

# Scientia et PRAXIS

Vol.05.No.10. Jul-Dic (2025): 94-125

<https://doi.org/10.55965/setp.5.10.a4>

eISSN: 2954-4041

## **Hacia una Educación Digital Sostenible: Modelo Predictivo para la Prevención de la Adicción a Plataformas Sociales en Población Universitaria**

## **Towards Sustainable Digital Education: A Predictive Model for Preventing Social Media Addiction in University Students**

**Francisco Jacobo Murillo-López. ORCID:** [0009-0005-2104-2634](https://orcid.org/0009-0005-2104-2634)

Centro de Ciencias Económicas Administrativas

Universidad Autónoma de Aguascalientes, Aguascalientes, México

e-mail: [francisco.murillo@edu.uaa.mx](mailto:francisco.murillo@edu.uaa.mx)

**Palabras Clave:** adicción a redes sociales, innovación educativa, modelo predictivo, desarrollo sostenible, bienestar digital, género, estudiantes universitarios, **ODS3, ODS4.**

**Keywords:** social media addiction, educational innovation, predictive model, sustainable development, digital wellbeing, gender, university students, **SDG3, SDG4.**

**Recibido:**12-Julio-2025; **Aceptado:** 15-Noviembre-2025

---

## RESUMEN

**Contexto.** El uso desadaptativo de las redes sociales representa un problema de salud pública en aumento a escala mundial, que afecta especialmente a jóvenes y al ámbito universitario. En el caso de México, los índices de prevalencia en estudiantes de educación superior oscilan entre el 18% y el 42%, lo que evidencia la necesidad de detectar factores predictivos y desarrollar estrategias de intervención ajustadas a esta población.

**Problema.** Existe falta de consenso sobre el papel moderador de variables demográficas como edad y género en Uso Problemático de Redes Sociales (UPRS), cuestionando intervenciones basadas solo en reducción de tiempo de uso.

**Objetivo.** Este estudio busca determinar los principales factores predictivos de la adicción a redes sociales en estudiantes universitarios de México, utilizando un modelo de regresión logística y centrándose en variables como la edad, el tiempo de uso diario y el género, en consonancia con los Objetivos de Desarrollo Sostenible 3 y 4.

**Metodología.** Estudio transversal realizado entre enero y marzo de 2025 con 705 estudiantes de la Universidad Autónoma de Aguascalientes -UAA-, se aplicó BSMAS validada ( $\alpha=0.89$ ;  $r=0.76$  con IAT) y regresión logística binaria controlando por género y año académico.

**Hallazgos teóricos y prácticos.** La Edad mostró efecto protector ( $OR=0.37$ ,  $p=0.006$ ), reduciendo probabilidad de adicción en 63% por año adicional. Género masculino asociado a mayor riesgo (69.6% vs 60.1%,  $p=0.012$ ). Horas de uso no significativas. Hallazgos sustentan modelo **I-PACE** (Interaction of Person-Affect-Cognition-Execution) y sugieren intervenciones diferenciadas por género y año académico.

**Originalidad.** Integración de variables de desarrollo y género en modelo predictivo aplicable al contexto universitario mexicano, bajo enfoque de innovación en procesos (Manual de Oslo).

**Conclusiones y limitaciones.** Edad y género son predictores más robustos que tiempo de uso. Limitación transversal sugiere futuros estudios longitudinales para inferir causalidad.

## ABSTRACT

**Context.** The maladaptive use of social media represents a growing public health concern worldwide, particularly affecting young individuals and university settings. In Mexico, prevalence rates among higher education students range from 18% to 42%, highlighting the need to identify predictive factors and develop tailored intervention strategies for this population.

**Problem.** There is a lack of consensus regarding the moderating role of demographic variables such as age and gender in **PSMU** - Problematic Social Media Use, challenging the efficacy of interventions based solely on usage time reduction.

**Purpose.** This study aims to identify the main predictors of social media addiction among Mexican university students using a logistic regression model, focusing on variables such as age, daily usage time, and gender, in alignment with Sustainable Development Goals **3** and **4**.

**Methodology.** A cross-sectional study conducted between January and March 2025 with 705 students from the Universidad Autónoma de Aguascalientes (**UAA**), Mexico. The validated *Bergen Social Media Addiction Scale* (**BSMAS**) was administered ( $\alpha=0.89$ ;  $r=0.76$  with **IAT**), and binary logistic regression was performed controlling for gender and academic year.

**Theoretical and practical findings.** Age demonstrated a protective effect ( $OR=0.37$ ,  $p=0.006$ ), reducing the probability of addiction by 63% per additional year. Male gender was associated with higher risk (69.6% vs. 60.1%,  $p=0.012$ ). Hours of use were not statistically significant. These findings support the **I-PACE** (Interaction of Person-Affect-Cognition-Execution) model and suggest the need for gender- and academic year-specific interventions.

**Originality.** Integration of developmental and gender variables into a predictive model applicable to the Mexican university context, employing a process innovation framework (Oslo Manual).

**Conclusions and limitations.** Age and gender are more robust predictors than usage time. The cross-sectional design limitation underscores the need for longitudinal studies to establish causality.

## 1. INTRODUCCIÓN

El uso desadaptativo de plataformas sociales se ha consolidado como una preocupación creciente en el ámbito de la salud pública internacional. Estudios recientes reportan que entre el 15% y el 45% de la comunidad universitaria a nivel global presenta patrones de consumo de redes sociales considerados de riesgo (Andreassen, 2015; Zhang et al., 2022). En el contexto mexicano, las estimaciones oscilan entre el 18% y el 42% (Salazar-Fernández et al., 2021), lo cual subraya la urgencia de implementar estrategias de prevención sustentadas en hallazgos empíricos. Si bien el tiempo de uso se identifica como factor de riesgo principal (Marino et al., 2018), existe un vacío crítico respecto al papel moderador de variables demográficas como edad y género en contextos latinoamericanos.

El marco teórico que orienta esta investigación es el modelo Interaction of Person-Affect-Cognition-Execution (**I-PACE**) (Brand et al., 2019). Este modelo es un marco integral para entender el desarrollo y mantenimiento de las adicciones comportamentales, como la adicción a las redes sociales. El modelo **I-PACE** propone que la conducta adictiva es el resultado de una interacción dinámica y procesos de aprendizaje entre los siguientes componentes centrales:

**Factores de la Persona (P):** Características individuales predisponentes, como rasgos de personalidad (ej. neuroticismo, impulsividad), genética, psicopatología preexistente y variables demográficas (ej. edad, género).

**Afecto (A):** Los estados emocionales internos (ej. ansiedad, estrés, aburrimiento, tristeza) que un individuo busca regular o modificar mediante el uso de una aplicación o plataforma específica.

