Tabla de contenidos disponible en P3-USAL

Revista de Psicología y Psicopedagogía

Página web: https://p3.usal.edu.ar/index.php/psicol/issue/archive



Modelos estructurales de la motivación en el ejercicio físico: una aplicación práctica en R

Structural modeling of motivation in physical exercise: a practical application in R

Ursino, Damián Javier[1]*; Abal, Facundo Juan Pablo[1]

1. Facultad de Psicología, Universidad de Buenos Aires (UBA), Buenos Aires, Argentina.

Recepción del Manuscrito: 8 de julio, 2026
Aceptación del Manuscrito: 14 de julio, 2026

ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN

INFORMACION

Palabras clave:
Modelos de ecuaciones estructurales
Relaciones estructurales
Lavaan en R
motivación, ejercicio físico

RESUMEN

El objetivo del presente trabajo fue estimar un modelo de ecuaciones estructurales para examinar las relaciones entre la frustración de las necesidades psicológicas básicas, la motivación controlada y la práctica autoinformada de ejercicio físico en adultos argentinos. Con este propósito, se ejemplifica una secuencia aplicada de modelado en R, a partir de la preparación inicial de los datos y el cálculo de puntuaciones compuestas en SPSS. Se presenta una guía práctica orientada a documentar las principales decisiones implicadas en la caracterización de las variables, la especificación del modelo, la evaluación de supuestos, la selección del estimador, la estimación de parámetros, la evaluación del ajuste global y local, y la reespecificación del modelo. La aplicación empírica permitió ilustrar cómo las decisiones de medición y especificación inciden en la interpretación del modelo estructural. En particular, se observó que la representación de la motivación controlada requería revisar la contribución de sus indicadores antes de interpretar las relaciones estructurales. Se concluye que el modelado SEM en R exige una articulación explícita entre el conocimiento teórico, la evidencia psicométrica, la preparación de los datos y las decisiones metodológicas.

Keywords:
Structural equation modeling
Structural relations
Lavaan in R
Motivation
Physical exercise

ABSTRACT

The aim of this study was to estimate a structural equation model to examine the relationships among basic psychological need frustration, controlled motivation, and self-reported physical exercise practice in Argentine adults. For this purpose, an applied sequence of modeling in R is illustrated, based on the initial preparation of the data and the computation of composite scores in SPSS. A practical guide is presented to document the main decisions involved in variable characterization, model specification, assessment of assumptions, estimator selection, parameter estimation, evaluation of global and local fit, and model respecification. The empirical application illustrated how measurement and model specification decisions affect the interpretation of the structural model. In particular, it was observed that the representation of controlled motivation required examining the contribution of its indicators before interpreting the structural relations. It is concluded that SEM modeling in R requires an explicit articulation among theoretical knowledge, psychometric evidence, data preparation, and methodological decisions.

*Dirección de e-mail del autor
dursino@psi.uba.ar

Introducción

Modelos de ecuaciones estructurales

Los modelos de ecuaciones estructurales (SEM; Structural Equation Models) constituyen una técnica de análisis estadístico multivariado que se emplea para contrastar modelos que postulan relaciones explicativas entre variables. Estos modelos permiten estimar de manera simultánea los efectos y las relaciones entre múltiples variables, incorporando además la estimación de los errores de medida tanto en las variables criterio como en las variables predictoras. La aplicación de esta técnica resulta especialmente útil para la validación de modelos conceptuales, siempre que su utilización se sustente en un marco teórico y en evidencia empírica. De este modo, la lógica subyacente a los modelos establece que, a partir de las relaciones teóricas que fundamentan el modelo, es posible derivar las matrices de covariación esperadas entre las variables. Si el modelo teórico es adecuado, las medidas de covariación estimadas a partir de dicha especificación deberían coincidir con las medidas de covariación observadas en los datos empíricos (Ruiz *et al.*, 2010).

El uso de SEM presenta un conjunto de ventajas que favorecen su aplicación en las ciencias del comportamiento. En primer lugar, esta técnica permite estimar y evaluar de manera simultánea las relaciones entre variables latentes y sus indicadores observables, incorporando el error específico de medición asociado a cada indicador (Medrano & Muñoz-Navarro, 2017). Asimismo, facilita la evaluación del ajuste global del modelo mediante un conjunto de índices que proporcionan información sobre la

correspondencia entre la estructura teórica propuesta y los datos observados. Otra ventaja destacada es la posibilidad de analizar múltiples efectos de manera simultánea, permitiendo modelar relaciones complejas en las que una variable dependiente puede, a su vez, desempeñar el rol de variable independiente en relaciones posteriores (Hair *et al*., 2014).

Diversos autores coinciden en que la aplicación de SEM puede organizarse en una serie de etapas orientadas a la especificación, identificación, estimación, evaluación y eventual reespecificación del modelo, así como la interpretación de los resultados (Cupani, 2012; Kline, 2016; Medrano & Muñoz-Navarro, 2017). Además, resulta necesario documentar algunas decisiones previas que sostienen la aplicación de SEM (Jackson *et al*., 2009). Estas decisiones incluyen la fundamentación teórica del modelo propuesto, la evidencia empírica que respalda las relaciones especificadas, la selección de los instrumentos utilizados y el reporte de evidencias de validez en la población destino. También comprenden la caracterización de las variables incluidas en el análisis, la definición de un tamaño muestral acorde con la complejidad del modelo y la preparación de la información mediante el examen de datos perdidos, casos atípicos y supuestos estadísticos relevantes para seleccionar el estimador más apropiado.

Por último, se destaca la caracterización del *software* utilizado para realizar los análisis. En caso de emplear R, es importante informar qué librerías y funciones se aplicaron en el procesamiento de los datos. Estas acciones constituyen un paso esencial entre la identificación y la estimación del modelo, ya que enfatizan la preparación y depuración de la base de datos (Weston & Gore, 2006) y resultan relevantes para evaluar su calidad (Cupani, 2012).

Aplicación en el entorno R

El desarrollo de programas computacionales ha simplificado notablemente la implementación de análisis multivariados. Entre los programas más reconocidos se destacan LISREL (Linear Structural Relations), EQS (Structural Equations Program) y AMOS (Analysis of Moment Structures). Este último ofrece un entorno gráfico y procedimientos de estimación que facilitan la especificación y evaluación de modelos estructurales. Estos avances han permitido que los investigadores se aproximen a los análisis SEM con mayor accesibilidad y practicidad (Cupani, 2012).

