

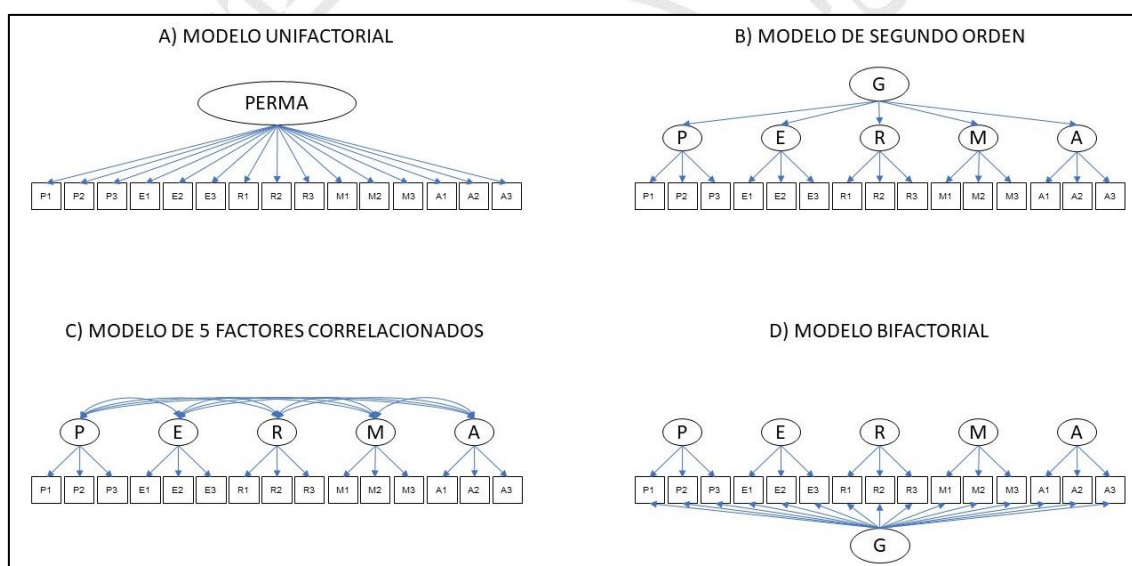
normada); IC= intervalos de confianza.

4.3 Evidencias de validez basadas en la estructura interna

Se decidió a priori contrastar 4 modelos que fueron identificados en artículos anteriores: A) modelo unifactorial; B) modelo de segundo orden, 5 factores de primer orden y 1 factor general de segundo orden; C) Modelo de 5 Factores correlacionados; D) Modelo Bifactor, 1 factor general dominante y 5 factores específicos. A continuación, la figura 2 muestra la representación gráfica de cada modelo propuesto.

Figura 2.

Modelos comparados en el análisis factorial confirmatorio



La tabla 4 muestra los índices de ajuste para cada modelo estimado mediante el análisis factorial confirmatorio. El modelo unifactorial presentó los índices de ajuste más desfavorables ($X^2/df > .3$; SRMR = .049; RMSEA = .086), mientras que el modelo bifactorial no pudo ser evaluado debido a que no convergió. De esta manera, quedaron como competidores el modelo de segundo orden y el de 5 factores correlacionados, pues ambos mostraron índices de ajuste adecuados con diferencias mínimas entre ellos. La decisión sobre el

modelo a elegir fue dada mediante la prueba robusta de razón de verosimilitud para modelos anidados (LR), con la cual se determinó que el modelo de 5 factores correlacionados se ajusta mejor que el modelo de segundo orden (LR = 27.365; $p = .010$).

Tabla 4

Índices de ajuste de los modelos competidores

Modelo	X² (gl)	X²/gl	CFI	SRMR	RMSEA (IC 90%)
A	401.994 (90)	4.47	.994	.049	.086 (.077 - .094)
B	240.725 (85)	2.83	.997	.040	.062 (.053 - .071)
C	223.487 (80)	2.79	.997	.039	.062 (.052 - .071)
D	No converge	-	-	-	-

Nota. Modelo A = Unifactorial; Modelo B = Segundo orden, 5 factores de primer orden y 1 factor general de segundo orden; Modelo C = 5 Factores correlacionados; Modelo D = Bifactor, 1 factor general dominante y 5 factores específicos.

En la tabla 5 se detallan las propiedades psicométricas del PERMA-Profiler en base al modelo de 5 factores correlacionados. Todos los ítems muestran cargas factoriales superiores a .40, con excepción del ítem E1, que obtuvo la carga factorial más débil con un valor de .207, que según R. Kline (2011, p. 240), no alude a una carga sustancialmente baja ($\lambda < .20$) como para eliminar al ítem en pro de la reespecificación del modelo. Por otro lado, el ítem M2 obtuvo la carga factorial más elevada ($\lambda = .909$). También se muestran las cargas factoriales elevadas al cuadrado (R^2) que dan como resultado la varianza que explica el factor en cada uno de los indicadores de los ítems que lo componen, dicho valor se complementa con la varianza de error (e), que refleja la cantidad de varianza del ítem que no es medida (explicada) por el factor. La

representación gráfica de estos valores se encuentra en la figura 3. En esta misma tabla se detallan las correlaciones que se dan entre los factores (ϕ), se observan valores por encima de .80, confirmando el supuesto de oblicuidad en los cinco factores que propone el modelo teórico PERMA.

4.3.1 Confiabilidad

De modo similar, se analizó la confiabilidad utilizando el coeficiente Omega de McDonalds (ω) y el índice de varianza media extraída (VME), para lo cual se emplearon las ecuaciones del artículo de Fornell & Larcker (1981), conjuntamente con las cargas factoriales obtenidas en el presente estudio, este procedimiento resultó en coeficientes ω superiores a .80 en todos los factores, excepto en el factor E ($\omega = .52$).

Por su parte, la VME mostró valores aceptables ($VME > .50$) en todos los factores menos en el factor E, en el cual se obtuvo un índice VME igual a .32, estos valores reflejan que, en promedio, más del 50% de la varianza en los factores P, R, M y A, se debe a la estructura factorial latente, mientras que en el factor E, esto solo se da en un 32%. (Fornell & Larcker, 1981; Hair et al. 2014), ver tabla 5.