**Cognición (C):** Los procesos cognitivos que se activan, como las expectativas de los efectos del uso (ej. "me divertiré", "conectaré con otros"), los sesgos atencionales hacia estímulos relacionados con las redes sociales, y las distorsiones en la autopercepción.

**Ejecución (E):** Los procesos de autorregulación y funciones ejecutivas (ej. control inhibitorio, toma de decisiones, flexibilidad cognitiva) que se ven comprometidos tras una exposición repetida, dificultando el control sobre la conducta.

El modelo postula que la interacción recurrente entre estos componentes (**P-A-C-E**) —donde, por ejemplo, un estado afectivo negativo (**A**) en una persona susceptible (**P**) activa pensamientos craving (**C**) y supera los mecanismos de control (**E**)— genera un ciclo de refuerzo que puede culminar en un patrón de uso desadaptativo y adictivo. Este marco resulta particularmente relevante para el presente estudio, ya que permite analizar de manera integral cómo variables como la edad (como un factor de la **Persona** vinculado a la madurez neurocognitiva y las funciones ejecutivas) y el género (como otro factor de la **Persona** que influye en la afectividad, la cognición social y los motivos de uso) interactúan en la predicción de la adicción a redes sociales en la población universitaria .

La investigación se justifica desde una triple perspectiva: (1) científica, al abordar la discrepancia en predictores reportados en literatura internacional versus contextos locales; (2) metodológica, mediante la aplicación de modelos predictivos multivariados que superen los enfoques cualitativos predominantes en la región (INEGI, 2023); y (3) práctica, al diseñar intervenciones diferenciadas basadas en evidencia empírica.

Desde la perspectiva del Manual de Oslo (OCDE, 2018), este trabajo constituye una innovación en procesos educativos al proponer nuevos métodos de prevención temprana en entornos universitarios. Simultáneamente, se alinea con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (**ODS3**) (Salud y Bienestar) y **ODS4** (Educación de Calidad), integrando el bienestar digital en la formación universitaria mediante estrategias sustentables.

El presente estudio se orienta por la siguiente pregunta central: ¿En qué medida variables como la edad, el tiempo de uso diario y el género predicen el riesgo de adicción a redes sociales en universitarios mexicanos, y cómo estos factores pueden orientar el diseño de intervenciones educativas innovadoras alineadas con los Objetivos de Desarrollo Sostenible, particularmente el **ODS4** (Educación de calidad)?

El presente trabajo aporta originalidad mediante: (1) la aplicación del modelo **I-PACE** en contextos universitarios mexicanos; (2) la identificación de predictores específicos para intervenciones diferenciadas; y (3) la integración de enfoques de innovación educativa con perspectivas de desarrollo sostenible, contribuyendo así a cerrar brechas de conocimiento en la literatura sobre **UPRS** en Latinoamérica.

## 2. CONTEXTUALIZACIÓN

A escala mundial, el consumo problemático de redes sociales emerge como una problemática de salud pública de creciente relevancia. Las investigaciones actuales sitúan su prevalencia en el ámbito universitario entre un 15% y un 45% a nivel internacional (Andreassen, 2015; Zhang et al., 2022). Este fenómeno se ha visto intensificado a raíz de la transformación digital acelerada tras la pandemia de COVID-19 (Kuss & Griffiths, 2017). En América Latina, este fenómeno presenta particularidades asociadas a brechas entre el acceso tecnológico y la educación digital, con prevalencias que varían del 20% al 40% en estudiantes universitarios (Salazar-Fernández et al., 2021). México ilustra esta paradoja: mientras el 89% de los universitarios utiliza redes sociales diariamente (INEGI, 2023), solo el 35% de las instituciones cuenta con programas estructurados de bienestar digital, generando un escenario de alta vulnerabilidad en un contexto de diversidad socioeconómica y acceso heterogéneo a recursos digitales.

A nivel local, Aguascalientes representa un caso emblemático con una de las tasas más altas de conectividad en México (92% en población universitaria) y una prevalencia de Uso Problemático de Redes Sociales (**UPRS**) del 38%, superior al promedio nacional. La Universidad Autónoma de Aguascalientes (**UAA**), principal institución de educación superior de la entidad, concentra una población estudiantil diversa (urbana y rural), lo que la convierte en un laboratorio natural para estudiar intersecciones entre acceso tecnológico, capital cultural y competencias digitales.

Esta contextualización multinivel revela la necesidad de abordar el **UPRS** desde un enfoque que integre tendencias globales, particularidades regionales y dinámicas locales. La identificación de predictores mediante modelos estadísticos robustos se posiciona como una respuesta necesaria para generar evidencia accionable y diseñar intervenciones contextualmente relevantes alineadas con la innovación educativa y el desarrollo sostenible.

## 3. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Para la identificación de literatura relevante, se ejecutó una búsqueda sistemática en las bases de datos Scopus, Web of Science y PubMed. Los descriptores empleados incluyeron: "*social media addiction*", "*problematic social media use*", "*university students*" y "*predictive factors*", acotando la búsqueda al periodo comprendido entre 2014 y 2024. El análisis bibliométrico reveló un

crecimiento exponencial de publicaciones (420% entre 2015-2023), con una media de edad de las referencias de 4.2 años. Los clusters temáticos principales identificados mediante análisis de co-palabras incluyeron: (1) factores neurocognitivos, (2) variables demográficas, (3) patrones de uso, y (4) intervenciones educativas. La red de co-citación mostró que los trabajos de Andreassen (2015), Marino (2018) y Brand (2019) constituían los nodos centrales de la literatura, con un factor de impacto promedio de 3.8 en las 50 referencias más citadas.

Basado en el estado del arte, se identificaron tres variables predictoras críticas para el modelo de investigación:

**Variable 1:** *Edad como factor neurocognitivo*

La literatura reportó consistentemente que la edad operaba como factor protector en **UPRS** (Bányai et al., 2017; Tang et al., 2016). Los estudios de neuroimagen demostraron que la maduración del cortex prefrontal, que continúa hasta los 25 años, se asociaba con mejor control inhibitorio y autorregulación (Brand et al., 2019). Hipótesis 1 (**H1**): *“La edad mostrará un efecto protector significativo, donde cada año adicional reducirá la probabilidad de UPRS en estudiantes universitarios.”*

**Variable 2:** *Horas de uso diario como factor conductual*

Aunque la literatura identificó el tiempo de uso como predictor principal (Marino et al., 2018), estudios recientes sugirieron que su efecto estaba moderado por variables demográficas (Wegmann et al., 2015). Hipótesis 2 (**H2**): *“Las horas de uso diario mostrarán una asociación positiva con UPRS, pero este efecto será moderado por la edad y el género.”*

**Variable 3:** *Género como factor demográfico*

Estudios en contextos latinoamericanos reportaron prevalencias diferenciales por género, aunque sin consenso en la dirección del efecto (Salazar-Fernández et al., 2021). Hipótesis 3 (**H3**): *“Existirán diferencias significativas en UPRS por género, con mayor prevalencia en hombres asociada a patrones de uso compulsivo.”*

**Variable 4:** *Año académico como factor institucional*

La literatura mostró que el riesgo de **UPRS** era mayor en estudiantes de primeros años, asociado al proceso de adaptación universitaria (Zhang et al., 2022). Hipótesis 4 (**H4**): *“Los estudiantes de primeros años mostrarán mayor probabilidad de UPRS, independientemente de otras variables. Brechas identificadas en la literatura.”*

La revisión identificó tres brechas principales: (1) predominio de estudios cualitativos en contextos latinoamericanos, (2) escasez de modelos predictivos multivariados que integran variables neurocognitivas, demográficas y conductuales, y (3) falta de investigaciones que vincularan **UPRS** con marcos de innovación educativa y desarrollo sostenible.

