

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA**

**ESCUELA DE POSGRADO
MAESTRÍA EN ESTADÍSTICA APLICADA**



**“INFLUENCIA DE LA VIOLENCIA CONTRA LAS MUJERES EN LA
PRODUCTIVIDAD LABORAL DE MICROEMPRESAS UTILIZANDO
ECUACIONES ESTRUCTURALES CON MÍNIMOS CUADRADOS
PARCIALES”**

Presentada por:

ZAIDA BEATRIZ ASENCIOS GONZALEZ

**TESIS PARA OPTAR EL GRADO DE MAESTRO MAGISTER
SCIENTIAE EN ESTADÍSTICA APLICADA**

Lima – Perú

2019

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA**

**ESCUELA DE POSGRADO
MAESTRÍA EN ESTADÍSTICA APLICADA**

**“INFLUENCIA DE LA VIOLENCIA CONTRA LAS MUJERES EN LA
PRODUCTIVIDAD LABORAL DE MICROEMPRESAS UTILIZANDO
ECUACIONES ESTRUCTURALES CON MÍNIMOS CUADRADOS
PARCIALES”**

**TESIS PARA OPTAR EL GRADO DE MAESTRO MAGISTER
SCIENTIAE EN ESTADÍSTICA APLICADA**

Presentada por:

ZAIDA BEATRIZ ASENCIOS GONZALEZ

.....
Mg. Jesús Salinas Flores

PRESIDENTE

.....
Mg. Sc. Jaime Porras Cerrón

ASESOR

.....
Mg. Raphael Valencia Chacón

MIEMBRO

.....
Mg.Sc.Clodomiro Miranda Villagómez

MIEMBRO

DEDICATORIA

Con mucho afecto y gratitud:

A mi esposo Alfredo, a mi madre Elida y padre Juan, a mi abuelita Maura y abuelito Luciano, a mis hermanas Jesenia y Yandra.

A todas las mujeres que a pesar de la violencia sufrida por parte de su pareja o expareja, son mujeres resilientes que han emprendido un negocio.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quisiera agradecer a Dios, por brindarme salud y paz.

Un agradecimiento especial a mi asesor de tesis el profesor Jaime Porras Cerrón, por todas las asesorías especializadas brindadas, las revisiones minuciosas y los aportes valiosos a esta investigación.

De igual manera, quisiera manifestar mi agradecimiento al director del instituto de investigación de la USMP, al doctor Arístides Vara-Horna por el soporte científico en la temática de violencia contra las mujeres. Asimismo, agradezco al programa ComVoMujer por otorgarme el acceso a las bases de datos.

Finalmente, un agradecimiento y reconocimiento especial a todas(os) las(os) docentes que me enseñaron en la maestría, por todos los conocimientos teóricos y prácticos brindados, que me está permitiendo aplicar lo aprendido en la generación de evidencia empírica con el fin de crear un mundo libre de violencia.

ÍNDICE GENERAL

I. INTRODUCCIÓN	1
II. REVISIÓN DE LITERATURA	4
2.1 Violencia contra las mujeres en relaciones de pareja (VcM)	4
2.1.1 Delimitación de la definición de VcM	4
2.1.2 Definición de la VcM	5
2.1.3 Causa de la VcM	5
2.1.4 Prevalencia de la VcM en el mundo.....	6
2.2 Marco teórico de la influencia de la violencia contra las mujeres en la productividad laboral, a través del daño a la salud mental y física.....	7
2.3 Daño a la salud mental y física	8
2.4 Productividad laboral.....	10
2.5 Análisis multivariado	14
2.6 Modelos de Ecuaciones Estructurales.....	16
2.6.1 Definición	16
2.6.2 Área donde se utiliza los Modelos de Ecuaciones Estructurales.....	18
2.6.3 Tipos de variables en Ecuaciones Estructurales	19
2.6.4 Componentes de las Ecuaciones Estructurales.....	19
2.6.5 Enfoques para estimar las Ecuaciones Estructurales.....	20
2.7 Ecuaciones Estructurales basadas en covarianzas (CB – SEM).....	21
2.8 Ecuaciones Estructurales con Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM)	22
2.8.1 Definición	22
2.8.2 Procesos sistemáticos para aplicar PLS-SEM	22
III. MATERIALES Y MÉTODOS.....	59
3.1 Materiales.....	59
3.2 Metodología de la investigación	59
3.3 Población y muestra.....	59
3.4 Identificación de las variables.....	62

3.5 Definiciones operacionales	64
3.6 Formulación de las hipótesis de investigación	64
3.7 Metodología Aplicada.....	64
3.8 Técnica estadística	65
IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	66
4.1 Descripción de los constructos	66
4.2 Especificación del modelo	68
4.3 Análisis del modelo de medida (fiabilidad y validez)	70
4.4 Análisis del modelo estructural.....	79
V. CONCLUSIONES	85
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	88
VIII. ANEXOS	96

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Organización de métodos multivariados	16
Tabla 2. Tipos de variables en Ecuaciones Estructurales.....	19
Tabla 3. Reglas generales para elegir entre PLS-SEM y un CB-SEM.....	21
Tabla 4. Matriz de datos de los indicadores o variables observables.....	23
Tabla 5. Principales características de los datos para la aplicación de PLS-SEM	24
Tabla 6. Principales características del modelo de especificación del PLS-SEM.....	37
Tabla 7. Propiedad del algoritmo PLS-SEM.....	45
Tabla 8. Sistema de evaluación del modelo de medida de los resultados del PLS-SEM.....	47
Tabla 9. Representación del criterio de Fornell-Lacker	50
Tabla 10. Representación del criterio del Ratio Heterorrasgo-Monorrasgo (HTMT)	51
Tabla 11. Comparación del grupo de mujeres que sufren VcM y no sufren VcM, en relación con los indicadores de daño a la salud mental y física, y productividad laboral	67
Tabla 12. Correlación de los constructos latentes	68
Tabla 13. Validez y fiabilidad del modelo de medida de microempresas formales de Perú.....	72
Tabla 14. Cargas cruzadas de los indicadores de VcM, daño a la salud mental y física, y productividad laboral de microempresas formales de Perú.....	73
Tabla 15. Validez discriminante de las dimensiones de productividad laboral, daño a la salud física y mental, y el constructo VcM según el criterio de Fornell-Larcker en microempresas formales de Perú.....	74
Tabla 16. Validez discriminante según el método HTMT en microempresas formales de Perú.....	75
Tabla 17. Validez y fiabilidad del modelo de medida de microempresas informales/formales de Paraguay	76
Tabla 18. Cargas cruzadas de los indicadores de VcM, daño a la salud mental y física, y productividad laboral de microempresas informales/ formales de Paraguay	77
Tabla 19. Validez discriminante de las dimensiones de productividad laboral, daño a la salud física y mental, y VcM según el criterio de Fornell-Larcker en microempresas informales/formales de Paraguay	78
Tabla 20. Validez discriminante según el método HTMT en microempresas informales/formales de Paraguay	79
Tabla 21. Evaluación de colinealidad.....	80
Tabla 22. Resumen de prueba del efecto directo e indirecto de Perú	82
Tabla 23. Resumen de prueba del efecto directo e indirecto de Paraguay.....	83
Tabla 24. Resumen de prueba de tamaño de efecto de Perú y Paraguay	84

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Prevalencia de la violencia contra las mujeres, por regiones.....	6
Figura 2. Modelo teórico del impacto de la violencia contra las mujeres en la productividad laboral.....	7
Figura 3. Modelo de PLS-SEM.....	26
Figura 4. Indicadores reflectivos versus formativos.....	29
Figura 5. Regla para medida de un solo indicador.....	30
Figura 6. Modelo de mediación, efecto directo e indirecto.....	32
Figura 7. Modelo de Componentes Jerárquicos (MCJ) o de segundo orden de tipo Reflectivo-Reflectivo.....	37
Figura 8. Modelo path y datos para el ejemplo hipotético PLS-SEM.....	39
Figura 9. Proceso del Bootstrapping en el smartPLS.....	56
Figura 10. Especificación del modelo de Perú.....	69
Figura 11. Especificación del modelo de Paraguay.....	70

ÍNDICE DE ANEXOS

ANEXO 1: Encuesta confidencial a dueñas de microempresas formales de Perú.....	96
ANEXO 2: Encuesta confidencial a dueñas de microempresas informales y formales de Paraguay	98

RESUMEN

En la presente investigación, se empleó Modelos de Ecuaciones Estructurales con Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM por sus siglas en inglés), es una técnica de segunda generación que utiliza métodos estadísticos para el análisis simultáneo de relaciones complejas entre dos a más constructos latentes. Se aplicó PLS-SEM con el objetivo principal de comprender cómo o por qué medios la violencia contra las mujeres en relaciones de pareja (VcM, constructo o variable independiente) afecta a la productividad laboral (constructo o variable dependiente) medido en términos de ausentismo y presentismo, y la explicación de esta relación es por medio del daño a la salud mental y física (constructo o variable mediadora). Para ello, se entrevistaron a 357 dueñas de microempresas formales en 10 departamentos del Perú y a 977 dueñas de microempresas informales o formales con acceso a crédito en Paraguay, se aplicó un cuestionario estructurado cuyas preguntas estuvieron medidas en escala ordinal. En el modelo de media, los resultados del PLS-SEM muestran que tanto en Perú y Paraguay los tres constructos analizados son válidos y confiables, fundamentados por la fiabilidad compuesta, las cargas de los indicadores, la varianza extraída media (AVE), las cargas cruzadas, el criterios de Fornell Larcker y el Heterorrasgo-Monorrasgo (HTMT). En cuanto al modelo estructural, tanto en Perú como en Paraguay los hallazgos proporcionan evidencia empírica de que el daño a la salud mental y física explica la relación entre VcM y productividad laboral. Por consiguiente, la presente investigación posee implicancias por la confirmación del efecto mediador, la aplicación de esta técnica en este tipo de temática y el desarrollo del marco teórico y práctico del PLS-SEM.

Palabras clave: modelos de ecuaciones estructurales con mínimos cuadrados parciales, violencia contra las mujeres en relaciones de pareja, productividad laboral, daño a la salud mental y física.

ABSTRACT

In the present research, used The Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM), a second-generation technique that uses statistical methods for the simultaneous analysis of complex relationships between two and more latent constructs. PLS-SEM was applied with the main objective of understanding how or by what means intimate partner violence against women (IPVAW, construct or independent variable) affects labor productivity (construct or dependent variable) measured in terms of absenteeism and presentism, and the explanation of this relationship is through damage to mental and physical health (construct or mediating variable). To do this, 357 owners of formal microenterprises in 10 departments of Peru and 977 owners of informal or formal microenterprises with access to credit in Paraguay were interviewed, a structured questionnaire was applied whose questions were measured in ordinal scale. In the average model, the results of the PLS-SEM show that both in Peru and Paraguay the three constructs analyzed are valid and reliable, based on the composite reliability, the loads, the average extracted variance (AVE), the cross loads, the criteria of Fornell Larcker and Heterotrait-Monotrait (HTMT). Regarding the structural model, both in Peru and in Paraguay the findings provide empirical evidence that the damage to mental and physical health explains the relationship between IPVAW and labor productivity. Therefore, the present investigation has implications for the confirmation of the mediating effect, the application of this technique in this type of subject and the development of the theoretical and practical framework of the PLS-SEM.

Keywords: partial least squares structural equation modeling, intimate partner violence against women, labor productivity, damage to mental and physical health.

I. INTRODUCCIÓN

La violencia contra las mujeres en relaciones de pareja (VcM) es un problema social de gran magnitud que persiste en todos los países del mundo, resultando ser una vulneración de los derechos humanos de las mujeres (Coker et al., 2000; WHO, 2013; Duvvury et al., 2013). A nivel mundial, se estima que el 35% de las mujeres ha sido agredida física o sexualmente por su pareja en algún momento de su vida (WHO, 2013). Estudios nacionales revelan cifras preocupantes, según el reporte de la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar desarrollada el 2017, el 65.4% de mujeres peruanas de 15 a 49 años de edad ha sido atacada psicológica, física y sexualmente alguna vez por parte de su esposo o compañero íntimo (INEI, 2017). De igual manera, de acuerdo al Centro Paraguayo de Estudios de Población (CEPEP, 2008) el 36.2% de las mujeres paraguayas de 15 a 44 años de edad ha sido agredida psicológica, física y sexualmente por parte de su pareja o expareja.

La VcM ocasiona enormes costos económicos en términos de pérdida de ingresos para las mujeres afectadas y sus familias; daño a la salud física y mental de las agredidas; disminución de la productividad laboral se manifiesta como ausentismo y presentismo; gastos en prestación de servicios de salud, policiales y jurídicos; problemas intergeneracionales entre otros. Por consiguiente, ocasiona impactos perjudiciales a la sociedad, empresas y al bienestar de las mujeres agredidas. Este está fundamentado en estudios realizados a nivel nacional e internacional que encontraron el impacto adverso de la VcM en la productividad laboral de las trabajadoras agredidas, trabajadores agresores y personal que atestigua la VcM, y en microempresas formales e informales lideradas por mujeres (Swanberg & Logan 2005; Reeves & O'Leary-Kelly 2007; Vara-Horna, 2012; Duvvury et al., 2012; Duvvury et al., 2013; Vara-Horna, 2013; GIZ, 2015; Vara-Horna, 2015a; Vara-Horna, et al., 2015; Vara-Horna et al., 2017; Vara-Horna, 2018; Vara-Horna, 2019). Estos estudios desarrollados en micro, pequeñas, medianas y grandes empresas, presentan las siguientes características: a) estimación de días perdidos y costos monetarios por la disminución de la productividad, costo de oportunidad y gasto de bolsillo ocasionados por

la VcM; b) uso de técnicas estadísticas como regresión logística, propensity score matching y Análisis de Varianza (ANOVA); c) empleo de diseños cualitativos y cuantitativos.

De lo mencionado, en la literatura se evidencia el efecto directo medido en términos de días perdidos y costos económicos generados por la VcM en el sector empresarial. Sin embargo, aparte de determinar el efecto directo, también es relevante comprender ¿Cómo o por qué procesos la VcM y la productividad laboral están relacionadas? Al respecto, según el marco teórico propuesto por Duvvury et al. (2013) y Vara-Horna (2012) la tercera variable que explica dicha relación es el daño a la salud mental y física. Numerosas investigaciones empíricas evidencian que la VcM deteriora la salud mental y física de las mujeres afectadas, generando mayores niveles de síntomas de depresión y ansiedad, pérdida de memoria, trastornos de estrés postraumáticos, pensamientos de tendencia suicida e intentos de suicidio, problemas psicosomáticos (dolor de estómago, dolor de cabeza, mareos y dolor muscular) y problemas ginecológicos (trastorno hemorrágico, flujo vaginal, enfermedades de transmisión sexual) (Coker et al., 2000; Pico-Alfonso et al., 2006; Neroien & Schei, 2008; Vung et al., 2009; Meekers et al., 2013).

La técnica estadística que posibilitó responder la interrogante es el Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM, por sus siglas en inglés). SEM permite examinar relaciones complejas de forma simultánea, que incluye las variables mediadoras (tercera variable) (Chin, 1998; Hair et al., 1999; Haenlein & Kaplan, 2004; Hair et al., 2017); de esta forma se ha convertido en uno de los métodos multivariados más predominantes en la investigación empírica, aplicándose en diferentes áreas del conocimiento (Haenlein & Kaplan 2004; Reinartz et al., 2009; Nitzl, Roldan & Cepeda, 2016). Asimismo, cabe precisar que existe dos enfoques: SEM basado en covarianza (CB-SEM) y SEM basado en varianza (PLS - SEM), estos dos enfoques presentan diferencias significativas. En la presente investigación se utilizó PLS-SEM, pues es una técnica no paramétrica (no requiere que se cumpla el supuesto de distribución normal de las variables analizadas) y es de naturaleza exploratoria, permite el análisis de modelos estructurales complejos incluido constructos formativos, el objetivo principal es de maximizar la varianza explicada de los constructos endógenos o dependientes, y es más flexible para muestras pequeñas (Reinartz et al., 2009; Mateos-Aparicio, 2011; Hair et al., 2011; Rigdon, 2012; Henseler et al., 2012; Sarstedt et al., 2014; Hair et al., 2014b; Hair et al., 2017).

Por otro lado, cabe señalar que en Perú existe una evidencia sobre la influencia de la VcM en la productividad laboral de las (os) docentes de la Región Callao, mediada por la morbilidad (Vara-Horna et al., 2017). Por lo tanto, existe un vacío de conocimiento sobre evidencia empírica de la influencia de la VcM en la productividad laboral, a través del daño a la salud mental y física en una muestra de dueñas de microempresas formales e informales. En este sentido, es importante resaltar que la dinámica de la VcM en las dueñas de microempresas es distinta a la de las trabajadoras dependientes, esta diferencia estriba en situaciones de mayor vulnerabilidad para las mujeres que lideran microempresas, ya que la violencia puede destruir sus recursos y esto puede conllevar a la quiebra de sus negocios (Vara-Horna, 2012; Duvvury, 2013). Por lo tanto, en la presente investigación se determinará el daño a la salud física y mental como variable mediadora entre la violencia contra las mujeres y la productividad laboral (ausentismo y presentismo), es decir, se pondrá a prueba empírica el modelo teórico propuesto por Duvvury et al. (2013) y Vara-Horna (2012).

Objetivos de la investigación

Objetivo general

Medir la influencia de la violencia contra las mujeres en la productividad laboral de microempresas aplicando los Modelos de Ecuaciones Estructurales con Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM).

Objetivos específicos

- Analizar el modelo de medida de las variables o constructos VcM, daño a la salud mental y física, y productividad laboral.
- Analizar el modelo estructural del marco teórico propuesto, para determinar la influencia de la VcM en la productividad laboral, a través del daño a la salud mental y física.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1 Violencia contra las mujeres en relaciones de pareja (VcM)

2.1.1 Delimitación de la definición de VcM

En investigaciones previas e informes institucionales existe diversas denominaciones del concepto violencia contra las mujeres. Por ejemplo, violencia de género, violencia doméstica, violencia de pareja, violencia familiar, violencia conyugal, violencia contra la mujer o violencia contra las mujeres en relaciones de pareja; aunque parezcan términos similares, poseen diferencias significativas. Las principales diferencias estriban en el agente perpetrados de la violencia, en algunos conceptos el agente es cualquier integrante de la familia, en otros el compañero de trabajo o jefe o algún desconocido, en otros los ataques violentos solo provienen del cónyuge y en otros conceptos es más amplio implica ataques del enamorado, novio o conviviente; y también incluyen las prácticas tradicionales nocivas contra las mujeres (mutilación genital). La otra diferencia son los distintos escenarios donde ocurre la violencia, en algunos casos ocurre en el contexto del hogar, en el ámbito laboral, espacios públicos y en relaciones íntimas (Duvvury et al., 2013; Vara-Horna, 2013; Ministerio de la Mujer y Poblaciones Vulnerables [MIMP], 2016).

En la presente investigación, se estudia la violencia contra las mujeres en relaciones de pareja (VcM), donde el agresor es la pareja o expareja. Se considera este tipo de violencia por tres razones: a) A nivel mundial la VcM es la forma más común de violencia que sufren las mujeres, es decir, las mujeres corren más riesgo de ser agredidas por su pareja íntima que de cualquier otro tipo de perpetrador (García-Moreno et al., 2006; Devries et al., 2013a). b) La VcM origina consecuencias adversas no solo a nivel individual (agredidas), trasciende los efectos perniciosos a nivel hogar, nivel comunitario y a nivel de gobierno (Arias & Corso, 2005; Duvvury et al., 2013; Vara-Horna, 2019). c) Según Hoeffler & Fearon (2014) a nivel mundial la VcM es la forma de violencia más cara que asumen los países, representando una pérdida que supera el 5.2% del Producto Interno Bruto mundial, resultando ser mucho más costoso que las guerras, el terrorismo, la violencia interpersonal y todo tipo de homicidio.

2.1.2 Definición de la VcM

La violencia contra las mujeres en relaciones de pareja (VcM) es definida como todos los ataques (psicológico, físico, sexual y económico) que son ejercidos en contra de las mujeres por su pareja o expareja en cualquier tipo de relación íntima (enamorado, novio, conviviente, cónyuges), y dentro de una relación actual o pasada (Jewkes, 2002; Arias & Corso 2005; Adams et al., 2008; Devries et al., 2013a; Vara-Horna 2013). A continuación, se detalla las manifestaciones de la VcM en base a García-Moreno et al. (2006) y Vara-Horna (2019).

- a) **Violencia psicológica:** son actos de violencia infligidas por la pareja o expareja en contra de las mujeres para controlar su conducta o restringir su autonomía. Involucra el acoso (perseguido, llamado insistentemente, presentado sin aviso), acecho, insultos, humillaciones de todo tipo y amenazas.
- b) **Violencia económica:** son acciones de la pareja o expareja que perjudica a los recursos económicos o patrimoniales de las mujeres. Comprende tres acciones: apropiación de sus recursos o bienes (se ha apoderado de su dinero); destrucción de sus pertenencias o recursos; y control de recursos financieros o bienes, haciendo el uso de chantaje o la manipulación.
- c) **Violencia física:** es toda acción física ejercida por la pareja o expareja en contra de las mujeres; que incluye golpes, sujeciones, empujones, cachetadas, intento de ahorcamiento, quemaduras y ataques mediante el uso de objetos contundentes o punzocortantes (pistola, cuchillo).
- d) **Violencia sexual:** son conductas realizados por la pareja o expareja en contra la libertad sexual de las mujeres. Implica tres categorías: a) uso de la fuerza física, alcohol o drogas, chantaje, armas o amenazas para obligar a la mujer a tener relaciones sexuales en contra de su voluntad; b) intentos de violación contra la voluntad y el deseo de la mujer; c) tocamientos indebidos contra la voluntad y deseo de la mujer.

2.1.3 Causa de la VcM

La VcM es producto de la desigualdad de poder entre el hombre y la mujer, ubicando a las mujeres en una situación de desventaja en diferentes espacios (social, económico, cultural y

político) y se ha atribuido más poder a los hombres; resultando ser el reflejo de la construcción social. Por ende, los hombres utilizan la violencia para mantener la sumisión de las mujeres que transgreden los roles de género, es decir, los principales motivos para agredirlas recaen en el incumplimiento de sus roles vinculadas a las actividades de cuidado o reproductivo. Por ejemplo, las mujeres deben ser buenas madres y amas de casa, y estar al servicio de los hombres; estas son socialmente exigidos y aceptadas por las normas sociales (Yllo, 1984; Jewkes, 2002; Vara-Horna, 2014; MIMP, 2016).

2.1.4 Prevalencia de la VcM en el mundo

La VcM es un fenómeno generalizado en todo el mundo, prevalece en países de ingresos altos, medios o bajos (García-Moreno et al., 2006; World Health Organization [WHO], 2013; Duvvury et al., 2013; Vara-Horna, 2014; MIMP, 2016). Sin embargo, la prevalencia de la VcM varía de un país a otro, tal como se observa en la Figura 1. Se evidencia que el más alto porcentaje de mujeres agredidas física y sexualmente por su pareja se encuentra en la región África Subsahariana Central (65.6%); asimismo, la situación de las mujeres es también grave en la región Latinoamérica andina (Ecuador, Bolivia y Perú), pues la prevalencia es la más alta del continente (World Health Organization [WHO], 2013). Cabe señalar que, a nivel mundial, el departamento de Cusco se encontró en el primer lugar en violencia física contra las mujeres infligida por la pareja íntima (61%) (García-Moreno et al., 2006).

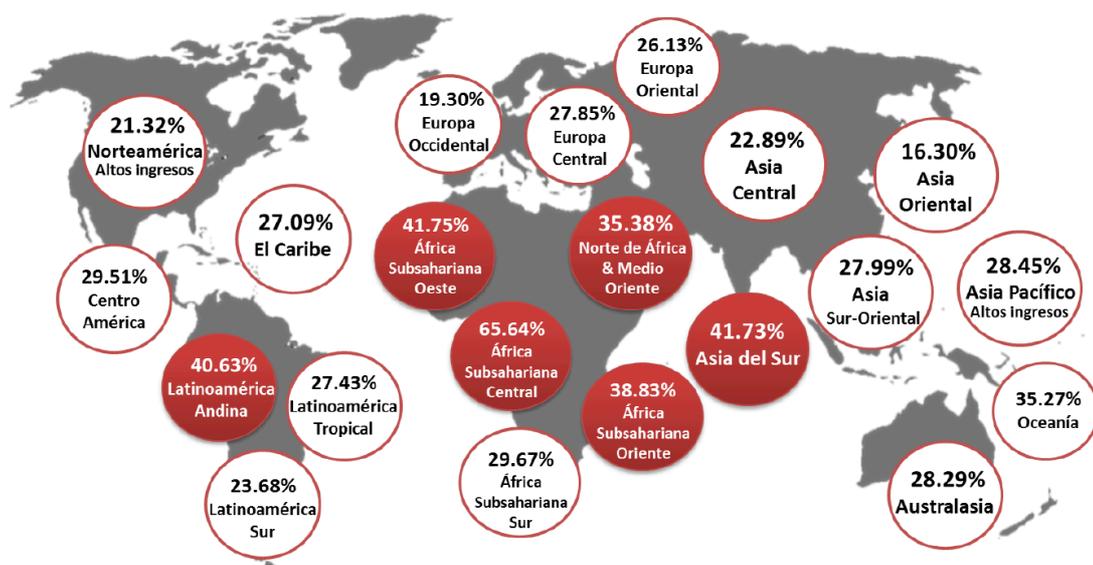


Figura 1. Prevalencia de la violencia contra las mujeres, por regiones
Fuente: World Health Organization (2013), mapeado en Vara-Horna (2014)

2.2 Marco teórico de la influencia de la violencia contra las mujeres en la productividad laboral, a través del daño a la salud mental y física

El marco teórico que se presenta en la Figura 2, se basa en los postulados de Vara-Horna (2012) y Duvvury et al. (2013), el autor y la autora sostienen que la VcM afecta significativamente a la productividad laboral medidos en término de ausentismo y presentismo. Asimismo, afirman que el daño a la salud mental y física es un importante mediador, que permitirá comprender el por qué la VcM ocasiona efectos perniciosos en la productividad laboral, es decir, mayores niveles de ausentismo y presentismo. En sentido aplicativo, las mujeres que sufren violencia psicológica, física, sexual y/o económica por parte de su pareja o expareja, esta violencia experimentada les causa un daño a su salud mental y física (mayores niveles de síntomas de depresión, ansiedad, pérdida de memoria, dolores crónicos etc.) repercutiendo de manera desfavorable en la productividad laboral de las mujeres sobrevivientes.

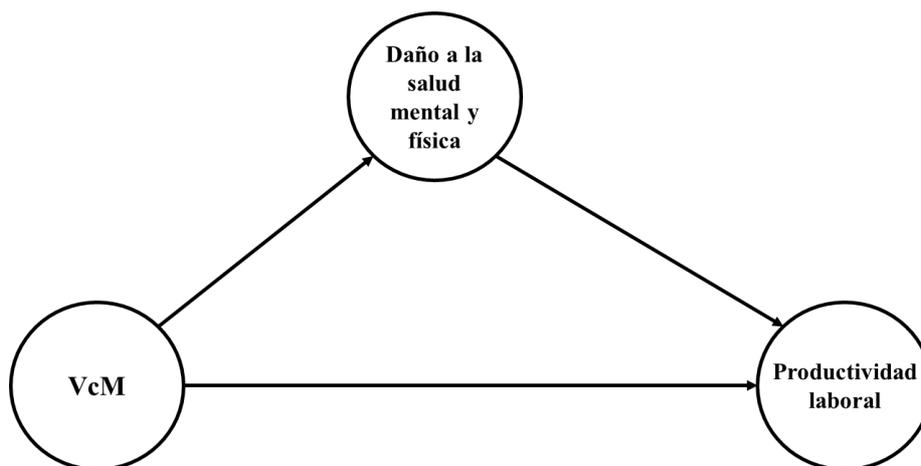


Figura 2. Modelo teórico del impacto de la violencia contra las mujeres en la productividad laboral

Fuente: Vara-Horna (2012) y Duvvury et al. (2013)

A continuación, se presenta la revisión de la literatura de las consecuencias de la VcM en la salud mental y física; y los efectos adversos de la VcM en la productividad laboral (presentismo y ausentismo). De igual modo, se presenta algunos estudios que evidencian la relación entre daño a la salud mental y física y productividad laboral.

2.3 Daño a la salud mental y física

El impacto de la VcM en la salud de las afectadas es complejo y comprende consecuencias mentales, físicas, sexuales y reproductivas (Coker et al., 2000; Adams et al., 2008; WHO, 2013); incrementando el riesgo de mortalidad y mala salud en general (Plichta, 2004; WHO 2013). De lo dicho, de acuerdo a Ellsberg et al. (2008) en base a un estudio multipaís (participaron 10 países, incluido el Perú), evidenciaron que en la mayoría de los países excepto Samoa, las mujeres que experimentaron violencia física o sexual por parte de su pareja eran significativamente más propensas de reportar una salud en general pobre o muy pobre en comparación a las mujeres que no sufrieron VcM.

En investigaciones previas a nivel internacional se ha documentado las implicancias de la VcM en la salud mental de las mujeres afectadas. En España, Pico-Alfonso et al. (2006) realizaron un estudio en una muestra de 182 mujeres utilizando la técnica estadística ANOVA de una vía y la prueba Chi-cuadrado. Encontraron que las mujeres expuestas a violencia física y psicológica tuvieron altos niveles de síntomas de depresión y ansiedad, trastornos de estrés postraumáticos, pensamientos de tendencia suicida e intentos de suicidio en comparación a las mujeres que no expuestas a VcM, con un valor de probabilidad menor a 0.001. En esta misma línea, una investigación desarrollada en Bolivia en una muestra de 10,119 mujeres casadas o convivientes de 15 a 49 años, emplearon la técnica estadística modelo de regresión probit, controlando características demográficas. Los hallazgos de la investigación muestran que las mujeres que experimentaron violencia física, sexual y psicológica por parte de la pareja tienen más probabilidad de sufrir de síntomas de depresión, ansiedad y trastornos psicóticos que las mujeres que no experimentan VcM (Meekers et al., 2013). De igual manera, en Vietnam con la participación de una muestra aleatoria 883 mujeres y realizando un análisis de regresión logística, se evidenció que comparando con las mujeres no expuestas a la VcM, las mujeres que sufrieron violencia física y/o sexual por parte de su pareja presentaron mayor probabilidad de sufrir pérdida de memoria (OR 3.7; 95% IC 1.8-7.5), depresión o tristeza (OR 4.5; 95% IC 2.7-7.5) y tener pensamientos suicidas (OR 2.8; 95% IC 1.0-7.3) (Vung et al., 2009).

Con respecto a los efectos de la VcM en la salud física de las mujeres agredidas. Estudios desarrollados en diferentes países han mostrado una asociación significativa entre VcM y una gama amplia de problemas de salud física.