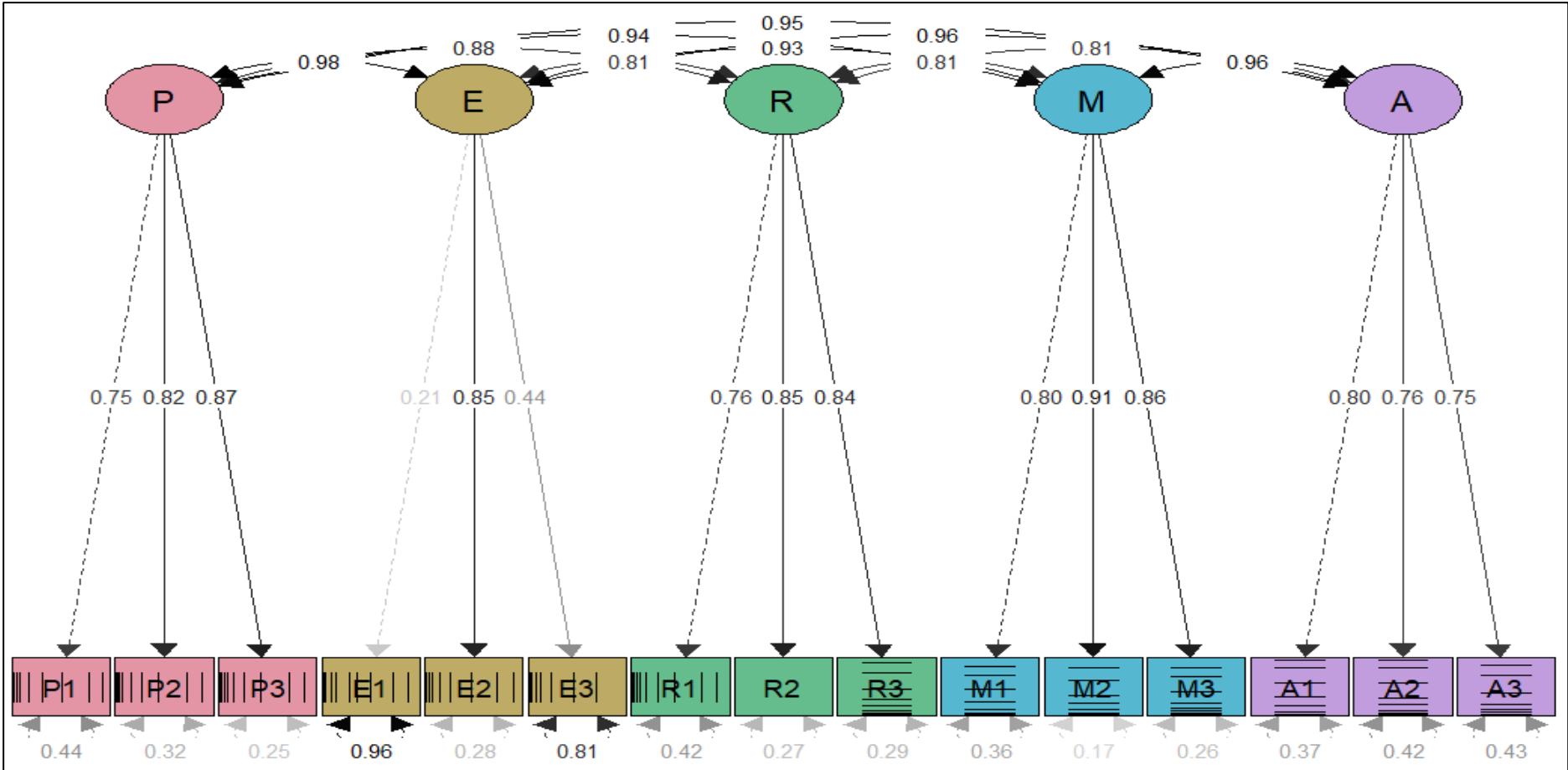
Tabla 5*Resumen de las evidencias psicométricas relacionadas a la estructura interna*

ítem	(λ)					R^2	e
	P	E	R	M	A		
P1	.748					.560	.440
P2	.823					.677	.323
P3	.866					.750	.250
E1		.207				.043	.957
E2		.847				.717	.283
E3		.440				.194	.806
R1			.762			.581	.419
R2			.853			.728	.272
R3			.844			.712	.288
M1				.800		.640	.360
M2				.909		.826	.174
M3				.862		.743	.257
A1					.795	.632	.368
A2					.763	.582	.418
A3					.753	.567	.433
(ϕ)	P						
	E	.982					
	R	.883	.812				
	M	.942	.934	.812			
	A	.953	.964	.809	.957		
ω	.85	.52	.86	.89	.81		
VME	.66	.32	.67	.74	.59		

Cargas factoriales estandarizadas (λ); varianza explicada (R^2); varianza de error (e); correlaciones entre factores (ϕ); coeficiente Omega de McDonalds (ω) y varianza media extraída (VME).

Figura 3

Estructura factorial de la versión peruana del PERMA-Profiler



4.4 Evidencia de validez basada en la relación con otras variables

Se analizó el grado asociación (convergencia) del PERMA-Profilier con otras medidas similares y opuestas, mediante el coeficiente rho de Spearman Brown. Se obtuvieron resultados coherentes, considerando la naturaleza de cada variable, en tal sentido, puntajes altos del PERMA-Profilier están asociados a un nivel mayor de salud física autopercebida y felicidad general ($.342 \geq \rho \leq .836$), así como a niveles bajos de emociones negativas y soledad ($-.153 \geq \rho \leq -.465$).

Todos los coeficientes son estadísticamente significativos al nivel de .001, y demuestran la congruencia que tiene el instrumento para medir la salud mental positiva, ver tabla 6.

Tabla 6

Evidencias basadas en la relación convergente con otras variables

Variables	P	E	R	M	A	PERMA
P	—					
E	.514***	—				
R	.712***	.454***	—			
M	.771***	.490***	.658***	—		
A	.754***	.518***	.633***	.780***	—	
PERMA	.902***	.665***	.831***	.885***	.870***	—
H	.578***	.342***	.521***	.486***	.513***	.589***
Hap	.836***	.450***	.681***	.717***	.662***	.821***
N	-.465***	-.153***	-.333***	-.332***	-.288***	-.387***
Lon	-.452***	-.162***	-.455***	-.411***	-.331***	-.450***

Nota: n= 475 en todas las correlaciones; *** p < .001 en el coeficiente rho

Como información adicional, en la tabla 6 se muestran las correlaciones altas que resultaron entre factores con este coeficiente ($.454 \geq \rho \leq .780$; p < .001), al igual que las correlaciones entre los factores y el puntaje general salud mental positiva ($.665 \geq \rho \leq .902$; p < .001), demostrando la buena

homogeneidad que existe entre todos los elementos del instrumento para medir la salud mental positiva.

4.5 Equidad

La equidad de la prueba fue evaluada mediante un análisis de invarianza factorial (IF), empleando como variable de agrupación al sexo. De esta manera, como primer paso, se procedió a balancear el tamaño muestral, para lo cual se seleccionó de forma aleatoria 200 mujeres, ya que es el mismo número de hombres que se encuestaron en total. Como segundo paso, se realizó un AFC en hombres y mujeres por separado, obteniendo buenos índices de ajuste en ambos grupos. Como tercer paso, se procedió a evaluar cuatro modelos de invarianza: configural, métrica, escalar y estricta, en tal sentido, los índices de ajuste del modelo configural (igualdad de estructura) se emplearon como base para la comparación de los modelos subsecuentes. Al respecto, se empleó como criterio de invarianza, diferencias (Δ) menores a .005 o .010 en los CFI, .010 o .015 para los RMSEA y .025 o .030 para SRMR (Chen, 2007). Tal como se observa en la tabla 7, las Δ CFI y Δ RMSEA son iguales a .000 tanto en invarianza métrica, escalar como estricta, mientras que la Δ SRMR presentó su mayor magnitud pasando de la invarianza configural a la métrica con un valor de .013, el cual se encuentra dentro de los parámetros de admisión propuestos por Chen (2007), ver tabla 7.

Tabla 7*Índices de ajuste del análisis de invarianza factorial del PERMA-Profiler (n=400)*

Estimación	X² (gl)	X²/gl	CFI	SRMR	RMSEA (IC 90%)	ΔCFI	ΔSRMR	ΔRMSEA
*Hombres	124.43 (80)	1.56	.998	.043	.053 (.034 - .070)	.	.	.
*Mujeres	142.24 (80)	1.78	.997	.047	.063 (.045 - .079)	.	.	.
Configural	49.26 (160)	0.31	1.00	.039	.000 (.000 - .000)	.	.	.
Métrica	87.05 (170)	0.51	1.00	.052	.000 (.000 - .000)	.000	.013	.000
Escalar	99.12 (180)	0.55	1.00	.054	.000 (.000 - .000)	.000	.002	.000
Estricta	108.91 (195)	0.56	1.00	.059	.000 (.000 - .000)	.000	.005	.000

* Hombres n=200 y Mujeres n=200.