En programas con entorno gráfico como AMOS, el modelo puede especificarse mediante una interfaz visual integrada a SPSS (Statistical Package for the Social Sciences). Este tipo de interfaz facilita la definición del modelo y evita que el usuario deba escribir explícitamente las ecuaciones correspondientes (Ruiz *et al*., 2010). En contraste, R requiere definir el modelo mediante código. Para ello el usuario debe cargar paquetes, utilizar funciones, establecer argumentos y generar objetos de análisis que permitan evaluar si las relaciones especificadas se corresponden con el modelo teórico propuesto. Desde esta perspectiva, la flexibilidad que brinda la generación de código posibilita ejecutar funciones actualizadas y tomar decisiones más deliberadas en contraste con programas que operan con funciones preestablecidas (Rosseel, 2012; Jorgensen *et al*., 2023).

Aplicación de SEM en el presente trabajo

El presente estudio se centra en el denominado camino oscuro de la motivación en el ejercicio físico (Rodrigues *et al*., 2019; Rodrigues, Teixeira *et al*., 2020a, 2020b). Este modelo plantea que la frustración de las necesidades psicológicas básicas (NPB) predice niveles más elevados de motivación controlada, y que esta, a su vez, actúa como un predictor del comportamiento de ejercicio físico (Ryan & Deci, 2017). Los resultados reportados por Rodrigues, Teixeira *et al*. (2020b) evidenciaron que la frustración de las NPB y la motivación controlada se encuentran asociadas con una disminución en la intención de sostener la conducta de ejercicio físico a lo largo del tiempo. En particular, observaron efectos negativos y significativos sobre la intención de ejercitarse, lo cual podría derivar en el abandono de la práctica. Asimismo, Rodrigues, Teixeira *et al*. (2020a) hallaron que la dimensión de motivación controlada se asocia negativamente con el disfrute, la intención y la persistencia en la práctica del ejercicio físico.

La evaluación de este modelo requiere instrumentos que permitan representar adecuadamente los constructos involucrados. En relación con estos instrumentos, diversos estudios han aportado evidencias sobre la estructura interna de las escalas utilizadas tanto en soluciones de primer orden (Sicilia *et al*., 2013; Rodrigues *et al*., 2019) como en especificaciones jerárquicas de segundo orden de la frustración de las NPB (Sicilia *et al*., 2013; Trigueros *et al*., 2020). Por su parte, aunque la motivación controlada suele delimitarse a partir de las regulaciones externa e introyectada (Brunet *et al*., 2015; Cid *et al*., 2012; Costa *et al*., 2018; Howard *et al*., 2020), algunos estudios han adoptado una perspectiva más integradora al incluir también la amotivación dentro de un perfil motivacional caracterizado por un bajo nivel de autodeterminación. En este sentido, Rodrigues, Macedo *et al*. (2020) propusieron un modelo que agrupa estas tres formas de regulación comportamental como indicadores de un mismo factor representativo de un estilo motivacional menos autodeterminado. Esta decisión metodológica permite, por un lado, identificar la similitud funcional entre las regulaciones menos autodeterminadas y, por otro, reducir el número de parámetros estimados en el modelo y disminuir así posibles problemas de colinealidad (Rodrigues, Teixeira *et al*., 2020a).

Sobre la base de estos antecedentes teóricos e instrumentales, el presente estudio presenta como objetivo estimar un modelo de ecuaciones estructurales para examinar las relaciones entre la frustración de las NPB, la motivación controlada y la práctica autoinformada de ejercicio físico en adultos argentinos. A partir de este modelo, se ejemplifica la aplicación del análisis SEM en R en una investigación psicológica, luego del procesamiento inicial de las variables y del cálculo de puntuaciones compuestas en SPSS.

Método

Diseño y participantes

El estudio presenta un diseño no experimental y transversal de tipo correlacional y explicativo (Hernández Sampieri *et al*., 2014). La muestra se conformó por 764 personas residentes en la provincia de Buenos Aires, con edades entre 18 y 75 años (*M = 26.71; DE = 11.44)*. Del total, el 78.40 % se identificó con el género femenino, el 20.55 % con el masculino y el 1.05 % seleccionó otra opción.

Instrumentos

Cuestionario sociodemográfico y ejercicio físico en el tiempo libre

Los participantes proporcionaron información sobre su edad, género, lugar de residencia actual y el nivel educativo más alto alcanzado. Para medir el ejercicio físico, se utilizó la versión adaptada del Cuestionario de Ejercicio Físico en el Tiempo Libre (Godin Leisure-Time Exercise Questionnaire; GLTEQ) de Godin (2011) en adultos argentinos (Ursino & Abal, 2026), que solicita a los participantes informar la cantidad de días de ejercicio físico leve, moderado y fuerte realizados en su tiempo libre durante una semana típica. Se calculó un puntaje total en METs utilizando la fórmula: (días de actividad leve × 3) + (días de actividad moderada × 5) + (días de actividad vigorosa × 9).

Frustración de las necesidades psicológicas básicas

Se utilizó la versión adaptada al español argentino de la Escala de Frustración de las Necesidades Psicológicas Básicas en el Ejercicio Físico (EFNP) (Ursino & Abal, en revisión). El instrumento está compuesto por 12 ítems que evalúan las dimensiones de frustración de autonomía, competencia y relación. Todos los ítems son de formulación directa y se responden mediante una escala tipo Likert de cinco puntos, donde los valores más altos reflejan mayores niveles de frustración psicológica.

Regulaciones comportamentales

Se utilizó la adaptación cultural del Cuestionario de Regulación Comportamental en el Ejercicio Físico (BREQ-3) para adultos argentinos (Ursino & Abal, en revisión). El instrumento está compuesto por 23 ítems distribuidos en seis dimensiones, con un formato de respuesta tipo Likert de cinco puntos. Cada subescala se puntúa mediante la suma de los ítems correspondientes. Las dimensiones de amotivación, regulación externa, regulación identificada, regulación integrada y regulación intrínseca cuentan con cuatro ítems cada una, mientras que la regulación introyectada se compone de tres ítems.