En Noruega, en un estudio realizado por Neroien & Schei (2008) reportaron que las mujeres agredidas psicológica, física y sexualmente por su pareja tuvieron 1.85 (95% IC 1.41-2.44) más probabilidad de tener problemas psicosomáticos (dolor de estómago, dolor de cabeza, mareos y dolor muscular) en comparación con las mujeres no agredidas. Este estudio se desarrolló con una muestra aleatoria de 2143 mujeres y el análisis estadístico se realizó mediante un modelo de regresión logística multivariada y la prueba de chi-cuadrado. Considerando la salud reproductiva, las mujeres expuestas a la violencia psicológica, física y sexual tienen más probabilidad significativa de sufrir problemas ginecológicos (trastorno hemorrágico, flujo vaginal, enfermedades de transmisión sexual) en comparación a las mujeres no agredidas por sus parejas (OR 1.91; 95 % IC 1.51-2.41) (Neroien & Schei, 2008). En Estados Unidos, según Coker et al. (2000) comparando con las mujeres que no experimentan VcM, las mujeres que han experimentado violencia psicológica por parte de su pareja fueron significativamente más probable de reportar artritis (OR 1.67; 95 % IC 1.20-2.22), dolor crónico de cuello y espalda (OR 1.91; 95 % IC 1.49-2.36) y migraña (OR 1.54; 95 % IC 1.18-1.93). La investigación se realizó en una muestra de 1,152 mujeres de 18 a 65 años, y se empleó la técnica estadística regresión logística multivariada. En Ecuador, en una muestra representativa de 3,324 dueñas de microemprendimientos provenientes de diferentes provincias, los hallazgos revelan que el 51% de dueñas de microempresas fue agredida por su pareja o expareja, y como consecuencia de la violencia sufrida, el 54.1% de propietarias experimentó algún daño físico (moretones o hinchazón, hemorragias, luxaciones o esguinces y desmayos); cabe precisar, que el 84.8% de propietarias sufrió algún daño emocional (tristeza, depresión, angustia o miedo, problemas nerviosos, desórdenes alimenticios, insomnio y pensamientos suicidas) (Vara-Horna, 2012). En Perú, en una investigación empírica desarrollada en la Región Callao en una muestra de 1,975 profesoras de instituciones educativas públicas (inicial, primaria y secundaria), se evidenció que las profesoras agredidas presentan mayores niveles de contusiones, luxaciones o esguinces en alguna parte del cuerpo; dificultad para caminar y dolores en el cuerpo, en comparación a las profesoras no agredidas. Cabe resaltar, que la salud mental de las profesoras agredidas se ve afectado, pues presentan mayores niveles de depresión, angustia, ansiedad y pensamientos suicidas (Vara-Horna et al., 2017).

De igual manera, artículos de revisión documental y metaanálisis, muestran que las consecuencias de la VcM sobre la salud de las afectadas son devastadoras. Así, por ejemplo,

Plichta (2004) muestra que la VcM está asociada a un incremento de lesiones, discapacidad y dolores crónicos. En relación con el metaanálisis, se realizó en base a estudios longitudinales, se evidenció que 11 estudios encontraron una asociación positiva entre VcM e incidentes de síntomas depresivos y cuatro estudios también encontraron asociación entre VcM e incidentes de intentos de suicidio (Devries et al., 2013b).

2.4 Productividad laboral

La productividad laboral es definida en base a la teoría del capital humano, que consiste en capturar el valor de la pérdida del tiempo del trabajo debido a la disminución del desempeño (presentismo) o la ausencia al trabajo (Vara-Horna, 2013). Dicho lo anterior, el presentismo se refiere a la presencia física de una trabajadora o trabajador en su centro laboral, pero en condiciones no óptimas de salud ni bienestar para un máximo rendimiento, ocasionando una disminución en la productividad y en la calidad de trabajo (Koopman et al., 2002; Lerner et al., 2001; Stewart et al., 2003). Numerosos estudios desarrollados en el entorno empresarial revelan que la VcM y el presentismo se asocian significativamente, las trabajadoras pese a la violencia sufrida acuden a su centro laboral, por lo tanto, presentan altos niveles de distracción, lentitud laboral, preocupaciones personales o familiares, agotamiento laboral, cero productividad y a causa de las dificultades cometen errores laborales (Reeves & O'Learly-Kelly 2007; Duvvury et al., 2013; Wathen et al., 2015; Vara-Horna, 2013).

La mayor parte de las investigaciones han determinado el costo y los días perdidos por presentismo proveniente de la VcM para medianas y grandes empresas. En Paraguay, la productividad laboral pérdida por presentismo causados por la VcM ascienden a 25.6 días de trabajo al año por trabajadora agredida (GIZ, 2015). En Bolivia, la VcM está causando una pérdida empresarial en presentismo de 18.9 días por trabajadora agredida al año (Vara-Horna 2015a). En caso del Perú, en el año 2013 se realizó un estudio en 211 empresas en Lima, Cuzco, Lambayeque, Juliaca e Iquitos. Utilizando un cuestionario de autoreporte se encuestó a 1,309 trabajadoras. Se encontró que el 23.2 % de trabajadoras remuneradas del Perú ha sido agredida por su pareja o expareja. Producto de la VcM, se está perdiendo 70 millones de días laborales por año, representando una pérdida de valor agregado empresarial equivalente a 6 mil 744 millones de dólares americanos, representando al 3.7 % del Producto Bruto Interno (PBI) (Vara-Horna, 2013). Para comparar los días perdidos por presentismo a causa de la VcM estos estudios utilizaron la técnica estadística Análisis de Varianza

(ANOVA), mediante la comparación de dos grupos (sin VcM y con VcM). En esta misma línea, en un estudio desarrollado por Vara-Horna et al. (2017) en las escuelas públicas de la Región Callao, encontraron que las profesoras afectadas por la violencia de parte de su pareja o expareja pierden 8.9 días hábiles de trabajo por presentismo al año, los (as) autores (as) para determinar los días perdidos utilizaron la técnica Propensity Score Matching.

También se han desarrollado investigaciones en países de medio oriente y África. En Ghana, las mujeres agredidas por sus parejas o exparejas que laboran en el sector de servicio e industrial, como consecuencia de la violencia sufrida pierden 5 días de trabajo al año por presentismo (Asante et al., 2019). En Sudán del Sur, el 24% de las trabajadoras agredidas psicológica, física, sexual y económicamente por su pareja o expareja reportó presentismo, en promedio 21 horas al año, es decir, las trabajadoras agredidas pierden a causa de la violencia sufrida aproximadamente 3 días laborables por presentismo al año (University of Limerick & NUI Galway, 2019). De igual manera, las empresas Pakistaníes también incurren en pérdidas por VcM, es así que el 14% de las trabajadoras manifestó haber sido agredida por su pareja o expareja, de las cuales el 27% reveló presentismo en el trabajo el equivalente en promedio a dos días de trabajo al año (Social Policy and Development Centre [SPDC] et al., 2019).

Asimismo, en Japón, Yoshihama et al. (2009) en una muestra aleatoria de 2,400 mujeres y utilizando un modelo de regresión logística, concluyen que las mujeres agredidas psicológica, física y sexualmente por su pareja o expareja presentaron 2.76 (95% IC 1.37-5.56) más de probabilidad de tener dificultad con la concentración o memoria; y 1.94 (95 % IC 1.01-3.72) más de probabilidad de tener dificultad para realizar actividades habituales como trabajar, en comparación a las mujeres no agredidas. En Canadá, en base a una muestra de 2,052 según Wathen et al. (2015) el 82.6 % de mujeres afectadas por la violencia de parte de sus parejas manifestaron un impacto negativo en su rendimiento laboral principalmente distracción y agotamiento.

Entre tanto, el ausentismo es definido como faltas de una trabajadora independiente a su centro laboral; y si es una trabajadora independiente se define como los días que no abre el negocio o no asistió al mismo. La VcM es una de las determinantes del ausentismo, pues las mujeres agredidas por su pareja o expareja faltan al trabajo producto de los daños físicos y

emocionales; las principales razones para faltar al trabajo son porque tuvieron que acudir a los servicios de salud, denunciar en comisarías o realizar trámites jurídicos, quedarse en cama para recuperar su salud y por otras razones (Swanberg & Logan 2005; Reeves & O'Learly-Kelly, 2007; Vara-Horna, 2013).

A nivel internacional y nacional existe evidencia que la VcM es una determinante del ausentismo laboral en diferentes rubros de negocio y en medianas y grandes empresas. En Estados Unidos, según Arias & Corso (2005) las mujeres que sufrieron violencia física por parte de su pareja, reportaron faltar al trabajo en promedio 7.2 días al año como consecuencia de la violencia sufrida, representando en promedio un costo de pérdida de productividad por mujer agredida de US\$ 98.08 dólares. Asimismo, en este mismo país según Reeves & O'Learly-Kelly (2007) las mujeres que experimentaron violencia durante su relación de pareja tuvieron mayor probabilidad de ausentarse frente a las que no fueron agredidas. En Vietnam, Duvvury et al. (2012) en una muestra de 1, 053 mujeres (541 área rural y 512 área urbana), encontraron que el 14 % de las mujeres afectadas por la violencia psicológica, física y sexual se ausentaron del trabajo en promedio 5.5 días en los últimos 15 meses antes de la encuesta, ocasionando un costo económico por días dejados de trabajar. En Bolivia, las trabajadoras que fueron agredidas física, psicológica, económica y sexualmente por sus parejas y exparejas, manifestaron ausentarse del trabajo en promedio 8.6 días al año (Vara-Horna 2015a). En esta misma línea, en Paraguay de acuerdo a GIZ (2015) las trabajadoras agredidas por su pareja o expareja a causa de la violencia sufrida faltaron en promedio 10.1 días al año. De igual manera, en Perú las trabajadoras agredidas por su pareja o expareja reportaron haberse ausentado del trabajo en promedio 9.3 días al año (Vara-Horna, 2013).

En esta misma línea investigaciones desarrolladas en Ghana, Sudán del Sur y Pakistán demuestran que las trabajadoras que han sufrido violencia por parte de sus parejas o exparejas faltan al trabajo, ocasionando pérdidas económicas considerables a las empresas. En Ghana, las trabajadoras agredidas faltaron al trabajo en promedio 12.7 días al año como consecuencia de la violencia sufrida en los últimos 12 meses (Asante et al., 2019). En Sudán del Sur, el 20% de las mujeres agredidas manifestó ausentarse del trabajo a causa de la violencia vivida, en promedio 99 horas al año equivalente a 12.4 días hábiles laborables (University of Limerick & NUI Galway, 2019). En Pakistán, producto de la violencia sufrida las trabajadoras pierden en promedio 17 días al año por ausentismo (Social Policy and

Development Centre (SPDC) et al., 2019). Cabe destacar, que en el sector de microempresas existe un estudio en Ecuador, donde se evidencia que la VcM afecta a la sostenibilidad de los microemprendimientos, pues el 21.3% de propietarias ha perdido algún día de trabajo por denunciar el maltrato, el 40.0% de propietarias ha perdido algún día de trabajo por buscar apoyo social producto de la violencia sufrida y el 11.0% de propietarias ha perdido algún día de trabajo por buscar atención médica o de salud. Por ende, producto de la VcM, el 86.4% de las propietarias ha dejado de percibir ingresos por los días dejados de trabajar, traduciéndose en costo oportunidad. Asimismo, la sostenibilidad se ve afectado por la descapitalización porque el dinero destinado al negocio se destina a gasto para atender la salud por el daño sufrido, gastos de denuncias y proceso judiciales, así el gasto de bolsillo representa por cada propietaria agredida a 185.3 dólares (Vara-Horna, 2012).

También en un estudio cualitativo, se evidencia que la VcM genera ausentismo, la investigación se desarrolló en una muestra de 32 mujeres del área rural y urbana, y para la recolección de los datos se realizó entrevistas y un focus group. Los hallazgos muestran que las acciones que afectaron directamente la asistencia laboral de las mujeres agredidas fueron la hospitalización por una lesión, la incapacidad física y los moretones, todas ellas producto de las agresiones de parte de la pareja (Swanberg & Logan 2005).

Por otro lado, estudios desarrollados en muestras de trabajadoras (es) encontraron que los problemas de salud físicos y mentales ocasionan presentismo y ausentismo laboral. En Japón, se realizó un estudio longitudinal y se encuestó a 1,831 trabajadoras (es), los hallazgos de esta investigación revelan que los (as) participantes con alguna enfermedad mental tenían más probabilidad de ausentarse del trabajo (OR 4.40; 95 % IC 1.65-11.73), y se evidenció que la depresión está asociada con el presentismo (OR 3.79; 95 % IC 2.48-5.81) (Suzuki et al., 2015). En Estados Unidos, en una investigación se encuestó en línea a 12,397 trabajadoras (es), donde Collins et al. (2005) encontraron que casi el 65% de las (os) encuestadas (os) reportaron tener una o más enfermedades crónicas (por ejemplo, depresión, ansiedad, desorden emocional, dolores de cabeza, artritis o dolor, trastorno de espalda o cuello, trastorno estomacal entre otros), generando ausentismo laboral entre 0.9 a 5.9 horas en un período de cuatro semanas; de igual manera revelaron que las afecciones crónicas ocasionaron presentismo del 17.8% al 36.4%, y concluyen que las condiciones crónicas es un determinante del ausentismo y presentismo. En Australia, en una muestra de 224 trabajadoras (es) se llevó a cabo un estudio de corte transversal, los hallazgos evidencian que

los índices altos de presentismo se encuentran en las (os) participantes con alto estrés versus de aquellos con bajo estrés (26.6 % vs. 14.7%, $p=.0001$), insatisfacción de la vida (23.8 % vs. 16.5%, $p=.0359$), y dolor de espalda (21.8 % vs. 14.9%, $p=.0076$). En síntesis, los riesgos psicológicos muestran una asociación fuerte con presentismo (Musich et al., 2006).

2.5 Análisis multivariado

Según Hair et al. (1999) los análisis multivariados son métodos estadísticos que analizan simultáneamente medidas múltiples de cada individuo u objeto sometido a investigación. En este sentido, los autores afirman que el propósito de las técnicas multivariantes es medir, explicar y predecir el grado de relación de los valores teóricos (combinaciones ponderadas de variables). Por ello, definir la medida de las variables es importante para la selección apropiada de un método de análisis multivariante. Existen dos tipos básicos de medidas: 1) No métricos (cualitativos), que incluye atributos, características o propiedades categóricas que identifican o describen a una variable; pueden ser escalas nominales u ordinales. 2) Métricos (cuantitativos), describen características o propiedades; son escalas de intervalo o razón proporcionan el nivel más alto de precisión.

Por otro lado, según los autores los métodos multivariantes dependiendo del tipo de relación que existe entre las variables se dividen en:

Métodos de Interdependencia: es aquel análisis en que ninguna variable o grupo de variables es definido como dependiente o independiente; el procedimiento implica el análisis de todas las variables del conjunto simultáneamente. Los métodos que constituyen el método de interdependencia son: análisis factorial, análisis de clúster, análisis multidimensional y análisis de correspondencia.

Métodos de dependencia: puede definirse como aquel análisis en que una variable es definida como variable dependiente y que va a ser explicada por otras variables independientes. Los métodos que constituyen el método de dependencia son elegidos dependiendo de cuántas variables están prediciendo o explicando: a) Cuando existe una variable dependiente en una relación única: regresión múltiple, análisis de conjunto, análisis discriminante múltiple y modelos de probabilidad lineal. b) Cuando existen varias variables

dependientes en una relación única: análisis de correlación canónica y análisis multivariante de variables. c) Cuando existen múltiples relaciones de variables dependientes e independiente, la técnica multivariante elegida es el modelo de ecuaciones estructurales.

Según Hair et al. (1999), Haenlein & Kaplan (2004) y Hair et al. (2017) la regresión múltiple, el análisis factorial, el análisis multivariante entre otros, también denominados por Hair et al. (2014a) como técnicas de primera generación (ver Tabla 1) presentan tres limitaciones en común.

1) *Cada técnica puede examinar solo una relación entre las variables*, incluso el análisis multivariante de la varianza y el análisis canónico, siguen representando solo una única relación entre las variables dependientes e independientes. Esta limitación no permitiría un análisis más complejo y más real de la situación, dado que cuando se pretende investigar la relación entre una o más variables dependientes e independientes, puede dar como resultado que algunas variables dependientes influyan en otras variables dependientes.

2) *Se asume que todas las variables son observables*, al respecto, se considera una variable observable si y solo si el valor puede ser obtenido mediante un experimento de muestreo de la realidad. En efecto, si sucede lo contrario no se podría asumir que es una variable observable, sino más bien como no observable. Por ejemplo, pueden considerarse observables la edad y el género; mientras que los efectos, las propiedades, los procesos de una determinada variable se suelen observar indirectamente.

3) *La conjetura que todas las variables se miden sin error*, en las investigaciones de ciencias sociales cada observación va acompañada de un cierto error de medición, que puede comprender dos partes: a) el error sistemático, por ejemplo, causado por el orden de las preguntas en el cuestionario, preguntas mal formuladas en la encuesta, fatiga del encuestado, incomprensión del enfoque de escala, falta de voluntad de responder con veracidad. b) error aleatorio, varianza atribuible al método de medición más que el constructo¹, por ejemplo, aplicación incorrecta de un método estadístico. Las técnicas de primera generación son aplicables cuando no existe error aleatorio o sistemático, una situación difícil en la realidad.

¹ Variables no observables o constructos, son observados indirectamente a través de sus efectos en los indicadores o variables observables (Ruiz, Pardo & San Martín, 2010; Lara, 2014; Hair et al, 2017)

Las limitaciones descritas anteriormente han sido superadas por el Modelo de Ecuaciones Estructurales (técnicas de segunda generación) (ver Tabla 1), por tres razones: 1) Permite el análisis de relaciones complejas incluyendo variables mediadoras y moderadoras, es decir, permite el modelamiento simultáneo de las relaciones entre múltiples constructos dependientes e independientes. 2) Permite incluir variables o constructos inobservables medidas indirectamente por variables observables (también llamado indicadores o ítems). 3) Controla el error de medición (Chin, 1998; Hair et al., 1999; Haenlein & Kaplan 2004; Hair et al., 2017).

Tabla 1. Organización de métodos multivariados

	Exploratorio	Confirmatorio
<i>Técnicas de primera generación</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Análisis factorial exploratorio. • Escalamiento multidimensional. • Análisis de conglomerado. 	<ul style="list-style-type: none"> • Análisis de varianza multivariada. • Regresión logística. • Regresión múltiple. • Análisis factorial confirmatorio. • Análisis discriminante.
<i>Técnicas de segunda generación</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Ecuaciones estructurales con mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) 	<ul style="list-style-type: none"> • Ecuaciones estructurales basadas en covarianza (CB-SEM).

Fuente: Hair et al. (2014a); Haenlein & Kaplan (2004)

2.6 Modelos de Ecuaciones Estructurales

2.6.1 Definición

El Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM) analiza simultáneamente una serie de relaciones de dependencia, donde la variable o constructo dependiente se convierte en variable o constructo independiente en posteriores relaciones de dependencia teniendo en cuenta el error de medición. Por consiguiente, este conjunto de relaciones, cada una con variables dependientes e independientes, es la base del SEM (Hair et al., 1999; Sarstedt et al., 2014; Mateos-Aparicio, 2011). La formulación básica del SEM en forma ecuacional es:

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= X_{11} + X_{12} + X_{13} + \dots + X_{1n} \\
 Y_2 &= X_{21} + X_{22} + X_{23} + \dots + X_{2n} \\
 Y_m &= X_{m1} + X_{m2} + X_{m3} + \dots + X_{mn}
 \end{aligned}$$

(métrica) (métrica, no métrica)

Ecuación 1. Formulación básica del SEM.

Fuente: Hair et al. (1999)

El Modelo de Ecuaciones Estructurales se han convertido en uno de los desarrollos recientes más importantes del análisis multivariante, dado que facilita a las(os) investigadoras(es) incluir la medición de variables inobservables a través de los indicadores de la variable y permite el análisis de relaciones complejas (Reinartz et al., 2009; Hair et al., 2017). Por ello, las consideraciones más importantes que se debe tener en cuenta para el uso del SEM según Hair et al. (2017) son las siguientes:

1) *Variables compuestas*: se refiere a la combinación lineal de diversos indicadores que son producto de un problema de investigación e implica multiplicar los pesos estimados por los indicadores asociados a una variable, y luego sumarlos. La fórmula matemática de la combinación lineal, es la siguiente:

$$\text{Valor compuesto} = \omega_1 \cdot \chi_1 + \omega_2 \cdot \chi_2 + \dots + \omega_n \cdot \chi_n$$

Ecuación 2. Formulación del valor compuesto.

Fuente: Hair et al. (2017)

Donde χ representa la variable individual y ω el peso. Las χ variables son las preguntas que se encuentran en el cuestionario, que pueden ser organizados en una matriz de datos con los casos. De modo que, el valor compuesto se calcula para cada encuestado o caso.

2) *La medición*: se refiere a la medición de un constructo latente (inobservable) a través de la combinación de indicadores observables, pues cuando los conceptos son complejos de medir, un enfoque es medirlos indirectamente con un conjunto de indicadores que sirven como variables de aproximación, donde cada indicador representa un aspecto único de un mayor concepto abstracto. Así, usando diversos indicadores para medir un concepto abstracto, permite que la medición sea más exacta, pues es muy probable que cada indicador representa todos los diferentes aspectos del concepto. Esto implica reducir el error de medida (diferencia entre el valor verdadero de un indicador y el valor obtenido por una medición). En efecto, el objetivo es minimizar el error de medida tanto como sea posible.

3) *Escalas de medida*: son herramientas que son utilizadas para obtener una respuesta a una pregunta, hay cuatro tipos de escalas de medida, donde cada una representa diferente nivel

de medición: nominal (permite identificar y clasificar objetos a través de la asignación de categorías), es catalogada como el nivel más bajo de escalas porque es restrictiva con respecto al tipo de análisis a desarrollarse, no obstante, puede utilizarse para determinar efectos moderadores; ordinal (proporciona información sobre el orden de las observaciones); intervalo (provee información precisa sobre el orden de rango); razón (proporciona más información y considera el cero dentro de su medición). De lo dicho, con el SEM se puede utilizar las cuatro escalas de medición.

4) *Codificación*: consiste en la asignación de números a las categorías con la finalidad de facilitar la medición, siendo importante para determinar cuándo y cómo se pueden emplear diversos tipos de escala. En el contexto del SEM, se puede utilizar la escala ordinal de Likert de cinco puntos donde a muy en desacuerdo se asigna un valor igual a uno, en desacuerdo el valor de dos, indiferente el valor tres, de acuerdo el valor cuatro y muy de acuerdo un valor igual a cinco. Sin embargo, es muy importante que se mantenga una igual distancia entre las categorías, es decir, entre la categoría uno y dos sea la misma entre la categoría tres y cuatro. Esto contribuiría a que la escala sea simétrica sobre un medio de calificadores lingüísticos exactamente definidos.

5) *Distribución de los datos*: para utilizar SEM, es necesario distinguir entre una distribución simétrica y asimétrica de los datos. La distribución simétrica es conveniente cuando se aplica SEM basada en covarianza. En contraste, SEM basado en varianza no presenta supuestos sobre la distribución de los datos.

2.6.2 Área donde se utiliza los Modelos de Ecuaciones Estructurales

En los años recientes, los Modelos de Ecuaciones Estructurales se ha convertido en las ciencias sociales uno de los enfoques analíticos preferidos para explorar, probar y validar marcos teóricos debido a las poderosas y robustas características para el manejo de constructos latentes (Hair et al., 2014b; Hair et al., 2017). En este sentido, los Modelos de Ecuaciones Estructurales pueden ser usadas en las áreas de conocimiento de las ciencias sociales, ciencias de la conducta, ciencias de la educación, entre otros; por ejemplo, psicología, marketing y gestión empresarial (Haenlein & Kaplan 2004; Reinartz et al., 2009; Nitzl, Roldan & Cepeda, 2016).

2.6.3 Tipos de variables en Ecuaciones Estructurales

Según Ruiz, Pardo & San Martín (2010), Lara (2014) y Hair et al. (2017) señalan que en modelo de ecuaciones estructurales se distinguen distintos tipos de variables (ver Tabla 2).

Tabla 2. Tipos de variables en Ecuaciones Estructurales

Tipo de variable	Descripción
<i>Variable observada o indicador</i>	Son llamadas ítems, indicadores o variables manifiestas. Por ejemplo, una variable observada es la pregunta de un cuestionario. Son aquellas variables que pueden ser medidas.
<i>Variable latente o constructo latente</i>	Son variables no observables o constructos, son observados indirectamente a través de sus efectos en los indicadores o variables observables. Se divide en variable exógena y variable endógena.
<i>Variable exógena o constructo exógeno</i>	Variables latentes independientes, es decir, que afecta a otra variable y no recibe ningún efecto de ninguna de ellas.
<i>Variable endógena o constructo endógeno</i>	Variable latente dependiente, que recibe efecto de otras variables. Estas variables están afectadas por un término de error.
<i>Variable de error</i>	Representa tanto los errores asociados a la medición de una variable como a las que no han sido contempladas en el modelo. Se considera que son variables de tipo latente al no ser observables.

Fuente: Ruiz, Pardo & San Martín (2010), Lara (2014) y Hair et al. (2017)

2.6.4 Componentes de las Ecuaciones Estructurales

Los componentes de las Ecuaciones Estructurales son: el modelo estructural (interior) y el modelo de medida (exterior). El primero, describe el camino que caracteriza la relación entre los constructos latentes exógenos (independientes) y los endógenos (dependientes). Basándose en los caminos establecidos, el SEM calcula un coeficiente de trayectoria para cada construcción independiente / dependiente y determina la cantidad de varianza compartida explicada por todos ellos. El segundo, el modelo de medida, tiene en cuenta la naturaleza de los indicadores para especificar la relación entre los ítems observados y la construcción latente (Mateos-Aparicio, 2011; Hair et al., 2017). En consecuencia, las medidas empíricas proporcionadas por el modelo de medida y estructural permite la comparación real de la medición establecida teórica y los modelos estructurales, según lo representan los datos de la muestra. En otras palabras, se puede determinar cuan bien la teoría encaja los datos (Hair et al., 2014a).

2.6.5 Enfoques para estimar las Ecuaciones Estructurales

Según Chin (1998), Haenlein & Kaplan (2004), Hair et al. (2011), Hair et al. (2012) y Hair et al. (2017) existen dos enfoques que son utilizados para el análisis de ecuaciones estructurales: 1) Análisis de estructura basado en la covarianza, también son conocidos como SEM basado en covarianza (CB-SEM), ha sido implementado por los programas como LISREL, AMOS, Mplus, EQS. 2) Análisis basado en componentes usando la estimación de mínimos cuadrados parciales, conocido también como SEM basado en varianza (PLS - SEM), ha sido implementado mediante el programa LVPLS (primer programa en el campo), visual PLS, SPAD-PLS, WarpPLS, PLS-GUI y SmartPLS.

Entre estos dos enfoques existen diversas diferencias. Por ello, Hair et al. (2012) recomienda centrarse en las características y objetivos que distinguen a ambos enfoques (ver Tabla 3). Si el objetivo de la investigación es la confirmación de una teoría, el enfoque apropiado es CB-SEM. Por el contrario, si es la predicción, desarrollo teórico, o cuando hay poco conocimiento previo sobre la relación de los constructos, el más adecuado es el PLS-SEM (Reinartz et al., 2009; Hair et al., 2011). De igual manera, Reinartz et al. (2009), Rigdon (2012), Henseler et al. (2012) y Hair et al. (2014b) señalan que el PLS-SEM utiliza la muestra de datos para obtener parámetros que mejor predigan el constructo endógeno (maximizar la varianza explicada, R^2 en el constructo endógeno). Mientras el segundo, estima parámetros para minimizar la diferencia entre la matriz de covarianza de una muestra observada y la matriz de covarianza estimada por el modelo.

Asimismo, el modelo de estimación del CB-SEM requiere que se cumplan un conjunto de supuestos como la normalidad multivariada de los datos y el requerimiento de muestras grandes. Mientras el método PLS-SEM es más flexible en términos de requerimiento de datos, es decir, se emplea para muestras pequeñas; además, es una técnica que no tiene supuesto de distribución de datos, por ello, es conocido como técnica no paramétrica; siendo esta una de las características principales (Reinartz et al., 2009; Mateos-Aparicio, 2011; Henseler et al., 2012; Sarstedt et al., 2014; Hair et al., 2017). Por consiguiente, el PLS-SEM surgió como un enfoque alternativo para modelar relaciones complejas (Mateos-Aparicio, 2011).

Tabla 3. Reglas generales para elegir entre PLS-SEM y un CB-SEM

Usar PLS-SEM
<ul style="list-style-type: none">▪ Si el objetivo es la predicción de uno o más constructos o si la investigación es de naturaleza exploratoria (es decir, el desarrollo de una extensión de una teoría nueva o la extensión de una existente).▪ Si los constructos formativos son parte del modelo estructural; cabe señalar que las medidas formativas también pueden ser analizadas con CB-SEM, pero para hacerlo requiere modificaciones de la especificación de los constructos (es decir, los constructos deberían incluir entre indicadores formativos y reflectivos para cumplir con los requisitos de identificación).▪ Si el modelo estructural es complejo (numerosos constructos e indicadores).▪ Si el tamaño de muestra es pequeño.▪ Si los datos presentan distribución no normal.
Usar CB-SEM
<ul style="list-style-type: none">▪ Si el objetivo es la prueba de teoría, confirmación de teoría o comparación de teorías alternativas.▪ Si los términos de error requieren especificaciones adicionales, como la covariación.▪ Si el modelo estructural tiene relaciones circulares.▪ Si la investigación requiere un criterio global de bondad de ajuste.▪ Si necesita probar la invarianza del modelo de medición.

Fuente: Reinartz et al. (2009), Hair et al. (2011), Hair et al. (2017).

Por otro lado, se proporciona algunos alcances del CB-SEM y se presenta de forma detallada la literatura desarrollada del PLS-SEM.

2.7 Ecuaciones Estructurales basadas en covarianzas (CB – SEM)

CB-SEM es usada para confirmar (o rechazar) teorías (por ejemplo, un conjunto de relaciones sistemáticas entre múltiples variables que pueden ser probadas empíricamente). Lo hace determinando que tan bien un modelo teórico propuesto puede estimar la matriz de covarianza para un conjunto de datos de la muestra. Asimismo, este enfoque proporciona medidas de bondad de ajuste globales que informan acerca del grado con el que el modelo hipotetizado se ajusta a los datos disponibles (Cepeda & Roldán, 2005; Reinartz et al., 2009; Hair et al., 2017). Cabe precisar que el diagnóstico de la bondad de ajuste es crucial para establecer la validez del modelo planteado. Por ende, el contraste global del modelo se estima con el estadístico Chi-cuadrado (χ^2), que evalúa la significación entre la matriz de varianza-covarianza observada y estimada. Además, se evalúa los siguientes índices: Error Cuadrático Medio de Aproximación (RMSEA), Índice de ajuste comparativo (CFI) y Índice de Tucker-Lewis (TLI) (Marsh, Hau & Wen 2004; Herrero, 2010).

2.8 Ecuaciones Estructurales con Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM)

2.8.1 Definición

Se utiliza para el desarrollo de teorías en investigaciones exploratorias o cuando hay poco conocimiento previo sobre la relación de las variables o constructos. En este sentido, al examinar el modelo se centra en explicar la varianza en las variables dependientes. Además, ha surgido como un enfoque alternativo al CB-SEM para modelar modelos complejos (Reinartz et al., 2009; Mateos-Aparicio, 2011; Hair et al., 2012; Hair et al., 2017; Cepeda, Nitzl & Roldán, 2017). Cabe recalcar, que el principal objetivo del PLS-SEM es maximizar la varianza explicada (R^2) de la variable latente endógena explicada por las exógenas en el modelo PLS (Haenlein & Kaplan, 2004; Mateos-Aparicio, 2011; Hair et al., 2017). Por ello, es conocido también, SEM basado en varianza.

2.8.2 Procesos sistemáticos para aplicar PLS-SEM

Hair et al. (2017) establecieron un proceso sistemático de ocho etapas para aplicar el PLS-SEM: 1) especificación del modelo estructural, 2) especificación del modelo de medida, 3) recolección de datos y examinación, 4) estimación del modelo PLS path, 5) evaluación de modelos de medidas formativas y medidas reflectivas, 6) evaluación del modelo estructural, 7) análisis avanzados, 8) interpretación de resultados. Teniendo en cuenta las etapas múltiples y el procedimiento metodológico de una investigación se plantea para el uso del PLS-SEM cinco etapas:

- (1) recolección de datos y examinación;
- (2) especificación del modelo;
- (3) estimación del modelo PLS path;
- (4) evaluación del modelo de medida; y
- (5) evaluación del modelo estructural.

1) Recolección de datos y examinación

Previo a la estimación del modelo PLS-SEM, según Hair et al. (2017) es fundamental comprender la matriz de datos, dado que sirve como entrada para la especificación del modelo, la ejecución del algoritmo PLS-SEM y para la estimación de los coeficientes. Por

consiguiente, tal como se observa en la Tabla 4, las diez columnas representan variables observables (X_1 a X_{10}) o también denominadas indicadores, que son preguntas específicas en la encuesta, y forman parte de las variables latentes o constructos. Mientras en las filas se encuentran los casos, que contiene las respuestas de cada encuestado (a) a estas preguntas.