CAPÍTULO V: DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Los objetivos del presente estudio están orientados a evidenciar las propiedades psicométricas del PERMA-Profiler en una muestra peruana. En tal sentido, se detallan las evidencias de validez basadas en el contenido, en la estructura interna y en la relación con otras variables, así como la confiabilidad de la escala y su equidad.

La versión peruana del PERMA-Profiler, parte de la traducción de la versión original (Butler y Kern, 2016) y de la adaptación de la versión ecuatoriana (Lima-Castro et al., 2017). Los ítems de este instrumento están revisados y aprobados por 5 jueces expertos en psicología clínica e investigación. De esta manera, el contenido de todos los ítems es representativo y relevante (V de Aiken $\geq .93$; $IC_{95\%}$ [.70/.80 – .99/1.00]), al igual que claro, sin embargo, este último criterio (claridad) no es estadísticamente significativo al nivel de .05 para los ítems M1, M2, A3 y H1, pese a que el valor del coeficiente V es igual a .87, el límite inferior (LI) de su intervalo de confianza resulta menor a .70 cuando se considera un 95% de confianza (V de Aiken = .87; $IC_{95\%}$ [.62 – .96]). Realizando los cálculos correspondientes, se obtiene que el nivel de confianza para los ítems M1, M2, A3 y H1 es del 84% si se desea obtener como mínimo un valor de .70 en el LI ($IC_{84\%}$ = .70 - .95).

Se propone además una representación gráfica para los valores del coeficiente V de Aiken, sus intervalos de confianza y la significancia estadística, teniendo como referencia un valor mínimo esperado de .70. Se observa que la

precisión es mayor cuando el coeficiente V es cercano a la unidad y cuando se reduce el nivel de confianza requerido, ver figura 1.

El análisis factorial confirmatorio (AFC) demuestra que una estructura de cinco factores correlacionados entre sí (oblicuos), es la más idónea para la muestra peruana ($n = 475$; $X^2/gl = 2.79$; $CFI = .997$; $SRMR = .039$; $RMSEA_{[IC\ 90\%]} = .062 [.052 - .071]$), encajando con el modelo teórico de Seligman (2011) y con los datos que refieren los autores de la escala original, en un tamaño de muestra similar (Butler & Kern, 2016; $n = 408$; $X^2/gl = 3.43$; $CFI=.946$, $SRMR = .034$; $RMSEA_{[IC\ 90\%]} = .077 [.067 - .087]$). Este resultado concuerda con el estudio de Cobo-Redón et al. (2020), que es el único en Latinoamérica en ratificar la estructura de cinco factores, reportando índices de ajuste parecidos a los de Butler & Kern (2016), siendo únicamente el valor de $RMSEA$ mejor que el reportado en dicho estudio (Cobo-Redón et al., 2020; $n = 1462$; $X^2/gl = 5.15$; $CFI=.94$; $RMSEA_{[IC\ 90\%]} = .054 [.049 - .059]$).

De forma semejante, Wammerl et al. (2019), mediante un AFC ponen a prueba los mismos modelos contrastados en la presente investigación (unifactorial, de orden superior, de cinco factores y bifactorial), en una muestra de 854 personas procedentes de países de idioma alemán, siendo el modelo bifactorial y el de 5 factores, los que se ajustan mejor a esta muestra. Al igual que en el presente estudio, los autores también avalan al modelo de 5 factores por su compatibilidad teórica con el modelo PERMA ($X^2/gl = 2.75$; $CFI=.972$; $SRMR = .034$; $RMSEA_{[IC\ 90\%]} = .045 [.039 - .051]$). Cabe resaltar que en esta investigación no se reportan los índices de ajuste del modelo bifactor en la muestra peruana, puesto que dicho modelo no converge debido a la presencia

de saturaciones mayores a la unidad (casos Heywood; Lloret-Segura et al., 2014).

Asimismo, Corea cuenta con la traducción y validación del Workplace PERMA-Profiler, realizada por Choi et al. (2019). Esta versión pensada para el entorno laboral, se centra en una estructura e indicadores iguales al PERMA-Profiler. En dicho estudio, el modelo de 5 factores es avalada con índices de ajuste marginales y sugieren que este instrumento puede emplearse para medir la salud mental positiva en el trabajo, aunque no sea el más idóneo para el entorno laboral de los coreanos ($X^2/gl = 4.79$; CFI=.909; SRMR = .054; RMSEA [IC 90%] = .110 [.039 - .051]). Estos resultados son similares a los reportados por Watanabe et al. (2018) en su país vecino, quienes comprueban la validez de esta misma escala con trabajadores japoneses, obteniendo índices de ajuste parecidos ($n = 310$; $X^2/gl = 4.39$; CFI = .892; SRMR = .051; RMSEA [IC 90%] = .105 [.094 - .116]). De esta forma, en estos dos países del Asia Oriente, la estructura de 5 factores del Workplace PERMA-Profiler se confirma al igual que en el presente estudio, aunque con discreción.

Al analizar la confiabilidad, esta resulta adecuada en todos los factores del PERMA-Profiler ($\omega > .70$), excepto en el factor E (Engagement), que tiene un coeficiente ω igual a .52. De forma similar, la varianza media extraída, indica que, en promedio, más del 55% de la varianza en los factores P, R, M y A, se debe a la estructura de cinco factores correlacionados (P = 66%; R = 67%; M = 74%; A = 59%), mientras que en el factor E, este porcentaje promedio de explicación es del 32%. La baja precisión que presenta el factor E, es reportada también por Cobo-Redón et al. (2020), con un coeficiente alfa de .360 y

coeficiente Omega de .379, quienes atribuyen el valor de estos coeficientes a la baja carga factorial que presenta el ítem E1 ($\lambda=.135$) que, en este caso, reformulado y aplicado a la muestra peruana, resulta ligeramente superior y aceptable (E1: “desconexión con el entorno”; $\lambda = .207$; $> .20$; R. Kline , 2011, p. 240), ver tabla 5.

Por otro lado, el PERMA-Profiler reporta evidencias apropiadas basadas en la relación con otros constructos. Así lo demuestran los coeficientes rho obtenidos al correlacionar los factores y el puntaje general de esta escala con variables similares (felicidad y salud; $.342 \leq r \leq .836$; $p < .001$) y opuestas (emociones negativas y soledad; $-.153 \leq r \leq -.465$; $p < .001$), los cuales son valores análogos a los reportados en la literatura de base (Butler & Kern, 2016; Wammerl et al., 2019; Cobo-Redón et al., 2020).

Otro aspecto que se detalla es la equidad del PERMA-Profiler, evaluada mediante un análisis factorial confirmatorio multigrupo (AFCMG), considerando al sexo como variable de agrupación y cuatro niveles de invarianza factorial (IF): a) configural, b) métrica, c) escalar y d) estricta. En este sentido, a nivel configural, se corrobora en ambos grupos tanto el número de factores, así como la ubicación de los ítems en cada uno de ellos, lo cual permite avalar inicialmente la estructura factorial propuesta. A nivel métrico, se observa un buen ajuste considerando la igualdad de cargas factoriales en ambos grupos ($\Delta CFI = .000$; $\Delta SRMR = .013$; $\Delta RMSEA = .000$). A nivel escalar, mediante el supuesto de equivalencia de interceptos, se demuestra que las puntuaciones obtenidas están relacionadas con el nivel del trazo latente de la muestra, indistintamente en ambos grupos ($\Delta CFI = .000$; $\Delta SRMR = .002$; $\Delta RMSEA = .000$; Damásio, 2013).