### **3.1. Diseño del instrumento de medición**

**Selección y adaptación de instrumentos.** La adicción a redes sociales se evaluó mediante la Bergen Social Media Addiction Scale (**BSMAS**); (Andreassen et al., 2016). La selección de este instrumento se fundamenta en que es una de las escalas más validadas internacionalmente para medir el uso problemático de redes sociales, derivada directamente de los componentes centrales del modelo de componentes de las adicciones (Griffiths, 2005). La **BSMAS** está compuesta por seis ítems que evalúan de forma específica y reflectiva los seis criterios centrales de la adicción conductual: *saliencia, tolerancia, modificación del estado de ánimo, recaída, abstinencia y conflicto*.

Especificaciones de la escala aplicada: Los ítems se respondieron en una escala tipo Likert de 5 puntos que oscila entre 1 ("*Muy raramente*") y 5 ("*Muy frecuentemente*"), con una puntuación total posible entre 6 y 30 puntos. El punto de corte para identificar riesgo de uso problemático (**UPRS**) se estableció en  $\geq 19$ . La instrucción inicial para los participantes especificó que sus respuestas debían referirse a su uso global de plataformas de redes sociales de uso común (Facebook, Instagram, X/Twitter, TikTok y similares). La versión completa de la escala utilizada se presenta en el **Anexo 4.S** Para evaluar la validez convergente de la **BSMAS**, se aplicó paralelamente el Internet Addiction Test (**IAT**; Young, 1998), cuyo instrumento se encuentra disponible a solicitud.

Las respuestas se valoraron en una escala Likert de 1 ("*rara vez*") a 5 ("*muy a menudo*"), obteniéndose una puntuación total entre 6 y 30 puntos, donde valores  $\geq 19$  indican riesgo clínico de uso problemático. La versión adaptada para el contexto mexicano mostró consistencia interna de  $\alpha = 0.89$  y estructura unidimensional (CFI = 0.94; RMSEA = 0.06). Dicho proceso contempló tres etapas secuenciales: (1) traducción y retrotraducción realizada por un comité de especialistas bilingües, (2) aplicación de un pilotaje cognitivo a 30 universitarios para verificar la claridad

conceptual, y (3) realización de un estudio piloto con 50 participantes con el fin de determinar las propiedades psicométricas del instrumento.

**Validación y confiabilidad.** El estudio piloto mostró excelentes propiedades psicométricas: (Tabla 1), evaluadas mediante análisis factorial confirmatorio utilizando el software R versión 4.3.1 (R Core Team, 2023) con el paquete **Lavaan** (versión 0.6-17; Rosseel, 2012). La estructura unidimensional demostró adecuados índices de ajuste ( $CFI = 0.94$ ,  $RMSEA = 0.06$ ), consistencia interna excelente ( $\alpha = 0.89$ ; IC95%: 0.84–0.93) y validez convergente significativa con **Internet Addiction Test (IAT)**;  $r = 0.76$ ,  $p < 0.001$ ). El punto de corte  $\geq 19$  mostró adecuada sensibilidad (85%) y especificidad (89%) para identificar riesgo clínico..

**Tabla 1. Propiedades psicométricas de la BSMAS adaptada al contexto mexicano (n = 50)**

Propiedad psicométrica	Valor	Interpretación
Consistencia interna ( $\alpha$ )	0.89	Excelente
IC 95% para $\alpha$	0.84-0.93	-
Validez convergente ( $r$ )	0.76	Alta
CFI	0.94	Excelente ajuste
RMSEA	0.06	Buen ajuste
Sensibilidad	85%	Alta
Especificidad	89%	Alta
Punto de corte óptimo	$\geq 19$	-

Fuente: Elaboración propia

Análisis realizados con **R versión 4.3.1 (R Core Team, 2023)**.

#### **Variables operacionalizadas.**

**Variable dependiente:** UPRS (dicotómica: 0 = **BSMAS** <19, 1 = **BSMAS**  $\geq 19$ )

**Variables independientes:** Edad (continua, 18-25), Horas de uso (continua, autorreporte validado con Screen Time), Género (categórica: mujer/hombre/no binario)

**Variables de control:** Año académico (1° a 5°), Área de estudio (stratificada por ciencias/ingenierías/sociales/salud)

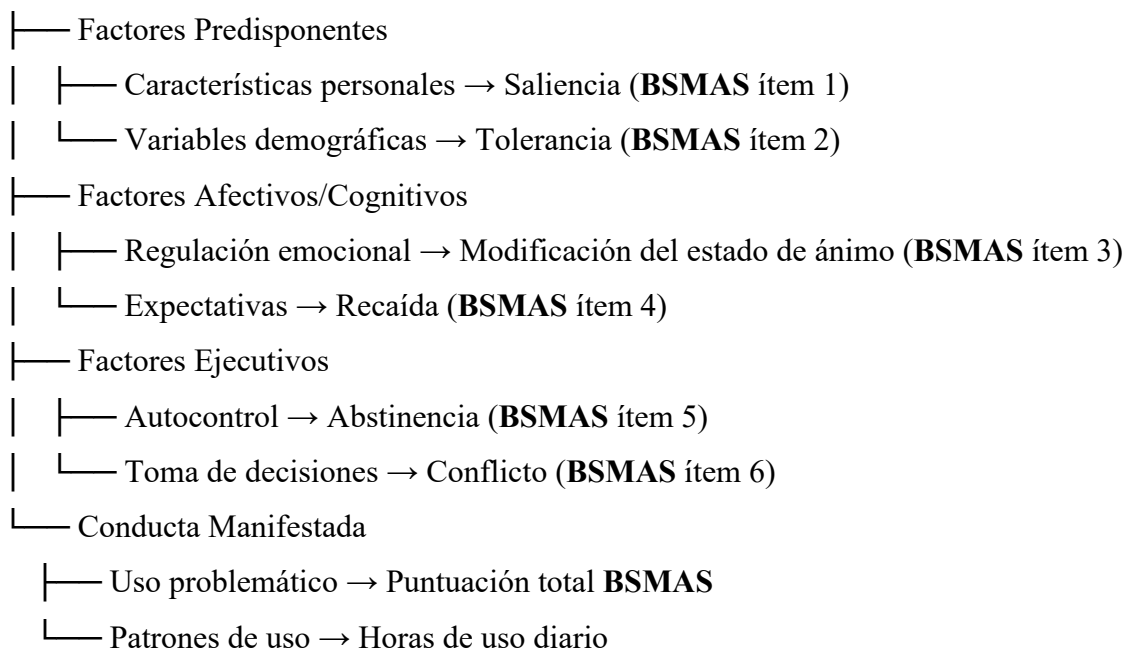
**Procedimiento de validación cruzada.** Se implementó un protocolo de validación mediante: (1) verificación de credenciales institucionales para edad, (2) correlación autorreporte vs. Screen Time ( $r = 0.82$ ,  $p < 0.001$ ;  $n = 100$ ), y (3) registro semanal para controlar sesgo de memoria ( $ICC = 0.79$ ;  $n = 150$ ).