Procedimiento

La administración del protocolo se realizó en modalidad electrónica, a través de cuestionarios autoadministrados mediante la plataforma Google Forms. Los formularios fueron divulgados por correo electrónico a los participantes. Al inicio del protocolo, se presentaba una introducción con los objetivos del estudio y los criterios de inclusión definidos como ser mayor de 18 años, residir en la provincia de Buenos Aires y mantener algún tipo de vínculo con la práctica de ejercicio físico. A continuación, se incluía el consentimiento informado, el cual debía ser aceptado para poder acceder al resto del cuestionario. Se destacó que la participación era voluntaria y que las respuestas serían tratadas de manera confidencial. Asimismo, se remarcó la importancia de responder con sinceridad, aclarando que los enunciados no poseían respuestas correctas o incorrectas, ya que el interés principal radicaba en conocer la experiencia personal de cada participante respecto del ejercicio físico.

Análisis de datos

Todos los análisis se realizaron en R (R Core Team, 2023). En primer lugar, el análisis de datos se organizó en función de los supuestos necesarios para la estimación de los modelos. Se evaluaron los estadísticos de asimetría y curtosis univariada para cada una de las variables incluidas en el modelo, a partir de los descriptivos obtenidos con la función describe() del paquete psych (Revelle, 2023). Se consideraron valores dentro del rango de ±1.5 (Pérez & Medrano, 2010) como indicativos de una distribución aproximadamente normal. Esta evaluación se complementó con histogramas superpuestos con curvas de densidad generados mediante ggplot2 (Wickham, 2016). Posteriormente, se examinó la normalidad multivariada mediante el test de Mardia implementado en la función mvn() del paquete MVN (Korkmaz *et al*., 2014). La significancia estadística de los coeficientes de asimetría y curtosis multivariada se interpretó como evidencia de desviación respecto del supuesto de normalidad multivariada.

Caracterización de las variables y cálculo de puntajes con SPSS

Para asegurar una correcta lectura de los datos, la base fue importada desde un archivo en formato .xlsx al software SPSS, generando un archivo .sav en el que se caracterizaron las variables de acuerdo con su nivel de medición correspondiente y las opciones disponibles en SPSS (ver Tabla 1). Asimismo, se asignaron etiquetas a los valores de las variables codificadas con el fin de facilitar su interpretación en las etapas posteriores del análisis.

Tabla 1.*Caracterización de las variables según su nivel de medición en SPSS*

Etiquetas	Nivel de medición	Caracterización
Edad	Razón	Escala
Residencia	Nominal	Nominal
Género	Nominal	Nominal
Estudiosnivel	Ordinal	Ordinal
Ejercicio fuerte	Razón	Escala
Ejercicio moderado	Razón	Escala
Ejercicio leve	Razón	Escala
Ítems	Ordinal	Escala

Cálculo de puntajes

En el caso de los instrumentos estandarizados, tanto el formato de las variables como el cálculo de los puntajes se realizaron con sintaxis en SPSS. A continuación, se ejemplifican con las líneas correspondientes al procesamiento del EFNP, que incluyen el cálculo de las subescalas, la asignación de etiquetas y niveles de medición, la definición de valores perdidos y el formato de salida:

```
*Ejemplo de cálculo de puntajes.
COMPUTE
Autonomia_FNPB=(NPB.F_01+NPB.F_04+NPB.F_07+NP
B.F_10).
COMPUTE
Competencia_FNPB=(NPB.F_02+NPB.F_05+NPB.F_08+
NPB.F_11).
COMPUTE
Relacion_FNPB=(NPB.F_03+NPB.F_06+NPB.F_09+NPB
.F_12).
EXECUTE.

VARIABLE LEVEL Autonomia_FNPB(SCALE).
VARIABLE LEVEL Competencia_FNPB(SCALE).
VARIABLE LEVEL Relacion_FNPB(SCALE).

MISSING VALUES Autonomia_FNPB(99).
MISSING VALUES Competencia_FNPB(99).
MISSING VALUES Relacion_FNPB(99).

VARIABLE LABELS Autonomia_FNPB
'Autonomia_FNPB'.
VARIABLE LABELS Competencia_FNPB
'Competencia_FNPB'.
VARIABLE LABELS Relacion_FNPB
'Relacion_FNPB'.

FORMATS Autonomia_FNPB(F7.0).
FORMATS Competencia_FNPB(F7.0).
FORMATS Relacion_FNPB(F7.0).
```

Cabe destacar que, si bien las respuestas a los ítems de los instrumentos psicométricos son de naturaleza ordinal, las variables correspondientes fueron clasificadas como de tipo "escala" para posibilitar su tratamiento cuantitativo en los análisis posteriores. En la misma línea, se optó por no asignar etiquetas a los valores Likert con el fin de evitar que al importar la base de datos a R estas variables sean interpretadas como categóricas y así obstaculizar su análisis. En suma, se realizó la caracterización de las variables en SPSS para evitar la sobrescritura de objetos y posibles incompatibilidades con determinadas librerías durante el procesamiento en R.

Ingreso y exploración de la base de datos en R

Para conservar las características de las variables previamente definidas en SPSS, se utilizó la función read.spss() del paquete foreign, incorporando el argumento to.data.frame = TRUE. Esta configuración garantiza una lectura adecuada de la estructura de la base para su posterior análisis con otras librerías en R. Además, el uso de esta función permite generar advertencias útiles durante la importación. Se presenta el siguiente ejemplo:

```
library(foreign)
APLICACION_SEM <- read.spss(
"FNPB, BREQ y GLTEQ.sav",
to.data.frame = TRUE
)

>Warning message:
In     read.spss("FNPB,     BREQ     y
GLTEQ.sav", to.data.frame = TRUE) :
  Undeclared  level(s)  3  added  in
variable: Genero.
```

La advertencia indicó la presencia de una etiqueta no declarada en la variable género. A partir de este mensaje, se procedió a codificar correctamente el valor 3 como "Otro" para identificar todos los niveles posibles de la variable y resolver una omisión del etiquetado previo. Posteriormente, se realizó una primera exploración de la estructura de los datos mediante las funciones names() y str() con el objetivo de verificar la correcta importación y organización de las variables.

```
>str(APLICACION_SEM)
'data.frame':765 obs. of  56 variables:
 $ ID: num  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
 $ Edad: num  23 30 36 32 21 22 19 33 20
23 ...
 $      Genero:      Factor      w/      3
levels"Femenino","Masculino",..: 1 1 1 2
1 1 1 1 2 2 ...
 $ Estudios_nivel: Factor w/ 9 levels"Sin
estudios formales",..: 8 8 8 8 8 8 8 8 8
6 ...
$ Eje_fuerte: num  0 5 1 1 4 1 3 2 1 0
...
 $ Eje_moderado: num  0 1 3 2 5 4 2 1 0 1
...
 $ Eje_leve: num  2 0 1 5 1 1 1 0 1 1 ...
 $ NPB.F_01: num  2 1 2 4 2 4 3 3 2 4 ...
```

Al momento de importar la base de datos, se advirtió que el número de observaciones no coincidía con el esperado. Si bien el archivo debía contener 764 casos, la salida en R mostraba un registro adicional. Al revisar el archivo .sav original, se identificó que se había incluido un caso extra sin valores registrados. Este caso se eliminó manualmente y el archivo se guardó nuevamente en formato .sav. Este tipo de error puede prevenirse si, durante la etapa de ingreso de datos al SPSS, se especifica correctamente el rango de la matriz de datos que se desea completar, evitando así la creación de filas en blanco al final del archivo.