Por último, la invarianza de residuos (IF estricta), considerada un nivel más restrictivo y necesario cuando se decide sobre la estructura de instrumentos de medición (Meredith,1993), avala la similitud de varianza residual en ambas muestras ($\Delta CFI = .000$; $\Delta SRMR = .005$; $\Delta RMSEA = .000$). De esta manera, la estructura de cinco factores correlacionados resulta invariante en hombres y mujeres peruanos/as.



CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 Conclusiones

Los análisis realizados evidencian propiedades psicométricas adecuadas del PERMA-Profiler para medir la salud mental positiva en el contexto peruano. Este instrumento resulta válido, confiable y existe equivalencia en su estructura al considerar la variable sexo, permitiendo señalar las siguientes conclusiones.

- La traducción, adaptación y contenido de los ítems es avalado por medio del criterio de expertos. De esta manera, considerando un nivel de confianza del 95%, todos los ítems son representativos, relevantes y casi todos cumplen con el criterio de claridad, pues los ítems M1, M2, A3 y H1 presentan valores no significativos del coeficiente V de Aiken en este criterio ($V = .87$; $IC_{95\%} = .87$ [.62 - .96]).
- Respecto a la estructura interna del PERMA-Profiler, el modelo de 5 factores correlacionados (oblicuos) es el que mejor se ajusta en la muestra peruana ($X^2/gl = 2.79$; $CFI = .997$; $SRMR = .039$; $RMSEA$ [IC 90%] = .062 [.052 - .071]), con cargas factoriales altas en todos los ítems ($\lambda > .40$), con excepción del ítem E1 ($\lambda = .207$).
- El coeficiente de confiabilidad Omega (ω) y varianza media extraída (VME), indican que el PERMA-Profiler presenta una adecuada consistencia interna (confiabilidad) en todos sus factores, con excepción del factor E, cuya precisión se ve afectada por la baja carga factorial del ítem E1 ($\lambda = .207$).

- El ítem E1, pese a la homogeneidad marginal que implica dentro del factor que representa, resulta coherente y aceptable (ítem-MSA =.808; IC95%=.535 - .890, > .50; $\lambda > .20$).
- La evidencia de validez basada en la relación con otras variables, refleja la congruencia que tiene el instrumento para medir la salud mental positiva, ya que los resultados obtenidos fueron acordes con lo esperado. Existe convergencia con otros constructos teóricamente asociados ($\rho < .001$).
- La estructura factorial del PERMA-Profilier es invariante en hombres y mujeres peruanos/as, a nivel configural (número de factores y ubicación de ítems), métrico (igualdad de cargas factoriales), escalar (equivalencia en las medias del trazo latente) y estricto (igualdad de residuos).

6.2 Recomendaciones

- Realizar estudios posteriores que impliquen la validación y/o aplicación del PERMA-Profilier, en personas procedentes de otras partes del Perú.
- En estudios que impliquen la adaptación (modificación) de ítems del PERMA-Profilier, emplear el método de criterio de expertos con más de 5 jueces para la calificación de su contenido.
- Generar más ítems para el factor E (Compromiso, Engagement), que estén alineados con la definición conceptual que propone el modelo PERMA y con el contexto peruano.

- Reformular en diferentes versiones el ítem E1 (“Desconexión con el entorno”) y estudiar la precisión que aporta cada una de ellas tanto en el factor E como en el ajuste de la estructura factorial general.
- Añadir evidencias de validez basadas en la realización con otras variables, empleando constructos diferentes a los que vienen por defecto en el PERMA-Profilier. En este sentido, se recomienda reportar esta evidencia de validez mediante un modelo de ecuación estructural (SEM), pues permite su interpretación mediante índices de ajuste.
- Asimismo, alimentar la validez con evidencias basadas en el proceso de respuesta y en las consecuencias de la aplicación de la prueba.
- En futuros estudios, para la estimación de la confiabilidad del PERMA-Profilier, considerar los métodos de estabilidad (test-retest) y equivalencia.
- Analizar la equidad del PERMA-Profilier considerando diferentes variables de agrupación tales como la edad, procedencia, nivel educativo, entre otras que sean relevantes para garantizar su aplicación indistinta.
- Realizar estudios de validación de este instrumento empleando técnicas basadas en la teoría de respuesta al ítem (item response theory, IRT).
- Considerar la versión peruana del PERMA-Profilier como una herramienta útil en estudios epidemiológicos nacionales relacionados con la salud mental.

REFERENCIAS

- Aguilar, H. (2016). *Propiedades psicométricas del cuestionario de salud mental positiva en practicantes pre-profesionales de psicología, Trujillo*. [Tesis de Doctorado, Universidad César Vallejo]. Repositorio de la Universidad César Vallejo.
- Aiken, L. R. (1980). Content Validity and Reliability of Single Items or Questionnaires. *Educational and Psychological Measurement*, 40(4), 955-959. <http://dx.doi.org/10.1177/001316448004000419>
- Aiken, L. R. (1985). Three Coefficients for Analyzing the Reliability and Validity of Ratings. *Educational and Psychological Measurement*, 45(1), 131-142. <http://dx.doi.org/10.1177/0013164485451012>
- Alarcón, R. (2006). Desarrollo de una escala factorial para medir la felicidad. *Revista Interamericana de Psicología*, 40(1), 99-106.
- Aldridge, V., Dovey, T. & Wade, A. (2017). Assessing test-retest reliability of psychological measures: persistent methodological problems. *European Psychologist*, 22(4), 207-218. <https://doi.org/10.1027/1016-9040/a000298>
- Almaleki, D. (2021). The precision of the overall data-model fit for different design features in confirmatory factor analysis. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 11(1), 6766-6774. <https://doi.org/10.48084/etasr.4025>
- American Educational Research Association, American Psychological Association & National Council for Measurement in Education [AERA, APA & NCME] (2014). *The Standards for Educational and Psychological Testing*. Washington, D.C.: AERA.
- Argibay, J. C. (2006). Técnicas psicométricas. Cuestiones de validez y confiabilidad. *Subjetividad y Procesos Cognitivos*, (8), 15-33.
- Ato, M., López, J. y Benavente, A. (2013). Un sistema de clasificación de los diseños de investigación en psicología. *Anales de Psicología*, 29(3), 1038-1059. <https://dx.doi.org/10.6018/analesps.29.3.178511>
- Babakus, E., Ferguson, C. E. & Jöreskog, K. G. (1987). The sensitivity of confirmatory maximum likelihood factor analysis to violations of measurement scale and distributional assumptions. *Journal of Marketing Research*, 24(2), 222 - 228. <https://doi.org/10.2307/3151512>