Tabla 4. Matriz de datos de los indicadores o variables observables

Número de Casos	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}
1	6	7	6	6	6	7	7	7	7	6
...
n	4	5	6	6	7	7	7	7	5	7

Nota: Se asigna los códigos de respuesta de X_1 a X_9 , suponiendo que los encuestado respondieron en una escala de 7 puntos desde 1= completamente en desacuerdo hasta 7= completamente de acuerdo. En caso de X_{10} , 1= muy insatisfecho y 7= muy satisfecho.

Fuente: Elaboración propia.

Después, de haber entendido la matriz de datos, para la aplicación del PLS-SEM es importante examinar los datos, el cual implica evaluar los valores perdidos, patrones de respuestas sospechosas, valores atípicos entre otros diagnósticos estadísticos que permitan validar la calidad de los datos.

Por otra parte, existen diversos programas para aplicar PLS-SEM, como se indicó en secciones anteriores. Asimismo, según Hair et al. (2017) en el programa R a través de los paquetes `semPLS` y `plspm` se puede ejecutar el PLS-SEM. En la presente investigación se empleará el `SmartPLS2` versión 3.2.7 (Ringle, Wende & Becker, 2015), un programa desarrollado para probar modelos estructurales con mínimos cuadrados parciales. Se eligió emplear este programa porque es el más integral y avanzado en el campo; además, tiene una interfaz gráfica amigable con el usuario. Cabe señalar, que la matriz de datos se importa al programa `SmartPLS` en la extensión delimitados por comas (.csv).

El programa `SmartPLS` en la primera interfaz muestra múltiples indicadores descriptivos de los datos (media, mediana, valores mínimos, la contabilización de los datos perdidos por

² El software está disponible de forma gratuita en <https://www.smartpls.com>, pero está restringida a conjuntos de datos con más de 100 casos. También, ofrece una versión profesional que está disponible en la página anteriormente indicada, como una versión de prueba de 30 días, la ventaja es que se puede utilizar para más de 100 casos. Luego, se puede adquirir una licencia que tiene un costo dependiendo de periodo de tiempo (un mes o un año).

indicador entre otros). De igual modo, cabe señalar que el SmartPLS ofrece tres métodos para el tratamiento de los datos perdidos: reemplazo por la media, eliminación de casos, eliminación de pares. Por defecto, en el programa los datos perdidos son reemplazados por la media de cada variable observada, esto puede deberse a que muchos autores recomiendan que es el más adecuado para el PLS-SEM. A continuación, tal como se observa en la Tabla 5, se presenta las principales características de los datos para ejecutar PLS-SEM.

Tabla 5. Principales características de los datos para la aplicación de PLS-SEM

Categorías	Descripción
Tamaño de la muestra	<p><i>Característica:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ No identifica ningún problema con muestras pequeñas (menos de 100). ▪ Generalmente, logra altos niveles de poder estadístico con muestras pequeñas. ▪ Con muestras grandes se incrementa la precisión de las estimaciones del PLS-SEM. ▪ El tamaño mínimo de muestra de PLS-SEM deberá garantizar que los resultados presenten suficiente poder estadístico. <p><i>Regla general para tamaños mínimos de muestra:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ El tamaño mínimo de muestra debe ser igual al mayor de lo siguiente: (1) diez veces la mayor cantidad de caminos estructurales dirigidos a un constructo latente particular en el modelo estructural o (2) diez veces el mayor número de indicadores formativos usados para medir un constructo.
Valores perdidos	<p><i>Característica:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Altamente robustas siempre y cuando los valores perdidos estén por debajo de un nivel razonable. <p><i>Regla general para tratar valores perdidos con PLS-SEM:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Si los valores perdidos exceden el 15 %, estos casos deberían ser eliminados del conjunto de datos; sin embargo, cuando los valores perdidos son menores al 5 % por indicador el criterio de reemplazo recomendado es el promedio en lugar de eliminar los casos. ▪ Para realizar el cálculo del porcentaje de datos perdidos se divide N° de datos perdidos por indicador entre n casos. Por ejemplo, los datos perdidos de X₁ es tres y se ha encuestado a 344 personas entonces la cantidad de datos perdidos es 0.87 % para ese indicador. Por consiguiente, se aplica el criterio de reemplazo por la media.
Escala de medida	<p><i>Característica:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Trabaja con datos métricos, ordinal, variables codificadas de forma binaria. ▪ Algunas limitaciones cuando se usa datos categóricos para medir variables endógenas latentes.
Distribución	<p><i>Característica:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Sin supuestos de distribución de los datos, por ello PLS-SEM es catalogada como un método no paramétrico.

Fuente: Hair et al. (2017), Sarstedt et al. (2014), Hair et al. (2011)

2) Especificación del modelo

Luego, que el conjunto de datos se importe al programa SmartPLS, se procede a establecer el modelo de especificación. El modelo de especificación se refiere a la configuración de dos elementos: 1) *Modelo estructural* (llamado también modelo interno), que describe la relación entre las variables latentes o constructos, son representadas en el modelo path como círculos

o óvalos (Y_1 a Y_4 en la Figura 3). 2) *Modelo de medida* (llamado también modelo externo), que describe la relación entre la variable latente y sus indicadores correspondientes, estas son representadas en el modelo path como rectángulos (X_1 a X_{10}) (ver Figura 2) (Tenenhaus et al., 2005; Henseler, 2010; Hair et al., 2011; Henseler et al., 2012; Hair et al., 2014b; Hair et al., 2017).

A fin de una mejor comprensión de la especificación del modelo, se plantea la Figura 3 considerando la matriz de datos de la Tabla 4, donde se especificará el modelo estructural y el modelo de medida. Para ello, se infiere que se está midiendo cuatro variables latentes o constructos (Y_1, Y_2, Y_3, Y_4); entonces se establece que la variable latente Y_1 está siendo medido por tres indicadores o variables observables (X_1, X_2, X_3), la variable latente Y_2 por tres indicadores (X_4, X_5, X_6), variable latente Y_3 por tres indicadores (X_7, X_8, X_9) y la variable latente Y_4 por un solo indicador (X_{10}).

Tal como se aprecia en la Figura 3, la especificación de medida y estructural son distintas, para la relación de los indicadores con los constructos latentes (por ejemplo, hay indicadores que tienen términos de error y otros no) y la relación entre constructos. Al respecto, según Hair et al. (2017) para la especificación del modelo PLS-SEM se requiere dos tipos de teorías: teoría de medición y teoría de estructural. En consecuencia, posteriormente, se detallará la especificación del modelo estructural y del modelo de medida.

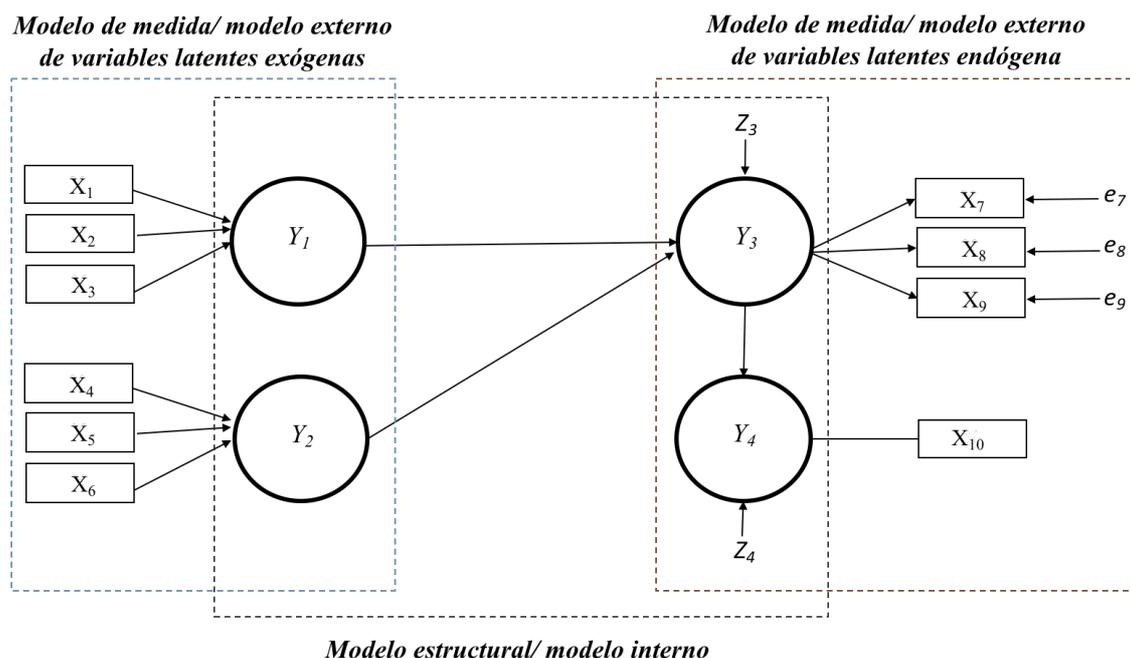


Figura 3. Modelo de PLS-SEM

Leyenda: Y_1, Y_2 = variables o constructos latentes exógenas (es decir, variables independientes); $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$ = indicadores de las variables exógenas formativas; Y_3 = variables o constructos latentes endógenas (es decir, variables dependientes); X_7, X_8, X_9 = indicadores de las variables endógenas reflectivas; e_7, e_8, e_9 = errores de medición para los indicadores de las variables latentes endógenas reflectivas; Y_4 y X_{10} son equivalentes; Z_3, Z_4 = error de los constructos endógenos en el modelo estructural.

Nota: En el modelo PLS-SEM, la relación representa las hipótesis en el modelo path (las flechas de una cabeza, indican una relación predictiva/casual) y el error (representa la varianza inexplicada en el constructo endógeno y está presente en los indicadores de medida reflectiva).

Fuente: Hair et al. (2017)

a) Especificación del modelo de medida. Como se mencionó anteriormente, el modelo de medida muestra la relación entre la variable latente y sus indicadores respectivos. En este sentido, Hair et al. (2017) señala que la base para definir esta relación es la teoría de medición. Por ejemplo, en ciencias sociales se suele utilizar enfoques de medición establecidos en investigaciones previas que han tenido un buen desempeño. En efecto, si se plantea una adecuada teoría de medición se obtendrá resultados significativos, pues la relación entre las variables latentes podría ser el reflejo de la confiabilidad y validez del modelo de medida.

Las variables latentes o constructos no se pueden medir directamente, pero son medidos mediante indicadores observables que cubren las diferentes facetas de ellas. Por consiguiente, hay dos diferentes enfoques para medir las variables latentes: el modelo de medida formativa y el modelo de medida reflectiva. Tal como se observa en la Figura 3, las

medidas formativas son de X_1 a X_3 que miden Y_1 y X_4 a X_6 que miden Y_2 (la dirección de las flechas son señaladas desde el indicador hacia la variable latente). Por el contrario, las medidas reflectivas son de X_7 a X_9 que miden Y_3 (las direcciones de las flechas son desde la variable latente hacia los indicadores) y tienen un término de error que están asociadas con cada indicador, resaltar que esto no sucede con las medidas formativas. En consecuencia, según Hair et al. (2017) la especificación de la medición depende la conceptualización y los objetivos de la investigación. A continuación, se muestra las disimilitudes entre las medidas formativas y las medidas reflectivas, esto es esencial para la construcción de modelos de ruta.

Medidas formativas (Modo B): En las medidas formativas la variable latente es denominada índice formativo. En este contexto, el índice formativo está conformado por la combinación lineal de los indicadores de medida, en el que estos son antecedentes o causa del índice formativo (Diamantopoulos & Winklhofer, 2001; Henseler et al., 2012; Hair et al., 2017).

Una de las características de este tipo de medición, como no comparten una característica en común, no hay ningún requerimiento específico del patrón de correlación entre sus indicadores (es decir, positivo versus negativo) o la magnitud (es decir, alto versus moderado versus bajo), y podrían ser considerados como independientes. En efecto, si se presentan problemas de colinealidad entre los indicadores formativos, esto generaría problemas significativos porque los pesos vinculados entre los indicadores formativos y la variable latente resultaría inestable o no significativos. Otras de las particularidades es que asume que los indicadores formativos están libres de error en una combinación lineal, la varianza de error se representa a nivel de la variable latente a través del término de perturbación (ζ), que no está correlacionado con el indicador x_i (es decir, $cov [x_i, \zeta] = 0$). Sin embargo, la perturbación podría ser obviado cuando la variable latente es tratada como una perfecta combinación lineal ponderada de los indicadores, esto se refleja cuando se utiliza PLS-SEM, por ello, el coeficiente de determinación de la variable latente es igual a uno (Diamantopoulos & Winklhofer, 2001; Haenlein & Kaplan, 2004; Hair et al., 2017).

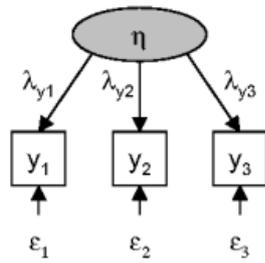
Asimismo, como los indicadores determinan el significado de la variable latente, implica que si se omite uno de ellos afectaría la naturaleza del constructo. Por ello, es muy importante la amplitud del alcance del dominio de la variable latente (Diamantopoulos & Winklhofer, 2001).

Medidas reflectivas (Modo A): Está basado en la teoría clásica de los test, conforme a esta teoría los indicadores representan los efectos de una variable latente subyacente. En otras palabras, la variable latente se refleja en cada uno de los indicadores asociados a ella. Por tanto, los indicadores asociados a la variable latente deberían presentar una alta correlación el uno con el otro, ya que todos dependen de la misma variable latente. De igual manera, otra de las características es que son intercambiables, es decir, uno de los indicadores puede ser excluido, y ello no cambiaría el significado del constructo, siempre y cuando tenga una suficiente confiabilidad (Haenlein & Kaplan, 2004; Johnson et al., 2011; Hair et al., 2017). Por ejemplo, las variables latentes como personalidad o actitud son medidos como variables reflectivas (Diamantopoulos & Winklhofer, 2001). Además, como se indicó con anterioridad, una de las particularidades de las medidas reflectivas es que presentan un término de error vinculado con cada indicador; el término de error³ es la diferencia entre el valor verdadero de una variable latente y el valor obtenido por una medición (Hair et al., 2017).

De lo dicho, a fin de distinguir correctamente las principales diferencias entre indicadores reflectivos y formativos, se proporciona una comparación entre ellas en base a Haenlein & Kaplan (2004) (ver Figura 4).

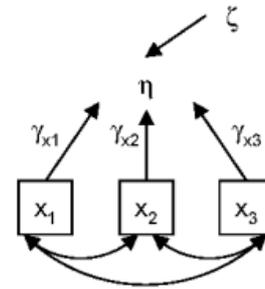
³ De acuerdo a Hair et al. (2017) el valor de medido (x_m) es igual al valor verdadero (x_t) más un error de medición (error aleatorio ϵ_r y error sistemático ϵ_s). Por consiguiente, esta relación se expresa de la siguiente manera: $x_m = x_t + \epsilon_r + \epsilon_s$.

Indicadores reflectivos



- Depende de la variable latente
- Los indicadores deberían tener una correlación positiva alta.
- Presentan error
- Ejemplo: puntualidad
Alojamiento de la solicitud de último momento
Puntualidad en el cumplimiento de los plazos

Indicadores formativos



- Causa la variable latente
- Los indicadores pueden tener una correlación positiva, negativa o no tenerla.
- Están libres de error.
- Ejemplo: estrés de la vida
Pérdida de trabajo
Divorcio
Accidente reciente

Figura 4. Indicadores reflectivos versus formativos.

Fuente: Haenlein & Kaplan (2004)

Leyenda: λ representa la carga del coeficiente; γ representa el peso del coeficiente

Medida de un solo indicador: las medidas reflectivas y formativas son evaluadas por múltiples indicadores. Sin embargo, en PLS-SEM también se puede considerar solo un indicador. Se caracteriza porque la dirección de las relaciones entre el constructo latente y el indicador no es relevante, debido a que el constructo y el indicador son equivalentes, por ello no hay ningún error (Hair et al., 2017). Tal como se muestra en la Figura 2, la variable latente Y_4 está siendo medida por un solo indicador X_{10} . En este sentido, Diamantopoulos et al. (2012) proporcionan directrices para elegir entre múltiples indicadores (MI) y un solo indicador (ver Figura 5).

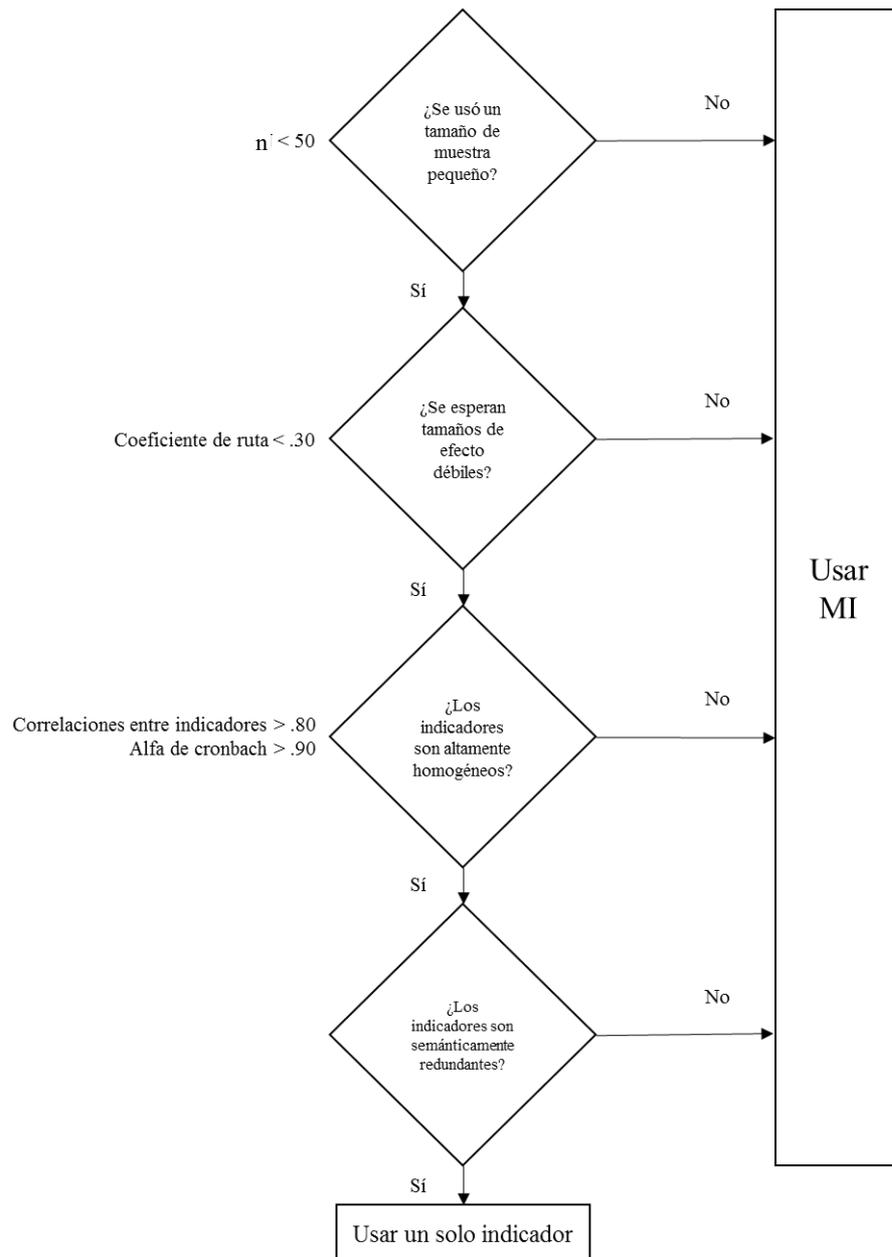


Figura 5. Regla para medida de un solo indicador

Nota: la regla general se ha basado en resultados de simulaciones. MI: Múltiples Indicadores

Fuente: Diamantopoulos, Sarstedt, Fuchs, Wilczynski & Kaiser (2012)

b) Especificación del modelo estructural. Después de la especificación del modelo de medida, el siguiente paso para usar PLS-SEM implica establecer la secuencia de las variables latentes y la relación entre ellas. De igual manera, se plantean las hipótesis para la relación entre las variables. Para ello, se requiere basarse en la teoría, lógica y/o experiencia práctica observada del investigador. En efecto, una teoría sólida y la lógica siempre deben determinar la secuencia de las variables latentes; dado que el objetivo del análisis PLS-SEM es comprobar empíricamente la teoría (Hensler et al., 2012; Hair et al., 2014b; Hair et al., 2017).

Las variables latentes se consideran de dos tipos: (a) variables latentes exógenas (cuando solo actúan como variables independientes y solo tienen flechas que señalan hacia fuera de ellas, ejemplo Y_1 y Y_2 en la Figura 3); (b) variables latentes endógenas (cuando son variables dependientes y tiene una flecha que apunta hacia ellas, ejemplo Y_4 en la Figura 3) o cuando se colocan entre dos variables latentes, y funcionan como variables independientes y dependientes (Y_3 en la Figura 3). También el modelo estructural contiene términos de error asociado con la variable latente endógena (Z_3 y Z_4 en la Figura 3), que representa la varianza inexplicada cuando el modelo path es estimado. Por el contrario, las variables latentes exógenas que solo explican otras variables latentes en el modelo estructural no tienen un término de error (Hair et al., 2017).

Por otro lado, en el modelo estructural se puede analizar relaciones lineales independientes-dependientes entre dos o más variables latentes; es decir, análisis de relaciones más complejas (Chin 1998; Hair et al., 1999; Haenlein & Kaplan 2004; Hair et al., 2017). Al respecto, Hair et al. (2017) indican que cuando hay relaciones complejas en el modelo estructural, la teoría podría sugerir que se utilice relaciones de mediación y moderación. En consecuencia, a continuación, se muestra una revisión entre estos dos tipos de relación.

Mediación: Casi todas las investigaciones analizan las relaciones lineales entre dos variables independiente (X) y dependiente (Y), establecer la relación es importante, pero no suficiente; sin embargo, cuando la investigación avanza es muy relevante explicar porque procesos y/o mecanismos se produce y se explica dicha relación (Preacher & Hayes, 2008; Nitzl, Roldan & Cepeda, 2016). Lo dicho, hace referencia analizar la mediación o un efecto mediador. La mediación es el proceso mediante el cual una variable independiente (X) afecta a una variable dependiente (Y) a través de una o más variables mediadoras (M). En otras palabras, es una tercera variable (M) que interviene entre otros dos constructos relacionados (X e Y) (Preacher & Hayes, 2008; Hair et al., 2014b; Hair et al., 2017; Nitzl, Roldan & Cepeda, 2016; Cepeda, Nitzl & Roldán, 2017; Aguinis et al., 2017; Memon et al., 2018). En efecto, según los autores el rol de la mediación desde una perspectiva teórica, es para explicar por qué existe la relación entre un constructo endógeno y exógeno, es decir, es para revelar la verdadera relación entre ellas. Por otro lado, en un proceso de mediación, cuando hay una sola variable mediadora se denomina mediación simple; cuando hay dos o más de dos variables mediadoras mediación múltiple (Preacher & Hayes, 2008; Nitzl et al., 2016).

El efecto mediador implica examinar el modelo path en términos de efecto directo e indirecto (Preacher & Hayes, 2008; Hair et al., 2014b; Nitzl et al., 2016; Hair et al., 2017; Cepeda et al., 2017; Aguinis et al., 2017). El *efecto directo*, se refiere a la relación que conecta dos constructos con una sola flecha (a y b). Mientras, el *efecto indirecto* se caracteriza por ser una secuencia de dos o más efectos directos que en el modelo path visualmente están representados por diversas flechas, en la Figura 6 se representa por la fórmula $a*b$.

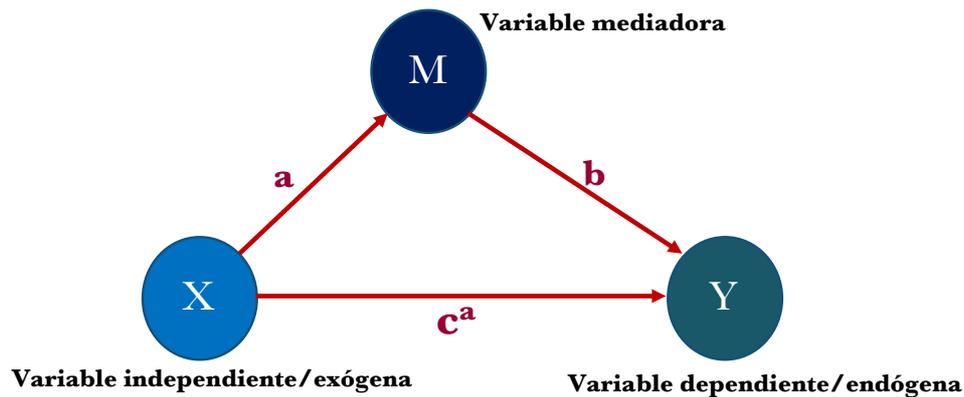


Figura 6. Modelo de mediación, efecto directo e indirecto

Nota: a, b, c^a son coeficientes de ruta o beta.

Procedimientos para el análisis de mediación. Los primeros procedimientos para el análisis de mediación fueron planteados por Baron & Kenny en el año 1986, consta de un enfoque de cuatro pasos causales⁴, pero el desarrollo reciente de la literatura de mediación recomiendan no utilizarla porque tiene limitaciones: no prueba directamente la importancia de un efecto mediador o indirecto y tienen bajo poder estadístico (Rungtusanatham et al., 2014; Nitzl et al., 2016). En la literatura reciente, se ha documentado dos procedimientos principales para el análisis de mediación: 1) determinar la significancia de los efectos indirectos y su magnitud; 2) determinar el tipo de efecto indirecto o mediación (Nitzl et al., 2016; Cepeda et al., 2017). Sin embargo, realizando una revisión de la literatura, en esta investigación se presenta cuatro procedimientos para el análisis de mediación en PLS-SEM.

a) *Soporte teórico.* Primero se debe formular el modelo de mediación en base a la teoría desarrollada sobre los constructos involucrados en el modelo y luego se debe someter a

⁴ Los pasos causales para el análisis de mediación son: 1) X debe estar relacionado con Y, 2) X debe estar relacionado con M, 3) M debe estar relacionados con Y, controlando X, y 4) El efecto de X en Y se reduce al incluir M. Si se cumple esas cuatro condiciones, la variable M es mediadora (Preacher & Hayes, 2008; Memon et al. 2018)

evidencia empírica. En otras palabras, la conceptualización de un modelo de mediación requiere un significado teórico detrás de las relaciones establecidas, y no simplemente afirmar que M mediará la relación entre X e Y, lo que significa que el establecimiento del modelo de mediación se debe elaborar en el diseño de la investigación, y no después del análisis de los datos (Preacher & Hayes, 2008; Memon et al., 2018).

- b) *Plantear las hipótesis.* Aunque en múltiples estudios con PSL-SEM se ha planteado medir el efecto mediador; sin embargo, no lo consideran dentro de sus hipótesis de investigación, de modo que no examinan la relevancia del efecto mediador en el modelo propuesto, se centran solo en las relaciones directas, esta tendencia continúa en investigaciones recientes (Rungtusanatham et al., 2014; Nitzl et al., 2016; Memon et al., 2018), resultando ser un grave error. En consecuencia, una vez que se planteó el modelo de mediación en base a la teoría, el siguiente paso es el desarrollo de las hipótesis con el fin de no obviar el análisis del efecto mediador. Al respecto, Rungtusanatham et al. (2014) propone dos enfoques para plantear las hipótesis: a) enfoque de segmentación, consta del planteamiento de tres hipótesis (H₁: el efecto de X sobre M, H₂: el efecto de M sobre Y, H₃: M explica la relación entre X e Y); b) enfoque de transmisión, constituye de una única hipótesis, se plantea que M explica la relación entre X e Y.

Cabe resaltar, cuando se analiza el efecto mediador, no se debe analizar el coeficiente c^a (ver Figura 6) que muestra la relación X e Y, puesto que transgrede el principio de parsimonia, por dos razones: a) La ruta de X a Y no forma parte de la ruta de mediación ($X \rightarrow M \rightarrow Y$); b) para analizar la relación directa X e Y no es necesario considerar una variable mediadora. Por consiguiente, realizar el análisis de la relación X e Y antes o después de examinar un efecto mediador es innecesaria, si la teoría señala la presencia de mediación las(os) investigadoras(es) deberían verificar independientemente de la presencia o ausencia de un efecto directo (X e Y) (Rungtusanatham et al., 2014; Aguinis et al., 2017; Memon et al., 2018). En definitiva, cuando se analiza la mediación no se debería plantear una hipótesis de la relación de X e Y.

- c) *Elaborar el modelo de mediación en el programa SmartPLS.* Según Nitzl et al. (2016) para examinar el efecto indirecto o mediador es necesario que se realice un solo modelo y no seguir un enfoque por paso, es decir, que primero se evalúe un efecto directo y posteriormente se examine incluyendo la variable mediadora, debido a que las estimaciones de las cargas de los constructos latentes dependen de los constructos que

se consideran en un modelo de investigación. De esta forma, al considerar el enfoque por pasos podría causar sesgo en la estimación de los coeficientes de ruta, así afectando a la mediación.

- d) *Análisis del efecto directo e indirecto.* En esta etapa se determina si el efecto indirecto ($a*b$) es estadísticamente significativo, este es el requisito indispensable previo para establecer un efecto de mediación. Para determinar el nivel de significancia y los intervalos de confianza, muchos autores recomiendan utilizar la técnica de remuestreo no paramétrico bootstrap, pues la distribución del efecto indirecto $a*b$ no cumple con el supuesto de normalidad (Preacher & Hayes, 2008; Rungtusanatham et al., 2014; Cepeda et al., 2017; Aguinis et al., 2017), más adelante esta técnica se explicará con mayor detalle. Asimismo, en esta etapa se evalúa la fuerza de la mediación (porción) a través del valor de varianza contabilizado (VAF por sus siglas en inglés), el VAF determina la medida en que el proceso de mediación explica la varianza de la variable dependiente o constructo endógeno (Y), para una mediación simple tal como se aprecia en la Figura 6, la proporción de mediación se define como: $VAF = (a*b) / (a*b + c^a)$ (Nitzl et al., 2016; Cepeda et al., 2017).

Cabe precisar que en la literatura se considera los resultados del VAF para indicar el tipo de mediación, pues a través del análisis del efecto directo e indirecto se podría establecer dos tipos de mediación: 1) mediación completa existe cuando el efecto directo c^a no es significativo, mientras el efecto indirecto $a*b$ es significativo, lo que implica que solo existe el efecto indirecto a través de la mediación, es decir, el efecto del constructo X a Y se trasmite completamente con la ayuda del constructo mediador ($a*b \neq 0$; $c^a = 0$). 2) mediación parcial existe cuando se cumple la condición de que tanto el efecto directo c^a y el efecto indirecto $a*b$ son significativos ($a*b \neq 0$; $c^a \neq 0$), lo que significa que X influye en la variabilidad de Y mediada por M, mientras X explica una proporción de la variabilidad de Y que es independiente de M (Aguinis et al., 2017; Nitzl et al., 2016). No obstante, muchos autores manifiestan que no se debe contemplar esta tipología en las investigaciones por dos argumentos: a) al establecer mediación completa implicaría que se ha explicado completamente el proceso por el cual X influye en Y, restringiendo la posibilidad que haya otras variables mediadoras, de esta forma el desarrollo de la teoría. b) para una mediación completa involucra que todas las variables

se hayan medido sin error, resultado ser imposible en las ciencias sociales y la investigación empresarial (Rungtusanatham et al., 2014; Memon et al., 2018).

De igual manera, cabe resaltar que muchas(os) investigadoras(es) cometen el error cuando miden la fuerza de la mediación como su influencia sobre el coeficiente de determinación (R^2), pues un cambio de R^2 no proporciona información de que un mediador explica una parte de la relación entre una variable independiente y dependiente; solo se obtendrá un incremento del R^2 después de incluir la variable mediadora, que indica un efecto aditivo y no mide la fuerza de la mediación (Nitzl et al., 2016; Cepeda et al., 2017).