Como resultado de las correcciones realizadas, se confirmó que la base de datos contiene 764 observaciones y 56 variables, según lo verificado mediante la función str(). De ese total, 42 corresponden a variables observadas y 14 a puntuaciones compuestas referidos a las seis dimensiones del BREQ-3, cuatro factores derivados de la escala de frustración psicológica y cuatro puntajes correspondientes al GLTEQ. Asimismo, se verificó que las variables estuvieran correctamente clasificadas como numéricas o categóricas y que su codificación fuera adecuada para los análisis posteriores. La presencia de datos faltantes se evaluó mediante la función sum(is.na()), la cual indicó un total de cero valores perdidos. Para finalizar, se exploraron los estadísticos descriptivos mediante la función describe() para revisar los valores mínimos y máximos de cada variable. No se identificaron valores fuera del rango esperado y todas las variables presentaron valores válidos para el análisis.

```
>str(APLICACION_SEM)
'data.frame': 764 obs. of  56
> sum(is.na(APLICACION_SEM))

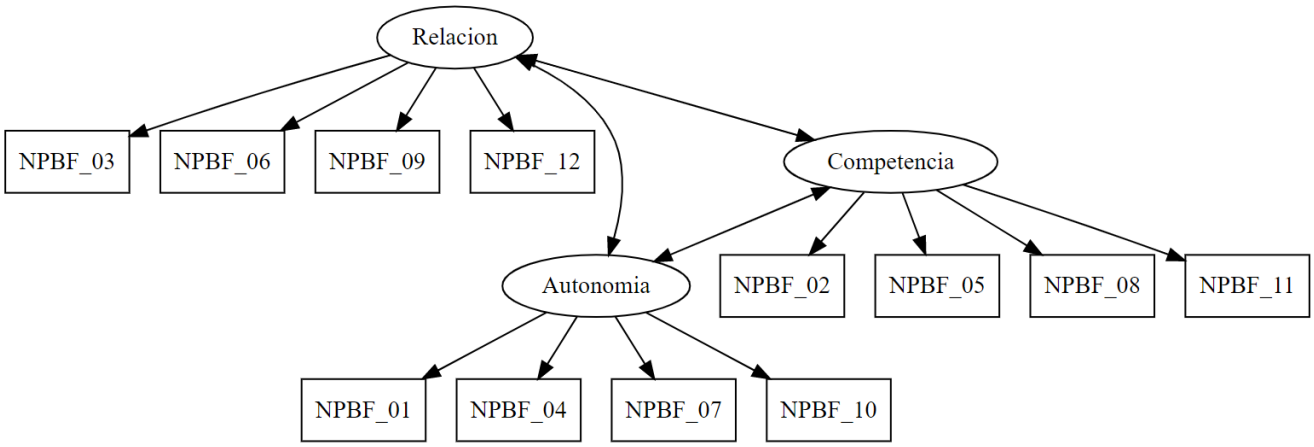
[1] 0

>describe(APLICACION_SEM)
```

Especificación y caracterización de las variables en el modelo

El modelo de medición delimita cómo se vinculan los constructos latentes con sus indicadores observables. En este sentido, permite evaluar si los indicadores seleccionados representan de manera adecuada las variables teóricas que se pretenden analizar. Por su parte, el modelo completo incorpora el componente estructural, en el cual se especifican las relaciones hipotetizadas entre las variables incluidas en el análisis. En la especificación de un modelo de medición, los ítems del instrumento estandarizado se definen como variables observadas e indicadores de los constructos latentes correspondientes. A modo ilustrativo, en el modelo de primer orden de la EFNP los 12 ítems se agrupan en tres factores latentes de primer orden que representan las dimensiones de frustración de autonomía, competencia y relación. Cada dimensión está definida por cuatro ítems y las asociaciones entre factores se estiman libremente (ver Figura 1).

Figura 1. *Modelo de medición de primer orden*




```
# Ejemplo de especificación de un
modelo de primer orden: Frustración de
las NPB.
AFC_FNPB <- '
Autonomia =~ NPB.F_01 + NPB.F_04 +
NPB.F_07 + NPB.F_10
  Competencia =~ NPB.F_02 + NPB.F_05 +
NPB.F_08 + NPB.F_11
Relacion =~ NPB.F_03 + NPB.F_06 +
NPB.F_09 + NPB.F_12

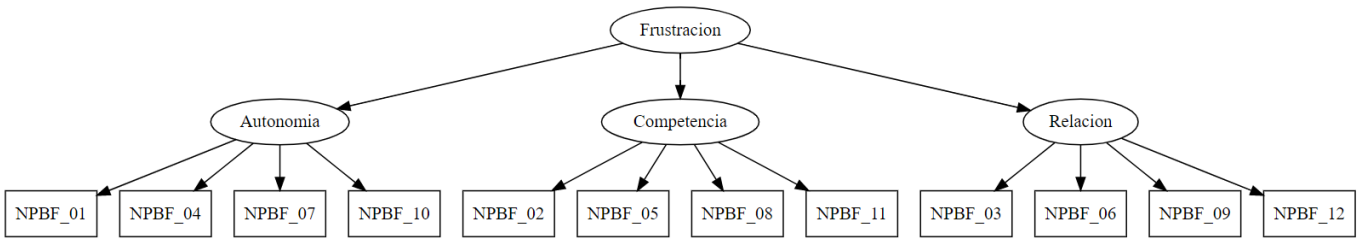
Autonomia ~~ Competencia
Autonomia ~~ Relacion
  Competencia ~~ Relacion
'
```