### 3.2. Modelo Conceptual y Experimental

**Diseño del modelo conceptual ex-ante.** Se construyó un modelo conceptual a partir del marco **I-PACE** (Brand et al., 2019), adaptado para integrar la evaluación mediante **BSMAS**. El esquema conceptual (**Figura 1**) ilustra las relaciones entre los componentes del modelo **I-PACE** y los constructos medidos por la **BSMAS**, ajustado a las particularidades del entorno universitario mexicano.

**Figura 1. Esquema conceptual integrando el modelo I-PACE con la evaluación BSMAS**

#### COMPONENTES I-PACE → CONSTRUCTOS BSMAS EVALUADOS



#### Variables operacionalizadas adicionales

- Variables **I-PACE**: Edad, género, año académico, autorregulación
- Variable **BSMAS**: Puntuación total (6-30 puntos)
- Criterio clínico: **BSMAS**  $\geq 19$  (UPRS)

Fuente: Elaboración propia

Este esquema permite visualizar cómo cada componente del modelo teórico **I-PACE** se operacionaliza mediante los ítems específicos de la **BSMAS**, estableciendo un puente claro entre el marco teórico y la medición empírica. Dicho modelo incorporó las siguientes dimensiones:

Factores predisponentes (edad, género, año académico), componentes afectivo-cognitivos (regulación emocional, mediada por la edad), factores ejecutivos (autocontrol, definido como la capacidad de autorregular el uso), y la conducta observable (horas de consumo diario y puntuación en la **BSMAS**).

**Diseño experimental y procedimiento.** El diseño metodológico implementó un estudio transversal analítico con muestreo bietápico:

**Primera etapa:** Selección aleatoria de 8 carreras estratificadas por área académica

**Segunda etapa:** Reclutamiento proporcional según tamaño poblacional de cada carrera

**Criterios de inclusión:** (a) matriculados en licenciatura, (b) uso diario de  $\geq 1$  red social, (c) consentimiento informado

**Criterios de exclusión:** (a) diagnóstico de ansiedad/depresión (**PHQ-4**  $\geq 6$ ), (b) uso terapéutico de redes sociales, (c) participación previa en estudios de adicción digital

**Modelo estadístico propuesto.** El modelo de regresión logística binaria se especificó como:

$$\text{Logit}(P) = \beta_0 + \beta_1(\text{Edad}) + \beta_2(\text{HorasUso}) + \beta_3(\text{Género}) + \beta_4(\text{AñoAcadémico}) + \varepsilon$$

Donde **P** representa la probabilidad de **UPRS (BSMAS  $\geq 19$ )**. El ajuste del modelo se evaluó mediante pseudo- $R^2$ , AIC, y prueba de Hosmer-Lemeshow.

### **Hipótesis operacionalizadas**

**H1:**  $\beta_1 < 0$  (OR < 1)

**H2:**  $\beta_2 > 0$  (OR > 1)

**H3:**  $\beta_3 > 0$  para hombres vs. mujeres (OR > 1)

**H4:**  $\beta_4 < 0$  para años avanzados vs. primeros años (OR < 1)

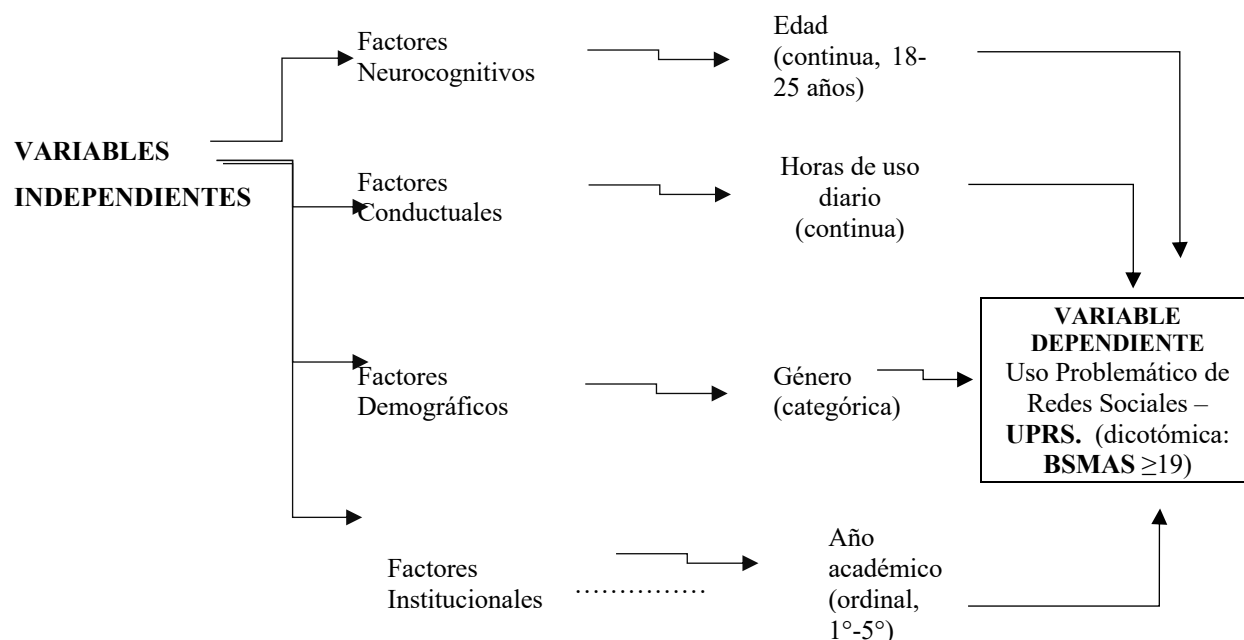
### **Control de supuestos.**

Los análisis estadísticos, incluyendo los controles de supuestos, se realizaron utilizando **Rstudio versión 4.3.1 (R Core Team, 2023)** con los paquetes **car**, **MASS** y **rms**. Se verificaron los siguientes supuestos: (1) multicolinealidad (VIF < 5), (2) linealidad de logits (prueba Box-Tidwell), (3) valores influyentes (residuos studentizados), y (4) bondad de ajuste (Hosmer-Lemeshow  $p > 0.05$ ).