Finalmente, las variables mediadoras cobran importancia porque permiten incrementar la precisión de las explicaciones teóricas sobre cómo X influye en Y a través de uno o más procesos de mediación (Rungtusanatham et al., 2014).

Moderación: Con respecto a la moderación se produce cuando la fuerza o incluso la dirección de la relación entre dos constructos varían según los valores de una tercera variable (variable independiente). En este sentido, hay dos tipos de relaciones moderadoras: las continuas y las categóricas. La disimilitud entre estos dos tipos de relación es la unidad de medida. El efecto moderador continuo es cuando la variable moderadora es métrica (ejemplo, los ingresos). Mientras el efecto moderador categórico es cuando la variable moderadora es categórica (ejemplo, el género), con respecto a este último la variable moderadora genera submuestras permitiendo realizar comparaciones entre los grupos y estimar si existe diferencia significativa entre ellos. Un ejemplo del efecto moderador es cuando se analiza la relación entre satisfacción y lealtad, y se establece como variable moderadora al ingreso. En clientes con bajos ingresos, la relación será fuerte entre las variables; por el contrario, cuando los clientes tienen ingresos altos la relación entre esas dos variables es muy débil (Hair et al., 2014b; Aguinis et al., 2017; Hair et al., 2017).

En el campo de las ciencias sociales, existen constructos simples como constructos complejos. Los constructos complejos presentan múltiples dimensiones, por ejemplo, el constructo calidad de servicio contempla cuatro dimensiones: fiabilidad, seguridad, elementos tangibles y capacidad de respuesta; y cada dimensión tiene sus respectivos indicadores. En este sentido, Hair et al. (2018) sugiere especificar un modelo de orden

superior o también llamado modelo de componentes jerárquicos (HCM por sus siglas en inglés). En esta misma línea, según Johnson et al. (2011) existen tres fundamentos para fijar un modelo de orden superior: a) es más parsimonioso examinar un modelo de orden superior, pues se reduce el número de relaciones en el modelo estructural; b) los modelos de orden superior son mejores predictores de criterios porque abarcan varias dimensiones; c) evita que un determinado fenómeno se examine por separado.

Modelo de Componentes Jerárquicos (MCJ): implica establecer simultáneamente un modelo de primer orden u orden inferior (lo conforman las dimensiones con sus respectivos indicadores) y un solo constructo de segundo orden u orden superior (el constructo en general) (Hair et al., 2018), tal como se observa en la Figura 7. Para desarrollar un MCJ hay que tener en cuenta las siguientes consideraciones: a) establecer un MCJ requiere un manejo adecuado de la definición operacional y teórico del constructo con el fin de identificar correctamente las dimensiones, donde cada dimensión se refiere a una componente distinta asociada al constructo, y cada una tiene una característica común que lo distingue de las otras dimensiones. Por consiguiente, en base a la definición teórica del constructo como poseedor de distintas facetas, cada dimensión mide un aspecto único del constructo, pero en general todas las dimensiones miden un único concepto. b) especificar si el MCJ es de tipo Reflectivo-Reflectivo, Reflectivo-Formativo, Formativo-Reflectivo o Formativo-Formativo, esta especificación es vital porque la forma de validación difiere según tipo; cabe señalar, que la especificación se determina mediante la teoría y el objetivo del estudio. Por ejemplo, en la Figura 7 se aprecia un MCJ de naturaleza Refectivo-Reflectivo, la calidad de servicio representa el factor común de varios factores específicos (dimensiones). c) existe dos enfoques para estimar el MCJ, sin embargo, el más recomendado es el enfoque de indicadores repetidos, que involucra asignar todos los indicadores del orden inferior al orden superior de forma paralela. En otras palabras, los indicadores se utilizan dos veces tanto para los de primer orden u orden inferior (X_1 a X_8) y de segundo orden u orden superior (X_1 a X_8). d) evaluar el modelo de medida tanto en el orden inferior y orden superior. Finalmente, el constructo de orden superior, por ejemplo, calidad de servicio en la Figura 7 predice los constructos endógenos incluidos en el modelo (Hair et al., 2018).

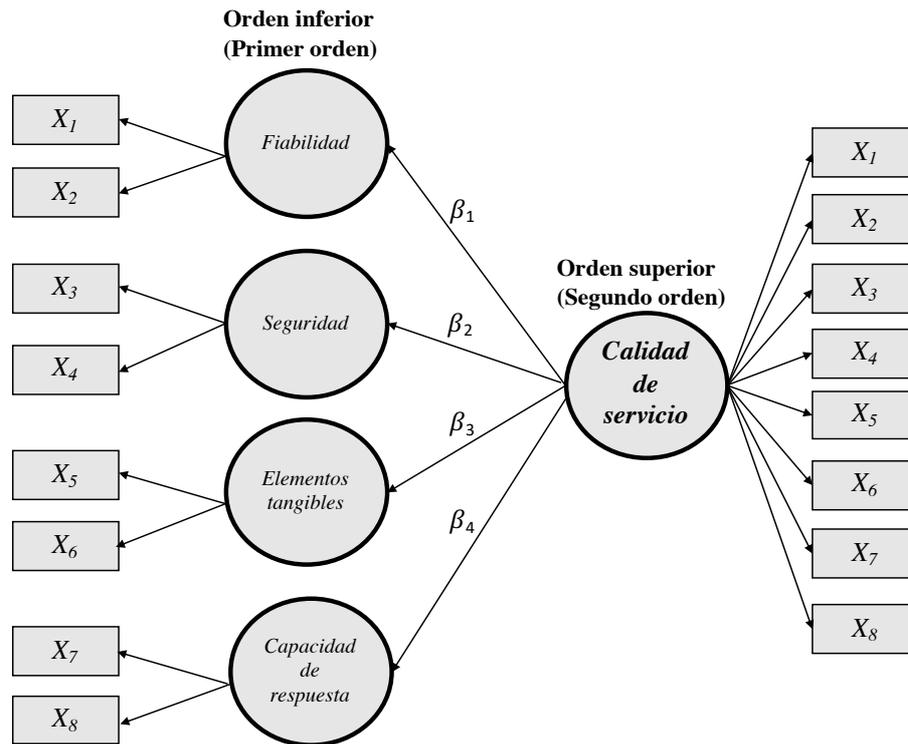


Figura 7. Modelo de Componentes Jerárquicos (MCJ) o de segundo orden de tipo Reflectivo-Reflectivo

Fuente: Elaboración propia.

Para concluir con la etapa de especificación del modelo, es relevante señalar las principales características de la especificación del modelo PLS-SEM (ver Tabla 6).

Tabla 6. Principales características del modelo de especificación del PLS-SEM

Categorías	Descripción
<i>Número de indicadores en cada constructo latente (modelo de medición)</i>	▪ Maneja la medición del constructo con indicadores individuales y múltiples.
<i>Relación entre constructos e indicadores</i>	▪ Incorpora fácilmente modelos de medición reflexivos y formativos en un modelo estructural.
<i>Complejidad del modelo</i>	▪ Maneja modelos complejos con múltiples relaciones en el modelo estructural (diversas variables dependientes e independientes). También, incluye los efectos mediadores y moderadores.
<i>Configuración del modelo</i>	▪ No se permiten bucles causales (sin relaciones circulares) en el modelo estructural. Considerando la Figura 3, este requisito se vulneraría si se invierte la relación de Y ₁ a Y ₄ . En esta situación, Y ₁ predeciría Y ₃ , Y ₃ pronosticaría Y ₄ , Y ₄ predeciría Y ₁ nuevamente, produciendo un ciclo circular (es decir, Y ₁ →Y ₃ →Y ₄ →Y ₁).

Fuente: Hair et al. (2017) y Sarstedt et al. (2014)

3) Estimación del modelo PLS path

Después de haber establecido las especificaciones en el modelo de medida (es decir, si son indicadores reflectivos o formativos) y en el modelo estructural (es decir, la relación de las variables endógenas y exógenas, si hay efectos mediadores o moderadores). Se procede a ejecutar el algoritmo PLS en el programa SmartPLS (se encuentra en la parte superior de la pantalla Calcular → Algoritmo PLS). Después de seleccionar la función Algoritmo PLS, aparece un cuadro de diálogo con la configuración de parámetros básicos para ejecutarlo.

Configuración de parámetros básicos para ejecutar el PLS-SEM. Para iniciar con el algoritmo PLS-SEM en el software SmartPLS, los parámetros básicos son: el esquema de ponderación, el criterio de parada, el número máximo de iteración y valores iniciales para iniciar el algoritmo (Hair et al., 2017). Por consiguiente, en el software Smart-PLS por defecto ya están especificados los siguientes parámetros.

- Esquema de ponderación path como método de ponderación.
- El criterio de detención es 1.10^{-7} (es decir, 0.00000001)
- Número máximo de iteraciones 300.
- Se usa (+1) como valores iniciales para los pesos externos.

Luego, de ejecutar el algoritmo PLS en el SmartPLS se muestran los resultados. En este contexto, con el fin de otorgar un mayor detalle de los resultados que se presentan y el proceso iterativo del algoritmo, se presenta un ejemplo desarrollado por Henseler et al. (2012) y Hair et al. (2017). Por tanto, tal como se observa en la Figura 8, en el modelo de ruta se visualiza a un constructo reflectivo (Y_3), donde al vínculo entre el indicador y el constructo se denomina cargas externas (etiquetados como l_{35} , l_{36} , l_{37}). Entretanto, en los constructos formativos (Y_1 y Y_2) a ese vínculo se les llama pesos externos (etiquetados como w_{11} , w_{12} , w_{23} , w_{24}). De igual forma, los coeficientes path (p); por ejemplo, p_{13} representa la relación de Y_1 y Y_3 . Cabe precisar que tantos los pesos, cargas y coeficientes path son estimados por el algoritmo PLS-SEM, donde el algoritmo utiliza los indicadores o variables observables para estimar los constructos en el modelo. En otras palabras, los insumos para estimar los puntajes de los constructos latentes Y_1 , Y_2 , Y_3 son los indicadores del X_1 a X_7 (datos brutos). Por ejemplo, para obtener el puntaje del constructo Y_1 se considera los puntos

de datos de $Y_{1,1}$ a $Y_{n,1}$. Luego, esos puntajes son sometidos a una regresión de mínimos cuadrados ordinarios para calcular los coeficientes path.

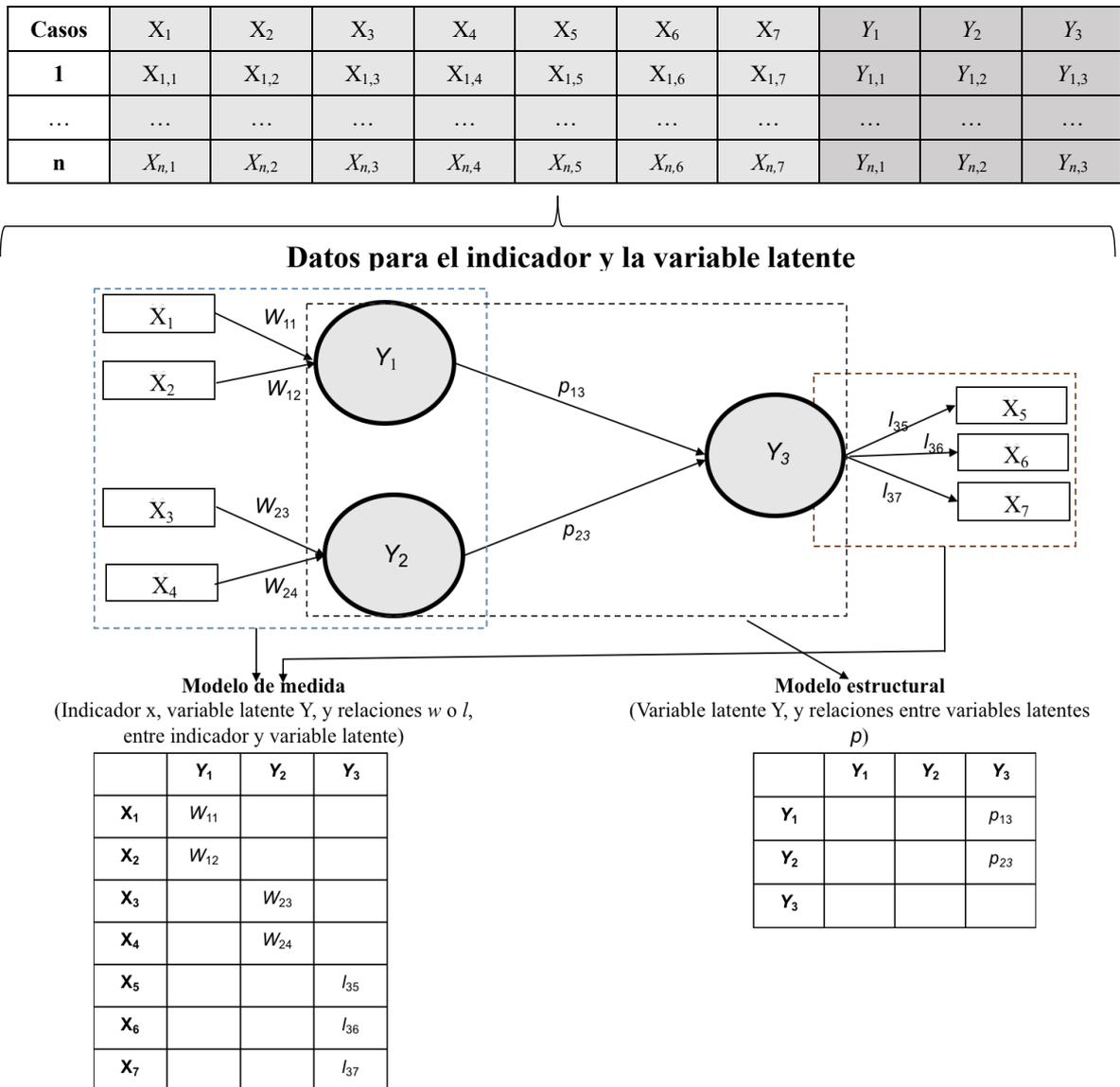


Figura 8. Modelo path y datos para el ejemplo hipotético PLS-SEM

Fuente: Henseler, Ringle, Sarstedt (2012); Hair et al., (2017).

Por otro lado, considero que es fundamental mostrar algunos alcances sobre el origen del algoritmo PLS-SEM, la regresión PLS y PLS-SEM, las etapas y pasos para calcular el algoritmo básico PLS-SEM y propiedades estadísticas del PLS-SEM. Con la finalidad de realizar un análisis pormenorizado de la técnica empleada en la presente investigación.

Origen del método PLS-SEM. El método PLS-SEM fue originalmente desarrollado en el año de 1966 por Herman Wold cuando presentó dos procedimientos iterativos que emplearon la estimación de Mínimos Cuadrados para modelos de uno o varios componentes y para las correlaciones canónicas (Mateos-Aparicio, 2011; Hair et al., 2018). Posteriormente, en el año de 1973, estos dos procedimientos iterativos fueron la base del algoritmo NIPALS (non-linear iterative partial least squares), con el que Wold mostró cómo estimar los componentes principales con una secuencia iterativa de regresiones simples utilizando el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) (Tenenhaus et al., 2005; Mateos-Aparicio, 2011; Hair et al., 2012; Henseler et al., 2012). Luego, en el año de 1977, surgió el algoritmo generalizado PLS para estimar variables o constructos latentes en modelos de ruta (Mateos-Aparicio, 2011; Hair et al., 2018). Por último, en el año de 1982 a partir del algoritmo generalizado PLS surgió el PLS-SEM (Mateos-Aparicio, 2011; Hair et al., 2018).

La regresión PLS y PLS-SEM. El PLS-SEM es similar pero no equivalente a la regresión PLS (Hair et al., 2017). Por esta razón, a continuación, ambos métodos serán explicados. Según Mateos-Aparicio (2011) y Hair et al. (2018) la regresión de mínimos cuadrados parciales (PLS⁵-R o regresión PLS) es un método multivariable que surgió con la finalidad de eliminar problemas de multicolinealidad (se manifiesta cuando las variables explicativas X están muy correlacionadas) en un modelo de regresión. Al respecto, las(os) autoras (es) señalan que cuando sucede este problema, la solución más directa es reducir la dimensionalidad de X (variables explicativas), por lo general esto implica en encontrar un conjunto de nuevas variables que se crean como una combinación lineal de los datos originales, de tal manera que se elimine los problemas de multicolinealidad de las variables explicativas y sea óptimo para predecir la variable dependiente. En tal sentido, el método de componentes principales es considerado como un punto de referencia entre las técnicas de reducción de dimensionalidad; asimismo, en regresión es usualmente llamado como Regresión de Componentes Principales (o PCR). En síntesis, el PLS-R se basa en un análisis de componentes principales. No obstante, existe diferencia entre el PLS-R y PCR, este último solo se encarga de reducir la dimensionalidad de las variables independientes sin considerar la relación de entre las variables dependientes e independientes, de esta manera se enfoca en establecer la máxima variabilidad o varianza de las variables explicativas y

⁵ Según Garson et al. (2014) los mínimos cuadrados parciales (PLS) son denominados como Proyección a estructuras latentes.

estas son utilizadas como predictivas para la variable dependiente. Por el contrario, la regresión PLS amplía el análisis de componentes principales con una fase de regresión para que el componente principal de X explicará la covarianza entre X e Y en la medida posible. En otras palabras, la regresión PLS al basarse en un análisis de componentes principales extrae compuestos lineales de las variables latentes independientes (no observables) y sus respectivas puntuaciones, con el fin de recopilar la mayor parte de la variación de los indicadores (observables), de esta forma reduce la dimensionalidad de las variables independientes y considera la relación entre las variables independientes y dependientes, maximizando así la varianza explicada de Y^6 , por ello PLS-R es principalmente adecuada para fines predictivos (Mateos-Aparicio 2011; Hair et al., 2018). Mientras, en el PLS-SEM está presente tres elementos consecutivos: (a) el análisis de componentes principales, en el modelo de medida; donde se determina los puntajes en base a la combinación lineal de los indicadores; (b) el análisis de ruta, en el modelo estructural, donde se estima los coeficientes en un sistema de ecuaciones simultáneas; (c) la estimación del coeficiente de ruta, en el modelo estructural, a través de las regresiones de mínimos cuadrados ordinarios (Mateos-Aparicio, 2011; Hair et al., 2018). A continuación, se explicará con mayor detalle.

Etapas y pasos para calcular el algoritmo básico PLS-SEM. Según Hair et al. (2011) y Henseler et al. (2012) el algoritmo PLS-SEM sigue un enfoque de dos etapas.

Etapas 1: Estimación iterativa de puntajes del constructo latente. El algoritmo calcula inicialmente los puntajes de los constructos independientes y dependientes mediante una combinación lineal de los indicadores observados asociados al respectivo constructo. Por consiguiente, el PLS trata a estos puntajes estimados como sustitutos perfectos para los indicadores en el modelo de medida y sean usados para capturar la mayor parte de la varianza de los constructos exógenos, que es útil para predecir la variable dependiente (Garson et al., 2014; Haenlein & Kaplan 2004; Hair et al., 2017). Por otro lado, los puntajes de los constructos latentes se estiman a través de un proceso de cuatro pasos, a continuación, se detallará.

⁶ Según Mateos-Aparicio (2011) Y es explicada por la correlación existente entre X e Y.

1.1. Aproximaciones externas del puntaje del constructo latente

Los proxies⁷ externos de los puntajes de los constructos latentes se calculan como combinaciones lineales de los valores de todos los indicadores (estandarizados) asociados a un constructo latente particular. Por ejemplo, los valores de X_1 y X_2 se utilizan para estimar la puntuación de proxy para el constructo latente (Y_1) (ver Figura 8) (Henseler, 2010; Hair et al., 2011). Asimismo, de acuerdo a Henseler (2010) y Hair et al. (2017) las relaciones en el modelo de medida necesitan valores iniciales para iniciar el algoritmo PLS-SEM. Por ello, para esta primera iteración, cualquier combinación lineal no significativa de indicadores puede servir como valores para los puntajes de constructo latente. Por lo tanto, según Hair et al. (2017) es recomendable especificar el valor inicial (+1) para todas las relaciones en el modelo de medida durante la primera iteración, en las siguientes iteraciones el valor inicial es remplazado por el coeficiente de ruta para la relación en el modelo de medición.

Por otro parte, el algoritmo PLS-SEM se basa en puntuaciones de constructos latentes estandarizados, dado que estos son combinaciones lineales de los indicadores (Garson et al., 2014). Esto significa, para la aplicación del PLS-SEM los indicadores deben usar datos estandarizados, donde cada indicador tiene una media de cero y la varianza sea uno, siendo una entrada para ejecutar el algoritmo (Tenenhaus et al., 2005; Hair et al., 2017). En este sentido, cuando se ejecuta el PLS-SEM, en el programa SmartPLS 3.0 estandariza tanto los datos sin procesar del indicador y el puntaje de la variable latente, como resultado el algoritmo estima el coeficiente estandarizado aproximadamente entre -1 y +1 para las relaciones tanto en el modelo de medida y estructural (Garson et al., 2014; Hair et al., 2017).

1.2. Estimación de los pesos internos para las relaciones del modelo estructural

Los puntajes de los constructos que se obtiene en una iteración dada (proxies externos), se emplean para estimar ponderaciones de trayectorias estructurales. Por tanto, los pesos internos cuantifican la fuerza de las relaciones entre los proxies externos de los constructos latentes usando regresión (Henseler et al., 2012; Garson et al., 2014). En efecto, el algoritmo PLS-SEM estima los pesos internos para las relaciones del modelo estructural (p_{13} y p_{23} en la Figura 8) (Hair et al., 2011).

⁷ Son puntajes determinados que representan aproximaciones de los constructos que miden. Por ello, es conocido explícitamente como aproximaciones (Hair et al. 2017).

Para estimar los pesos internos hay tres diferentes esquemas de ponderación (centroide⁸, factor⁹ y path) (Tenenhaus et al., 2005). Al respecto, Henseler et al. (2012) recomienda utilizar el esquema de ponderación path, debido a que este esquema permite maximizar la varianza (R^2) en el constructo endógeno; asimismo, puede ser aplicado en modelos de componentes jerárquicos de segundo orden u orden superior. Sin embargo, se ha demostrado que la elección entre ellas tiene un impacto menor en el resultado final (Reinartz et al., 2009).

1.3. Aproximación interna del puntaje del constructo latente

Los proxies internos de los constructos latentes (Y_1 , Y_2 , Y_3 en la Figura 8) se estiman como combinaciones lineales de los proxies exteriores de sus respectivos constructos latente adyacente (del Paso 1.1) y usando los pesos internos preliminarmente determinados (del Paso 1.2) (p_{13} y p_{23} en la Figura 8) (Henseler 2010; Hair et al., 2011). De igual forma, Garson et al. (2014) señala que los pesos internos se usan para ajustar las estimaciones de los puntajes de los constructos latentes.

1.4. Estimación de los pesos externos en el modelo de medición

La estimación de los pesos externos depende del modelo de medición. Si un constructo se mide de forma reflectiva (Y_3), el modelo de regresión incluye regresiones únicas con cada indicador con su respectivo constructo (por ejemplo, un indicador X_5 representa una variable dependiente y el constructo una variable independiente Y_3). Las cargas externas (l_{35} a l_{37} en Figura 8) son estimadas mediante correlaciones bivariadas entre el proxy interno del constructo latente y los indicadores asociados a él (Hair et al., 2011; Henseler et al., 2012; Hair et al., 2014b; Hair et al., 2017). En cambio, si se mide de manera formativa para estimar los pesos externos (w_{11} a w_{24} en Figura 8), se aplica regresión múltiple por mínimos cuadrados ordinarios entre del proxy interno de cada constructo latente en sus indicadores (por ejemplo, Y_1 representa la variable dependiente y sus indicadores asociados X_1 y X_2 son considerados las variables independientes) (Hair et al., 2011; Henseler et al., 2012; Hair et al., 2017).

⁸ Usa el signo de las correlaciones entre un constructo latente (proxy externo) y sus constructos latentes adyacente (Henseler, 2010)

⁹ Usa las correlaciones (Henseler, 2010).

En definitiva, estos cuatro pasos en la etapa uno se repite hasta que la suma de los cambios de los pesos externos entre dos iteraciones sea baja (Hair et al., 2011). Que significaría que la suma de los cambios caerá por debajo de un límite predeterminado. Para ello, un límite predeterminado recomendable es el valor umbral de 1.10^{-7} (criterio de detención)¹⁰ para garantizar la convergencia del algoritmo a niveles bajos de cambios iterativos en los puntajes de la variable latente; además, para asegurar el criterio de detención se debe establecer un número máximo de 300 iteraciones (Hair et al., 2017). Cabe resaltar, que el algoritmo PLS-SEM está diseñado para ejecutar hasta que los resultados se estabilicen.

De acuerdo a Hair et al. (2011), Henseler et al. (2012) y Garson et al. (2014), después de la convergencia del algoritmo en paso 1.4, los pesos exteriores finales en la última iteración se emplean para calcular los puntajes finales de los constructos latentes y de esta forma contabiliza el error de medición. A su vez, los puntajes finales de los constructos latentes se emplean para determinar el coeficiente path en el modelo estructural por medio de las regresiones de mínimos cuadrados ordinarios.

Etapa 2: Estimaciones finales de los coeficientes. Como se mencionó con anterioridad, cuando el algoritmo PLS-SEM converge, los pesos externos son usados para calcular el puntaje final de la variable latente, después estos resultados sirven como entrada para estimar los coeficientes de ruta en el modelo estructural. En este sentido, de acuerdo a Hair et al. (2017) para estimar el coeficiente de ruta (p_{13} , p_{23} en la Figura 8) se emplea el método de mínimos cuadrados ordinarios para cada regresión parcial en el modelo PLS-SEM, donde es necesario especificar el constructo endógeno (variable dependiente) y el constructo exógeno (variables independientes). De igual forma, se calcula el coeficiente de determinación (R^2). En definitiva, los autores infieren que las estimaciones realizadas en el modelo estructural entre las variables latentes son reportadas como coeficientes estandarizados.

Propiedades estadísticas del PLS-SEM. En la Tabla 7, se presenta algunas propiedades estadísticas del PLS-SEM en base a Mateo-Aparicio (2011), Hair et al. (2011), Rigdon (2012), Henseler et al. (2012), Sarstedt et al. (2014), Hair et al. (2014b) y Hair et al. (2017).

¹⁰ Hair et al. (2011) y Henseler et al. (2012) recomiendan un valor umbral de 10^{-5}

Tabla 7. Propiedad del algoritmo PLS-SEM

Categorías	Descripción
<i>Objetivo</i>	<ul style="list-style-type: none"> Maximizar los valores del coeficiente de determinación (R^2) en los constructos endógenos.
<i>Eficiencia</i>	<ul style="list-style-type: none"> Converge después de algunas iteraciones a la solución óptima (incluso en situaciones con modelos complejos y / o datos representativos). Resulta ser un algoritmo eficiente, generalmente muestra niveles altos de poder estadístico.
<i>Naturaleza de los constructos</i>	<ul style="list-style-type: none"> Vistos como proxies del constructo latente bajo investigación.
<i>Construcción de la puntuación de la variable latente</i>	<ul style="list-style-type: none"> Estima como una combinación lineal de sus indicadores Están determinados Utilizado para fines predictivos Se usa como entrada para posteriores análisis No se ve afectado por las deficiencias de datos Facilita la contabilización del error de medición
<i>Estimaciones de parámetros</i>	<ul style="list-style-type: none"> Las relaciones del modelo estructural generalmente se subestiman (el error está presente en los puntajes de las variables latentes, ya que los indicadores siempre implican algún grado de error de medición) y esto se ve reflejado en la estimación del coeficiente de ruta. Las relaciones del modelo de medida (cargas y pesos) generalmente se sobreestiman en comparación con los resultados del CB-SEM. La subestimación y sobreestimación son conocidos como sesgo del PLS-SEM; sin embargo, no significa que los resultados del algoritmo estén realmente sesgados.
<i>Evaluación de la significancia</i>	<ul style="list-style-type: none"> No asume ningún supuesto de la distribución de los datos, esta propiedad tiene implicancias con la evaluación de las significancias del coeficiente de ruta; sin embargo, una alternativa es emplear el bootstrapping para evaluar la significancia.
Problemas de evaluaciones del modelo	
<i>Evaluación del modelo general</i>	<ul style="list-style-type: none"> No se establece un criterio global de bondad de ajuste.
<i>Evaluación del modelo de medida</i>	<ul style="list-style-type: none"> Modelo de medición reflectivo: evaluaciones de fiabilidad y validez por múltiples criterios. Modelo de medición formativo: evaluaciones de fiabilidad y validez, importancia y relevancia de los pesos de los indicadores, colinealidad del indicador.
<i>Evaluación del modelo estructural</i>	<ul style="list-style-type: none"> Colinealidad entre conjuntos de constructos, significado del coeficiente path, criterios para evaluar las capacidades predictivas de los modelos.

Fuente: Mateo-Aparicio (2011), Hair et al. (2011), Rigdon (2012), Henseler et al. (2012), Sarstedt et al. (2014), Hair et al. (2014b) y Hair et al. (2017).

4) Evaluación del modelo de medida

Continuando con el proceso sistemático de la aplicación del PLS-SEM, luego del ejecutar el algoritmo PLS. Se procede a valorar los resultados, el primer paso consiste en el análisis del modelo externo. La evaluación del modelo externo o modelo de medida involucra examinar la fiabilidad y validez de los indicadores de cada constructo latente medido (Aibinu & Al-Lawati 2010; Hair et al., 2012; Sarstedt et al., 2014; Hair et al., 2017). Este procedimiento permitirá asegurar que los constructos latentes presenten suficiente validez y fiabilidad para conducir a conclusiones acertadas de las hipótesis de investigación (Santisteban, 2009).

En este contexto, la fiabilidad se refiere a la precisión y congruencia de las medidas obtenidas mediante las variables observables, consideradas como instrumento de medida. En otras palabras, es el grado en que la aplicación repetida de un instrumento de medida al mismo sujeto u objeto genera resultados o mediciones semejantes. La fiabilidad se fundamenta en el contexto de la Teoría Clásica de los Test (TCT, puntuación observada es igual a la puntuación verdadera más el error de medición) (Santisteban, 2009; Vara-Horna, 2015b). Existen diversas formas de valoración de la fiabilidad de un constructo latente por consistencia interna o homogeneidad, por la estabilidad temporal (método test-retest) y por formas equivalentes de la prueba (Santisteban, 2009). En esta investigación, se evaluará la fiabilidad a través de la consistencia interna con el programa SmartPLS.

Entretanto, la definición básica de validez se refiere al grado en que los indicadores de un constructo latente realmente mide lo que pretende medir, pero la definición ha evolucionado, y alude al grado en el que la teoría y las evidencias empíricas dan respaldo a las interpretaciones que se realizan de los puntajes de los constructos, y esto se desarrolla de acuerdo al uso específico que en cada caso se haga del constructo (Santisteban 2009; Vara-Horna 2015b). Existe tres tipos de validez: de contenido, de criterio y de constructo. En la presente investigación, se evaluará la validez de constructo a través el programa estadístico SmartPLS, que mide el grado en el que los indicadores del constructo latente reflejen la teoría que miden o registran, de esta forma ayuda garantizar que los indicadores empleados representen el concepto teórico del constructo (Vara-Horna, 2015b).

Por otra parte, según Henseler et al. (2009) y Hair et al. (2017) cuando se evalúa el modelo de medida es indispensable distinguir entre constructos medidos de manera reflectiva o formativa, pues por cada tipo de modelo de medición se emplea distinta evaluación (ver Tabla 8). Asimismo, la fiabilidad y validez se aplica solo a constructos conformados por múltiples indicadores; sin embargo, no son aplicables a los constructos latentes que tienen un solo indicador (la correlación entre el indicador y la variable latente siempre es igual a uno) (Hair et al., 2017).