En cambio, el modelo jerárquico de segundo orden incorpora un factor general denominado frustración de las NPB, que explica la varianza común entre las tres subdimensiones específicas. Esta estructura permite modelar la covariación entre las dimensiones mediante un factor de orden superior y resulta útil cuando se espera una asociación elevada entre las dimensiones de primer orden. Estas dimensiones, a su vez, explican la variabilidad en los ítems observados (ver Figura 2).

```
# Ejemplo de especificación de un
modelo jerárquico de segundo orden:
Frustración de las NPB.
Frustracion_Jerarquico<- '
  Autonomia =~ NPB.F_01 + NPB.F_04
+ NPB.F_07 + NPB.F_10
  Competencia =~ NPB.F_02 +
NPB.F_05 + NPB.F_08 + NPB.F_11
Relacion =~ NPB.F_03 + NPB.F_06 +
NPB.F_09 + NPB.F_12

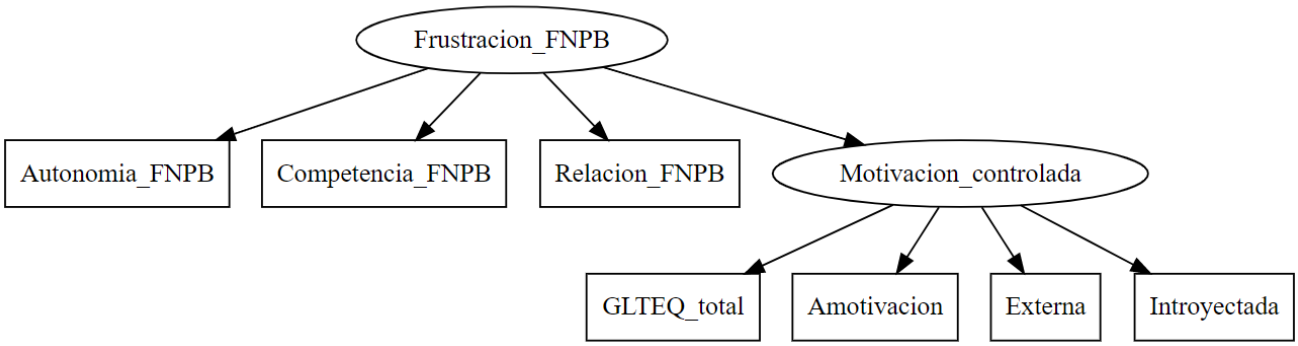
Frustracion =~ Autonomia +
Competencia + Relacion
'
# Ejemplo de estimación del modelo:
fit_jerarquico<- cfa(
model = Frustracion_Jerarquico,
  data = APLICACION_SEM,
estimator = "WLSMV",
ordered = c(
    "NPB.F_01", "NPB.F_02",
"NPB.F_03", "NPB.F_04",
    "NPB.F_05", "NPB.F_06",
"NPB.F_07", "NPB.F_08",
    "NPB.F_09", "NPB.F_10",
"NPB.F_11", "NPB.F_12"))
```

Figura 2.*Modelo de medición de segundo orden*



En la especificación del modelo completo, las puntuaciones compuestas obtenidas mediante la suma de los ítems de cada subdimensión teórica se definieron como variables observadas. Estas puntuaciones fueron utilizadas como indicadores de variables latentes de orden superior que representan los constructos centrales del modelo. De este modo, el modelo completo integró la estructura de medición con las relaciones estructurales hipotetizadas entre frustración de las NPB, motivación controlada y práctica de ejercicio físico (ver Figura 3).

Figura 3.*Modelo completo con relaciones estructurales*




```
# Selección de variables para el modelo
estructural
Modelo_SEM<- APLICACION_SEM[, c(
# Subdimensiones de Frustración de las NPB
  "Autonomia_FNPB", "Competencia_FNPB",
"Relacion_FNPB",
# Subdimensiones de Motivación Controlada
  "Amotivacion", "Externa", "Introyectada",
# Variable criterio: ejercicio físico
  "GLTEQ_total")]

# Especificación del modelo estructural:
modelo_estructural<- '
# Factores latentes definidos a partir de
puntuaciones compuestas
Frustracion_latente =~ Autonomia_FNPB +
Competencia_FNPB + Relacion_FNPB
Motivacion_controlada =~ Amotivacion + Externa
+ Introyectada
# Relaciones estructurales
Motivacion_controlada ~ Frustracion_latente
GLTEQ_total ~ Motivacion_controlada
'
```

En este sentido, incluir todos los ítems observables correspondientes a la motivación controlada y a la frustración de las NPB implicaría especificar un modelo de medición de primer orden excesivamente extenso. Además, requeriría estimar numerosos parámetros y exigiría una amplia cantidad de observaciones para la estimación del modelo. Por este motivo, se optó por emplear puntuaciones compuestas calculadas a partir de la suma de ítems, y tratarlas como variables observadas en el modelo estructural. En particular, se modelaron como factores de segundo orden los constructos frustración de las NPB y motivación controlada. El primero se definió a partir de las subdimensiones autonomía, competencia y relación. El segundo se especificó a partir de las subdimensiones amotivación, regulación externa y regulación introyectada. Dado que en este estudio se trabajó con puntuaciones compuestas, se asumió que estas variables presentan un nivel de medición de intervalo y pueden tratarse como variables cuantitativas en el marco del modelado de ecuaciones estructurales (ver Tabla 2).

Tabla 2. *Clasificación de variables en el modelo completo*

Variable	Tipo de variable	Nivel de análisis
Autonomía	Observada (compuesta)	Dimensión 1.° orden
Competencia	Observada (compuesta)	Dimensión 1.° orden
Relación	Observada (compuesta)	Dimensión 1.° orden
Frustración	Latente (2.° orden)	Factor de segundo orden
Amotivación	Observada (compuesta)	Dimensión 1.° orden
Externa	Observada (compuesta)	Dimensión 1.° orden
Introyectada	Observada (compuesta)	Dimensión 1.° orden
Motivación controlada	Latente (2.° orden)	Factor de segundo orden
GLTEQ total	Observada	Variable criterio (resultado)

Elección del estimador

Dado que en el modelo estructural se utilizaron puntuaciones compuestas tratadas con un nivel de medición escalar y se incumplió el supuesto de normalidad multivariada, se aplicó el estimador de máxima verosimilitud robusta (MLR) que ajusta los errores estándar, los índices de ajuste y el estadístico chi-cuadrado corregido de Yuan-Bentler (Brown, 2015). Para garantizar la estabilidad de las estimaciones, se consideró la recomendación de contar con al menos 10 casos por parámetro estimado (Wolf *et al*., 2013).