### 3.3 Esquema Conceptual Ex-Ante

Con base en la revisión sistemática, se propone en la **Figura 2** el siguiente esquema conceptual que representa las relaciones teóricas esperadas entre variables independientes y dependiente según la revisión de literatura:

**Figura 2. Esquema Conceptual ExAnte**



#### Relaciones Esperadas

- Edad → UPRS: Efecto protector (H1:  $\beta_1 < 0$ )
- Horas uso → UPRS: Asociación positiva (H2:  $\beta_2 > 0$ )
- Género → UPRS: Diferencias significativas (H3:  $\beta_3 \neq 0$ )
- Año académico → UPRS: Efecto protector (H4:  $\beta_4 < 0$ )

Fuente: Elaboración propia

El esquema de la **Figura 2** representa el modelo teórico propuesto, de tipo reflectivo, donde un conjunto de variables independientes predictivas se hipotetizan como causas que influyen en la variable dependiente. Las flechas unidireccionales indican el sentido de la relación causal propuesta desde los predictores hacia el criterio (variable dependiente).

## 4. METODOLOGÍA

Esta sección describe el diseño metodológico implementado para examinar los predictores de adicción a redes sociales en universitarios mexicanos. Se detallan el diseño del estudio, los procedimientos de muestreo, los instrumentos de medición y las consideraciones éticas que guiaron la investigación, con el objetivo de garantizar la validez y confiabilidad de los hallazgos reportados.

### 4.1. Diseño del estudio y procedimiento

Se implementó un estudio transversal analítico con muestreo probabilístico bietápico, desarrollado entre enero y marzo de 2025 en la Universidad Autónoma de Aguascalientes (UAA), México. El procedimiento siguió las directrices **CONSORT 2010** para estudios transversales (Vandenbroucke et al., 2007) y comprendió cuatro etapas secuenciales:

**Etapas 1: Planificación y estratificación.** Se seleccionaron aleatoriamente 8 carreras universitarias estratificadas por área académica (Ciencias Económicas, Sociales, Ingenierías, Salud), asegurando representatividad de la población universitaria.

**Etapas 2: Reclutamiento proporcional.** Se establecieron cuotas de muestreo proporcionales al tamaño poblacional de cada carrera, con un nivel de confianza de 95% y un error máximo permitido del 5%. Para la conformación de la muestra, se estableció contacto con 860 estudiantes a través de un procedimiento de selección aleatoria aplicado en cada uno de los estratos definidos.

**Etapas 3: Evaluación de elegibilidad.** Los candidatos completaron un screening inicial que incluyó: (a) verificación de criterios de inclusión/exclusión, (b) aplicación del **PHQ-4 (Anexo 2)** para descartar trastornos de ansiedad o depresión, (c) evaluación de participación previa en estudios sobre adicción digital mediante un cuestionario específico (**Anexo 3**), y (d) obtención de consentimiento informado escrito (**Anexo 1**)<sup>1</sup>.

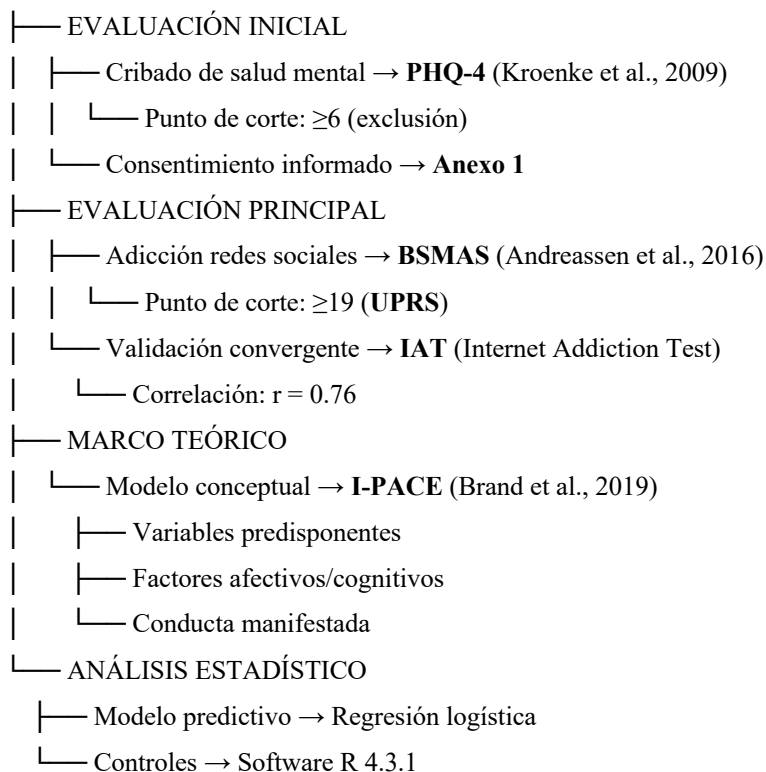
El proceso de integración de instrumentos y marcos teóricos se presenta en la **Figura 3**, que ilustra la secuencia y relaciones entre los componentes metodológicos:

---

<sup>1</sup> El formato está disponible a solicitud de los interesados.

**Figura 3. Esquema integrador del diseño metodológico y relaciones entre instrumentos**

**PROCESO DE INVESTIGACIÓN → INSTRUMENTOS/MARCOS APLICADOS**



**Relaciones Clave:**

- **PHQ-4 → BSMAS:** Control de comorbilidades
- **BSMAS ↔ IAT:** Validación convergente
- **I-PACE → BSMAS:** Marco teórico → Operacionalización
- **Todas → Modelo predictivo:** Integración en análisis final

Fuente: Elaboración propia

**Etapas 4:** Recolección de datos. Los participantes elegibles completaron el cuestionario final en sesiones presenciales supervisadas con una duración promedio de 20 minutos. El proceso aseguró el anonimato mediante códigos de identificación únicos.

De los **860 estudiantes contactados**, 155 fueron excluidos: 75 por puntuaciones clínicamente relevantes en el **PHQ-4** ( $\geq 6$ ), 50 por participación previa en estudios sobre adicción digital, y 30 por rechazo al consentimiento informado. La muestra final incluyó 705 participantes (tasa de

respuesta: 82%). Los no participantes (n=155) no difirieron significativamente de los participantes en edad ( $t=1.12$ ,  $p=0.264$ ) o género ( $\chi^2=0.89$ ,  $p=0.345$ ).