Tabla 8. Sistema de evaluación del modelo de medida de los resultados del PLS-SEM

Modelo de medición reflectivo	Modelo de medición formativo
Fiabilidad <ul style="list-style-type: none"> ▪ Alfa de Cronbach ▪ Fiabilidad Compuesta 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Colinealidad entre indicadores. ▪ Significancia y relevancia de pesos externos.
Validez <p><i>Validez convergente</i></p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Cargas de los indicadores ▪ Varianza Extraída Media - AVE <p><i>Validez discriminante</i></p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Cargas cruzadas ▪ Criterio de Fornell-Larcker ▪ Heterotrait-Monotrait ratio (HTMT) 	

Fuente: Henseler et al. (2009); Hair et al. (2017); Sarstedt et al. (2014)

De lo expuesto, es esencial evaluar el modelo de medida, con la finalidad de valorar si los constructos latentes son válidos y/o fiables. En efecto, a continuación, se describe los principales indicadores para evaluar el modelo de medida o modelo externo de los constructos reflectivos, pues todos los constructos empleados en la presente investigación son de naturaleza reflectiva.

a) El Alfa de Cronbach (α): es un coeficiente que mide la fiabilidad del constructo latente al evaluar la consistencia interna del conjunto de indicadores. Se afirma que un constructo presenta consistencia interna cuando la puntuación de un indicador se correlaciona con la puntuación del resto de indicadores (Henseler et al., 2009; Santisteban 2009; Aibinu & Al-Lawati 2010). Por consiguiente, la estimación está basada en la intercorrelaciones de los indicadores observados (Hair et al., 2017). Este coeficiente estadísticamente se define de la siguiente manera:

$$\alpha_{Yn} = \left[\frac{T}{T-1} \right] \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^T S_i^2}{S_t^2} \right]$$

Ecuación 3. Alfa de Cronbach (α).

Fuente: Hair et al. (2017)

En esta fórmula, T es el número de indicadores i (x en la Tabla 4) de un constructo latente específico (Yn); S_i^2 representa a la sumatoria de la varianza de los indicadores i del constructo específico (Yn), medido con T indicadores (i=1, ..., T) y S_t^2 es la varianza de la suma de todos los indicadores “T” del constructo (Yn). Según este autor el Alfa de Cronbach

es sensible al número de indicadores; por esta limitación Henseler et al. (2009) y Hair et al. (2017) recomienda utilizar la fiabilidad compuesta.

b) La fiabilidad compuesta: también es una medida para evaluar la consistencia interna, surgió debido a algunas limitaciones del Alfa de Cronbach. En comparación con el Alfa de Cronbach esta técnica no es influenciada por el número de indicadores existentes en un constructo y no asume que todos los indicadores tienen una misma carga; sin embargo, la interpretación de ambos índices es similar (Cepeda & Roldán, 2005; Henseler et al., 2009; Hair et al., 2017). Los valores de Fiabilidad Compuesta que oscilan entre 0.60 y 0.70 se consideran aceptables en etapas tempranas de investigaciones, mientras los valores entre 0.70 y 0.90 se consideran satisfactorios (Nunnally & Bernstein, 1994). Este coeficiente estadísticamente se define de la siguiente manera:

$$p_{c_{Yn}} = \frac{(\sum_{i=1}^T l_i)^2}{(\sum_{i=1}^T l_i)^2 + \sum_{i=1}^T var(e_i)}$$

Ecuación 4. Fiabilidad compuesta

Fuente: Hair et al. (2017)

Donde, l_i simboliza la carga externa estandarizada del indicador i (x en la Tabla 4) de un constructo latente específico (Y_n) medido con T indicadores, e_i es el error de medida del indicador i , y $var(e_i)$ expresa la variación del error de medida, el cual es definido como $1 - l_i^2$ (Hair et al., 2017).

Según Henseler et al. (2009) y Hair et al. (2017) es razonable considerar e informar ambos criterios, debido a que el Alfa de Cronbach tiende a subestimar la confiabilidad de la consistencia interna de los constructos latentes, mientras la fiabilidad compuesta tiende a subestimarla. Luego, de evaluar la fiabilidad de los constructos, se procede a examinar la validez de los constructos, para ello se emplea los siguientes indicadores:

c) Validez convergente: se refiere al grado en que un indicador se correlaciona positivamente con los otros indicadores del mismo constructo, por tanto, los indicadores deberían estar correlacionados y compartir un alto porcentaje de varianza, entonces se evidencia que están

midiendo lo mismo (Cepeda & Roldán, 2005; Sarstedt et al., 2014; Hair, et al., 2017). Para establecer la validez convergente, se consideran: (1) las cargas factoriales de los indicadores (altas cargas indican que los indicadores asociados tienen mucho en común, que es capturado por el constructo), la regla general indica que deben ser 0.708 o mayor; sin embargo, en etapas iniciales del desarrollo de los constructos se debe evaluar si los indicadores con cargas por debajo del 0.708 son considerados¹¹. (2) la varianza extraída media (AVE), el cual es equivalente a la comunalidad de un constructo, se espera valores superiores a 0.50, lo cual indica que, en promedio, el constructo explica más de la mitad (50%) de la varianza de los indicadores asociados (Henseler et al., 2009; Hair, et al., 2011; Sarstedt et al., 2014; Hair, et al., 2017). Esta estadística se define de la siguiente manera:

$$AVE_{Y_n} = \left[\frac{\sum_{i=1}^T l_i^2}{T} \right]$$

Ecuación 5. Varianza extraída media (AVE).

Fuente: Hair et al. (2017)

El AVE es definido como la suma del cuadrado de las cargas divididos por el número de indicadores de un constructo latente específico (Y_n). T es el número de indicadores i (x en la Tabla 4) (Sarstedt et al., 2014; Hair, et al., 2017).

d) Validez discriminante: evidencia que un constructo es empíricamente único y captura un fenómeno no representado por otros constructos en un modelo (Cepeda & Roldán, 2005; Hair et al., 2014a; Henseler, Ringle & Sarstedt, 2015). Tradicionalmente, se evalúa dos criterios para establecer validez discriminante: (1) las cargas cruzadas, requiere que el indicador analizado debe presentar una alta correlación con el constructo al que está asociado, pero tener bajas correlaciones con otros indicadores de distintos constructos (cargas cruzadas). En cambio, si las cargas cruzadas exceden a la carga del indicador con el constructo asociado representaría un problema de validez discriminante. (2) el criterio de Fornell-Lacker, este método está basada en el criterio que un constructo debería compartir más varianza con sus indicadores asociados que con cualquier otro constructo en el modelo estructural. En término estadístico, la raíz cuadrada de la varianza extraída media (AVE)

¹¹ Los indicadores con cargas entre 0.40 y 0.70 deben eliminarse siempre y cuando la eliminación de esos indicadores incremente la fiabilidad compuesta y la validez del constructo (Hair et al., 2011). De igual manera, Henseler et al. (2009) recomienda eliminar indicadores reflectivos con cargas inferiores a 0.4.

compartida entre el constructo y sus indicadores debería ser mayor que las correlaciones con otro constructo (Henseler et al., 2009; Hair et al., 2011; Hair et al., 2017) (ver Tabla 9).

Tabla 9. Representación del criterio de Fornell-Lacker

	Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄
Y ₁	$\sqrt{AVE_{Y_1}}$			
Y ₂	$CORR_{Y_1Y_2}$	$\sqrt{AVE_{Y_2}}$		
Y ₃	$CORR_{Y_1Y_3}$	$CORR_{Y_2Y_3}$	$\sqrt{AVE_{Y_3}}$	
Y ₄	$CORR_{Y_1Y_4}$	$CORR_{Y_2Y_4}$	$CORR_{Y_3Y_4}$	$\sqrt{AVE_{Y_4}}$

Notal: CORR=correlación; AVE= Varianza Extraída Media
Fuente: Hair et al. (2017)

Los dos indicadores señalados anteriormente son criterios tradicionales no efectivos porque no detectan de manera confiable problemas de validez discriminante, Henseler et al. (2015) llegaron a esta conclusión en base a las simulaciones que realizaron con diferentes tamaños de muestras y cargas. En este sentido, un método alternativo para evaluar la validez discriminante es el Ratio Heterorrasgo-Monorrasgo (HTMT, del inglés Heterotrait-Monotrait Ratio), se ha demostrado a través de simulaciones que es más confiable (Henseler et al., 2015). Se basa en la matriz multirrasgo-multimétodo y se fundamenta en dos pasos: a) primero cuantifica la correlación de los indicadores dentro del mismo constructo (monorrasgo-heterométrico), en la Tabla 10 se representa mediante triángulos. b) luego cuantifica la correlación entre los indicadores de diferentes constructos que miden distintos fenómenos (heterorrasgo-heterométrico), en la Tabla 10 se representa mediante un rectángulo. Se estima el ratio HTMT dividiendo el promedio de las correlaciones heterorrasgo, entre la raíz cuadrada del promedio de las correlaciones monorrasgos (se considera la media geométrica de las correlaciones promedio porque hay dos o más submatrices monorrasgo) (Henseler et al., 2015). Luego de estimar el ratio HTMT, hay dos enfoques para evaluar la validez discriminante: a) como criterio implica comparar el $HTMT_{0.9}$ con un umbral predefinido, Henseler et al (2015) sugiere un umbral de 0.9, es decir, si el valor del HTMT es inferior a este umbral se verifica la validez discriminante. Por el contrario, si el valor del HTMT es superior a este umbral, se concluye que existe problemas de validez discriminante. Se establece este umbral porque el ratio de HTMT es una estimación entre la correlación de los indicadores de dos o más constructos. b) como base

de una prueba estadística de validez discriminante ($HTMT_{inferencia}$) mediante la construcción de intervalos de confianza, que se obtiene a través de la técnica no paramétrica bootstrap, con el fin de probar la hipótesis nula ($H_0: HTMT = 1$), es decir, si el valor HTMT es significativamente diferente de uno. Por consiguiente, para fijar validez discriminante y concluir que los constructos son empíricamente distintos, el intervalo de confianza del HTMT no debería incluir el valor uno para todas las combinaciones de los constructos (Henseler et al., 2015, Hair et al., 2017).

Por otro lado, Hair et al. (2017) y Henseler et al. (2015) recomienda cuatro formas para manejar los problemas de validez discriminante, el objetivo es incrementar las correlaciones monorrasgo y/o disminuir las correlaciones heterorrasgo. Para ello, se requiere lo siguiente: a) eliminar los indicadores que tienen una baja correlación con otros indicadores del mismo constructo; b) dividir en dimensiones homogéneas a los indicadores de un constructo, siempre y cuando se respalde por la teoría; c) eliminar los indicadores que están fuertemente correlacionados con los indicadores de otros constructos; d) o a estos indicadores reasignarlos al otro constructo, si teóricamente es aceptable.

Tabla 10. Representación del criterio del Ratio Heterorrasgo-Monorrasgo (HTMT)

"Rasgo"	"Rasgo"	Y ₁			Y ₂		
	Método	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆
Y ₁	X ₁	1					
	X ₂	$r_{1,2}$	1				
	X ₃	$r_{1,3}$	$r_{2,3}$	1			
Y ₂	X ₄	$r_{1,4}$	$r_{2,4}$	$r_{3,4}$	1		
	X ₅	$r_{1,5}$	$r_{2,5}$	$r_{3,5}$	$r_{4,5}$	1	
	X ₆	$r_{1,6}$	$r_{2,6}$	$r_{3,6}$	$r_{4,6}$	$r_{5,6}$	1

Fuente: Henseler et al. (2015)

En definitiva, todos los indicadores señalados anteriormente permitirán analizar el modelo de medida en el PLS-SEM, es decir, evaluar la relación de los indicadores con sus respectivos constructos. Sin embargo, para examinar el modelo de medida de orden superior se considera las cargas que conectan el orden inferior y orden superior (β_1 al β_4 en la Figura 6), sirven de base para estimar la varianza extraída media (AVE) (ver Ecuación 6) y la fiabilidad compuesta (ver Ecuación 7). Cabe precisar, no es necesario establecer validez

discriminante entre el orden superior e inferior porque hay redundancia conceptual y empírica, es decir, son los mismo indicadores, por consiguiente no tiene sentido. Sin embargo, es necesario que se establezca validez discriminante entre las dimensiones del orden inferior de todos los constructos que se encuentren en el modelo, en este caso lo recomendable es utilizar el método HTMT (Johnson et al., 2011; Hair et al., 2018).

$$AVE = \frac{\beta_1^2 + \beta_2^2 + \beta_3^2 + \beta_4^2}{4}$$

Ecuación 6. Varianza extraída media (AVE) para orden superior

Fuente: Hair et al. (2018)

Nota: planteado en base a la Figura 7. Se divide entre 4 porque son cuatro dimensiones

$$p_c = \frac{(\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4)^2}{(\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4)^2 + (1 - \beta_1^2) + (1 - \beta_2^2) + (1 - \beta_3^2) + (1 - \beta_4^2)}$$

Ecuación 7. Fiabilidad compuesta para orden superior

Fuente: Hair et al. (2018)

Nota: planteado en base a la Figura 7.

5) Evaluación del modelo de estructural

Después de establecer confiabilidad y validez de los constructos en estudio, es decir, aceptación del modelo de medición. Se procede a evaluar el modelo estructural con la finalidad de valorar las relaciones entre las variables latentes independientes (constructo exógeno) y la variable dependiente (constructo endógeno) (Aibinu & Al-Lawati 2010; Hair et al., 2017). Según Henseler et al. (2009) y Hair et al. (2017) el procedimiento para la evaluación del modelo estructural consta de cinco etapas: a) Evaluación del modelo estructural para problemas de colinealidad. b) Coeficiente de ruta o beta estandarizado (β). c) Coeficiente de determinación (R^2). d) Coeficiente del tamaño del efecto (f^2). e) Validación del modelo usando el bootstrapping de PLS.

a) Evaluación del modelo estructural para problemas de colinealidad: en el modelo estructural, es necesario examinar la colinealidad de los constructos latentes predictivos por separado por cada subsección. Por consiguiente, para evaluar se emplean el método de Tolerancia (representa la cantidad de varianza no explicada del constructo latente, $TOL=1-R^2_x$) y el Factor de Inflación de la Varianza (FIV) ($FIV=1/TOL$), los valores del FIV deberían

estar por debajo de 5 y la tolerancia (TOL) menos que 0.20 para que los constructos latentes predictivos no presenten problemas de colinealidad (Garson et al., 2014; Sarstedt et al., 2014; Hair et al., 2017). Cabe resaltar, que el programa SmartPLS genera los valores FIV.

b) Coeficiente de ruta o estandarizado (β): es estimada por el proceso iterativo del algoritmo PLS-SEM, que primero calcula los puntajes del constructo y luego determina el coeficiente de ruta, en las secciones anteriores la estimación se detalló con mayor precisión. El coeficiente de ruta (β) representan las relaciones hipotéticas entre los constructos latentes, y tienen valores estandarizados entre -1 y +1, esto significa cuando β es más cercano a +1 representa una fuerte relación positiva y los coeficientes más cercano a -1 indican fuerte relación negativa. No obstante, cuando β es más cercano a cero la relación es débil, y probablemente no es una relación significativa (Henseler et al., 2009; Sarstedt et al., 2014; Hair et al., 2014a; Hair et al., 2017). En este sentido, según Sarstedt et al. (2014) para determinar si el tamaño del coeficiente de ruta es significativo debe ser interpretado de acuerdo al contexto de la investigación. Por último, considerando el coeficiente de ruta se realiza el análisis del efecto directo e indirecto (Henseler et al., 2009).

c) Coeficiente de determinación (R^2): es el porcentaje de la varianza explicada del constructo exógeno sobre el constructo endógeno. Por ende, este coeficiente mide el poder predictivo del modelo y es calculado como el cuadrado de las correlaciones entre el constructo endógeno y los valores predictivos (Hair et al., 2014a; Hair et al., 2017). Los valores del R^2 se encuentran entre 0 y 1, los altos niveles indican niveles más altos de precisión predictiva (Hair et al., 2017). No obstante, según Sarstedt et al. (2014) y Hair et al. (2017) es difícil proporcionar reglas generales para aceptar los valores del R^2 , dependerá de la complejidad del modelo y la disciplina de la investigación. Por ejemplo, en marketing se estableció una regla aproximada con respecto a un R^2 aceptable, los valores de 0.75, 0.50 y 0.25 se considera niveles de precisión predictiva sustanciales, moderados y débiles, respectivamente (Hair et al., 2011; Henseler et al., 2012).

Adicionalmente, aunque el coeficiente (R^2) evalúa la calidad del modelo, surge un problema con este coeficiente. Dado que el R^2 tiende a aumentar cuando se incluye un constructo exógeno que no tienen relación significativa (ligeramente correlacionada) con el constructo endógeno. Para tal caso, una opción es emplear el coeficiente de determinación ajustado (R^2_{adj}), que se utiliza como un criterio para evitar el sesgo hacia modelos complejos con

muchos constructos exógenos (Garson et al., 2014; Hair et al., 2017). De lo dicho, los autores recomiendan utilizarlo cuando se comparan los resultados del PLS-SEM, por ejemplo, modelos con diferentes números de constructos exógenos y/o datos con diferentes tamaños de muestra. Cabe precisar, que este criterio es modificado de acuerdo al número de constructos exógenos y al tamaño de la muestra, por tanto, reduce el R^2 pero equilibra la adición de constructos exógenos no significativos (Hair et al., 2017).

d) Coeficiente del tamaño del efecto (f^2): evalúa el cambio en el valor R^2 cuando se omite un constructo exógeno especificado en el modelo, es decir, evalúa si el constructo omitido tiene un impacto sustancial en el constructo endógeno. Por consiguiente, el f^2 valora el grado con el que un constructo exógeno contribuye a explicar un constructo endógeno en términos de R^2 (Henseler et al., 2009; Hair et al., 2017). Para determinar el tamaño de efecto, se considera como regla general los siguientes valores de $0.02 \leq f^2 < 0.15$, efectos pequeños; $0.15 \leq f^2 < 0.35$, efectos moderados; $f^2 \geq 0.35$, efectos grandes (Cohen, 1988), el cual puede ser calculado por la siguiente fórmula.

$$f^2 = \frac{R_{incluidos}^2 - R_{excluidos}^2}{1 - R_{incluidos}^2}$$

Ecuación 8. Coeficiente del tamaño del efecto (f^2)

Fuente: Hair et al. (2017)

Donde $R_{incluidos}^2$ y $R_{excluidos}^2$ representan los valores R^2 que derivan del constructo endógeno cuando un constructo exógeno es incluido o excluido en el modelo estructural. En otras palabras, la variación en los valores de R^2 se determina estimando el modelo PLS dos veces; la primera con el constructo exógeno incluido y la segunda con el constructo exógeno excluido (Cepeda & Roldán, 2005).

e) Validación del modelo usando el bootstrapping de PLS: En el PLS-SEM asume que los datos no presentan distribución normal, esto significa que no se puede evaluar la significancia del coeficiente de ruta con las pruebas de significación paramétrica utilizadas en los análisis de regresión. Por consiguiente, una solución a ese problema es la aplicación de un procedimiento bootstrapping no paramétrico (Preacher & Hayes, 2008; Hair et al., 2014a).

El bootstrapping es un método estadístico inferencial, que involucra la creación de una muestra bootstrapping mediante la extracción de muestras aleatorias con reposición de la muestra original. Como resultado de este proceso, se obtiene los errores estándar para la prueba de hipótesis, que permitirá responder la siguiente pregunta ¿Los coeficientes son significativamente diferente de cero?, cabe resaltar que este procedimiento fue desarrollado y propuesto por Efron en el año de 1979 (Tenenhaus et al., 2005; Aibinu & Al-Lawati 2010; Hair et al., 2011). En este sentido, para el desarrollo de la técnica bootstrapping se distinguen cuatro procedimientos, que se detalla a continuación.

- i. A partir de la muestra original, se extrae una nueva muestra (submuestra) a través del muestreo con reposición. Reposición significa que cada vez que se extrae una observación al azar de la muestra original, se devuelve a la muestra original antes de que se extraiga la siguiente observación. Por consiguiente, la muestra original donde se extraen las observaciones siempre contiene las mismas observaciones que se encuentran en las submuestras. Por ejemplo, si la muestra original tiene 100 observaciones, entonces cada submuestra contiene 100 observaciones. Sin embargo, una observación puede ser extraído más de una vez o puede no seleccionarse para la submuestra (Gil-Flores 2005; Hair et al., 2017). Además, el procedimiento bootstrapping asume que la muestra original es una representación razonable de la distribución de la población (Gil-Flores 2005; Hair et al., 2011).
- ii. Muchos autores recomiendan crear 5000 submuestras bootstrap; con la finalidad de examinar la precisión de las estimaciones y para realizar el contraste de hipótesis de significación de la prueba estadística. En efecto, esto significa que el número de submuestras bootstrap deben ser mayor o igual al número de observaciones de la muestra original, pero no menor (Preacher & Hayes, 2008; Garson et al., 2014; Hair et al., 2017; Cepeda et al., 2017).
- iii. Las submuestras bootstrap obtenidas se utilizan para determinar el modelo de ruta PLS, donde en cada submuestra obtenida se estima los coeficientes (coeficiente de ruta o coeficiente de tamaño de efecto). Por ejemplo, si son 5000 submuestras, se estima 5000 modelos de ruta PLS, y posteriormente 5000 coeficientes de ruta (Gil-Flores 2005; Hair et al., 2017; Cepeda et al., 2017).

Los tres procedimientos previamente señalados, se muestra en la Figura 9.

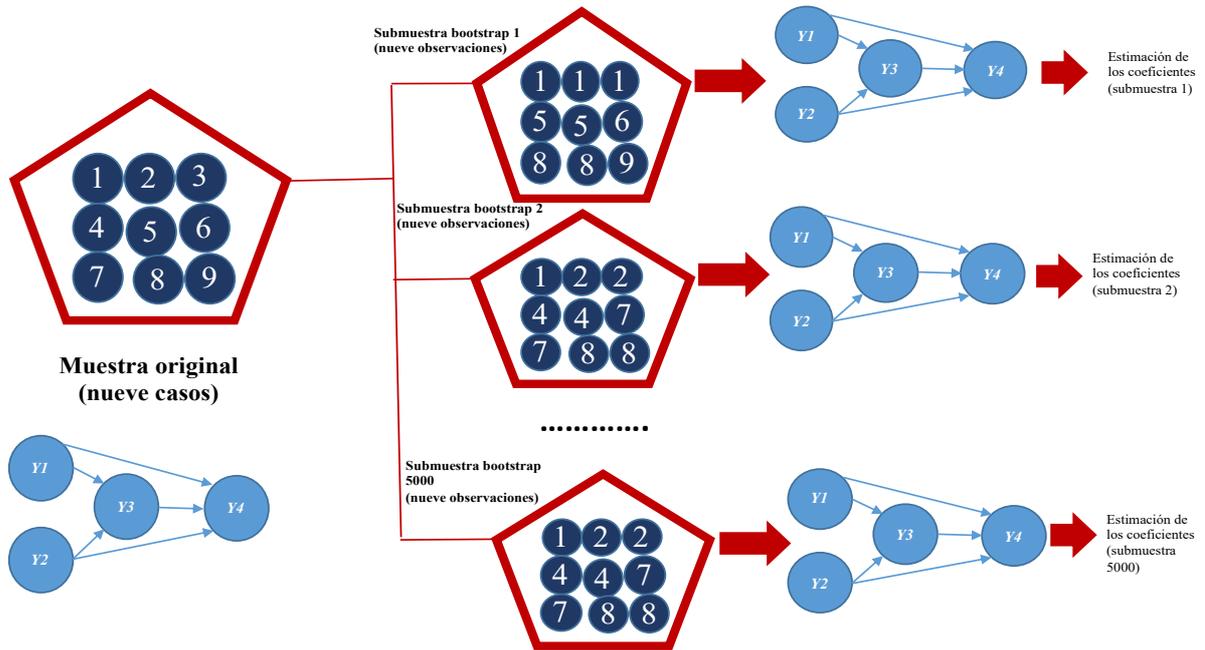


Figura 9. Proceso del Bootstrapping en el smartPLS

Fuente: Hair et al. (2017)

- iv. Los coeficientes estimados en cada submuestra forman una distribución bootstrap, se podría considerar como una aproximación de la distribución de la muestra. Con base a esta distribución, se estima el error estándar (se^*) y desviación estándar de los coeficientes de ruta estimados. Esta distribución puede ser considerada como una aproximación de la distribución de un coeficiente estimado en la población, y la desviación estándar se puede emplear como una aproximación para el error estándar del parámetro en la población (Gil-Flores 2005; Hair et al., 2017). En efecto, con esta información se estima los valores de t de student para verificar que el coeficiente de ruta es diferente de cero (es decir, $H_0: \beta_1=0$ y $H_1: \beta_1 \neq 0$) empleando la fórmula ($t = \beta_1 / se^*$; donde β_1 es la estimación obtenida de la muestra original y se^* es el error estándar de β_1 obtenido en la submuestra bootstrap). Para la estadística de prueba, los valores t críticos para una prueba de significación de dos colas son 1.65 (nivel de significancia= 10%), 1.96 (nivel de significancia = 5%) y 2.58 (nivel de significancia = 1%) (Hair et al., 2017).

Intervalos de confianza de bootstrap. Luego de calcular la significancia estadística de los coeficientes, es muy importante determinar los intervalos de confianza con el fin de evaluar la estabilidad de los coeficientes estimados. En este sentido, la construcción del intervalo de

confianza de bootstrap se basa en los errores estándar obtenidos del procedimiento bootstrapping no paramétrico. Se somete a prueba la hipótesis nula, que el peso del coeficiente estimado es igual a cero ($H_0: w_l=0$), si el intervalo de confianza para coeficiente estimando con un peso definido no incluye al cero, se rechaza la hipótesis nula con un nivel de confianza determinado $(1 - \alpha)\%$, y se concluye que hay una influencia significativa. Cabe resaltar que los intervalos de confianza proporcionan un rango de valores aceptables para evaluar un coeficiente que dependen del tamaño de la muestra y la variación de los datos (Hair et al., 2017). Por otro parte, hay tres métodos en el software SmartPLS para construir intervalos de confianza de bootstrap: a) Percentil bootstrap; b) Bias-Corrected and Accelerated (Bca) bootstrap; c) Studentized bootstrap. De estos tres métodos, Hair et al. (2017) sugiere el uso del método Bca porque produce intervalos de confianza comparativamente estrechos, los resultados proporcionados son en bajo nivel de error Tipo I y emplea procedimientos más razonables, mientras el percentil bootstrap no funciona muy bien en tamaño muestras pequeñas y cuando la distribución del parámetro es asimétrica. Sin embargo, otro investigador recomienda el uso del método percentil bootstrap porque funciona para detectar efectos de mediación sin elevar el error Tipo I (Fritz et al., 2012). Ante este contexto, en muchos artículos científicos de mediación reportan los dos métodos (Preacher & Hayes, 2008; Rungtusanatham et al., 2014; Cepeda et al., 2017).

Justificación de la investigación

Esta investigación tiene un impacto a nivel práctico o empírico al desarrollo teórico al aplicar Ecuaciones Estructurales basada en varianza (PLS-SEM), debido a que representa un avance significativo en la metodología empleada para analizar la influencia de la VcM en la productividad laboral de las dueñas de microempresas formales de Perú e informales/formales de Paraguay, a través del daño a la salud mental y física. Esto significaría no solamente analizar relaciones directas, sino comprender cómo y por qué se relacionan dichas variables. Asimismo, se asegura la precisión de los resultados obtenidos, debido a que, a diferencia de otras técnicas como la regresión logística, el PLS-SEM controla el error de medición, permite el análisis de relaciones complejas e incluye variables inobservables.

La presente investigación es el primer estudio que corrobora utilizando PLS-SEM, la influencia de la VcM en la productividad laboral, a través del daño a la salud mental y física

en una muestra de dueñas de microempresas formales en el Perú y dueñas de microempresas informales o formales en Paraguay, donde los efectos de la VcM pueden ser más devastadores en comparación a los trabajos dependientes. Este hallazgo es vital para desarrollar mecanismos efectivos de prevención de la VcM en dueñas de microempresas de Perú y Paraguay. Al respecto, en Perú, se han realizado algunos avances en la prevención de la VcM en medianas y grandes empresas; sin embargo, aún son escasos los mecanismos de prevención en dueñas de microempresas formales. En efecto, los resultados de esta investigación permitirán que las entidades que promueven el empoderamiento de las dueñas de microempresas planteen mecanismo de prevención, y de esta forma disminuya el impacto negativo de la VcM en la productividad laboral. De igual manera, se espera que esta investigación sea un material de apoyo de la teoría y procedimientos metodológicos de PLS-SEM.

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 Materiales

En la presente investigación se utilizaron los siguientes materiales y equipos:

- a) Una computadora laptop marca MacBook Air con un procesador Intel Core i7 dual core de 2.2 GHz, almacenamiento flash de 512 GB y 8 GB de RAM y un sistema operativo macOS.
- b) Programa SmartPLS 3.2.8
- c) Programa estadístico IBM SPSS Statistics versión 24.
- d) Artículos científicos indizadas en diferentes revistas y libros especializados en Kindle.

3.2 Metodología de la investigación

3.2.1 Tipo de investigación

Se utilizó un diseño descriptivo–explicativo, debido a que este tipo de diseño permite explicar la relación de los constructos en base a modelos teóricos (Ato, López & Benavente, 2013).

3.2.2 Diseño de la investigación

El diseño de investigación es de enfoque cuantitativo, no experimental y de tipo transversal. La presente investigación es no experimental porque no se manipuló la variable independiente y no se realizó asignación aleatorizada para controlar variables extrañas; y es de tipo transversal porque las participantes fueron entrevistadas en un momento determinado en el tiempo (Ato, López & Benavente, 2013; Vara-Horna, 2015b).

3.3 Población y muestra

El estudio se hizo en dos contextos distintos, con la finalidad de verificar que el daño a la salud mental y física explica la relación entre VcM y productividad laboral. En Perú, porque

según la WHO (2013) y Bott et al. (2019) es uno de los países andinos donde se reportan mayores niveles de VcM. Y, en Paraguay porque es uno de los países donde el nivel de VcM es menor en comparación a los otros países de la región, según Bott et al. (2019) 2 de cada 10 mujeres paraguayas sufrió violencia física o sexual por sus parejas. Por ende, el interés es corroborar la hipótesis de mediación en contextos donde el nivel de violencia es mayor y menor. A continuación, se detallará la muestra de cada país.

Perú. La muestra proviene de la muestra de la Encuesta Nacional de la Micro y Pequeña Empresa [EMYPE] del año 2013 (Instituto Nacional de Estadística e Informática [INEI] 2014), el cual consta de las siguientes características: a) probabilística, b) estratificada, unietápica e independiente en cada ciudad; c) se estableció un margen de error del 5%, nivel de confianza del 95% y una tasa de no respuesta del 10%. A partir de los parámetros señalados, la muestra de la EMYPE constaba de 3,023 micro y pequeñas empresas provenientes de 10 departamentos representativos del Perú. Considerando la muestra de la EMYPE del año 2013, y con el fin de obtener una muestra de dueñas de microempresas formales se aplicaron cuatro filtros. 1) Sexo: se seleccionó a microempresas lideradas por mujeres y se descartó a las microempresas dirigidas por hombres. 2) Número de trabajadoras (es): se excluyó a las empresas con más de diez trabajadoras (es), conforme el registro de la Superintendencia Nacional de Aduanas y de Administración Tributaria (SUNAT). 3) Volumen de ingresos: se descartó a las empresas que tuvieron ventas superiores a las 150 Unidades Impositivas Tributarias (UIT). 4) Estado de contribuyente: se excluyó a las microempresas inactivas e inhabilitadas. Luego, de utilizar los cuatro filtros se obtuvo una muestra probabilística de 1,283 microempresas formales lideradas por mujeres. Sin embargo, solo se entrevistaron a 357 dueñas de microempresas formales en 10 departamentos del Perú (113 en Lima, 70 en Arequipa, 67 en La libertad, 25 en Lambayeque, 22 en Junín, 14 en Cusco, 12 en Puno, 16 en Iquitos, 12 en Piura y 6 en Ayacucho). Las otras microempresas (926) no se consideraron por dos razones: 1) cuando se realizó la visita, se detectó que los dueños del negocio fueron hombres, la mujer no tenía ningún rol en el negocio. 2) durante la visita, no se encontró la dirección registrada o el negocio estaba fuera de actividad aún no reportados. En síntesis, la muestra final que se utilizó en la presente investigación es de 357 dueñas de microempresas formales de 10 departamentos del Perú.