- Baena-Morales, S., Bautista, I., Chiroso-Ríos, L. J., Chiroso-Ríos, I., Martín-Tamayo, I. y García-Moreno, J. M. (2016). Análisis de la fiabilidad inter-sesión de las medias para la fuerza, potencia y velocidad en la realización de test-retest para press de banca. *Cuadernos de Psicología del Deporte*, 16(3), 81-88.
- Barrios, M., y Cosculluela, A. (2013). Fiabilidad. En J. Meneses (coord.), *Psicometría* (pp. 75–140). UOC.
- Bartlett, M. S. (1950). Tests of significance in factor analysis. *British Journal of Statistical Psychology*, 3(2), 77-85. <http://dx.doi.org/10.1111/j.2044-8317.1950.tb00285.x>
- Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107(2), 238–246. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.107.2.238>
- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88(3), 588-606. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.88.3.588>
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: WILEY. <https://doi.org/doi:10.1002/9781118619179>
- Boomsma, A., and Hoogland, J. J. (2001). The robustness of LISREL modeling revisited. A festschrift in honor of Karl Jöreskog. In R. Cudeck, S. du Toit, and D. Sorbom (eds.), *Structural equation models: present and future* (pp. 139-168). Lincolnwood: Scientific Software International.
- Butler, J. y Kern, M. L. (2016). The PERMA-Profilier: A brief multidimensional measure of flourishing. *International Journal of Wellbeing*, 6(3), 1-48. <https://doi.org/10.5502/ijw.v6i3.526>
- Cangur, S. & Ercan, I. (2015) Comparison of model fit indices used in structural equation modeling under multivariate normality. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 14(1), 152-167. <https://doi.org/10.22237/jmasm/1430453580>
- Carrillo, B. A., Sánchez, M. & Leenen, I. (2020). El concepto moderno de validez y su uso en educación médica. *Investigación en Educación Médica*, 9(33), 98-106. <https://doi.org/10.22201/facmed.20075057e.2020.33.19216>
- Cassaretto, M. y Martínez, P. (2017). Validación de las escalas de bienestar, de florecimiento y afectividad. *Pensamiento Psicológico*, 15(1), 19-31. <https://doi.org/10.11144/Javerianacali.PPS15-1.VEFA>
- Castro, S. (11 de agosto del 2020). *Modelo PERMA*. Instituto europeo de psicología positiva. <https://www.iepp.es/modelo-perma/>
- Catena, A., Ramos, M. M. & Trujillo, H. M. (2003). *Análisis multivariado. Un manual para investigadores*. Madrid: Biblioteca Nueva.

- Cattell, R. B. (1966). The scree test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1(2), 245-276. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr0102_10
- Ceulemans, E. & Kiers, H. A. L. (2006). Selecting among three-mode principal component models of different types and complexities: A numerical convex hull based method. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 59(1), 133-150. <https://doi.org/10.1348/000711005X64817>
- Chavez, Y. F. (s. f.). Validación de la Escala del perfil PERMA.
- Chen, F. F. (2007). Sensitivity of Goodness of Fit Indexes to Lack of Measurement Invariance. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 14(3), 464–504. <https://doi.org/10.1080/10705510701301834>
- Choi, S. P., Suh, C., Yang, J. W., Ye, B. J., Lee, C. K., Son, B. C., Choi, M. (2019). Korean translation and validation of the workplace positive emotion, engagement, relationships, meaning, and accomplishment (PERMA)-Profiler. *Annals of Occupational and Environmental Medicine*, 31(1), e17. <https://doi.org/10.35371/aoem.2019.31.e17>
- Cobo-Rendón, R., Pérez, M. V. y Díaz, A. (2020). Propiedades psicométricas del PERMA-Profiler para la medición del bienestar en una muestra de estudiantes universitarios chilenos. *Ciencias de la Salud*, 18(1), 119-133. <http://dx.doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/revsalud/a.8775>
- Comrey, A. L., & Lee, H. B. (1992). *A first course in factor analysis* (2nd ed.). New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Concepción, L. A., Dextre, C. E., Landauro, E. R. y Vásquez, A. R. (2018). *Medición de la felicidad en profesores de dos centros educativos de Lima* [Tesis de Maestría]. Perú: Pontificia Universidad Católica del Perú.
- Correa, A. S., Cuevas, M. D. R. & Villaseñor, M. (2016). Bienestar psicológico, metas y rendimiento académico. *Revista Especializada en Ciencias de la Salud*, 19(1), 29-34.
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297–334. <http://dx.doi.org/10.1007/bf02310555>
- Cronbach, L. J. (2004). My current thoughts on coefficient Alpha and successor procedures. *Educational and Psychological Measurement*, 64(3), 391-418. <http://dx.doi.org/10.1177/0013164404266386>
- Damáσιο, B. (2012). Uso da análise fatorial exploratória em psicologia. *Avaliação Psicológica*, 11(2), 213-228.

- Damáσιο, B. F. (2013). Contribuições da Análise Fatorial Confirmatória Multigrupo (AFCMG) na avaliação de invariância de instrumentos psicométricos. *Psico-USF*, 18(2), 211–220. <http://dx.doi.org/10.1590/s1413-82712013000200005>
- Diener, E., Wirtz, D., Tov, W., Kim-Prieto, C., Choi, D., Oishi, S. & Biswas-Diener, R. (2010). New well-being measures: short scales to assess flourishing and positive and negative feelings. *Social Indicators Research*, 97(2), 143-156. <http://dx.doi.org/10.1007/s11205-009-9493-y>
- Escrig-Sos, J., Miralles-Tena, J. M., Martínez-Ramos, D., & Rivadulla-Serrano, I. (2007). Intervalos de confianza: por qué usarlos. *Cirugía Española*, 81(3), 121–125. [http://dx.doi.org/10.1016/s0009-739x\(07\)71281-2](http://dx.doi.org/10.1016/s0009-739x(07)71281-2)
- Escurra, L. (1988). Cuantificación de la Validez de Contenido por Criterio de Jueces. *Revista de Psicología*, 6 (1-2), 103-111.
- Everitt, B. S. (1975). Multivariate analysis: The need for data, and other problems. *British Journal of Psychiatry*, 126(1), 237-240. <https://doi.org/10.1192/bjp.126.3.237>
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*, 4(3), 272-299. <https://doi.org/doi:10.1037/1082-989x.4.3.272>
- Fernández, A. (2015). Aplicación del análisis factorial confirmatorio a un modelo de medición del rendimiento académico en lectura. *Revista de Ciencias Económicas*, 33(2), 39-66. <http://dx.doi.org/10.15517/rce.v33i2.22216>
- Ferrando, P. J., & Anguiano-Carrasco, C. (2010). El análisis factorial como técnica de investigación en psicología. *Papeles del Psicólogo*, 31(1), 18-33.
- Field, A., Miles, J., & Field, Z. (2012). *Discovering statistics using R*. London: SAGE Publications.
- Flora, D. B., LaBrish, C. & Chalmers, R. P. (2012). Old and new ideas for data screening and assumption testing for exploratory and confirmatory factor analysis. *Frontiers in Psychology*, 3 (55), 1 - 21. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2012.00055>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39 - 50. <https://doi.org/10.2307/3151312>
- Foster, R. (2020). *KR-20 and KR-21 for some non-dichotomous data (It's not just Cronbach's alpha)*. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/63a9k>