Aplicación y evaluación del ajuste de los modelos

La evaluación del ajuste del modelo estructural se realizó mediante el paquete lavaan (Rosseel, 2012), utilizando la función sem(). Esta función permitió estimar las relaciones estructurales especificadas entre las puntuaciones compuestas incluidas en el modelo. A diferencia de este enfoque, la función cfa() resulta particularmente adecuada cuando el objetivo es aportar evidencia de validez basada en la estructura interna de un instrumento. Este tipo de análisis permite examinar si los ítems observados representan adecuadamente los constructos latentes que pretenden medir.

Se calcularon índices de ajuste independientes del tamaño muestral, tales como el índice de ajuste comparativo (CFI), el índice de Tucker-Lewis (TLI) y el error cuadrático medio de aproximación (RMSEA), incluyendo su intervalo de confianza del 90 % (Schermelleh-Engel *et al*., 2003). Se consideró que los modelos presentaban un ajuste adecuado cuando los valores de CFI y TLI eran superiores a .95, y el RMSEA era inferior a .08, con un límite superior del intervalo de confianza menor a .10 (Hu & Bentler, 1999). Complementariamente, para la evaluación del ajuste local se utilizaron los índices de modificación (*modification indices*, MI) junto con los cambios esperados estandarizados (*Standardized Expected Parameter Change*, SEPC), los cuales permiten identificar parámetros que, en caso de ser liberados, podrían mejorar el ajuste del modelo (Whittaker, 2012). No obstante, estos indicadores solo fueron considerados cuando las modificaciones sugeridas resultaban coherentes y justificables desde una perspectiva teórica, tal como se recomienda en la literatura metodológica aplicada (Medrano & Muñoz-Navarro, 2017).

```
# Evaluación del modelo estructural
estimado:
library(lavaan)
modelo_estimado<- sem(
model = modelo_estructural,
  data = Modelo_SEM,
estimator = "MLR",
  std.lv = TRUE)

# Resultados:
summary(modelo_estimado,
        standardized = TRUE,
fit.measures = TRUE,
rsquare = TRUE)

# Figura del modelo:
library(lavaanPlot)
lavaanPlot(
  model = modelo_estimado,
coefs = TRUE,
  stand = TRUE,
covs = TRUE)


# Índices de modificación:
modificationIndices(modelo_estimado,
sort = TRUE,
minimum.value = 3)
```

Resultados

La estimación del modelo estructural se realizó con una muestra de 764 participantes. Este tamaño muestral se consideró metodológicamente adecuado, dado que la razón entre el número de casos y la cantidad de parámetros estimados fue de 50.93 (764/15), superando las recomendaciones mínimas para este tipo de análisis. Además, el modelo fue estadísticamente identificable, al presentar un número de grados de libertad igual o mayor a cero.

El modelo presentó índices de ajuste global insatisfactorios, con valores de CFI = .875, TLI = .798 y RMSEA = .114, IC 90% [.098, .131], alejados de los criterios esperados para un buen ajuste. A nivel local, se identificó un comportamiento problemático en la dimensión introyectada dentro del factor motivación controlada. Su carga factorial estandarizada fue baja (λ = .093) y marginalmente no significativa (p = *.058*), con una varianza explicada prácticamente nula (R^2 = *.009*). Estas evidencias sugieren que la regulación introyectada no contribuye de manera sustantiva al factor latente, y podría estar comprometiendo el ajuste general del modelo.

Las correlaciones observadas entre las subdimensiones de la motivación controlada revelaron que introyectada presentó asociaciones débiles con amotivación (r = *-.18*) y con regulación externa (r = *.09*). Este patrón de relaciones sugiere que

introyectada no comparte una base empírica suficiente con estas dimensiones como para ser considerada parte del mismo constructo latente. Este resultado es consistente con el modelo estructural, donde la regulación introyectada presentó una carga factorial baja y no significativa, varianza explicada prácticamente nula y evidencias de mal ajuste local. Además, se observó una correlación positiva de magnitud leve con el puntaje total del GLTEQ *(r = .12)*.

Desde un enfoque teórico y empírico, se consideró inadecuado incluir esta dimensión en un puntaje compuesto junto con amotivación y regulación externa, por lo que se decidió excluirla en la reespecificación del modelo. La exclusión de la dimensión introyectada del factor motivación controlada se asoció con una mejora del ajuste global. El modelo reespecificado presentó índices con un buen ajuste según los valores de CFI = .978, TLI = .958 y RMSEA = .056. Las cargas factoriales estandarizadas de amotivación ($\lambda = .518$, $p < .001$) y regulación externa ($\lambda = .740$, $p < .001$) indicaron una adecuada representación del factor motivación controlada

Discusión

El presente trabajo permitió examinar un modelo de ecuaciones estructurales para examinar las relaciones entre la frustración de las NPB, la motivación controlada y la práctica autoinformada de ejercicio físico. Asimismo, se buscó ejemplificar una secuencia aplicada de análisis SEM en R a partir de la preparación y organización de los datos en SPSS. El tratamiento de los datos se inició con el preprocesamiento de la información que incluyó la codificación de los valores y la caracterización de las variables según su nivel de medición, integrando la base de datos a SPSS. Esta etapa permitió garantizar la correcta preparación del conjunto de datos para los análisis estadísticos posteriores. Seguidamente, se analizaron los supuestos necesarios para la estimación de los modelos. En función de ello, se optó por la utilización de estimadores robustos frente al incumplimiento del supuesto de normalidad multivariada (Kline, 2016; Li, 2016). Esta decisión también se sustentó en el nivel de medición de las variables incluidas en el modelo estructural, dado que las puntuaciones compuestas fueron tratadas como continuas. En consecuencia, se empleó el estimador de máxima verosimilitud robusta.

En el modelo estructural todas las cargas factoriales estandarizadas fueron adecuadas excepto la correspondiente a la dimensión introyectada dentro del factor de segundo orden motivación controlada. Su carga factorial fue baja y no alcanzó la significación estadística, lo que evidenció una débil contribución al constructo. Esta misma tendencia fue reportada por Rodrigues, Teixeira *et al.* (2020a), quienes observaron que la carga factorial correspondiente a dicha dimensión también fue reducida. La reespecificación del modelo mediante la exclusión de la regulación introyectada como indicador de motivación controlada mejoró el ajuste general. Estos resultados evidencian dificultades en la especificación de la motivación controlada como factor de segundo orden, que quedó representado únicamente por amotivación y regulación externa.