Con respecto a las características demográficas de la muestra de Perú (n=357), las dueñas de microempresas formales en el Perú, en promedio tienen 44 años de edad (Desviación Estándar= 9.35) y el rango de sus edades se encuentra entre 22 y 64 años, la quinta parte de las mujeres tiene nivel educativo universitaria completa (20.7%), el 70.3% tiene pareja actualmente y el 77.9% tiene hijas(os). En relación a las características laborales, el 70% de las mujeres dedica de 8 a 11 horas al día a las actividades de la microempresa y sus ingresos semanales por venta equivale a s/. 2, 809.6 soles.

Paraguay. Se aplicó un muestro no probabilístico de conveniencia, por dos razones: a) por el acceso a la muestra que proporcionó la Fundación Paraguaya, una de las microfinancieras más relevantes y con mayor cobertura del país, mediante los servicios financieros brindan oportunidades a sectores vulnerables. b) la muestra objetivo fue mujeres propietarias de un negocio. Por ende, empleando como base la cartera de clientas de Fundación Paraguaya, el cual cuenta con aproximadamente 57,500 clientes, donde el 87% de su clientela son mujeres (N= 50,025). Para fijar el tamaño de muestra se empleó la fórmula para muestras finitas cuantitativas, estableciendo un margen de error del 4%, nivel de confianza del 97% y probabilidad de ocurrencia del 0.5.

$$n = \frac{n_0}{1 + \frac{n_0}{N}} \text{ donde: } n_0 = p^*(1 - p)^* \left[\frac{z \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)}{d} \right]^2$$

Ecuación 9. Estimación de muestra en poblaciones finitas

Donde:

n = tamaño de muestra

N = tamaño de población

p = probabilidad de ocurrencia

$z_{1-\alpha/2}$ = valor de Z crítico, calculado en función al nivel de confianza. Cuando el nivel de confianza es 97% el valor es 2.17

d = error máximo de estimación

Considerando los parámetros señalados, el tamaño mínimo muestral fue de 725 dueñas de microempresas formales o informales. No obstante, se consiguió entrevistar a 977 dueñas de microempresas informales o formales de ocho departamentos de Paraguay con experiencia

crediticia, resultando ser una muestra mayor a la estimada. Cabe precisar que principalmente son informales (85%).

En cuanto a las características demográficas de la muestra de Paraguay (n=977), las dueñas de microempresas informales o formales de Paraguay, en promedio tienen 43 años de edad (Desviación Estándar= 12.78) y el rango de sus edades se encuentra entre 18 y 81 años, la cuarta parte de las mujeres tiene nivel educativo secundaria completa (24.6%) y el 4.3% universitaria completa, el 78.6% tiene pareja actualmente y el 81.4% tiene hijas(os). Con respecto a las características laborales, el 42.4% de las mujeres dedica de 5 a 8 horas al día a las actividades del negocio.

Cabe resaltar que el trabajo de campo (recojo de la información) tanto en Perú (año 2015) y Paraguay (año 2017) se realizó con el financiamiento del Programa Regional “Combatir la violencia contra las mujeres en Latinoamérica”- ComVoMujer de la Agencia de Cooperación Alemana con el objetivo de determinar los costos económicos de la violencia contra las mujeres en las microempresas formales de Perú y microempresas informales y formales de Paraguay (Vara-Horna et al., 2015; Vara-Horna, 2018).

3.4 Identificación de las variables

A continuación, se describe las tres variables o constructos que formaron parte de las entrevistas que se realizó a las mujeres dueñas de microempresas formales en Perú en el año 2015 y a las dueñas de microempresas informales o formales en Paraguay en el año 2017. De igual modo, en el Anexo 1 y 2 se presentan los cuestionarios estructurados aplicados en la entrevista.

Violencia contra las mujeres en relaciones de pareja (constructo exógeno o independiente). Los ítems del constructo fueron adaptados del Conflict Tactics Scales CTS-2 (Straus 2007) y de la encuesta usada en el National Violence Against Women Survey (NVAWS) del Center for Disease Control and Prevention (Tjaden & Thoennes 2000). Indaga la frecuencia en la que las dueñas de microempresas formales e informales han experimentado ataques por parte de sus parejas o exparejas. Principalmente mide cuatros tipos de violencia: 1) violencia económica; 2) violencia psicológica; 3) violencia física; 4) violencia sexual. Las participantes indicaron la frecuencia de la violencia sufrida en una

escala ordinal de siete puntos con respuestas que comprenden desde nunca; pasó antes, ahora no; una o dos veces; entre tres y cinco veces; entre seis y diez veces; entre 11 y 20 veces; más de 20 veces. Asimismo, se midió la violencia contra las mujeres en relaciones de pareja, en el contexto laboral, ítems adaptados de la Versión Modificada del Worksite Harassment Tool (Al-Modallal, Hall & Anderson 2008). Indaga la frecuencia en la que las participantes fueron acosadas o amenazadas mientras se encontraban en el negocio. En definitiva, en Perú el constructo VcM está conformado por seis ítems y en Paraguay por 13 ítems.

Daño a la salud mental y física (constructo mediador). El constructo fue desarrollado en función a los daños físicos y mentales reportados por las mujeres agredidas por su pareja y expareja en estudios previos (Vung et al., 2009; Pica-Alonso et al., 2006; Neroien & Schei, 2008; Meekers et al., 2013). Por consiguiente, se registra la frecuencia del daño sufrido en el nivel mental y físico; estos incidentes no necesariamente vinculados a VcM, sino a cualquier otra razón. Las opciones de respuesta comprenden nunca; pasó antes, ahora no; una o dos veces; entre 3 a 5 veces; entre 6 y 10 veces; entre 11 y 20 veces; más de 20 veces. El constructo está conformado por seis ítems tanto en Perú y Paraguay.

Productividad laboral (constructo endógeno o dependiente). Cabe resaltar que la productividad laboral se mide en función al ausentismo y presentismo que reportaron las dueñas de microempresas formales e informales. De modo que, los ítems de ausentismo fueron seleccionados en base al estudio previo de Reeves & O’Learly-Kelly (2007). Por tanto, se registra la cantidad de días que las dueñas de microempresas dejaron de abrir el negocio por múltiples razones, en las últimas cuatro semanas a la entrevista. Mientras los ítems de presentismo se fundamenta en los indicadores de distracción laboral de Stewart et al. (2003) y del Work Limitations Questionnaire – WQL de Lerner et al. (2001), que fueron adaptadas al español en medianas y grandes empresas de Perú, Bolivia (Vara-Horna 2013, 2015a) y Paraguay GIZ (2015). En consecuencia, se indaga el tiempo en que las dueñas de microempresas asistieron al negocio, pero en condiciones no óptimas de bienestar para un buen desempeño, es decir, no fueron productivas porque tuvieron dificultades para concentrarse, trabajaron más lento de lo usual y cometieron errores mientras trabajaban, en las últimas cuatro semanas a la entrevista. Las participantes respondieron en alternativas de respuesta que abarca seis puntos: nunca; 1 día; 2 días; de 3 a 5 días; de 6 a 10 días; más de

10 días. En consecuencia, en Perú el constructo está conformado por nueve ítems y en Paraguay por 11 ítems.

3.5 Definiciones operacionales

En la aplicación del análisis de ecuaciones estructurales con mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) el constructo endógeno o independiente (X, violencia contra las mujeres en relaciones de pareja) es de naturaleza ordinal; el constructo mediador (M, el daño a la salud mental y física) también es de naturaleza ordinal y el constructo exógeno o dependiente (Y, productividad laboral) es medido de forma ordinal.

3.6 Formulación de las hipótesis de investigación

Hipótesis General: La aplicación de los Modelos de Ecuaciones Estructurales con Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM) permitirá medir la influencia de la violencia contra las mujeres en la productividad laboral de microempresas.

Hipótesis específica 1: Las variables o constructos VcM, daño a la salud mental y física, productividad laboral presentan validez y fiabilidad.

Hipótesis específica 2: Mediante el análisis del modelo estructural, se establece que el daño a la salud mental y física es una variable mediadora entre violencia contra las mujeres y productividad laboral.

3.7 Metodología Aplicada

Los pasos que se desarrollaron para cumplir con los objetivos planteados de la investigación son los siguientes.

- a) Descripción de los constructos latentes.
- b) Especificación del modelo planteado de la Figura 2, y luego se aplicará el algoritmo PLS-SEM.
- c) Analizar el modelo de medida, con la finalidad de valorar la fiabilidad y validez de los constructos (VcM, daño a la salud mental y física, productividad laboral)

- d) Evaluación de los principales indicadores del modelo estructural (coeficiente beta estandarizado, coeficiente de determinación y el tamaño del efecto). Posteriormente, se analiza los efectos directos e indirectos.
- e) Aplicar la técnica del remuestreo (Bootstrap), para evaluar la estabilidad de los coeficientes obtenidos a través de los errores estándares.

3.8 Técnica estadística

Se procedió a realizar el análisis del modelo teórico planteado mediante Ecuaciones Estructurales con Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM). La tabulación y análisis de datos se realizó mediante los programas estadísticos:

- Programa estadístico IBM SPSS Statistics versión 24.
- El programa estadístico SmartPLS 3.2.8 (Ringle, Wende & Becher, 2015)

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Descripción de los constructos

Prevalencia de la violencia contra las mujeres en relaciones de pareja (VcM) en Perú y Paraguay

Perú. El 71.2% de dueñas de microempresas formales ha sido agredida por su pareja o expareja al menos una vez en su vida de relación. En el contexto del hogar, de todas las mujeres que han sufrido algún tipo de violencia, las agresiones más frecuentes son los psicológicos (amenazas o ataques verbales, 67.6%); seguido de la violencia física leve (golpes, cachetadas, patadas, mordido o sujetado fuertemente del brazo, 44.7%); daño físico grave (moretones graves, esguinces, fracturas, lesiones, cortes, 38.2%), seguidas de la violencia económica (apropiación del dinero del negocio, 22.2%), el abuso sexual (19.1%) y el ataque con objetos o armas (17.1%). Mientras en el contexto laboral, los ataques físicos fueron las más frecuentes (34.8%), seguido del acoso psicológico mientras trabajaba (32.9%).

Paraguay. El 28.4% de dueñas de microempresas informales o formales reporta haber sido agredida, en algún momento de la relación, por parte de su pareja o expareja. De todas las mujeres que han vivido situaciones de violencia, la violencia psicológica ha sido la más habitual (27.9%), seguido de la violencia económica (7.3%), la violencia física (5.3%) y la violencia sexual (2.6%).

Daño a la salud mental y física, y productividad laboral. Tal como se observa en la Tabla 11, tanto en Perú y Paraguay, la VcM incrementa la probabilidad de sufrir daños mentales y físicos. Comparando el grupo de agredidas y no agredidas, hay más mujeres agredidas que han tenido daño a su salud física y mental. Estos daños se traducen luego en una disminución de la productividad laboral. En efecto, comparando a las agredidas frente a las que no lo son, hay más mujeres agredidas que presentan ausentismo y presentismo.

Tabla 11. Comparación del grupo de mujeres que sufren VcM y no sufren VcM, en relación con los indicadores de daño a la salud mental y física, y productividad laboral

	Sin VcM (%)	Con VcM (%)
Perú		
Dejó de abrir el negocio porque estaba enferma o tenía una dolencia.	50.5	79.1
Dejó de abrir el negocio para atender su salud física o mental (ir a la posta médica, clínica, hospital, centro de salud, etc.).	41.0	59.8
Dejó de abrir el negocio para atender temas legales, financieros o personales (juzgados, comisarías, trámites documentales, etc.).	27.7	40.9
Ha trabajado más lento de lo usual.	37.8	56.6
Ha perdido la concentración, ha bajado su rendimiento.	42.0	51.6
No tuvo ganas de trabajar a pesar de que abrió su local.	29.3	50.2
Ha tenido dificultades con la clientela	12.1	21.1
Ha cometido errores en su negocio	22.0	26.8
Ha sufrido algún tipo de problema (salud, familia, trabajo, etc.) y a pesar de ello ha seguido trabajando normalmente.	55.6	72.7
Se ha sentido desanimada, triste y/o deprimida	44.4	67.9
Se ha sentido sin esperanza.	48.5	79.8
Problemas para dormir o mantenerse dormida o dormir demasiado.	72.0	93.2
Se ha sentido enferma o con dolores.	68.3	91.6
Ha sufrido contusiones, luxaciones o quizás esguinces.	15.8	29.8
Ha sufrido moretones, caídas o cortes.	32.3	61.0
Paraguay		
Dejó de abrir el negocio porque estaba enferma o tenía una dolencia.	12.2	20.0
Dejó de abrir el negocio para atender su salud física o mental (ir al puesto de salud, clínica, hospital, centro médico, etc.)	11.7	11.9
Dejó de abrir el negocio para atender la salud o cuidado de otros familiares	12.1	12.2
Dejó de abrir el negocio para atender temas legales, financieros o personales (juzgados, comisarías, trámites documentales, etc.)	5.2	5.6
Dejó de abrir el negocio para atender a sus hijos(as).	12.6	14.6
Ha trabajado más lento de lo usual.	12.2	26.3
Ha perdido la concentración, ha bajado su rendimiento.	8.0	14.8
No tuvo ganas de trabajar a pesar de que abrió su local de ventas.	9.7	25.3
Ha sufrido algún tipo de problema (salud, familia, trabajo, etc.) y a pesar de ello ha seguido trabajando normalmente.	7.3	17.2
Ha tenido dificultades con la clientela.	2.5	5.1
Ha cometido errores en su negocio.	4.0	6.0
Se ha sentido desanimada, triste, deprimida o sin esperanza.	36.0	69.7
Se ha sentido temerosa, ansiosa, angustiada.	32.1	57.1
Se ha sentido enferma o con dolores en el cuerpo.	29.5	58.1
Ha cojeado o caminado con dificultad o mucho dolor.	10.0	15.8
Ha sufrido contusiones, luxaciones o esguinces en alguna parte del cuerpo.	3.1	7.4
Se le han roto los dientes.	19.1	23.1

Fuente: entrevista a dueñas de microempresas formales de Perú e informales y formales de Paraguay

Tal como se aprecia en la Tabla 12, los constructos latentes analizados en la presente investigación se correlacionan significativamente.

Tabla 12. Correlación de los constructos latentes

Relación	Correlación (r)	t-valor	p- valor
Perú			
Daño a la salud mental y física -> Productividad laboral	0.646	13.353	0.000
VcM -> Productividad laboral	0.361	7.134	0.000
VcM -> Daño a la salud mental y física	0.454	9.602	0.000
Paraguay			
Daño a la salud mental y física-> Productividad laboral	0.418	10.226	0.000
VcM -> Productividad laboral	0.149	3.232	0.001
VcM -> Daño a la salud mental y física	0.325	6.226	0.000

Fuente: reporte del programa SmartPLS

4.2 Especificación del modelo

En Perú, el modelo de mediación fue operacionalizado como un modelo jerárquico de segundo orden de tipo Reflectivo-Reflectivo bajo el enfoque de indicadores repetidos para los constructos daño a la salud mental y física, y productividad laboral (ver Figura 10). Mientras en Paraguay, todos los constructos fueron categorizados como un modelo jerárquico de segundo orden de tipo Reflectivo-Reflectivo bajo el enfoque de indicadores repetidos (ver Figura 11). La disparidad en el constructo VcM se debe a que el estudio de Perú se desarrolló primero, en base a los resultados y la experiencia previa, se consideró incluir más indicadores al constructo de VcM para Paraguay. Sin embargo, cabe precisar que en ambos países el constructo exógeno es VcM, el constructo mediador es daño a la salud mental y física, y el constructo endógeno es productividad laboral, se realizó esta especificación considerando el marco teórico de la Figura 2.

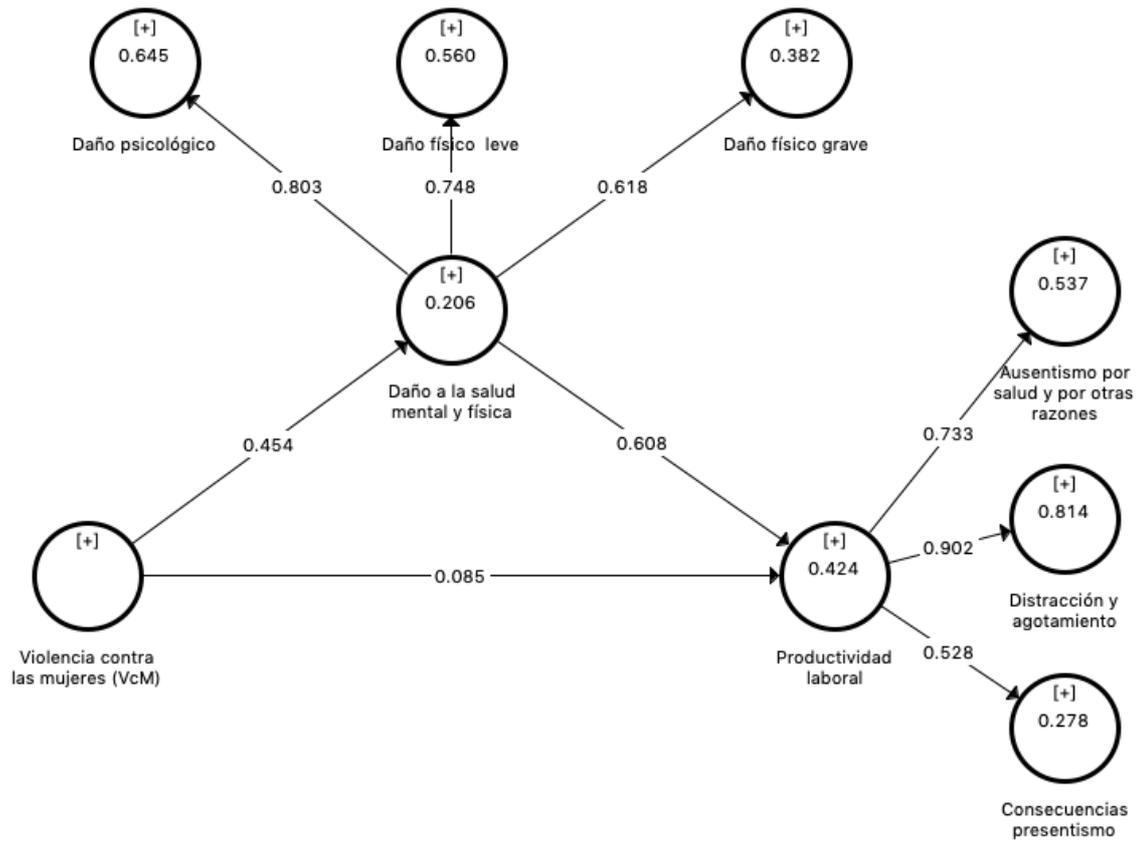


Figura 10. Especificación del modelo de Perú

Nota 1: constructo endógeno o independiente (VcM), constructo exógeno o dependiente (productividad laboral), constructo mediador (daño a la salud mental y física).

Nota 2: Daño a la salud mental y física, y productividad laboral son modelos de segundo orden u orden superior.

Nota 3: Los valores dentro del constructo endógeno y el constructo mediador son los coeficientes de determinación (R^2)

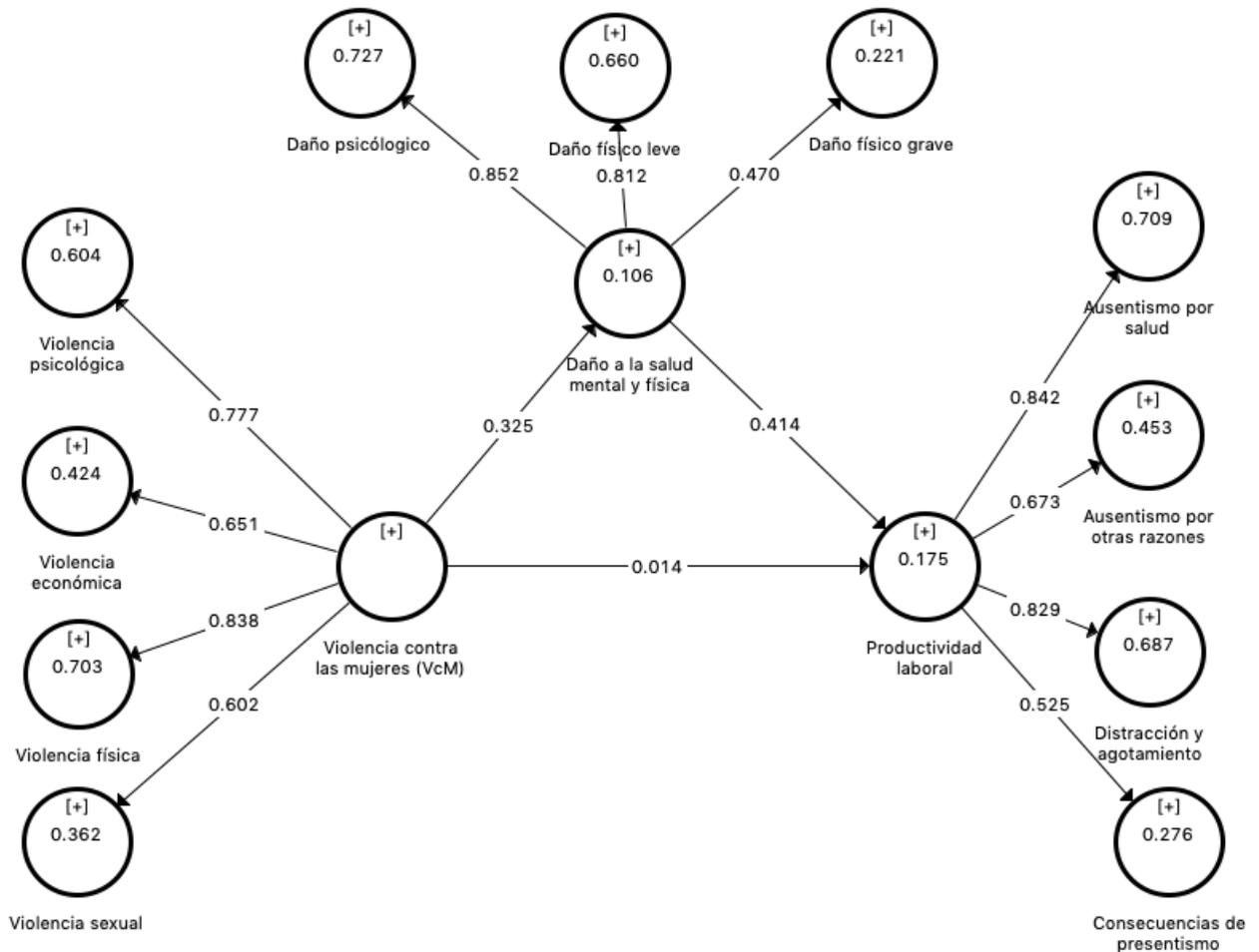


Figura 11. Especificación del modelo de Paraguay

Nota 1: constructo endógeno o independiente (VcM), constructo exógeno o dependiente (productividad laboral), constructo mediador (daño a la salud mental y física).

Nota 2: Los tres constructos son de segundo orden u orden superior.

Nota 3: Los valores dentro del constructo endógeno y el constructo mediador son los coeficientes de determinación (R^2)

4.3 Análisis del modelo de medida (fiabilidad y validez)

Es necesario recordar que el PLS-SEM presenta dos componentes: modelo de medida y modelo estructural. De modo que, en el modelo de medida se evaluó la fiabilidad y validez de los tres constructos (VcM, daño a la salud mental y física, y productividad laboral) tanto en Perú y Paraguay. Esta etapa es fundamental porque permite determinar el nivel de precisión de las medidas, y de esta forma cumplir con el objetivo del PLS-SEM maximizar la varianza explicada del constructo endógeno en el modelo. En este sentido, el procedimiento de evaluación se llevó a cabo en dos etapas. En la primera, se evaluó las dimensiones de los constructos (primer orden u orden inferior). En la segunda, consistió en evaluar el constructo de segundo orden u orden superior. Cabe precisar, que todos los constructos analizados son de naturaleza reflectiva, es muy importante mencionarlo porque el

análisis del modelo de medida para un constructo formativo es distinto, tal como lo afirman Henseler et al. (2009) y Hair et al. (2017).

En caso de microempresas formales de Perú, tal como se observa en la Tabla 13, analizando las dimensiones de primer orden u orden inferior se establece confiabilidad, pues los valores de fiabilidad compuesta (p_c) oscilan entre 0.774 y 0.892, ubicándose por encima del umbral establecido (0.70). El enfoque principal es el modelo de segundo orden u orden superior, cuyo modelo de medida se describe por la relación (cargas) del constructo con sus respectivas dimensiones. En este sentido, para estimar la fiabilidad compuesta (p_c) se aplicó la Ecuación 7 y se consideró las cargas entre las dimensiones y los constructos de la Figura 10, verificándose niveles óptimos de confiabilidad (p_c daño a la salud mental y física = 0.769; p_c productividad laboral = 0.773). De igual manera, el constructo VcM presentó nivel satisfactorios de confiabilidad ($p_c=0.856$). Por otro lado, se evidencia que el Alfa de Cronbach es sensible al número de indicadores, subestimando la confiabilidad; tal como lo afirmaron Hair y colegas (2017). Por ello, mucho de los artículos científicos publicados en revistas científicas no reportan el Alfa de Cronbach, por el contrario, reportan la fiabilidad compuesta.

Con respecto a la validez convergente de las dimensiones de primer orden u orden inferior, casi todas las cargas factoriales exceden el nivel óptimo esperado 0.708; cabe señalar, que siete indicadores están por debajo del umbral esperado; sin embargo, se consideran porque no hubo un incremento significativo en la fiabilidad compuesta y en la varianza extraída media, tal como lo recomienda Hair et al. (2011) cuando ocurre estos casos. Por lo tanto, la validez convergente de los ítems son aceptables. En esta misma línea, las varianzas extraídas medias (AVE) exceden el nivel esperado de 0.5 o 50% (AVEs entre 54.2% y 80.5%). Con relación a los constructos de segundo orden u orden superior (AVE daño a la salud mental y física= 52.9% y AVE productividad laboral= 54.3%), también se establece validez convergente, para estimar el AVE se aplicó la Ecuación 6 y se consideró las cargas entre las dimensiones y los constructos de la Figura 10. Igualmente se evidencia validez convergente del constructo VcM, pues las cargas presentan valores aceptables y el AVE es equivalente al 50% (ver Tabla 13).

Tabla 13. Validez y fiabilidad del modelo de medida de microempresas formales de Perú

Constructo/ dimensión/ indicador	Cargas	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta	Varianza Extraída Media (AVE)
Violencia contra las mujeres (VcM)				
Se ha apoderado o le ha quitado del dinero de su negocio (VcM-1).	0.667			
La ha amenazado, insultado o atacado verbalmente (VcM-2).	0.809			
Se ha presentado en el negocio sin aviso para acosarla o amenazarla (VcM-3).	0.654			
La ha golpeado, cacheteado, pateado, mordido o sujetado fuertemente del brazo (VcM-4).	0.737	0.799	0.856	0.499
La ha obligado a tener relaciones sexuales o prácticas sexuales sin su consentimiento (VcM-5).	0.606			
Le ha causado daños físicos (moretones graves, esguinces, fracturas, lesiones, cortes) que requieran atención médica o descanso para su recuperación (VcM-6).	0.746			
Daño a la salud física y mental^a (segundo orden)			0.769	0.529
Daño psicológico (DP)				
Se ha sentido desanimada, triste y/o deprimida (DP-1).	0.887	0.758	0.892	0.805
Se ha sentido sin esperanza (DP-2).	0.908			
Daño físico leve (DFL)				
Problemas para dormir o mantenerse dormida o dormir demasiado (DFL-1).	0.887	0.671	0.858	0.751
Se ha sentido enferma o con dolores (DFL-2).	0.846			
Daño físico grave (DFG)				
Ha sufrido contusiones, luxaciones o quizás esguinces (DFG-1).	0.773	0.548	0.813	0.685
Ha sufrido moretones, caídas o cortes (DFG-2).	0.880			
Productividad laboral^a (segundo orden)			0.773	0.543
Ausentismo por salud y por otras razones (ASO)				
Dejó de abrir el negocio porque estaba enferma o tenía una dolencia (ASO-1).	0.905			
Dejó de abrir el negocio para atender su salud física o mental (ir a la posta médica, clínica, hospital, centro de salud, etc.) (ASO-2).	0.887	0.672	0.826	0.624
Dejó de abrir el negocio para atender temas legales, financieros o personales (juzgados, comisarías, trámites documentales, etc.) (ASO-3).	0.518			
Distracción y agotamiento (DA)				
Ha trabajado más lento de lo usual (DA-1).	0.699			
Ha perdido la concentración, ha bajado su rendimiento (DA-2).	0.843	0.714	0.824	0.542
No tuvo ganas de trabajar a pesar de que abrió su local (DA-3).	0.655			
Ha sufrido algún tipo de problema (salud, familia, trabajo, etc.) y a pesar de ello ha seguido trabajando normalmente (DA-4).	0.735			
Consecuencias presentismo (CP)		0.467	0.774	0.637

Continuación

Constructo/ dimensión/ indicador	Cargas	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta	Varianza Extraída Media (AVE)
Ha tenido dificultades con la clientela (CP-1).	0.656			
Ha cometido errores en su negocio (CP-2).	0.919			

^a Constructo se segundo orden u orden superior

Fuente: entrevista a 357 dueñas de microempresas formales de Perú y datos reportados del programa SmartPLS.

Para examinar la validez discriminante se presenta los dos criterios tradicionales: cargas cruzadas y criterio de Fornell-Larcker. Según estos criterios tradicionales las dimensiones de primer orden y el constructo VcM presentan validez discriminante, significa que son dimensiones únicas y captura un fenómeno no representado por otras dimensiones en el modelo, y los indicadores corresponden a las dimensiones teóricas asignadas. Cabe resaltar, según Hair et al. (2018) no se puede establecer validez discriminante en el modelo de segundo orden, por ejemplo, entre productividad laboral y las dimensiones que lo conforman porque el constructo productividad laboral repite los indicadores del primer orden, de igual forma el constructo daño a la salud mental y física (ver Tabla 14 y Tabla 15).

Tabla 14. Cargas cruzadas de los indicadores de VcM, daño a la salud mental y física, y productividad laboral de microempresas formales de Perú

	ASO	DFL	DFG	DP	DA	VcM	CP
ASO-1	0.905	0.437	0.097	0.154	0.379	0.238	0.095
ASO-2	0.887	0.419	0.056	0.171	0.417	0.211	0.104
ASO-3	0.518	0.206	0.189	0.214	0.241	0.126	0.107
DA-1	0.372	0.375	0.035	0.107	0.699	0.210	0.160
DA-2	0.384	0.475	0.189	0.366	0.843	0.208	0.281
DA-3	0.196	0.437	0.199	0.481	0.655	0.307	0.299
DA-4	0.350	0.461	0.132	0.434	0.735	0.332	0.357
CP-1	0.022	0.118	0.361	0.275	0.151	0.102	0.656
CP-2	0.147	0.281	0.240	0.259	0.392	0.105	0.919
DP-1	0.163	0.263	0.257	0.887	0.457	0.299	0.304
DP-2	0.223	0.360	0.296	0.908	0.391	0.378	0.271
DFL-1	0.354	0.887	0.206	0.362	0.522	0.325	0.252
DFL-2	0.461	0.846	0.184	0.236	0.509	0.196	0.218
DFG-2	-0.042	0.134	0.773	0.192	0.150	0.225	0.311
DFG-2	0.218	0.229	0.880	0.307	0.164	0.280	0.262
VcM-1	0.212	0.270	0.102	0.323	0.371	0.667	0.078
VcM-2	0.330	0.279	0.255	0.331	0.302	0.809	0.110
VcM-3	0.131	0.234	0.210	0.173	0.190	0.654	0.093
VcM-4	0.074	0.119	0.267	0.293	0.125	0.737	0.023
VcM-5	0.070	0.186	0.227	0.225	0.265	0.606	0.157
VcM-6	0.142	0.143	0.273	0.214	0.167	0.746	0.050

Nota: Ausentismo por salud y por otras razones (ASO); Daño físico leve (DFL); Daño físico grave (DFG); Daño psicológico (DP); Distracción y agotamiento (DA); Consecuencias presentismo (CP); Violencia contra las mujeres (VcM).