- Freiberg, A., Stover, J. B., De la Iglesia, G., & Fernández, M. (2013). Correlaciones policóricas y tetracóricas en estudios factoriales exploratorios y confirmatorios. *Ciencias Psicológicas*, 7(2), 151-164.
- Georgiev, G. Z. (s.f.). Z score calculator [online]. Gigacalculator. Consultado el 05 de agosto del 2021 de <https://www.gigacalculator.com/calculators/z-score-calculator.php>
- Guadagnoli, E., & Velicer, W. F. (1988). Relation of sample size to the stability of component patterns. *Psychological Bulletin*, 103(2), 265-275. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.103.2.265>
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L. & Black, W. C. (2005). *Análise multivariada de dados* (5a ed.). A. S. Sant'Anna & A. C. Neto (Trad.). Porto Alegre: Bookman.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J, Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis* (7th ed.). New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J, Anderson, R. E. (2014). *Multivariate data analysis, Pearson new international edition* (7th ed.). Harlow: Pearson Education Limited.
- Hayton, J. C., Allen, D. G., & Scarpello, V. (2004). factor retention decisions in exploratory factor analysis: a tutorial on parallel analysis. *Organizational Research Methods*, 7(2), 191-205. <https://doi.org/10.1177/1094428104263675>
- Hernández, C. A., Hernández V., Prada R. (2018). Adaptación del perfil PERMA de bienestar subjetivo para adultos mayores institucionalizados colombianos. *Ciencia y Cuidado*, 15(1), 83-97. <http://dx.doi.org/10.22463/17949831.1235>
- Hernández, R., Fernández, C. y Baptista, P. (2014). *Metodología de la investigación: Roberto Hernández Sampieri, Carlos Fernández Collado y Pilar Baptista Lucio* (6^{ta} ed.). México D.F.: McGraw-Hill.
- Hogan, T. P., Benjamin, A., & Brezinski, K. L. (2000). Reliability Methods: A Note on the Frequency of Use of Various Types. *Educational and Psychological Measurement*, 60(4), 523-531. <https://doi.org/10.1177/00131640021970691>
- Holgado-Tello, F. P., Morata-Ramírez, M. Á. & Barbero-García, M. I. (2018). Confirmatory factor analysis of ordinal variables: a simulation study comparing the main estimation methods. *Avances en Psicología Latinoamericana*, 36(3), 601-617. <http://dx.doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/apl/a.4932>

- Hooper, D., Coughlan, J., & Mullen, M. (2008) Structural equation modelling: guidelines for determining model fit. *Electronic Journal of Business Research Methods*, 6(1), 53-60.
- Horn, J. L. (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, 30(2), 179-185. <https://doi.org/10.1007/BF02289447>
- INSM (2002). Estudio epidemiológico metropolitano en salud mental. *Anales de Salud Mental*, 18 (1-2), 1-200.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1982). Recent developments in structural equation modeling. *Journal of Marketing Research*, 19(4), 404-416. <https://doi.org/10.2307/3151714>
- Jahoda, M. (1958). *Current concepts of positive mental health*. Nueva York: Basic Books.
- Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 141–151. <http://dx.doi.org/10.1177/001316446002000116>
- Kaiser, H. F. (1970). A second generation little jiffy. *Psychometrika*, 35(4), 401–415. <http://dx.doi.org/10.1007/bf02291817>
- Kaiser, H. F. (1974). An index of factorial simplicity. *Psychometrika*, 39(1), 31–36. <http://dx.doi.org/10.1007/bf02291575>
- Kaiser, H. F., & Rice, J. (1974). Little Jiffy, Mark Iv. *Educational and Psychological Measurement*, 34(1), 111–117. <https://doi.org/10.1177/001316447403400115>
- Kaplan, R. M., Sacuzzo, D. P. (2010) *Psychological testing: principles, applications, and issues* (8va ed.). California: Wadsworth Cengage Learning.
- Karakaya-Ozyer, K. & Aksu-Dunya, B. (2018). A review of structural equation modeling applications in Turkish educational science literature, 2010-2015. *International Journal of Research in Education and Science (IJRES)*, 4(1), 279-291. <https://doi.org/10.21890/ijres.383177>
- Kern, M. L. (23 de octubre del 2014). *PERMA Profiler: Versión Española* [Archivo PDF]. Dr. Peggy (Margaret) L. Kern. <https://www.peggykern.org/questionnaires.html>
- Keyes, C. (1998). Social well-being. *Social Psychology Quarterly*, 61 (2), 121-140.
- Kline, P. (1986). *A handbook of test construction: Introduction to psychometric design*. Methuen.

- Kline, R. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling* (3^{ra} ed.). The Guilford Press.
- Ledesma, R. D. & Valero-Mora, P. (2007). Determining the number of factors to retain in EFA: an easy-to-use computer program for carrying out parallel analysis. *Practical Assessment, Research and Evaluation*, 12(2), 1-11. <https://doi.org/10.7275/wjnc-nm63>
- Ledesma, R. D., Ferrando, P. J., & Tosi, J. D. (2019). Uso del análisis factorial exploratorio en RIDEP. recomendaciones para autores y revisores. *Revista Iberoamericana de Diagnóstico y Evaluación – e Avaliação Psicológica RIDEP*, 52(3), 173-180. <https://doi.org/10.21865/RIDEP52.3.13>
- León, D. A. & Fachel, J. M. (2011). *Análise fatorial confirmatória através dos softwares R e Mplus*. Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Ley 30947 del 2019. Ley de Salud mental. 23 de mayo del 2019. (Perú).
- Lima, S., Peña, E., Cedillo, C. y Cabrera, M. (2017). Adaptación del perfil PERMA en una muestra ecuatoriana. *Revista Psicoeureka*, 14(1), 1-15.
- Little, T. D., Lindenberger, U., & Nesselroade, J. R. (1999). On selecting indicators for multivariate measurement and modeling with latent variables: When “good” indicators are bad and “bad” indicators are good. *Psychological Methods*, 4(2), 192-211. <https://doi.org/doi:10.1037/1082-989x.4.2.192>
- Lloret, S., Ferreres, A., Hernández, A., & Tomás, I. (2017). El análisis factorial exploratorio de los ítems: análisis guiado según los datos empíricos y el software. *Anales de Psicología*, 33(2), 417-432. <https://doi.org/10.6018/analesps.33.2.270211>
- Lloret-Segura, S., Ferreres-Traver, A., Hernández-Baeza, A., & Tomás-Marco, I. (2014). El análisis factorial exploratorio de los ítems: una guía práctica, revisada y actualizada. *Anales de Psicología*, 30(3), 1151-1169. <http://dx.doi.org/10.6018/analesps.30.3.199361>
- Lluch, M. (1999). *Construcción de una escala para evaluar la salud mental positiva* [Tesis de Doctorado, Universidad de Barcelona]. Departamento de Metodología de las ciencias del Comportamiento - Universidad de Barcelona.
- López-Aguado, M., & Gutiérrez-Provecho, L. (2019). Com dur a terme i interpretar una anàlisi factorial exploratòria utilitzant SPSS. *Revista d'Innovació i Recerca en Educació (REIRE)*, 12(2), 1-14. <https://doi.org/10.1344/reire2019.12.227057>

- Lorenzo-Seva, U., Timmerman, M. E. & Kiers, H. A. L. (2011). The hull method for selecting the number of common factors. *Multivariate Behavioral Research*, 46(2), 340-364. <https://doi.org/10.1080/00273171.2011.564527>
- MacCallum, R. C., Widaman, K. F., Zhang, S. & Hong, S. (1999). Sample size in factor analysis. *Psychological Methods*, 4(1), 84-99. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.4.1.84>
- Mardia, K.V. (1970). Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications. *Biometrika*, 57, 519–530. <https://doi.org/10.2307/2334770>
- Mascaray, J. (2012). *Modelización mediante ecuaciones estructurales de la influencia del estilo de liderazgo en los ingenieros* [Tesis de Doctorado, Universidad Nacional de Educación a Distancia]. Repositorio Institucional de la Universidad Nacional de Educación a Distancia.
- Matos, D. A., & Rodrigues, E. (2019). *Análise fatorial* (1ra ed.). Brasilia-D.F.: Enap.
- Matsunaga, M. (2010). How to factor-analyze your data right: do's, don'ts, and how-to's. *International Journal of Psychological Research*, 3(1), 97-110. <https://doi.org/10.21500/20112084.854>
- Méndez, C. & Rondón, M. A. (2012). Introducción al análisis factorial exploratorio. *Revista Colombiana de Psiquiatría*, 41(1), 197-207. [https://doi.org/10.1016/S0034-7450\(14\)60077-9](https://doi.org/10.1016/S0034-7450(14)60077-9)
- Meredith, W. (1993). Measurement invariance, factor analysis and factorial invariance. *Psychometrika*, 58(4), 525–543. <http://dx.doi.org/10.1007/bf02294825>
- Merino, C. & Livia, J. (2009). Intervalos de confianza asimétricos para el índice la validez de contenido: Un programa Visual Basic para la V de Aiken. *Anales de Psicología*, 25(1), 169-171.
- Midi, H., Rana, M. S., & Imon, A. H. M. R. (2009). The performance of robust weighted least squares in the presence of outliers and heteroscedastic errors. *WSEAS Transactions on Mathematics*, 8(7), 351-361.
- Mîndrilă, D. (2010). Maximum likelihood (ML) and diagonally weighted least squares (DWLS) estimation procedures: A comparison of estimation bias with ordinal and multivariate non-normal data. *International Journal of Digital Society*, 1(1), 60-66. <https://doi.org/10.20533/ijds.2040.2570.2010.0010>
- Montero, I. & León, O. G. (2001). Usos y costumbres metodológicos en la psicología española: un análisis a través de la vida de Psicothema (1990-1999). *Psicothema*, 13(4), 671-677.