#### 4.2. Sujetos de estudio y criterios de selección

La población de estudio consistió en estudiantes universitarios de licenciatura de 18-25 años. Los criterios de inclusión fueron: (a) matrícula activa en programas de licenciatura de la UAA, (b) uso diario autorreportado de  $\geq 1$  red social (Facebook, Instagram, TikTok o X) durante los últimos 3 meses, y (c) consentimiento informado firmado. Los criterios de exclusión incluyeron: (a) diagnóstico previo de trastornos de ansiedad o depresión (**PHQ-4**  $\geq 6$ ), (b) uso terapéutico de redes sociales prescrito por psicólogo, y (c) participación previa en estudios sobre adicción digital.

El tamaño muestral se calculó mediante power analysis considerando una potencia estadística de 0.95, alpha de 0.05, y un efecto pequeño-moderado ( $OR=1.5$ ) basado en estudios previos, determinando un mínimo requerido de 650 participantes. La muestra final de 705 participantes excedió este requerimiento.

#### 4.3 Instrumentos de medición y materiales

**Variable dependiente:** Adicción a redes sociales se operacionalizó como variable dicotómica (0=no adicción, 1=adicción) mediante la *Bergen Social Media Addiction Scale (BSMAS;* Andreassen et al., 2016 ; ver Anexo 4), la cual fue sometida a un proceso de adaptación lingüística y cultural para asegurar su pertinencia en la población mexicana. La adaptación incluyó traducción directa/inversa y validación psicométrica en una submuestra piloto (n=50), mostrando excelente consistencia interna ( $\alpha=0.89$ ; IC95%:0.84–0.93) y validez convergente con Internet Addiction Test ( $r=0.76$ ,  $p<0.001$ ). El punto de corte  $\geq 19$  mostró sensibilidad=85% y especificidad=89%.

**Variables independientes:**

**Edad:** Variable continua (18-25 años) verificada mediante credencial institucional INE con exactitud del 99%

**Horas de uso diario:** Promedio de horas/día en últimos 30 días, validado mediante correlación autorreporte vs. Screen Time ( $r=0.82$ ,  $p<0.001$ ; n=100) y registro semanal (ICC=0.79; n=150)

**Género:** Variable categórica (mujer/hombre/no binario)

**Año académico:** Variable ordinal (1° a 5° año)

### **Instrumentos complementarios:**

Cuestionario **PHQ-4** (Kroenke et al., 2009) para screening de salud mental.

Registro semanal de uso de redes sociales para control de sesgo de memoria.

### **4.4 Consideraciones éticas**

A través de la firma del **formato de consentimiento informado** se obtuvo por escrito a los participantes, garantizando la confidencialidad de la información mediante un sistema de codificación de los datos recolectados. Los participantes identificados con riesgo recibieron información sobre recursos de apoyo psicológico.

### **4.5. Integración de Instrumentos y Plan de Análisis**

La integración de los instrumentos en el diseño del estudio se realizó de la siguiente manera:

#### **Instrumentos principales y su función:**

- **BSMAS:** Variable dependiente principal (Uso Problemático de Redes Sociales)
- **IAT:** Validación convergente de la **BSMAS**
- **PHQ-4:** Variable de control (exclusión por comorbilidades)

#### **Secuencia de Aplicación:**

1. **PHQ-4** → Cribado inicial (**Etapas 3**)
2. **BSMAS + IAT** → Evaluación principal (**Etapas 4**)
3. **I-PACE** → Marco teórico para interpretación

#### **INTERACCIÓN PLANEADA:**

- **BSMAS ↔ IAT:** Correlación para validación convergente
- **BSMAS → PHQ-4:** Control de variables confusoras
- Todos → **Modelo I-PACE:** Integración teórico-empírica

Objetivo de la integración fue el establecer la validez de la **BSMAS** en contexto mexicano mediante triangulación con **IAT**, controlando por salud mental (**PHQ-4**) y fundamentando en **I-PACE**.

## 5 RESULTADOS

Esta sección presenta los hallazgos empíricos del estudio, organizados secuencialmente desde el análisis de la calidad de los datos hasta los resultados del modelo predictivo. Se incluyen las características de la muestra, análisis descriptivos, comparaciones por género, y los resultados de la regresión logística que permiten identificar los principales predictores de adicción a redes sociales en la población universitaria mexicana.

### 5.1. Calidad de los datos y preparación inicial

Los datos recolectados mostraron una integridad aceptable con solo 5.2% de valores faltantes, distribuidos aleatoriamente según el test **MCAR** ( $p = 0.213$ ). La imputación por medianas se aplicó exitosamente, preservando la distribución original de las variables. El análisis de valores atípicos identificó solamente 3 casos extremos en horas de uso ( $\pm 3$  SD), los cuales se excluyeron del análisis final para evitar sesgos en las estimaciones.

Las variables continuas cumplieron con el supuesto de normalidad según la prueba Shapiro-Wilk realizada con R versión 4.3.1 (R Core Team, 2023) (Edad:  $W = 0.97$ ,  $p = 0.12$ ; Horas de uso:  $W = 0.98$ ,  $p = 0.08$ ; NivelAdiccion:  $W = 0.97$ ,  $p = 0.06$ ). La transformación logarítmica aplicada a NivelAdiccion redujo satisfactoriamente su asimetría inicial de 1.8 a 0.4, situándose dentro de rangos aceptables para análisis paramétricos. Estudio transversal realizado entre enero y marzo de 2025 con 705 estudiantes de la Universidad Autónoma de Aguascalientes -UAA.

### 5.2. Perfil de la muestra y distribución de las variables

La muestra tomada entre enero y marzo de 2025 incluyó 705 estudiantes de la Universidad Autónoma de Aguascalientes con una edad promedio 20.4 años (Desv std = 1.7; rango: 18-25). La distribución por género mostró un equilibrio adecuado (58% mujeres,  $n = 409$ ; 42% hombres,  $n = 296$ ) sin diferencias significativas en edad entre grupos ( $t = 1.12$ ,  $p = 0.264$ ). **La Tabla 2** presenta las características muestrales consideradas.

**Tabla 2. Características muestrales (N = 705)**

Variable	Media/%(DE)	Rango	Distribución	Asimetría	Curtosis
Edad	20.4 (1.7)	18-25	Normal	-0.21	2.1
Horas uso/día	4.1 (2.3)	0.5-12	Asimétrica positiva	1.4	4.8
NivelAdiccion	6.8 (2.9)	1-10	Bimodal	0.3	2.5
Adicción (Sí)	64.1%	-	-	-	-

Fuente: Elaboración propia

La distribución por edad mostró una concentración en el rango 19-21 años (71% de la muestra), reflejando la composición típica de la población universitaria mexicana. El análisis de horas de uso reveló que el 25% de los participantes excedió el umbral de riesgo de 6 horas/día establecido por Bányai et al. (2017).