Fuente: entrevista a 357 dueñas de microempresas formales de Perú y datos reportados del programa SmartPLS.

Tabla 15. Validez discriminante de las dimensiones de productividad laboral, daño a la salud física y mental, y el constructo VcM según el criterio de Fornell-Larcker en microempresas formales de Perú

	ASO	DFL	DFG	DP	DA	VcM	CP
ASO	0.790						
DFL	0.465	0.867					
DFG	0.128	0.226	0.828				
DP	0.217	0.349	0.309	0.897			
DA	0.448	0.594	0.190	0.471	0.736		
VcM	0.250	0.305	0.307	0.379	0.355	0.707	
CP	0.125	0.272	0.340	0.319	0.374	0.125	0.798

Nota: Ausentismo por salud y por otras razones (*ASO*); Daño físico leve (*DFL*); Daño físico grave (*DFG*); Daño psicológico (*DP*); Distracción y agotamiento (*DA*); Consecuencias presentismo (*CP*); Violencia contra las mujeres (*VcM*).

Fuente: entrevista a 357 dueñas de microempresas formales de Perú y datos reportados del programa SmartPLS.

Finalmente, una medición más actual en el entorno del PLS-SEM para verificar la validez discriminante es el HTMT, pues según Henseler et al. (2015) los métodos tradicionales no proporcionan resultados confiables de validez discriminante. Por ende, considerando también este método se procede a valorar la validez discriminante. Según Henseler et al. (2015) son dos enfoques para evaluar, analizando el primer enfoque ($HTMT_{0.9}$) se evidencia validez discriminante, pues todos los valores del HTMT están por debajo del umbral predefinido (0.9) (ver Tabla 16). Examinando el segundo enfoque ($HTMT_{inferencia}$), se corrobora validez discriminante en todas las dimensiones de primer orden y el constructo VcM con un intervalo de confianza del 95%, pues los intervalos no incluyen el valor uno (ver Tabla 16). Sin embargo, los intervalos de confianza del 95% de la relación CP y DFG si incluye la unidad, pero con un intervalo de confianza del 90% y empleando los dos métodos para construir intervalos de confianza bootstrap (Percentil bootstrap y Bias-Corrected and Accelerated), se evidencia que no incluye la unidad. Cabe precisar que se consideró el intervalo de confianza del 90% teniendo en cuenta el estudio de Henseler et al. (2015). De lo dicho, se establece validez discriminante según el enfoque del $HTMT_{0.9}$ y el $HTMT_{inferencia}$.

Tabla 16. Validez discriminante según el método HTMT en microempresas formales de Perú

	ASO	DFL	DFG	DP	DA	VcM
<i>DFL</i>	0.685 [0.517;0.842]					
<i>DFG</i>	0.328 [0.175;0.503]	0.358 [0.196;0.537]				
<i>DP</i>	0.321 [0.113;0.529]	0.479 [0.310;0.634]	0.465 [0.293;0.640]			
<i>DA</i>	0.637 [0.459;0.810]	0.860 [0.713;0.999]	0.302 [0.155;0.500]	0.645 [0.505;0.768]		
<i>VcM</i>	0.306 [0.201;0.444]	0.390 [0.261;0.522]	0.473 [0.309;0.667]	0.470 [0.346;0.595]	0.450 [0.336;0.570]	
<i>CP</i>	0.233 [0.120;0.557]	0.440 [0.244;0.689]	0.746 [0.511;0.987] ^a	0.558 [0.365;0.843]	0.583 [0.413;0.832]	0.214 [0.122;0.461]

Nota 1: Ausentismo por salud y por otras razones (*ASO*); Daño físico leve (*DFL*); Daño físico grave (*DFG*); Daño psicológico (*DP*); Distracción y agotamiento (*DA*); Consecuencias presentismo (*CP*); Violencia contra las mujeres (*VcM*).

Nota 2: Los valores entre paréntesis representan el intervalo de confianza del 95% se utilizó el método Bias-Corrected and Accelerated (Bca), y fueron obtenidas con un bootstrap de 5,000 submuestras.

Nota 3: ^aPara esta relación, se estimó con un intervalo de confianza del 90% y se utilizó el método Bias-Corrected and Accelerated (Bca), y fueron obtenidas con un bootstrap de 5,000 submuestras. Y, con el método de Percentil bootstrap se obtuvo un intervalo de confianza de [0.498;0.987]. Mientras con un intervalo de confianza del 95% y empleando el método Bias-Corrected and Accelerated se obtuvo un intervalo de confianza de [0.448;1.040]

Fuente: entrevista a 357 dueñas de microempresas formales de Perú y datos reportados del programa SmartPLS.

En cuanto a las microempresas de Paraguay, en el primer orden, casi todas las cargas de los indicadores son significativos, pues están por encima del umbral establecido (0.708); excepto el indicador “La ha amenazado con suicidarse si lo deja o lastimarla a usted o a su familia”, no se eliminó este indicador porque no hubo un incremento significativo en la fiabilidad compuesta ni en el AVE. De igual modo, tal como se observa en la Tabla 17, el AVE es mayor al mínimo esperado (AVEs entre 54.6% y 86.4%). De lo dicho, se establece validez convergente en el primer orden. Igualmente, se corrobora confiabilidad de las dimensiones en el primer orden, pues la fiabilidad compuesta se encuentra entre 0.718 y 0.938, por encima del nivel óptimo requerido (0.70).

El enfoque principal es el modelo de segundo orden, por tanto, aplicando la Ecuación 7 y considerando las cargas entre las dimensiones y sus respectivos constructos de la Figura 11, se evidencia fiabilidad (p_c entre 0.766 y 0.814) y validez convergente (AVEs entre 52.3% y 53.5%) de los constructos VcM, daño a la salud mental y física, y productividad laboral.

Tabla 17. Validez y fiabilidad del modelo de medida de microempresas informales/formales de Paraguay

Constructo/ dimensión/ indicador	Cargas	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta	Varianza Extraída Media (AVE)
Violencia contra las mujeres (VcM)^a (segundo orden)			0.812	0.523
Violencia psicológica (VcM-P)				
La ha humillado, haciéndola sentir mal consigo misma (VcM-1).	0.895			
La ha acosado mientras estaba trabajando o estaba fuera del hogar (VcM-2).	0.741	0.735	0.838	0.575
La ha amenazado con suicidarse si lo deja o lastimarla a usted o a su familia (VcM-3).	0.482			
La ha insultado verbalmente, le dijo palabras groseras o agresivas (VcM-4).	0.848			
Violencia económica (VcM-E)				
Se ha apoderado o le ha quitado su dinero o bienes personales (VcM-5).	0.856	0.494	0.796	0.662
Le ha amenazado con no darle dinero si usted no le hace caso (VcM-6).	0.769			
Violencia física (VcM-F)				
Le ha empujado o le ha tirado del cabello (VcM-7).	0.823			
Le ha dado una cachetada, golpeado con las manos o puños (VcM-8).	0.781	0.814	0.870	0.574
Le ha pateado o arrastrado (VcM-9).	0.776			
La ha golpeado con cinto, palos u otros objetos (VcM-10).	0.734			
La ha atacado con armas cortantes (cuchillo) o armas de fuego (VcM-11).	0.664			
Violencia sexual (VcM-S)				
La ha obligado a tener relaciones sexuales cuando usted no quería (sin usar la fuerza física) (VcM-12).	0.939	0.844	0.927	0.864
La ha forzado físicamente para tener relaciones sexuales cuando usted no quería (VcM-13).	0.921			
Daño a la salud física y mental^a (segundo orden)			0.766	0.535
Daño psicológico (DP)				
Se ha sentido desanimada, triste, deprimida o sin esperanza (DP-1).	0.940	0.867	0.938	0.883
Se ha sentido temerosa, ansiosa, angustiada (DP-2).	0.939			
Daño físico leve (DFL)				
Se ha sentido enferma o con dolores en el cuerpo (DFL-1).	0.899	0.564	0.815	0.690
Ha cojeado o caminado con dificultad o mucho dolor (DFL-2).	0.756			
Daño físico grave (DFG)				
Ha sufrido contusiones, luxaciones o esguinces en alguna parte del cuerpo (DFG-1).	0.652	0.235	0.718	0.564
Se le han roto los dientes (DFG-2).	0.838			
Productividad laboral^a (segundo orden)			0.814	0.531
Ausentismo por salud (AS)		0.730	0.847	0.650

Continuación

Constructo/ dimensión/ indicador	Cargas	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta	Varianza Extraída Media (AVE)
Dejó de abrir el negocio porque estaba enferma o tenía una dolencia (A-1)	0.785			
Dejó de abrir el negocio para atender su salud física o mental (ir al puesto de salud, clínica, hospital, centro médico, etc.) (A-2)	0.841			
Dejó de abrir el negocio para atender la salud o cuidado de otros familiares (A-3)	0.791			
Ausentismo por otras razones (APO)				
Dejó de abrir el negocio para atender temas legales, financieros o personales (juzgados, comisarías, trámites documentales, etc.) (A-4)	0.846	0.615	0.838	0.722
Dejó de abrir el negocio para atender a sus hijos(as) (A-5).	0.853			
Distracción y agotamiento (DA)				
Ha trabajado más lento de lo usual (DA-1).	0.799			
Ha perdido la concentración, ha bajado su rendimiento (DA-2).	0.786	0.719	0.827	0.546
No tuvo ganas de trabajar a pesar de que abrió su local de ventas (DA-3)	0.731			
Ha sufrido algún tipo de problema (salud, familia, trabajo, etc.) y a pesar de ello ha seguido trabajando normalmente (DA-4)	0.628			
Consecuencias presentismo (CP)				
Ha tenido dificultades con la clientela (CP-1).	0.772	0.622	0.834	0.717
Ha cometido errores en su negocio (CP-2).	0.916			

^aConstructo se segundo orden u orden superior

Fuente: entrevista a 977 dueñas de microempresas informales o formales de Paraguay y datos reportados del programa SmartPLS.

De igual manera, analizando los criterios tradicionales se establece validez discriminante de las dimensiones en el primer orden, tal como se observa en la Tabla 18 y la Tabla 19; igualmente, de acuerdo al $HTMT_{0.9}$ y el $HTMT_{inferencia}$ (ver Tabla 20). No obstante, el intervalo de confianza de la relación DFL y DFG [0.505;1.216] incluye la unidad. Bajo este escenario, Henseler et al. (2015) considera que el enfoque $HTMT_{0.85}$ es más conservador que el $HTMT_{inferencia}$, cabe precisar que llegó a esta conclusión en base a simulaciones de Monte Carlo, por tanto, en la relación DFL y DFG se obtuvo un valor de 0.780. En síntesis, se establece validez discriminante valorando los dos criterios tradicionales, el $HTMT_{0.9}$ para todos los casos, $HTMT_{inferencia}$ para todas las relaciones, excepto la relación DFL y DFG.

Tabla 18. Cargas cruzadas de los indicadores de VcM, daño a la salud mental y física, y productividad laboral de microempresas informales/ formales de Paraguay

	APO	AS	CP	DFG	DFL	DP	DA	VcM-E	VcM-F	VcM-P	VcM-S
VcM-1	0.019	0.117	0.076	0.054	0.274	0.347	0.304	0.401	0.338	0.895	0.290
VcM-2	-0.022	0.025	0.017	-0.004	0.169	0.275	0.227	0.362	0.360	0.741	0.214
VcM-3	0.005	-0.021	0.006	0.039	0.134	0.107	0.068	0.128	0.316	0.482	0.078
VcM-4	-0.007	0.021	0.072	0.040	0.226	0.263	0.206	0.404	0.337	0.848	0.262
VcM-5	0.013	0.007	0.007	0.036	0.159	0.237	0.206	0.856	0.381	0.380	0.271
VcM-6	-0.024	0.011	0.003	0.013	0.057	0.149	0.082	0.769	0.260	0.350	0.183
VcM-7	-0.018	0.013	-0.006	0.075	0.163	0.202	0.197	0.407	0.823	0.498	0.403
VcM-8	-0.010	0.019	-0.031	0.044	0.085	0.160	0.116	0.440	0.781	0.339	0.173
VcM-9	0.011	0.026	0.027	0.062	0.089	0.138	0.074	0.226	0.776	0.301	0.187
VcM-10	-0.023	-0.016	-0.023	0.046	0.111	0.090	0.111	0.182	0.734	0.264	0.320
VcM-11	-0.019	0.018	-0.021	0.096	0.112	0.124	0.100	0.211	0.664	0.204	0.338
VcM-12	0.016	0.058	0.018	0.107	0.165	0.176	0.191	0.278	0.382	0.304	0.939
VcM-13	0.031	0.062	0.046	0.058	0.094	0.103	0.099	0.248	0.317	0.238	0.921
DP-1	0.061	0.210	0.078	0.177	0.429	0.940	0.351	0.238	0.201	0.335	0.150
DP-2	0.116	0.250	0.130	0.137	0.442	0.939	0.391	0.217	0.162	0.309	0.137
DFL-1	0.126	0.291	0.124	0.232	0.899	0.524	0.441	0.126	0.121	0.270	0.147
DFL-2	0.023	0.112	0.016	0.252	0.756	0.190	0.319	0.103	0.136	0.166	0.079
DFG-1	0.076	0.098	0.029	0.652	0.166	0.099	0.116	0.040	0.083	0.025	0.018
DFG-2	0.140	0.183	0.079	0.838	0.254	0.147	0.156	0.013	0.051	0.037	0.106
A-1	0.244	0.785	0.156	0.151	0.277	0.277	0.459	0.058	0.076	0.114	0.126
A-2	0.375	0.841	0.269	0.179	0.187	0.194	0.430	0.004	0.008	0.028	0.036
A-3	0.519	0.791	0.285	0.139	0.172	0.130	0.441	-0.032	-0.037	0.001	0.003
A-4	0.846	0.380	0.289	0.105	0.093	0.047	0.303	-0.006	-0.024	0.019	0.037
A-5	0.853	0.432	0.243	0.148	0.079	0.113	0.298	-0.001	-0.003	-0.021	0.005
DA-1	0.234	0.473	0.119	0.149	0.452	0.355	0.799	0.144	0.090	0.245	0.110
DA-2	0.327	0.447	0.193	0.152	0.368	0.284	0.786	0.185	0.117	0.134	0.081
DA-3	0.151	0.290	0.151	0.099	0.364	0.371	0.731	0.166	0.176	0.263	0.148
DA-4	0.315	0.388	0.354	0.136	0.183	0.161	0.628	0.047	0.110	0.201	0.140
CP-1	0.201	0.131	0.772	0.052	0.046	0.070	0.165	0.014	-0.015	0.043	0.013
CP-2	0.313	0.335	0.916	0.075	0.106	0.111	0.283	0.000	-0.010	0.060	0.038

Nota: Ausentismo por salud (AS); Ausentismo por otras razones (APO); Consecuencias presentismo (CP); Daño físico grave (DFG); Daño físico leve (DFL); Daño psicológico (DP); Distracción y agotamiento (DA); Violencia contra las mujeres-Económica (VcM-E); Violencia contra las mujeres-Física (VcM-F); Violencia contra las mujeres-Psicológica (VcM-P); Violencia contra las mujeres-Sexual (VcM-S).

Fuente: entrevista a 977 dueñas de microempresas informales o formales de Paraguay y datos reportados del programa SmartPLS.

Tabla 19. Validez discriminante de las dimensiones de productividad laboral, daño a la salud física y mental, y VcM según el criterio de Fornell-Larcker en microempresas informales/formales de Paraguay

	APO	AS	CP	DFG	DFL	DP	DA	VcM-E	VcM-F	VcM-P	VcM-S
APO	0.850										
AS	0.478	0.806									
CP	0.313	0.298	0.847								
DFG	0.149	0.194	0.077	0.751							
DFL	0.101	0.260	0.096	0.285	0.830						
DP	0.094	0.245	0.111	0.167	0.463	0.940					
DA	0.354	0.549	0.276	0.184	0.466	0.395	0.739				
VcM-E	-0.004	0.010	0.006	0.031	0.139	0.242	0.184	0.814			
VcM-F	-0.016	0.016	-0.014	0.084	0.151	0.194	0.164	0.400	0.758		
VcM-P	-0.001	0.056	0.062	0.042	0.272	0.343	0.281	0.448	0.440	0.758	
VcM-S	0.025	0.064	0.033	0.091	0.142	0.152	0.159	0.284	0.378	0.294	0.930

Nota: Ausentismo por salud (AS); Ausentismo por otras razones (APO); Consecuencias presentismo (CP); Daño físico grave (DFG); Daño físico leve (DFL); Daño psicológico (DP); Distracción y agotamiento (DA); Violencia contra las mujeres-Económica (VcM-E); Violencia contra las mujeres-Física (VcM-F); Violencia contra las mujeres-Psicológica (VcM-P); Violencia contra las mujeres-Sexual (VcM-S).

Fuente: entrevista a 977 dueñas de microempresas informales o formales de Paraguay y datos reportados del programa SmartPLS.

Tabla 20. Validez discriminante según el método HTMT en microempresas informales/formales de Paraguay

	APO	AS	CP	DFG	DFL	DP	DA	VcM-E	VcM-F	VcM-P
AS	0.702 [0.579;0 .886]									
CP	0.488 [0.215;0 .772]	0.401 [0.281;0 .550]								
DFG	0.378 [0.190;0 .791]	0.450 [0.250;0 .835]	0.197 [0.066;0 .485]							
DFL	0.155 [0.089;0 .283]	0.381 [0.261;0 .535]	0.134 [0.056;0 .292]	0.780 [0.505;1 .216]						
DP	0.129 [0.057;0 .221]	0.312 [0.213;0 .409]	0.145 [0.054;0 .264]	0.362 [0.223;0 .560]	0.612 [0.490;0 .739]					
DA	0.524 [0.384;0 .661]	0.750 [0.630;0 .858]	0.395 [0.285;0 .526]	0.437 [0.246;0 .810]	0.712 [0.555;0 .867]	0.504 [0.408;0 .594]				
VcM-E	0.041 [0.029;0 .163]	0.065 [0.041;0 .186]	0.020 [0.011;0 .155]	0.097 [0.039;0 .353]	0.247 [0.066;0 .534]	0.362 [0.212;0 .514]	0.296 [0.085;0 .564]			
VcM-F	0.036 [0.034;0 .088]	0.073 [0.049;0 .174]	0.044 [0.037;0 .098]	0.211 [0.071;0 .580]	0.223 [0.081;0 .397]	0.224 [0.104;0 .340]	0.212 [0.080;0 .383]	0.600 [0.379;0 .854]		
VcM-P	0.044 [0.039;0 .125]	0.105 [0.072;0 .213]	0.104 [0.046;0 .229]	0.123 [0.071;0 .369]	0.403 [0.246;0 .560]	0.417 [0.324;0 .511]	0.378 [0.230;0 .522]	0.720 [0.555;0 .998]	0.567 [0.395;0 .726]	
VcM-S	0.035 [0.012;0 .139]	0.091 [0.033;0 .184]	0.043 [0.008;0 .190]	0.181 [0.047;0 .400]	0.192 [0.069;0 .383]	0.175 [0.067;0 .294]	0.204 [0.052;0 .402]	0.430 [0.192;0 .818]	0.451 [0.213;0 .723]	0.356 [0.214;0 .520]

Nota 1: Ausentismo por salud (AS); Ausentismo por otras razones (APO); Consecuencias presentismo (CP); Daño físico grave (DFG); Daño físico leve (DFL); Daño psicológico (DP); Distracción y agotamiento (DA); Violencia contra las mujeres-Económica (VcM-E); Violencia contra las mujeres-Física (VcM-F); Violencia contra las mujeres-Psicológica (VcM-P); Violencia contra las mujeres-Sexual (VcM-S).

Nota 2: Los valores entre paréntesis representan el intervalo de confianza del 95% se utilizó el método Bias-Corrected and Accelerated (Bca), y fueron obtenidas con un bootstrap de 5000 submuestras.

Fuente: entrevista a 977 dueñas de microempresas informales o formales de Paraguay y datos reportados del programa SmartPLS.

En definitiva, considerando todo los resultados proporcionados por PLS-SEM con respecto al modelo de medida, estos proporcionan soporte para establecer validez y confiabilidad de los constructos VcM, daño a la salud mental y física, y productividad laboral tanto en Perú y Paraguay. Bajo este contexto, se procederá a examinar el modelo estructural.

4.4 Análisis del modelo estructural

Tal como se planteó el primer criterio para examinar el modelo estructural es evaluar problemas de colinealidad. Considerando el Factor de Inflación de la Varianza (FIV) se evidencia que no hay problemas de colinealidad de los constructos VcM y daño a la salud

mental y física, tanto en Perú y Paraguay, pues los valores FIV están por debajo del umbral 5 (ver Tabla 21).

Tabla 21. Evaluación de colinealidad

Constructo	Perú		Paraguay		
	VIF	Problemas de colinealidad (FIV<5)	Constructo	VIF	Problemas de colinealidad (FIV<5)
VcM	1.000	No	VcM	1.000	No
Daño a la salud mental y física	1.000	No	Daño a la salud mental y física	1.000	No

Fuente: entrevista a dueñas de microempresas de Perú y Paraguay, y datos reportados del programa SmartPLS.

Cabe resaltar que en el modelo estructural se examina el efecto mediador o indirecto. Para realizar este análisis tanto en Perú y Paraguay se seguirá los pasos propuestos en el apartado de mediación (ver página 31).

Procedimientos para el análisis de mediación.

a) *Soporte teórico.* El modelo de mediación de Perú y Paraguay se basa en los postulados de Vara-Horna (2012) y Duvvury et al. (2013), la autora y el autor sostienen que la VcM afecta de forma negativa a la productividad laboral (mayores niveles de ausentismo y presentismo) mediante el daño a la salud mental y física. En definitiva, el punto de partida para el análisis de mediación es la teoría.

b) *Planteamiento de las hipótesis.* Se planteó tres hipótesis tanto para Perú y Paraguay bajo el enfoque de segmentación propuesta por Rungtusanatham et al. (2014).

Hipótesis 1 (H₁): La VcM tiene un efecto positivo directo en el daño a la salud mental y física.

Hipótesis 2 (H₂): El daño a la salud mental y física tiene un efecto positivo directo en la productividad laboral.

Hipótesis 3 (H₃): El daño a la salud mental y física explica la relación entre VcM y productividad laboral.

c) *Elaborar el modelo de mediación.* Se ha planteado un solo modelo para el análisis de mediación, tal como se visualiza en la Figura 10 para Perú y en la Figura 11 para Paraguay. En este punto, cabe resaltar tal como lo sugiere Nitzl et al. (2016) que para el análisis de mediación no es necesario realizar dos modelos, es decir, un primer modelo

donde se contempla el constructo exógeno y el constructo endógeno, y un segundo modelo donde se incluye el constructo mediador.

d) *Análisis del efecto directo e indirecto.* Se evalúa el nivel de significancia de los coeficientes de ruta (β), coeficiente de determinación (R^2) y el tamaño de efecto (f^2) del efecto directo e indirecto, a través de la técnica bootstrapping.

En el caso de Perú, tal como se observa en la Tabla 22, examinando el efecto directo, se evidencia que la VcM tienen un efecto positivo directo significativo en el daño a la salud mental y física ($\beta=0.454$; $p=0.000$); asimismo, se contrasta que el daño a la salud mental y física tiene una relación positiva significativa con la productividad laboral ($\beta=0.454$; $p=0.000$). Por consiguiente, se verifica la H_1 y la H_2 . Con respecto al análisis del R^2 , la VcM explica el 20.6% de daño a la salud física y mental; y el daño a la salud física y mental explica el 37.0% de la productividad laboral.

En cuanto al efecto indirecto, se corrobora estadísticamente que el daño a la salud mental y física explica la relación entre VcM y productividad laboral ($\beta=0.276$; $p=0.000$). En otras palabras, las dueñas de microempresas formales que sufren violencia psicológica, física, sexual y económica por parte de sus parejas o exparejas, la violencia sufrida les genera un daño a su salud mental y física, que repercute perjudicialmente en su productividad laboral (mayores niveles de presentismo y ausentismo, es decir, dejaron de abrir su negocio o no asistieron al mismo, o cuando asistieron su desempeño estuvo por debajo de lo normal).

Con relación al coeficiente de determinación (R^2), para el caso peruano, la VcM y el daño a la salud mental y física explican el 42.4% de la productividad laboral (ver Figura 10 y Tabla 22); en otras palabras, en conjunto la VcM y el daño a la salud física y mental explican el 42.4% de la productividad laboral, es decir, explica niveles de presentismo y ausentismo (dejaron de abrir su negocio o no asistieron al mismo, o cuando asistieron su desempeño estuvo por debajo de lo normal). En esta misma línea, con el fin de analizar la fuerza o porción de la mediación se estima el valor de varianza contabilizado (VAF), para el caso peruano el VAF es igual a 76.5% [$(0.454*0.608) / 0.454*0.608+0.085=0.765$], que significa que la variable mediadora explica el 76.5% de la varianza de la productividad laboral. De lo dicho, en la presente investigación se reporta el VAF para conocer el porcentaje de aporte de la variable mediadora en la productividad laboral, más no para establecer si es la

mediación fue completa o parcial porque al fijarse restringiría examinar otros mediadores teóricos, que a su vez limitaría innecesariamente el desarrollo de la teoría y también porque supondría que las mediciones se han estimado sin error, pero en las investigaciones de este tipo es poco probable que suceda ello (Rungtusanatham et al., 2014; Memon et al., 2018). De igual manera, de acuerdo a Hair et al. (2017) es probable que las mediciones utilizadas en el análisis multivariante presenten algún error de medición (preguntas de la encuesta mal redactadas, incumplimiento del protocolo de investigación, etc.)

Tabla 22. Resumen de prueba del efecto directo e indirecto de Perú

	Coeficiente β	t-valor	Bootstrap 95% intervalo de confianza		p-valor	Hipótesis	R ²
			Bca	Percentil			
Efecto directo							
Violencia contra las mujeres => Daño a la salud mental y física (H₁)	0.454	9.602	[0.363;0.549]	[0.367;0.549]	0.000	Aceptada	20.6%
Daño a la salud mental y física => Productividad laboral (H₂)	0.608	10.454	[0.482;0.711]	[0.478;0.713]	0.000	Aceptada	37.0%
Efecto indirecto (a x b) o mediador							
Violencia contra las mujeres => Daño a la salud mental y física => Productividad laboral (H₃)	0.276	6.943	[0.203;0.358]	[0.201;0.359]	0.000	Aceptada	42.4%

Nota: Los valores t, p, los intervalos de confianza del 95% fueron obtenidas mediante la simulación Bootstrapping (remuestreo 5,000 submuestras)

Fuente: entrevista a 357 dueñas de microempresas formales de Perú y datos reportados del programa SmartPLS.

Con respecto a Paraguay, tal como se aprecia en la Tabla 23, se ratifica las dos hipótesis de efecto directo (H₁ y H₂). Por ende, se afirma que la VcM presenta una relación positiva significativa con daño a la salud mental y física ($\beta=0.325$; $p=0.000$); de la misma manera, se comprueba que el daño a la salud mental y física se relacionan positiva y significativamente con productividad laboral ($\beta=0.414$; $p=0.000$). Considerando los valores del R², estos hallazgos revelan que la VcM explica el 10.6% del daño a la salud mental y física; y este último explica el 17.1% de la productividad laboral (ver Tabla 23).

En cuanto al efecto indirecto, se evidencia que también el daño a la salud mental y física es una variable mediadora, que permite explicar cómo la VcM impacta en la productividad laboral ($\beta=0.135$; $p=0.000$). Para el caso paraguayo, tal como se observa en la Figura 11 y Tabla 23, la VcM y el daño a la salud mental y física explican el 17.5% de la productividad laboral. El VAF para el caso paraguayo es igual a 90.6% $[(0.325*0.414) /$

0.325*0.414+0.014=0.906], que significa que la variable mediadora (daño a la salud mental y física) explica el 90.6% de la varianza de la productividad laboral.

Tabla 23. Resumen de prueba del efecto directo e indirecto de Paraguay

	Coeficiente β	t- valor	Bootstrap 95% intervalo de confianza		p- valor	Hipótesis	R ²
			Bca	Percentil			
Efecto directo							
Violencia contra las mujeres => Daño a la salud mental y física (H₁)	0.325	6.226	[0.216;0.423]	[0.221;0.421]	0.000	Aceptada	10.6%
Daño a la salud mental y física => Productividad laboral (H₂)	0.414	10.293	[0.332;0.489]	[0.329;0.489]	0.000	Aceptada	17.1%
Efecto indirecto (a x b) o mediador							
Violencia contra las mujeres => Daño a la salud mental y física => Productividad laboral (H₃)	0.135	4.923	[0.083;0.188]	[0.083;0.190]	0.000	Aceptada	17.5%

Nota: Los valores t, p, los intervalos de confianza del 95% fueron obtenidas mediante la simulación Bootstrapping (remuestreo 5,000 submuestras)

Fuente: entrevista a 977 dueñas de microempresas informales o formales de Paraguay y datos reportados del programa SmartPLS.

De lo dicho, en ambos países se confirma la Hipótesis 1 (H₁) y la Hipótesis 2 (H₂). Con respecto a la H₁, estos resultados son consistentes con otros estudios empíricos elaborados en España, Bolivia, Vietnam, Noruega, Estados Unidos y Ecuador, donde se encontró que la VcM genera un daño a la salud mental y física (Pico-Alonso et al., 2006; Meekers et al., 2013; Vung et al., 2009; Neroien & Schei, 2008; Coker et al., 2000; Vara-Horna, 2012). De igual manera, los resultados de la H₂ se verifica con investigaciones previas desarrolladas en Japón, Estados Unidos y Australia (Collins et al., 2005; Musich et al., 2006; Suzuki et al., 2015). Por otra parte, los hallazgos de la H₃ muestran que tanto en Perú y Paraguay, en dos contextos distintos uno con mayores niveles de VcM y el otro con menores niveles de VcM, tal como se reporta en el estudio de Bott et al. (2019), el daño a la salud mental y física explica la relación entre VcM y productividad laboral. Con este resultado se corrobora empíricamente el marco teórico propuesto por Vara-Horna (2012) y Duvvury et al. (2013). Cabe precisar, que no es factible realizar la comparación de los resultados de ambos países, pues el tamaño de muestra es distinto (en Paraguay es casi tres veces más que Perú) y la cantidad de indicadores no es la misma especialmente del constructo VcM.

Por otra parte, analizando el tamaño de efecto (f²), tal como se visualiza en la Tabla 24, tanto para el caso peruano y paraguayo, se ha encontrado evidencia estadísticamente significativa que la VcM tiene un efecto moderado (f²=0.260) y pequeño (f²=0.118) en el daño a la salud

mental y física, respectivamente. De manera semejante, se ha encontrado que el daño a la salud mental y física tiene un efecto significativo grande ($f^2=0.580$) y mediano ($f^2=0.186$) en la productividad laboral para Perú y Paraguay, respectivamente.

Tabla 24. Resumen de prueba de tamaño de efecto de Perú y Paraguay

	f^2	t - valor	Bootstrap 95% intervalo de confianza		p - valor	<i>Tamaño de efecto</i>
			Bca	Percentil		
Perú						
Violencia contra las mujeres => Daño a la salud mental y física (H₁)	0.260	3.643	[0.152;0.431]	[0.155;0.432]	0.000	Moderado
Daño a la salud mental y física => Productividad laboral (H₂)	0.508	3.392	[0.265;0.844]	[0.263;0.858]	0.001	Grande
Paraguay						
Violencia contra las mujeres => Daño a la salud mental y física (H₁)	0.118	2.767	[0.049;0.218]	[0.051;0.216]	0.006	Pequeño
Daño a la salud mental y física => Productividad laboral (H₂)	0.186	4.349	[0.112;0.280]	[0.110;0.277]	0.000	Mediano

Nota: Los valores t , p , los intervalos de confianza del 95% fueron obtenidas mediante la simulación Bootstrapping (remuestreo 5,000 submuestras)

Fuente: entrevista a dueñas de microempresas de Perú y Paraguay, y datos reportados del programa SmartPLS.