- Morales, P. (2013). *El análisis factorial en la construcción e interpretación de tests, escalas y cuestionarios*. Madrid: Universidad Pontificia Comillas. Disponible en <http://www.upcomillas.es/personal/peter/investigacion/AnalisisFactorial.pdf>
- Morata-Ramírez, M. Á. (2017). *Métodos de estimación y sus implicaciones para la validación de constructo mediante análisis factorial confirmatorio de escalas tipo likert. Un estudio de simulación* [Tesis de Doctorado, Universidad Nacional de Educación a Distancia]. Repositorio Institucional de la Universidad Nacional de Educación a Distancia.
- Morata-Ramírez, M. Á., Holgado-Tello, F. P., Barbero-García, M. I., & Méndez, G. (2015). Análisis factorial confirmatorio. Recomendaciones sobre mínimos cuadrados no ponderados en función del error tipo I de ji-cuadrado y RMSEA. *Acción Psicológica*, 12(1), 79-90. <http://dx.doi.org/10.5944/ap.12.1.14362>.
- Muñiz, J. & Fonseca-Pedrero, E. (2019). Diez pasos para la construcción de un test. *Psicothema*, 31(1), 7-16. <http://dx.doi.org/10.7334/psicothema2018.291>
- Muñiz, J. (2010). Las teorías de los tests: teoría clásica y teoría de respuesta a los ítems. *Papeles del Psicólogo*, 31(1), 57-66.
- Muñoz, C. O., Restrepo, D., y Cardona, D. (2016). Construcción del concepto de salud mental positiva: revisión sistemática. *Revista Panamericana de Salud Pública (RPSP)*, 39(3), 166-173.
- Napitupulu, D., Syafrullah, M., Rahim, R., Amar, A. & Suchahyo, Y. G. (2018). Content validity of critical success factors for e-Government implementation in Indonesia. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 352, 1-10. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/352/1/012058>
- Nilges, P., & Essau, C. (2015). Die Depressions-angst-stress-skalen: der dass – ein screeningverfahren nicht nur für schmerzpatienten. *Der Schmerz*, 10(4), 649–657. <https://doi.org/10.1007/s00482-015-0019-z>.
- Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric theory* (2.^a ed.). New York: McGraw-Hill.
- O’connor, B. P. (2000). SPSS and SAS programs for determining the number of components using parallel analysis and Velicer’s MAP test. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 32(3), 396-402. <https://doi.org/10.3758/bf03200807>
- OMS (2013). *Plan de acción sobre salud mental 2013-2020*. Ginebra: Organización Mundial de la Salud.

- Otzen, T., & Manterola, C. (2017). Técnicas de muestreo sobre una población a estudio. *International journal of morphology*, 35(1), 227-232.
- Pasquali, L. (1999). *Instrumentos psicológicos: manual práctico de elaboração*. Brasília: LabPAM & IBAPP.
- Penfield, R. D. & Giacobbi, Jr., P. R. (2004). Applying a score confidence interval to Aiken's item content-relevance index. *Measurement in Physical Education and Exercise Science*, 8(4), 213-225. http://dx.doi.org/10.1207/s15327841mpee0804_3
- PUCP (2019). *Guía de criterios homologados de investigación en psicología (v. 2.0)*. Perú: Pontificia Universidad Católica del Perú.
- Rasheed, B. A., Adnan, R., Saffari, S. E. & Pati, K. D. (2014). Robust weighted least squares estimation of regression parameter in the presence of outliers and heteroscedastic errors. *Jurnal Teknologi*, 71(1), 11-17. <https://doi.org/10.11113/jt.v71.3609>
- Rios, J., & Wells, C. (2014). Evidencia de validez basada en la estructura interna. *Psicothema*, 26(1), 108-116. <https://doi.org/10.7334/psicothema2013.260>
- Robles, Y., Saavedra, J., Mezzich, J., Sanes, Y., Padilla, M. y Mejía, O. (2010). Índice de calidad de vida: validación en una muestra peruana. *Anales de Salud Mental*, 26(2), 33-43.
- Rodríguez, M. N. & Ruiz, M. Á. (2008). Atenuación de la asimetría y de la curtosis de las puntuaciones observadas mediante transformaciones de variables: Incidencia sobre la estructura factorial. *Psicológica*, 29(2), 205-227.
- Rubio, D. M., Berg-Weber, M., Tebb, S. S., Lee, E. S. y Rauch, S. (2003). Objectifying content validity: Conducting a content validity study in social work research. *Social Work Research*, 27(2), 94-104. <https://doi.org/10.1093/swr/27.2.94>
- Ryan, J., Curtis, R., Olds, T., Edney, S., Vandelanotte, C., Plotnikoff, R. & Maher, C. (2019) Psychometric properties of the PERMA Profiler for measuring wellbeing in australian adults. *PLOS ONE*, 14(12), 1-12. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0225932>
- Ryff, C. D., & Keyes, C. L. M. (1995). The structure of psychological well-being revisited. *Journal of Personality and Social Psychology*, 69(4), 719-727. <http://dx.doi.org/10.1037/0022-3514.69.4.719>
- Salazar Raymond, M. B., Icaza Guevara, M. F., & Alejo Machado, O. A. (2018). La importancia de la ética en la investigación. *Universidad y Sociedad*, 10(1), 305-311. Recuperado de <http://rus.ucf.edu.cu/index.php/rus>

- Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H. & Müller, H. (2003). Evaluating the fit of structural equation models: tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8(2), 23-74.
- Schrepp, M. (2020). On the usage of cronbach's alpha to measure reliability of UX scales. *Journal of Usability Studies*, 15(4), 247-258.
- Seligman, M. E. P. (2011). *Flourish: a visionary new understanding of happiness and well-being*. New York: Free Press.
- Serrani Azcurra, D. (2015). Traducción, adaptación al español y validación de la escala de bienestar mental de Warwick-Edinburgh en una muestra de adultos mayores argentinos. *Acta Colombiana de Psicología*, 18(1), 79-93. <http://www.dx.doi.org/10.14718/ACP.2015.18.1.8>
- Shi, D., Lee, T. & Maydeu-Olivares, A. (2019). Understanding the model size effect on SEM fit indices. *Educational and Psychological Measurement*, 79(2), 310-334. <https://doi.org/10.1177/0013164418783530>
- Sireci, S., & Faulkner-Bond, M. (2014). Validity evidence based on test content. *Psicothema*, 100-107. <http://www.dx.doi.org/10.7334/psicothema2013.256>
- Soper, D.S. (2021). *A-priori sample size calculator for structural equation models* [Software]. Disponible en <https://www.danielsoper.com/statcalc>
- Spearman, C. (1904). General intelligence, objectively determined and measured. *The American Journal of Psychology*, 15(2), 201-292. <https://doi.org/10.2307/1412107>
- Streiner, D. L. (1994). Figuring out factors: the use and misuse of factor analysis. *The Canadian Journal of Psychiatry*, 39(3), 135-140. <https://doi.org/10.1177/070674379403900303>
- Tarragona, M. (2013). Psicología positiva y terapias constructivas: una propuesta integradora. *Terapia Psicológica*, 31(1), 115-125. <https://doi.org/10.4067/S0718-48082013000100011>
- Tucker, L. R. & Lewis, C. (1973). A reliability coefficient for maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 38(1), 1-10. <https://doi.org/10.1007/bf02291170>
- Valentini, F., & Damásio, B. F. (2016). Variância Média Extraída e Confiabilidade Composta: Indicadores de Precisão. *Psicologia: Teoria e Pesquisa*, 32(2). <https://doi.org/10.1590/0102-3772e322225>
- Ventura-León, J. (2019). De regreso a la validez basada en el contenido [Carta al editor]. *Adicciones*. [Epub ahead of print]. <https://doi.org/10.20882/adicciones.1213>

- Ventura-León, J. L., & Caycho-Rodríguez, T. (2017). El coeficiente Omega: un método alternativo para la estimación de la confiabilidad. *Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales, niñez y juventud*, 15(1), 625-627.
- Wammerl, M., Jaunig, J., Mairunteregger, T. & Streit, P. (2019). The german version of the PERMA-Profil: evidence for construct and convergent validity of the PERMA theory of well-being in german speaking countries. *Journal of Well-Being Assessment*, 3, 75-96. <https://doi.org/10.1007/s41543-019-00021-0>
- Watanabe, K., Kawakami, N., Shiotani, T., Adachi, H., Matsumoto, K., Imamura, K., ... Kern, M. L. (2018). The japanese workplace PERMA-Profil: A validation study among japanese workers. *Journal of Occupational Health*, 60(5), 383 - 393. <http://dx.doi.org/10.1539/joh.2018-0050-oa>
- Watkins, M. W. (2018). Exploratory factor analysis: a guide to best practice. *Journal of Black Psychology*, 44(3), 219-246. <https://doi.org/10.1177/0095798418771807>
- Widaman, K. F., Little, T. D., Preacher, K. J., & Sawalani, G. M. (2011). On creating and using short forms of scales in secondary research. In K. H. Trzesniewski, M. B. Donnellan & R. E. Lucas (eds.), *Secondary data analysis: an introduction for psychologists* (pp. 39-61). American Psychological Association. <https://doi.org/10.1037/12350-003>
- Yang, W. C. (2011). Applying content validity coefficient and homogeneity reliability coefficient to investigate the experiential marketing scale for leisure farms. *Journal of Global Business Management*, 7(1), 1-8.
- Yang-Wallentin, F., Joreskog, K. G. & Luo, H. (2010). Confirmatory factor analysis of ordinal variables with misspecified models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 17(3), 392-423. <http://dx.doi.org/10.1080/10705511.2010.489003>
- Zwick, W. R. & Velicer, W. F. (1986). Comparison of five rules for determining the number of components to retain. *Psychological Bulletin*, 99(3), 432-442. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.99.3.432>

APÉNDICE

A: Modelo de consentimiento informado (Microsoft Forms).

B: Modelo de solicitud para calificación de experto/a.

C: Autorización para uso de la versión original del PERMA-Profiler.

D: Autorización para uso de la versión ecuatoriana del PERMA-Profiler.



APENDICE A

MODELO DE CONSENTIMIENTO INFORMADO (MICROSOFT FORMS)

Consentimiento informado:

Acepto voluntariamente participar en la investigación conducida por el Lic. Julio César Benites, estudio referido a la validación de una prueba psicológica. Así mismo afirmo tener conocimiento de que esta investigación cumplirá los siguientes puntos:

o La información recolectada respetará mi privacidad.

o No dañara a mi persona, ya que los datos que se recolecten serán anónimos y únicamente destinados para la investigación a realizar.

o Se me mantendrá informado/a de los avances de la investigación, así como también de los resultados a través del siguiente correo: julio.benitess@unife.pe

o Cuento con total libertad para detener mi participación en esta investigación, si así lo deseo.

* Obligatorio

1. Reiterando mi participación voluntaria marco el casillero respectivo *

Si acepto

No acepto

Siguiente



APENDICE B

MODELO DE SOLICITUD PARA CALIFICACIÓN DE EXPERTO/A

Lima, 21 de abril del 2021
Motivo: Evaluación de Experto/a

Estimada Dra.,

Mediante la presente aprovecho para hacerle llegar mis saludos cordiales y referirle que, considerando su trayectoria académica y profesional, he tenido a bien elegirla con la finalidad de solicitar su participación en la evaluación del contenido de los ítems del PERMA-Profiler, instrumento que validaré para optar el grado académico de Maestro en Psicología, por la escuela de Post Grado de la Universidad Femenina del Sagrado Corazón, UNIFE.

La evaluación de los ítems estará relacionada directamente con calificar su **representatividad, relevancia y claridad**, así como su **ubicación dentro de cada dimensión**. Con este fin, se adjunta a este documento las instrucciones detalladas para la calificación correspondiente.

Agradezco de antemano su valiosa participación y colaboración en este proceso.

Atte,

Julio César Benites Surco

APENDICE C

AUTORIZACIÓN PARA USO DE LA VERSIÓN ORIGINAL DEL PERMA-PROFILER

Mediante el presente documento se informa que la versión original del PERMA-Profiler es de uso libre para fines de investigación, tal como lo señala una de las autoras de la prueba (Dra. Peggy Kern) en su página web personal <https://www.peggykern.org/questionnaires.html>:

“Puede utilizar estas medidas con fines de investigación o no comerciales, dando crédito como se indica en las medidas. No hay ningún costo involucrado en el uso de las medidas para estos fines”.

Permissions and Use of the Measures

You are welcome to use these measures for research or non-commercial purposes, giving credit as noted in the measures. There is no cost involved in using the measures for these purposes. For commercial purposes, please contact the [University of Pennsylvania Center for Technology Transfer](#).

If you do choose to use any of the measures, I ask that you first complete this form:

[Wellbeing measures registration form](#)

De igual forma, se procedió a llenar el formulario de registro que la autora solicita para realizar el seguimiento de las personas que utilizan su prueba.

APENDICE D

AUTORIZACIÓN PARA USO DE LA VERSIÓN ECUATORIANA DEL PERMA-PROFILER

Mediante el presente documento se informa que la Dra. Sandra Eugenia Lima Castro, directora del proyecto de investigación de la versión ecuatoriana del PERMA-Profiler, autorizó a Julio César Benites Surco para que pueda emplear la versión ecuatoriana del Perfil PERMA en el proceso de adaptación de esta prueba con una muestra peruana.

La solicitud se envió por correo electrónico el día 25 de marzo del 2021 y fue respondida el 30 de marzo del 2021 por la Dra. Sandra Eugenia Lima Castro, quien además de su autorización proporcionó la versión ecuatoriana del PERMA-Profiler en archivo PDF adjunto.