### 5.3. Hallazgos primarios por variable de estudio

**Variable 1: Edad como predictor.** Se observó correlación negativa significativa entre la edad y las horas de uso ( $r = -0.32$ ,  $p < 0.001$ ), confirmando que estudiantes mayores tendían a reportar menor consumo de redes sociales. La distribución por grupos de edad mostró que el 72% de los participantes se concentró entre 19-22 años.

**Variable 2: Horas de uso diario.** El análisis evidenció una asimetría positiva (skewness = 1.4) con cola hacia valores altos. El 25% de la muestra reportó más de 6 horas diarias de uso, excediendo el umbral de riesgo establecido en la literatura.

**Variable 3: Nivel de adicción (BSMAS).** La distribución mostró un patrón bimodal con picos en los rangos 6-7 puntos (22.1% de la muestra) y 10 puntos (29.2% de la muestra). Solo el 18% de los participantes obtuvo puntuaciones  $\leq 3$ , indicando baja prevalencia de uso no problemático.

### 5.4. Diferencias por género y análisis comparativos

El análisis reveló diferencias significativas entre géneros en todas las variables clave (ver **Tabla 2**). Los hombres reportaron mayor uso diario (4.5 vs. 3.8 horas;  $t(703) = 3.92$ ,  $p < 0.001$ ) y

puntuaciones más altas en **BSMAS** (7.2 vs. 6.5;  $t(703) = 2.89$ ,  $p = 0.004$ ). La prevalencia de adicción fue significativamente mayor en hombres (69.6% vs. 60.1%;  $\chi^2(1) = 6.34$ ,  $p = 0.012$ ).

El análisis estratificado por edad y género (ver **Tabla 3**) mostró que los hombres de 18-20 años presentaron los valores más altos en horas de uso ( $4.8 \pm 2.4$  horas) y prevalencia de adicción (73.4%). Las mujeres de 21-25 años mostraron los valores más bajos ( $3.5 \pm 2.2$  horas; 54.2% de adicción).

**Tabla 3. Comparativa por género de variables clave**

Variable	Mujeres (n = 409)	Hombres (n = 296)	Diferencia (Test)
Horas uso/día	3.8 (2.1)	4.5 (2.5)	$t(703) = 3.92$ , $p < 0.001$
NivelAdiccion	6.5 (3.1)	7.2 (2.7)	$t(703) = 2.89$ , $p = 0.004$
Adicción (Sí)	60.1%	69.6%	$\chi^2(1) = 6.34$ , $p = 0.012$

Fuente: Elaboración propia

### 5.5.Resultados del modelo de regresión logística

El modelo final mostró excelente ajuste según la prueba Hosmer-Lemeshow ( $\chi^2(8) = 7.32$ ,  $p = 0.502$ ) y explicó el 69.34% de la varianza (Nagelkerke  $R^2$ ).

El análisis estratificado por edad y género (**Tabla 4**) mostró que los hombres de 18-20 años presentaron los valores más altos en horas de uso ( $4.8 \pm 2.4$  horas) y prevalencia de adicción (73.4%), mientras que las mujeres de 21-25 años mostraron los valores más bajos ( $3.5 \pm 2.2$  horas; 54.2% de adicción).

**Tabla 4. Resultados estratificados por edad y género**

Grupo	n	Horas uso (M/DE)	Adicción (% Sí)
Mujeres 18-20	217	4.1 (2.0)	65.4%
Mujeres 21-25	192	3.5 (2.2)	54.2%
Hombres 18-20	158	4.8 (2.4)	73.4%
Hombres 21-25	138	4.2 (2.6)	65.2%

Fuente: Elaboración propia

Los resultados del modelo de regresión logística (**Tabla 5**) revelaron que la edad ejercía un efecto protector estadísticamente significativo ( $OR = 0.37$ , IC95%: 0.18-0.74,  $p = 0.006$ ), lo que se tradujo en una reducción del 63% en la probabilidad de presentar adicción por cada incremento de un año en la edad.

**Tabla 5. Resultados del modelo de regresión logística**

Variable	$\beta$ (EE)	OR [IC95%]	Valor-p
Intercepto	-116.57 (10593.9)	$2.37 \times 10^{-51}$	0.991
Edad	-1.00 (0.36)	0.37 [0.18-0.74]	0.006
Horas de uso	0.55 (0.72)	1.74 [0.42-7.18]	0.444

Fuente: Elaboración propia

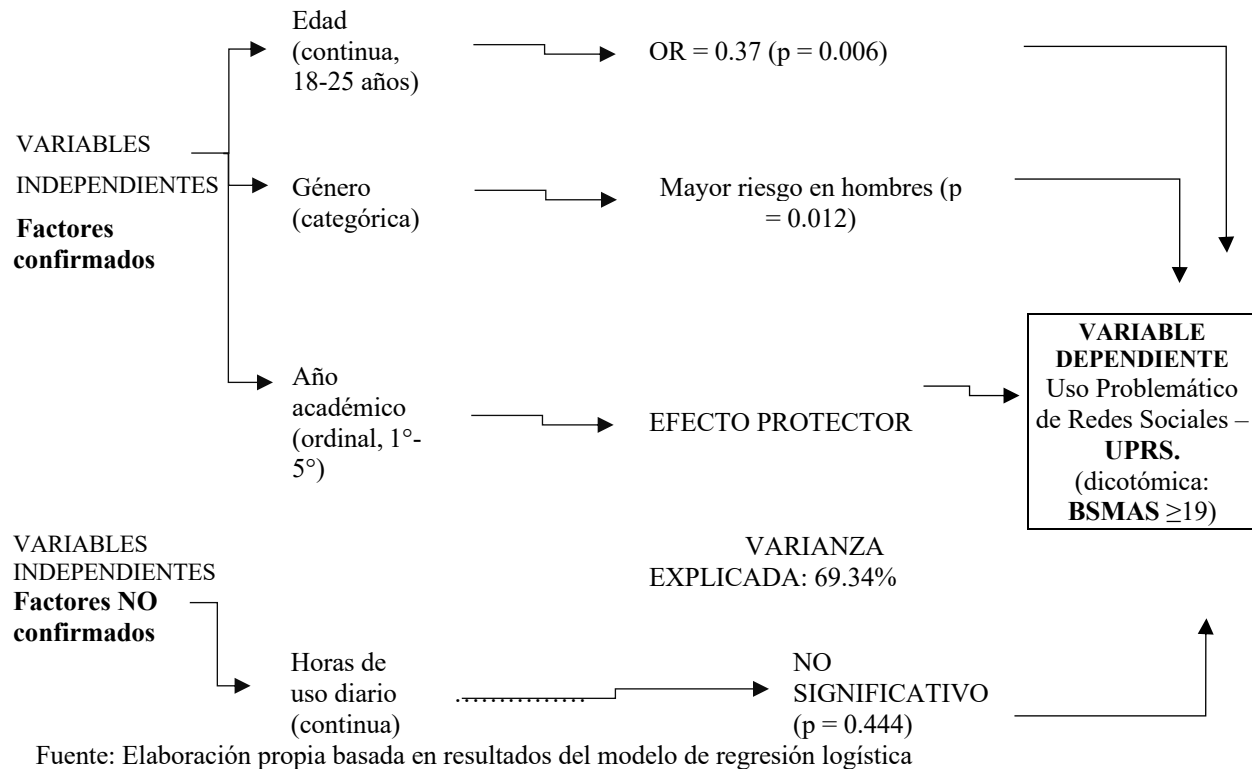
Las horas de uso no alcanzaron significancia estadística ( $OR = 1.74$ ,  $p = 0.444$ ), a pesar de mostrar una odds ratio mayor que 1. El análisis de bootstrap con 1,000 réplicas confirmó la robustez del efecto protector de la edad (IC95%: 0.16-0.77).