Finalmente, cabe precisar que se evidencia significancia estadística de todos los coeficientes reportados anteriormente a través de la aplicación de la técnica bootstrapping con la creación de 5,000 submuestras. De esta forma, se obtiene los valores t , p y los intervalos de confianza; del mismo modo, mediante los dos métodos de intervalo de confianza Bca y Percentil se garantiza significancia estadística, este hallazgo demuestra coherencia en ambos métodos.

V. CONCLUSIONES

- a) En cuanto al modelo de medida, en el caso de Perú, los hallazgos proporcionan evidencia para establecer fiabilidad y validez del modelo jerárquico de primer y segundo orden (daño a la salud mental y física, y productividad laboral) y el constructo VcM, pues han cumplido con los niveles mínimos aceptables. Con respecto a Paraguay, se verifica la fiabilidad y validez del modelo jerárquico de primer orden (todas las dimensiones de los constructos analizados) y segundo orden (VcM, daño a la salud física y mental, y productividad laboral). Se concluye que los dos métodos tradicionales (cargas cruzadas y el criterio de Fornell-Larcker) y el método de HTMT para determinar validez discriminante fueron coherentes en los hallazgos mostrados.
- b) En caso al modelo estructural, considerando los efectos directos, en ambos países se evidencia que la VcM tiene un efecto positivo significativo en el daño a la salud mental y física. Asimismo, los hallazgos muestran que el daño a la salud mental y física presenta un efecto positivo significativo en la productividad laboral, es decir, ocasiona mayores niveles de presentismo y ausentismo (dejaron de abrir su negocio o no asistieron al mismo). En el contexto peruano (microempresas formales) y paraguay (microempresas informales o formales), se evidencia que el daño a la salud mental y física es una variable mediadora. Al encontrar evidencia estadística significativa del efecto mediador, permite entender cómo la VcM impacta en la productividad laboral medido en función al presentismo y ausentismo reportado por las dueñas de microempresas formales e informales. Por ende, se corrobora empíricamente el modelo teórico planteado por Vara-Horna (2012) y Duvvury et al. (2013). En síntesis, la finalidad principal de emplear dos muestras y contextos distintos (Perú y Paraguay) es para corroborar que el daño a la salud mental y física explica la relación entre VcM y productividad laboral. En este sentido, no se podría hacer comparaciones de los resultados, por las siguientes razones: no es una muestra equiparable y no se contempla el mismo número de indicadores principalmente en constructo VcM.

VI. RECOMENDACIONES

- a) Se sugiere aplicar la técnica PLS-SEM para el análisis de modelos de mediación en las diferentes investigaciones que se desarrolle, actualmente no solo basta con analizar la relación de la variable independiente (X) y la variable dependiente (Y), sino más bien comprender el desarrollo de los procesos. De igual manera, se sugiere considerar múltiples mediadores.
- b) Cuando se planteó un modelo de mediación el punto de partida es la teoría. Por consiguiente, se sugiere proponer un modelo de mediación con uno o más mediadoras, pero las relaciones establecidas deberán estar avaladas por la teoría. Eso significa, realizarse dos preguntas ¿Por qué se necesita un mediador? y ¿Qué variable debe considerarse mediadora y por qué?, las respuestas correctas a estas interrogantes nos proporciona la teoría, y no los datos.
- c) En la valoración de un modelo de mediación, se recomienda realizar la evaluación del efecto mediador, que implica el análisis del efecto indirecto. No solo examinar los efectos directos, pues contradice la naturaleza de un modelo de mediación.
- d) Aplicar la técnica PLS-SEM para el análisis de modelos de mediación y evaluación psicométricas de constructos con múltiples dimensiones, y no para examinar la relación de dos constructos o variables (X independiente o exógeno e Y dependiente o endógeno) o la relación de múltiples constructos exógenos con un constructo endógeno.
- e) Cuando se realice el análisis y el reporte del efecto mediador, considerar lo siguiente: mostrar si el efecto mediador es estadísticamente significativo y determinar el VAF. Por el contrario, se recomienda que no se considere la valoración del tipo de mediación, es decir, señalar si la mediación es complementaria o completa. Y, determinar el cambio del coeficiente de determinación (R^2), cuando se incluye la variable mediadora en el modelo.
- f) Para establecer validez discriminante de los constructos en estudio, también emplear el Ratio Heterotrait-Monotrait (HTMT) ya sea reportando el enfoque de $HTMT_{0,9}$ o

el HTMT_{inferencia} con la finalidad de verificar los resultados de los métodos tradicionales.

- g) Se recomienda reportar los intervalos de confianza de bootstrap considerando los dos métodos: percentil bootstrap y Bca bootstrap. Pues, ambos métodos al tener ciertas limitaciones, diversos artículos científicos de análisis de mediación publicados en revistas de alto impacto reportan ambos métodos.
- h) Si bien en la presente investigación los constructos analizados son de naturaleza reflectiva. Se recomienda al contemplar constructos de naturaleza formativa en los trabajos de investigación, evaluar el modelo de medida considerando dos aspectos fundamentales: la colinealidad, para ello examinar el Factor de Inflación de la Varianza ($FIV < 5$) de los indicadores que forma parte del constructo formativo. Luego, determinar la significancia y relevancia de los pesos mediante la técnica bootstrapping, con el fin de obtener los valores t y p valores.
- i) Como en toda investigación siempre hay limitaciones, pero de las limitaciones surgen nuevos temas de investigación que aportan a la ciencia y al desarrollo constante de la teoría. En este sentido, en la presente investigación no se ha contemplado el efecto moderador en las relaciones. Por ende, se sugiere a las futuras investigaciones incluir variables moderadoras como la resiliencia con la finalidad de evaluar la magnitud de las relaciones del modelo propuesto, cabe precisar que el programa SmartPLS brinda la opción para ejecutarla.
- j) Al evidenciar empíricamente que el daño a la salud mental y física media la relación entre la VcM y productividad laboral, es una información valiosa para desarrollar medidas de prevención efectivas con el propósito reducir el impacto perjudicial en la productividad laboral de las dueñas de microempresas ya sea formales o informales. Por ejemplo, dentro de las entidades se debería realizar campañas de salud ocupacional.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adams, A., Sullivan, C., Bybee, D., & Greeson, M. (2008). Development of the Scale of Economic Abuse. *Violence Against Women, 14*(5), 563–588.
- Aguinis, H., Edwards, J., & Bradley, K. (2017). Improving our understanding of moderation and mediation in strategic management research. *Organizational Research Methods, 20*(4), 665-685.
- Aibinu, A., & Al-Lawati, A. (2010). Using PLS-SEM technique to model construction organizations' willingness to participate in e-bidding. *Automation in Construction, 19*(6), 714-721.
- Al-Modallal, H., Hall, L., & Andreson, D. (2008). Psychometric Properties of a Modified Version of A Worksite Harassment Tool- Preliminary Findings. *AAOHN Journal, 56* (7), 309-316.
- Arias, I., & Corso, P. (2005). Average cost per person victimized by an intimate partner of the opposite gender: a comparison of men and women. *Violence and Victims, 20*(4), 379-391.
- Ato, M., López, J. & Benavente, A. (2013). Un sistema de clasificación de los diseños de investigación en psicología. *Anales de Psicología, 29* (3), 1038-1059.
- Asante, F., Fenny, A., Dzudzor, M., Chadha, M., Sriver, S., Ballantine, C., & Duvvury, N. (2019). *Economic and Social Costs of Violence Against Women and Girls in Ghana: Country Technical Report*. Irlanda, Galway NUI. 78p.
- Bott, S., Guedes, A., Ruiz-Celis, A. P., & Mendoza, J. A. (2019). Intimate partner violence in the Americas: a systematic review and reanalysis of national prevalence estimates. *Revista panamericana de salud publica, 43*, e26. doi: <https://doi.org/10.26633/RPSP.2019.26>
- Cepeda, G., & Roldán, J. (2005). *Aplicando en la práctica la técnica PLS en la administración de empresas*. Investigación en la Universidad de Sevilla.
- Cepeda, G., Nitzl, C., & Roldán, J. (2017). Mediation analyses in partial least squares structural equation modeling: Guidelines and Empirical examples. *In Latan H.,*

- Noonan R. (eds), *Partial Least Squares Path Modeling*. Springer, Cham (pp. 173-195).
- CEPEP (Centro Paraguayo de Estudios de Población). (2009). *Encuesta nacional de demografía y salud sexual y reproductiva - ENDSSR 2008*. Asunción, Paraguay. 441p
- Chin, W. (1998). The partial least squares approach to structural equation modeling. *Modern methods for business research*, 295(2), 295-336.
- Cohen, D. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences (2 ed.)*. New York, USA, Lawrence Erlbaum. 558p.
- Coker, A., Smith, P., Bethea, L., King, M., & McKeown, R. (2000). Physical health consequences of physical and psychological intimate partner violence. *Archives of Family Medicine*, 9(5), 451-457.
- Collins, J., Baase, C., Sharda, C., Ozminkowski, R., Nicholson, S., Billotti, G. & Berger, M. (2005). The assessment of chronic health conditions on work performance, absence, and total economic impact for employers. *Journal of Occupational and Environmental Medicine*, 47(6), 547-557.
- Devries, K., Mak, J., Garcia-Moreno, C., Petzold, M., Child, J., Falder, G., Lim, S., & Pallitto, C. (2013a). The global prevalence of intimate partner violence against women. *Science*, 340(6140),1527-1528.
- Devries, K., Mak, J., Bacchus, LJ., Child, JC., Falder, G., et al. (2013) Intimate Partner Violence and Incident Depressive Symptoms and Suicide Attempts: A Systematic Review of Longitudinal Studies. *PLoS Med*, 10(5), e1001439. doi:10.1371/journal.pmed.1001439
- Diamantopoulos, A., & Winklhofer, H. (2001). Index construction with formative indicators: an alternative to scale development. *Journal of Marketing Research*, 38(2), 269 – 277.
- Diamantopoulos, A., Sarstedt, M., Fuchs, C., Wilczynski, P., & Kaiser, S. (2012). Guidelines for choosing between multi-item and single-item scales for construct measurement: a predictive validity perspective. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40(3), 434 – 449.
- Duvvury, N., Carney, P., Nguyen, H. (2012). *Estimating the costs of domestic violence against women in Viet Nam*. Hanoi, Viet Nam. 143p.
- Duvvury, N., Callan, A., Carney, P., & Raghavendra, S. (2013). *Intimate Partner Violence: Economic Cost and Implications for Growth and Development*. 98p. Women voice, agency & participation research series 2013. N°3. Banco Mundial.

- Ellsberg, M., Jansen, H., Heise, L., Watts, C., & Garcia-Moreno, C. (2008). Intimate partner violence and women's physical and mental health in the WHO multi-country study on women's health and domestic violence: An observational study. *The Lancet*, 371(9619), 1165-1172.
- Fritz, M., Taylor, A., & MacKinnon, D. (2012). Explanation of two anomalous results in statistical mediation analysis. *Multivariate behavioral research*, 47(1), 61-87.
- Garcia-Moreno, C., Jansen, H., Ellsberg, M., Heise, L., & Watts, C. (2006). Prevalence of intimate partner violence: Findings from the WHO multi-country study on women's health and domestic violence. *Lancet*, 368(9543), 1260-1269.
- Garson, G. (2014). *Partial Least Squares Regression and Structural Equation Models Edition (Statistical Associates Blue Book Series 10)*. North Carolina, USA.
- Gil-Flores, J. (2005). Aplicación del método Bootstrap al contraste de hipótesis en la investigación educativa. *Revista de Educación*, 336, 251-265.
- GIZ (Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit). (2015). *Los costos empresariales de la violencia contra las mujeres en Paraguay*. Asunción, Paraguay.92p.
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2004). A beginner's guide to partial least squares analysis. *Understanding statistics*, 3(4), 283-297.
- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R., & Black, W. (1999). *Análisis multivariante*. (5 ed.). España, Madrid. 832p.
- Hair, J., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2011). "PLS-SEM: indeed a silver bullet". *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19 (2), 139-151.
- Hair, J., Sarstedt, M., Ringle, C., & Mena, J. (2012). "An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research". *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40 (3), 414-433.
- Hair, J., Hult, G., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2014a). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* [Kindle]. (1 ed.). California, Estados Unidos, Sage.
- Hair, J., Sarstedt, M., Hopkins, L., & Kuppelwieser, V. (2014b). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) An emerging tool in business research. *European Business Review*, 26(2), 106-121.
- Hair, J., Hult, G., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* [Kindle]. (2 ed.). California, Estados Unidos, Sage.

- Hair, J., Hult, G., Ringle, C., Sarstedt, M., & Gudergan, S. (2018). *Advanced issues in Partial least Squares Structural Equation Modeling* [Kindle]. Los Angeles, Estados Unidos, Sage.
- Henseler, J., Ringle, C. and Sinkovics, R. (2009), "The use of partial least squares path modeling in international marketing", Sinkovics, R. and Ghauri, P. (Ed.) *New Challenges to International Marketing (Advances in International Marketing, Vol. 20)*, Emerald Group Publishing Limited, Bingley, pp. 277-319. doi: [https://doi.org/10.1108/S1474-7979\(2009\)0000020014](https://doi.org/10.1108/S1474-7979(2009)0000020014)
- Henseler, J. (2010). "On the convergence of the partial least squares path modeling algorithm". *Computational Statistics*, 25 (1), 107-120.
- Henseler, J., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2012). Using partial least squares path modeling in international advertising research: basic concepts and recent issues. In S. Okazaki (Ed.), *Handbook of research in international advertising* (pp. 252-276). Cheltenham, UK: Edward Elgar Publishing.
- Henseler, J., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the academy of marketing science*, 43(1), 115-135.
- Herrero, J. (2010). El Análisis Factorial Confirmatorio en el Estudio de la Estructura y Estabilidad de los Instrumentos de Evaluación: Un Ejemplo con el Cuestionario de Autoestima CA-14. *Psychosocial Intervention*, 19(3), 289-300.
- Hoeffler, A., & Fearon, J. (2014). *Conflict and violence assessment paper. Benefits and costs of the conflict and violence targets for the post - 2015 Development Agenda*. Copenhagen Consensus Center. 55p.
- INEI (Instituto Nacional de Estadística e Informática). (2014). *Resultados de la Encuesta de Micro y Pequeña Empresa 2013*. Lima, Perú.
- INEI (Instituto Nacional de Estadística e Informática). (2017). *Encuesta Demográfica y de Salud Familiar-ENDES 2017*. Lima, Perú.
- Jewkes, R. (2002). Intimate partner violence: causes and prevention. *The lancet*, 359(9315), 1423-1429.
- Johnson, R., Rosen, C., & Chang, C. (2011). To aggregate or not to aggregate: Steps for developing and validating higher-order multidimensional constructs. *Journal of Business and Psychology*, 26(3), 241-24.

- Koopman, C., Pelletier, K., Murray, J., Sharda, C., Berger, M., Turpin, R., & Bendel, T. (2002). Stanford presenteeism scale: health status and employee productivity. *Journal of occupational and environmental medicine*, 44(1), 14-20.
- Lara, A. (2014). *Introducción a las ecuaciones estructurales en AMOS y R (en línea)*. Consultada el 22 de jun. 2018. Disponible en http://masteres.ugr.es/moea/pages/curso201314/tfm1314/tfm-septiembre1314/memoriasterantonio_lara_hormigo/
- Lerner, D., Amick, B., Rogers, W., Malspers, S., Bungay, K., & Cynn, D. (2001). The work limitations questionnaire. *Medical care*, 39(1), 72-85.
- Marsh, H., Wen, Z., & Hau, K. (2004). Structural equation models of latent interactions: Evaluation of alternative estimation strategies and indicator construction. *Psychological Methods*, 9(3), 275–300.
- Mateos-Aparicio, G. (2011). Partial Least Squares (PLS) methods: Origins, evolution, and application to social sciences. *Communications in Statistics: Theory and Methods*, 40(13), 2305– 2317.
- Meekers, D., Pallin, S., & Hutchinson, P. (2013). Intimate partner violence and mental health in Bolivia. *BMC women's health*, 13(28), 1-16.
- Memon, M., Cheah, J., Ramayah, T., Ting, H., & Chuah, F. (2018). Mediation Analysis Issues and Recommendations. *Journal of Applied Structural Equation Modeling*, 2(1), 1-9.
- MIMP (Ministerio de la Mujer y Poblaciones Vulnerables). (2016). *Violencia basada en género: marco conceptual para las políticas públicas y la acción del Estado*. Lima, Perú. 95p.
- Musich, S., Hook, D., Baaner, S. & Edington, D. (2006). The association of two productivity measures with health risks and medical conditions in an Australian employee population. *American Journal of Health Promotion*, 20(5), 353-363.
- Neroien, A., & Schei, B. (2008). Partner violence and health: results from the first national study on violence against women in Norway. *Scandinavian journal of public health*, 36(2), 161-168.
- Nitzl, C., Roldan, J., & Cepeda, G. (2016). Mediation analysis in partial least squares path modeling. *Industrial Management & Data Systems*, 116(9), 1849–1864.
- Nunally, J., & Bernstein, I. (1994). *Psychometric theory*. New York, USA, McGraw-Hill. 640p.

- Pico-Alfonso, M., Garcia-Linares, M., Celda-Navarro, N., Blasco-Ros, C., Echeburua, E., & Martinez, M. (2006). The impact of physical, psychological, and sexual intimate male partner violence on women's mental health: Depressive symptoms, posttraumatic stress disorder, state anxiety, and suicide. *Journal of Women's Health, 15*(5), 599–611
- Plichta, S. (2004). Intimate partner violence and physical health consequences: Policy and practice implications. *Journal of Interpersonal Violence, 19*(11), 1296-1323.
- Preacher, K., & Hayes, A. (2008). Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior research methods, 40*(3), 879-891.
- Reeves, C., & O'Learly-Kelly, A. (2007). The Effects and Costs of Intimate Partner Violence for Work Organizations. *Journal of Interpersonal Violence, 22*(3), 327-344.
- Reinartz, W., Haenlein, M., & Henseler, J. (2009). An empirical comparison of the efficacy of covariance-based and variance-based SEM. *International Journal of research in Marketing, 26*(4), 332-344.
- Rigdon, E. (2012). "Rethinking partial least squares path modeling: in praise of simple methods". *Long Range Planning, 45*(5/6), 341-358.
- Ringle, C., Wende, S., & Becker, J. (2015). SmartPLS 3. *Boenningstedt: SmartPLS GmbH*. Retrieved on september 24, 2019, from www.smartpls.com.
- Ruiz, M., Pardo, A., & San Martín, R. (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del psicólogo, 31*(1), 34-45.
- Rungtusanatham, M., Miller, J., & Boyer, K. (2014). Theorizing, testing, and concluding for mediation in SCM research: tutorial and procedural recommendations. *Journal of Operations Management, 32*(3), 99-113.
- Santisteban, C. (2009). *Principios de Psicometría (Kindle)*. Marid, España, Editorial Síntesis.
- Sarstedt, M., Ringle, C., Smith, D., Reams, R., & Hair, J. (2014). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): A useful tool for family business researchers. *Journal of Family Business Strategy, 5*(1), 105-115.
- Social Policy; Development Centre (SPDC); NUI Galway; Ipsos Mori; International Centre for Research on Women (ICRW). (2019). *Economic and Social Costs of Violence against Women in Pakistan: Summary Report*. Irlanda, Galway NUI. 32p.
- Stewart, W., Ricci, J., Chee, E., Hahn, S., & Morganstein, D. (2003). Cost of lost productive work time among US workers with depression. *JAMA: Journal of the American Medical Association, 289*(23), 3135–3144.

- Straus, M. (2007). *Conflict Tactics Scales. Encyclopedia of Domestic Violence*. Ali, N (ed.). New York, London, Routledge.
- Swanberg, J., & Logan, T. (2005). Domestic violence and employment: A qualitative study. *Journal of Occupational Health Psychology, 10*(1), 3-17.
- Suzuki, T., Miyaki, K., Song, Y., Tsutsumi, A., Kawakami, N., Shimazu, A. & Kurioka, S. (2015). Relationship between sickness presenteeism (WHO-HPQ) with depression and sickness absence due to mental disease in a cohort of Japanese workers. *Journal of affective disorders, 180*, 14-20.
- Tenenhaus, M., Vinzi, V.E., Chatelin, Y.M., & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. *Comput Stat Data Anal, 48*(1), 159–205.
- Tjaden, P., & Thoennes, N. (2000). Prevalence and consequences of male-to-female and female-to-male intimate partner violence as measured by the National Violence Against Women Survey. *Violence Against Women, 6*(2), 142-161.
- University of Limerick; NUI Galway. (2019). *Economic and Social Costs of Violence Against Women in South Sudan: Summary Report*. Irlanda, Galway NUI. 32p.
- Vara-Horna, A. (2012). *Impacto de la violencia de pareja en el costo-oportunidad y descapitalización de las dueñas de microempresas y microemprendimientos en Ecuador*. Quito, Ecuador. Agencia de Cooperación Alemana GIZ. 28p.
- Vara-Horna, A. (2013). *Los costos empresariales de la violencia contra las mujeres en el Perú. Una estimación del impacto de la violencia contra las mujeres en relaciones de pareja en la productividad de las empresas peruanas*. Lima, Perú. Agencia de Cooperación Alemana GIZ y Universidad de San Martín de Porres. 195 p.
- Vara-Horna, A. (2014). *¿Cómo prevenir la violencia contra las mujeres en relaciones de pareja? Nuevos argumentos para el debate*. Lima, Perú. Agencia de Cooperación Alemana GIZ. 110p.
- Vara-Horna, A. (2015a). *Los costos empresariales de la violencia contra las mujeres en Bolivia. Una estimación del impacto invisible para la productividad de la violencia contra las mujeres en relaciones de pareja*. La Paz, Bolivia. Agencia de Cooperación Alemana GIZ. 86p.
- Vara-Horna, A. (2015b). *7 pasos para elaborar una tesis: Cómo elaborar y asesorar una tesis para Ciencias Administrativas, Finanzas, Ciencias Sociales y Humanidades*. Lima, Perú, Macro EIRL. 589p.
- Vara-Horna, A. et al. (2015). *Los costos de la violencia contra las mujeres en las microempresas formales peruanas. Una estimación de su impacto económico*. Lima,

- Perú. Universidad de San Martín de Porres y Agencia de Cooperación Alemana, GIZ. 103p.
- Vara-Horna, A. (2018). *Los costos-país de la violencia contra las mujeres en Paraguay. Una estimación causal-multinivel del impacto económico de la violencia contra las mujeres en relaciones de pareja*. Asunción, Paraguay. Agencia de Cooperación Alemana GIZ. 230p.
- Vara-Horna, A., Santi, I., Asencios-Gonzalez, Z., & Lescano, G. (2017). *Impacto de la violencia contra las mujeres en el desempeño laboral docente en la Región Callao - Perú*. Lima, Perú. Universidad de San Martín de Porres. 120p.
- Vara-Horna, A. (2019). *Los costos económicos de la inacción en la prevención de la violencia contra las mujeres basada en el género en el distrito de Villa El Salvador: 2018*. Lima, Perú. Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo PNUD. 87p.
- Vung, N., Ostergren, P., & Krantz, G. (2009). Intimate partner violence against women, health effects and health care seeking in rural Vietnam. *European Journal of Public Health, 19*(2), 178-182.
- Wathen, C., MacGregor, J., & MacQuarrie, B. (2015). The impact of domestic violence in the workplace: results from a pan-Canadian survey. *Journal of occupational and environmental medicine, 57*(7), 65-71.
- WHO (World Health Organization). (2013). *Global and regional estimates of violence against women: prevalence and health effects of intimate partner violence and non-partner sexual violence*. Geneva: World Health Organization.
- Yllo, K. (1984). The status of women, marital equality, and violence against wives. *Journal of Family Issues, 5*(3), 307–320
- Yoshihama, M., Horrocks, J., & Kamano, S. (2009). The role of emotional abuse in intimate partner violence and health among women in Yokohama, Japan. *American Journal of Public Health, 99*(4), 647-653.

VIII. ANEXOS

ANEXO 1: Encuesta confidencial a dueñas de microempresas formales de Perú

Ciudad: _____

Capítulo I: Productividad laboral

¿Cuántos días ha dejado de abrir su local de trabajo o negocio durante las últimas 4 semanas? Por algunas de las siguientes razones	Alternativas de respuestas (considerar último mes)					
	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
1. Porque estaba enferma o tenía una dolencia.	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
2. Para atender su salud física o mental (ir a la posta médica, clínica, hospital, centro de salud, etc.).	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
3. Para atender temas legales, financieros o personales (juzgados, comisarías, trámites documentales, etc.).	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días

En las últimas 4 semanas (último mes)... Usted:	Alternativas de respuestas (último mes)					
	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
4. ¿Ha trabajado más lento de lo usual?	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
5. ¿Ha perdido la concentración, ha bajado su rendimiento?	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
6. ¿No tuvo ganas de trabajar a pesar de que abrió su local?	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
7. ¿Ha tenido dificultades con la clientela?	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
8. ¿Ha cometido errores en su negocio?	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
9. Ha sufrido algún tipo de problema (salud, familia, trabajo, etc.) y a pesar de ello ha seguido trabajando normalmente.	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días

Capítulo II: Daño a la salud mental y física

A continuación le haremos preguntas sobre algunas dolencias, enfermedades y circunstancias de salud que es importante registrar. Por favor tome en cuenta el último año como tiempo de respuesta.

En el último año ¿con qué frecuencia ha sentido molestia por cualquiera de los siguientes problemas?	Alternativas de respuesta						
	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
10. Sentirse desanimada, triste, deprimida o sin esperanza.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
11. Se ha sentido sin esperanza.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
12. Problemas para dormir o mantenerse dormida o dormir demasiado.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces

En el último año ¿con qué frecuencia ha sentido molestia por cualquiera de los siguientes problemas?	Alternativas de respuesta						
	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
13. Se ha sentido enferma o con dolores.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
14. Ha sufrido contusiones, luxaciones o quizás esguinces.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
15. Ha sufrido moretones, caídas o cortes.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces

Capítulo III: Violencia contra las mujeres

La siguiente parte se entrega en sobre cerrado. Siga la consigna y protocolo establecido.

“Muchas gracias por las respuestas brindadas. Ahora le voy a entregar un sobre cerrado que contiene una hoja con algunas preguntas personales de vida en pareja. Estas son preguntas confidenciales, nadie sabrá su contenido, pero es muy importante que responda con la mayor sinceridad posible. Tome su tiempo, yo esperaré que culmine de responder. Una vez terminado, por favor, deposite la hoja en el sobre, séllelo y métele en el ánfora”.

Su pareja actual (o expareja) ...	Alternativas de respuesta (considerar último mes)						
	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
16. Se ha apoderado o le ha quitado del dinero de su negocio.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
17. La ha amenazado, insultado o atacado verbalmente.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
18. Se ha presentado en el negocio sin aviso para acosarla o amenazarla.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
19. La ha golpeado, cacheteado, pateado, mordido o sujetado fuertemente del brazo.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
20. La ha obligado a tener relaciones sexuales o prácticas sexuales sin su consentimiento.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
21. Le ha causado daños físicos (moretones graves, esguinces, fracturas, lesiones, cortes) que requieran atención médica o descanso para su recuperación.	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces

ANEXO 2: Encuesta confidencial a dueñas de microempresas informales y formales de Paraguay

Departamento:

Distrito asignado:

Zona: Urbana Rural

Tipo de crédito: Comité Individual Sin información

Consentimiento informado individual

(Usar el protocolo de presentación para iniciar la entrevista)

Capítulo I: Daño a la salud mental y física

A continuación le haré algunas preguntas sobre su salud y bienestar, así como de algunas lesiones o enfermedades que haya padecido, durante los últimos doce meses. En los últimos doce meses *¿con qué frecuencia ha ocurrido lo siguiente...?*

En los últimos doce meses <i>¿con qué frecuencia ha ocurrido lo siguiente...?</i>	Alternativas de respuesta (considerar último mes)							
Se ha sentido desanimada, triste, deprimida o sin esperanza.	No sabe/No responde	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
Se ha sentido temerosa, ansiosa, angustiada	No sabe/No responde	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
Se ha sentido enferma o con dolores en el cuerpo	No sabe/No responde	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
Ha cojeado o caminado con dificultad o mucho dolor	No sabe/No responde	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
Ha sufrido contusiones, luxaciones o esguinces en alguna parte del cuerpo	No sabe/No responde	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces
Se le han roto los dientes	No sabe/No responde	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces

Capítulo II: Productividad laboral

¿Cuántos días ha dejado de abrir su puesto de trabajo o negocio durante las últimas 4 semanas Por alguna de las siguientes razones?	Alternativas de respuestas (considerar último mes).						
Porque estaba enferma o tenía una dolencia	No sabe/No responde	nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
Para atender su salud física o mental (ir al puesto de salud, clínica, hospital, centro médico, etc.)	No sabe/No responde	nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
Para atender la salud o cuidado de otros familiares.	No sabe/No responde	nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días

¿Cuántos días ha dejado de abrir su puesto de trabajo o negocio durante las últimas 4 semanas Por alguna de las siguientes razones?	Alternativas de respuestas (considerar último mes).						
Para atender temas legales, financieras o personales (juzgados, comisarias, tramites documentales, etc.)	No sabe/No responde	nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
Para atender a sus hijos	No sabe/No responde	nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días

En las últimas 4 semanas (último mes)	Alternativas de respuestas						
¿Ha trabajado más lento de lo usual?	No sabe/No responde	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
¿Ha perdido la concentración, ha bajado su rendimiento?	No sabe/No responde	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
No tuvo ganas de trabajar a pesar de que abrió su local de ventas	No sabe/No responde	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
¿Ha tenido dificultades con los clientes?	No sabe/No responde	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
¿Ha cometido errores en su negocio?	No sabe/No responde	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días
Ha sufrido algún tipo de problema (salud, familia, trabajo, etc.) y a pesar de ello ha seguido trabajando normalmente.	No sabe/No responde	Nunca	1 día	2 días	De 3 a 5 días	De 6 a 10 días	Más de 10 días

Capítulo III: Violencia contra las mujeres

Ahora le realizaré algunas preguntas sobre su pareja actual (o la última pareja que tuvo) y cómo él la ha tratado a lo largo de la relación. Nuevamente quiero decirle que todas sus respuestas serán confidenciales y secretas y que usted no está obligada a responder alguna pregunta si usted no desea. ¿Está de acuerdo? ¿Puedo continuar?

Me gustaría que me diga si su pareja actual (o expareja), en los últimos doce meses...	Alternativas de respuestas								
¿La ha humillado, haciéndola sentir mal consigo misma?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/No responde
¿La ha acosado mientras estaba trabajando o estaba fuera del hogar?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/No responde
¿La ha amenazado con suicidarse si lo deja o lastimarla a usted o a su familia?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/No responde
¿Se ha apoderado o le ha quitado su dinero o bienes personales?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/No responde
¿Le ha amenazado con no darle dinero si usted no le hace caso?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/No responde

Me gustaría que me diga si su pareja actual (o expareja), en los últimos doce meses...	Alternativas de respuestas								
¿La ha insultado verbalmente, le dijo palabras groseras o agresivas?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/ No responde
¿Le ha empujado o le ha tirado del cabello?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/ No responde
¿Le ha dado una cachetada, golpeado con las manos o puños?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/ No responde
¿Le ha pateado o arrastrado?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/ No responde
¿La ha golpeado con cinto, palos u otros objetos?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/ No responde
¿La ha atacado con armas cortantes (cuchillo) o armas de fuego?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/ No responde
¿La ha obligado a tener relaciones sexuales cuando usted no quería (sin usar la fuerza física)?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/ No responde
¿La ha forzado físicamente para tener relaciones sexuales cuando usted no quería?	Nunca	Pasó antes, ahora no	Una o dos veces	Entre 3 a 5 veces	Entre 6 y 10 veces	Entre 11 y 20 veces	Más de 20 veces	No recuerda	No sabe/ No responde