A pesar del avance en las técnicas de análisis de datos (Cheung *et al.*, 2024; Goretzko *et al.*, 2024) y del soporte tecnológico que facilita su implementación, la relevancia del SEM depende fundamentalmente del marco teórico que los sustenta. En este sentido, la solidez de un modelo no se deriva únicamente de la calidad de su ajuste estadístico, sino de su coherencia teórica y del grado en que las relaciones especificadas reflejan adecuadamente el modelo que se pretende explicar (Medrano & Muñoz-Navarro, 2017).

En esta línea, los antecedentes instrumentales muestran resultados heterogéneos respecto de la conformación de la motivación controlada como factor compuesto por las regulaciones introyectada y externa (Brunet *et al.*, 2015; Howard *et al.*, 2020). Algunos estudios respaldaron su conformación como factor compuesto a partir de las regulaciones externa e introyectada (Cid *et al.*, 2012; Costa *et al.*, 2018), mientras que otros recomendaron interpretar las dimensiones por separado ante la falta de evidencia suficiente para justificar un puntaje compuesto (Luo *et al.*, 2022).

Aunque el modelo de medición aislado de motivación controlada presenta problemas de identificación por contar solo con dos indicadores latentes, el modelo estructural completo resulta identificable por las restricciones incorporadas en su especificación (Bollen & Davis, 2009). No obstante, se destaca una recomendación metodológica importante. Antes de especificar el modelo completo conviene evaluar de manera independiente el ajuste del modelo de medición. Aunque esta etapa no se desarrolla en el presente trabajo por razones de extensión, constituye un paso relevante para verificar que los constructos estén adecuadamente representados por sus indicadores antes de evaluar las relaciones estructurales. Luego puede incorporarse al modelo estructural que incluye las relaciones entre factores latentes. Esta secuencia permite verificar que los constructos estén adecuadamente representados por sus indicadores, comprobar el ajuste global del modelo de medición e introducir modificaciones cuando sea necesario antes de evaluar las relaciones estructurales con otras variables latentes.

Conclusión

En función de la estrategia de análisis adoptada, se resalta la relevancia de evaluar modelos jerárquicos de segundo orden como paso previo al uso de puntuaciones compuestas en modelos estructurales. En particular, los resultados pusieron de manifiesto dificultades para representar la motivación controlada como factor latente definido por amotivación, regulación externa y regulación introyectada en el modelo estructural. Los avances en el análisis de datos se encuentran vinculados al desarrollo de programas informáticos y a la posibilidad de acceder a ellos. R es un *software* libre y gratuito que permite analizar datos mediante modelos actuales y se mantiene en constante avance gracias al desarrollo colaborativo de paquetes por parte de su comunidad de usuarios (León *et al.*, 2013; Oliden, 2009).

Al tratarse de un entorno de código abierto en constante actualización y sostenido por una comunidad activa, resulta fundamental documentar con claridad los paquetes y funciones utilizados, ya que las decisiones técnicas adoptadas pueden influir

significativamente en los resultados obtenidos. En este marco, la implementación del análisis mediante paquetes como lavaan (Rosseel, 2012) exige explicitar con mayor detalle los procedimientos utilizados, dado su funcionamiento basado en código y la amplia variedad de opciones disponibles para la estimación, evaluación y ajuste de modelos (Rosseel & Vidal, 2025).

REFERENCIAS

Bollen, K. A., & Davis, W. R. (2009). Two Rules of Identification for Structural Equation Models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *16*(3), 523-536. https://doi.org/10.1080/10705510903008261

Brown, T. A. (2015). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research, Second Edition*. Guilford Publications.

Brunet, J., Gunnell, K. E., Gaudreau, P., &Sabiston, C. M. (2015). An integrative analytical framework for understanding the effects of autonomous and controlled motivation. *Personality and Individual Differences*, (84), 2-15. https://doi.org/10.1016/j.paid.2015.02.034

Cheung, G. W., Cooper-Thomas, H. D., Lau, R. S., & Wang, L. C. (2024). Reporting reliability, convergent and discriminant validity with structural equation modeling: A review and best-practice recommendations. *Asia Pacific Journal of Management*, (41), 745-783. https://doi.org/10.1007/s10490-023-09871-y

Cid, L., Moutão, J., Leitão, J., & Alves, J. (2012). Behavioral Regulation Assessment in Exercise: Exploring an Autonomous and Controlled Motivation Index. *The Spanish Journal of Psychology*, *15*(3), 1520-1528. https://doi.org/10.5209/rev_SJOP.2012.v15.n3.39436

Costa, R., Probst, M., Bastos, T., Vilhena, E., Seabra, A., & Corredeira, R. (2018). Behavioural Regulation in Exercise Questionnaire in people with schizophrenia: Construct validity of the Portuguese versions. *Disability and Rehabilitation*, *40*(21), 2577-2584. https://doi.org/10.1080/09638288.2017.1342277

Cupani, M. (2012). Análisis de ecuaciones estructurales: Conceptos, etapas de desarrollo y un ejemplo de aplicación. *RevistaTesis*, *1*(1), 186-199.

Godin, G. (2011). The Godin-Shephard Leisure-Time Physical Activity Questionnaire. *The Health & Fitness Journal of Canada*, *4*(1), 18-22. https://doi.org/10.14288/hfjc.v4i1.82

Goretzko, D., Siemund, K., & Sterner, P. (2024). Evaluating model fit of measurement models in confirmatory factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, *84*(1), 123-144. https://doi.org/10.1177/00131644231163813

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2014). *Multivariate data analysis* (7th ed.). Pearson Education.

Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). *Metodología de la investigación* (6.ª ed.). McGraw-Hill.

Howard, J. L., Gagné, M., Van den Broeck, A., Guay, F., Chatzisarantis, N., Ntoumanis, N., & Pelletier, L. G. (2020). A review and empirical comparison of motivation scoring methods: An application to self-determination theory. *Motivation and Emotion*, *44*(4), 534-548. https://doi.org/10.1007/s11031-020-09831-9

Hu, L., &Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *6*(1), 1-55. https://doi.org/10.1080/10705519909540118

Jackson, D. L., Gillaspy Jr., J. A., &Purc-Stephenson, R. (2009). Reporting practices in confirmatory factor analysis: An overview and some recommendations. *Psychological Methods*, *14*(1), 6-23. https://doi.org/10.1037/a0014694

Jorgensen, T. D., Pornprasertmanit, S., Schoemann, A. M., &Rosseel, Y. (2023). *semTools: Useful tools for structural equation modeling*. https://CRAN.R-project.org/package=semTools

Kline, R. B. (2016). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Press.

Korkmaz, S., Goksuluk, D., &Zararsiz, G. (2014). MVN: An R Package for Assessing Multivariate Normality. *The R Journal*, *6*(2), 151-162. https://doi.org/10.32614/RJ-2014-031

León, J., L. Núnez, J., Domínguez, E. G., &Martín-Albo, J. (2013). Motivación intrínseca, autoconcepto físico y satisfacción con la vida en practicantes de ejercicio físico: Análisis de un modelo de ecuaciones estructurales en el entorno de programación R. *Revista Iberoamericana de Psicología Del Ejercicio y Del Deporte*, *8*(1), 35-53. https://doi.org/10.1400/210614

Li, C. H. (2016). Confirmatory factor analysis with ordinal data: Comparing robust maximum likelihood and diagonally weighted least squares. *Behavior Research Methods*, *48*(3), 936-949. https://doi.org/10.3758/s13428-015-0619-7

Luo, Y., Mullin, E. M., Mellano, K. T., Sha, Y., & Wang, C. (2022). Examining the psychometric properties of the Chinese Behavioral Regulation in Exercise Questionnaire-3: A bi-factor approach. *PLOS ONE*, *17*(3), e0265004. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0265004

Medrano, L. A., & Muñoz-Navarro, R. (2017). Aproximación conceptual y práctica a los Modelos de Ecuaciones Estructurales. *Revista Digital de Investigación en Docencia Universitaria*, *11*(1), 219-239. https://doi.org/10.19083/ridu.11.486

Oliden, P. E. (2009). ¿Existe vida más allá del SPSS? Descubre R. *Psicothema*, *21*(4), 652-655.https://reunido.uniovi.es/index.php/PST/article/view/8836

Pérez, E. R., & Medrano, L. A. (2010). Análisis factorial exploratorio: Bases conceptuales y metodológicas. *Revista Argentina de Ciencias del Comportamiento*, *2*(1), 58-66. https://doi.org/10.32348/1852.4206.v2.n1.15924

R Core Team. (2023). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing.https://www.R-project.org/

Revelle, W. (2023). *psych: Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research*. https://CRAN.R-project.org/package=psych

Rodrigues, F., Hair, J. F., Neiva, H. P., Teixeira, D. S., Cid, L., & Monteiro, D. (2019). The Basic Psychological Need Satisfaction and Frustration Scale in Exercise (BPNSFS-E): Validity, Reliability, and Gender Invariance in Portuguese Exercisers. *Perceptualand Motor Skills*, *126*(5), 949-972. https://doi.org/10.1177/0031512519863188

Rodrigues, F., Macedo, R., Teixeira, D., Cid, L., & Monteiro, D. (2020). Motivation in sport and exercise: A comparison between the BRSQ and BREQ. *Quality&Quantity*, *54*(4), 1335-1350. https://doi.org/10.1007/s11135-020-00988-6

Rodrigues, F., Teixeira, D. S., Neiva, H. P., Cid, L., & Monteiro, D. (2020a). The bright and dark sides of motivation as predictors of enjoyment, intention, and exercise persistence. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, *30*(4), 787-800. https://doi.org/10.1111/sms.13617

Rodrigues, F., Teixeira, D. S., Neiva, H. P., Cid, L., & Monteiro, D. (2020b). Understanding Exercise Adherence: The Predictability of Past Experience and Motivational Determinants. *Brain Sciences*, *10*(2), 98-112. https://doi.org/10.3390/brainsci10020098

Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R package for structural equation modeling. *Journal of Statistical Software*, *48*(2), 1-36.https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02

Rosseel, Y., & Vidal, M. (2025). A tutorial for understanding SEM using R: Where do all the numbers come from? *The British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 00, 1–38.https://doi.org/10.1111/bmsp.70003

Ruiz, M. A., Pardo, A., & San Martín, R. (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del psicólogo*, *31*(1), 34-45.

Ryan, R. M., &Deci, E. L. (2017). *Self-Determination Theory: Basic Psychological Needs in Motivation, Development, and Wellness*. Guilford Publications.

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. https://www.stats.ox.ac.uk/~snijders/mpr_Schermelleh.pdf

Sicilia, A., Ferriz, R., & Sáenz-Álvarez, P. (2013). Validación española de la Escala de frustración de las necesidades psicológicas (EFNP) en el ejercicio físico. *Psychology, Society, &Education*, *5*(1), 1-19. https://doi.org/10.25115/psye.v5i1.493

Trigueros, R., Álvarez, J. F., Cangas, A. J., Aguilar-Parra, J. M., Méndez-Aguado, C., Rocamora, P., &López-Liria, R. (2020). Validation of the Scale of Basic Psychological Needs towards Physical Exercise, with the Inclusion of Novelty. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *17*(2), 619. https://doi.org/10.3390/ijerph17020619

Ursino, D. J., &Abal, F. J. P. (2026). Adaptación cultural de las actividades del Cuestionario de Ejercicio Físico en el Tiempo Libre para adultos argentinos. *Movimiento Científico*, *20*(1), 21-31. https://revmovimientocientifico.ibero.edu.co/index.php/Rmcientifico/article/view/3397

Weston, R., & Gore, P. A. (2006). A Brief Guide to Structural Equation Modeling. *The Counseling Psychologist*, *34*(5), 719-751. https://doi.org/10.1177/0011000006286345

Whittaker, T. A. (2012). Using the modification index and standardized expected parameter change for model modification. *The Journal of Experimental Education*, *80*(1), 26-44. https://doi.org/10.1080/00220973.2010.531299

Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant graphics for data analysis*. Springer-Verlag New York. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24277-4

Wolf, E. J., Harrington, K. M., Clark, S. L., & Miller, M. W. (2013). Sample Size Requirements for Structural Equation Models: An Evaluation of Power, Bias, and Solution Propriety. *Educational and PsychologicalMeasurement*, *73*(6), 913-934. https://doi.org/10.1177/0013164413495237