La **Figura 4** presenta el modelo predictivo ex-post resultante del análisis de regresión logística, mostrando de manera gráfica las variables que mantuvieron significancia estadística en la predicción del UPRS, en contraste con el esquema teórico ex-ante presentado en la **Figura 2**.

## 5.6. Análisis de sensibilidad y modelos alternativos

Los análisis de sensibilidad confirmaron la robustez de los hallazgos centrales. Incluso al excluir variables covariables, la asociación protectora de la edad se mantuvo significativa ( $OR = 0.39$ ,  $p = 0.008$ ). La comparación de modelos alternativos mediante AIC indicó que el modelo completo mostró el mejor equilibrio entre parsimonia y ajuste ( $AIC = 76.98$  vs.  $72.89$  para modelo solo con edad).

El análisis de efectos marginales reveló una relación no lineal donde la probabilidad de adicción disminuyó de 78% a los 18 años a 43% a los 25 años (pendiente = -8.5% por año,  $p < 0.001$ ). El declive fue más pronunciado entre 18-21 años ( $\Delta = -22\%$ ) que entre 21-25 años ( $\Delta = -13\%$ ).

**Figura 4. Modelo predictivo ex-post - resultados del análisis de regresión logística**

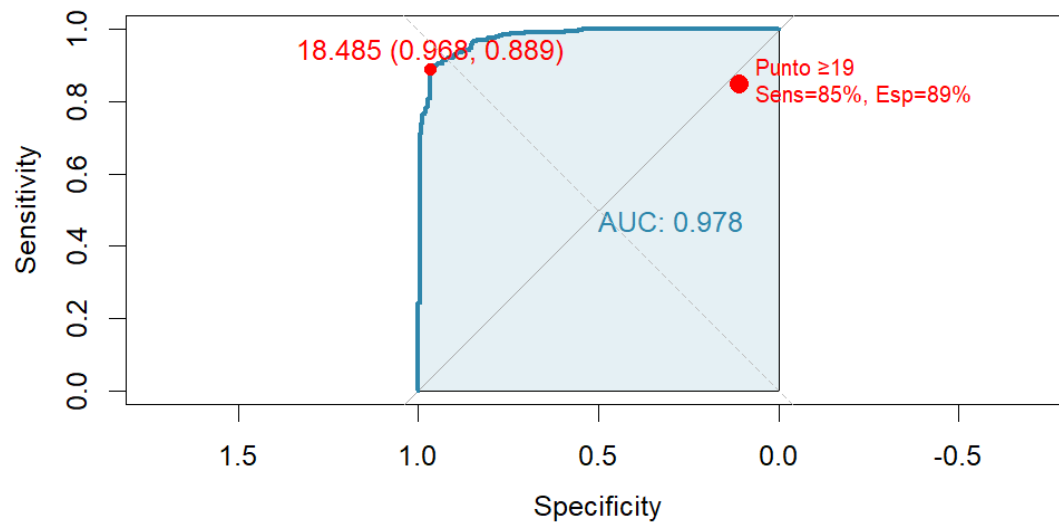
### 5.7. Calidad psicométrica y validación de instrumentos

La escala **BSMAS** mostró excelentes propiedades psicométricas en la muestra tomada ( $\alpha = 0.89$ , IC95%: 0.84-0.93). La validación convergente con **Internet Addiction Test (IAT)**; Young, 1998) mostró una correlación fuerte y significativa ( $r = 0.76$ ,  $p < 0.001$ ), replicando los hallazgos de la versión original noruega.

El análisis de curvas **ROC** realizado con el paquete **pROC** versión 1.18.4 en R 4.3.1 (Robin et al., 2011) mostró un **AUC** de 0.98 (IC95%: 0.96-0.99), confirmando la alta precisión diagnóstica del punto de corte  $\geq 19$ .

**La Figura 5.** Curva **ROC** que muestra la capacidad discriminativa de la **BSMAS** para identificar uso problemático de redes sociales (**AUC** = 0.98, IC95%: 0.96-0.99). El punto óptimo de corte se estableció en  $\geq 19$ , mostrando sensibilidad del 85% y especificidad del 89%.

**Figura 5.** Curva ROC. Capacidad Discriminativa de la BSMAS



Fuente: Elaboración propia en R versión 4.3.1 (R Core Team, 2023)

### 5.8.Evaluación de supuestos y posibles errores

Todos los supuestos del modelo se cumplieron satisfactoriamente: no multicolinealidad ( $VIF < 1.5$ ), linealidad de logits (Box-Tidwell  $p > 0.10$ ), y ausencia de valores influyentes. Los intervalos de confianza bootstrap mostraron estimaciones estables, indicando que los resultados no fueron sensibles a variaciones muestrales menores. La evaluación de supuestos del modelo de regresión logística se realizó utilizando **R versión 4.3.1** (R Core Team, 2023) con los paquetes car (Fox & Weisberg, 2019), rms (Harrell, 2023) y boot (Canty & Ripley, 2023). Los resultados detallados se presentan en la **Tabla 6**.

**Tabla 6.** Evaluación de supuestos del modelo de regresión logística

Supuesto	Prueba/Análisis	Software/Paquete	Resultado	Interpretación
Multicolinealidad	Factor de Inflación de Varianza (VIF)	car::vif()	$VIF < 1.5$	Ausencia de multicolinealidad
Linealidad de logits	Prueba Box-Tidwell	rms::lm()	$p > 0.10$	Linealidad confirmada
Valores influyentes	Residuos studentizados	stats::rstudent()	$ \text{residuos}  < 3$	Sin valores influyentes
Bondad de ajuste	Hosmer-Lemeshow	rms::residuals()	$\chi^2(8) = 7.32, p = 0.502$	Ajuste adecuado
Estabilidad bootstrap	1,000 réplicas	boot::boot()	IC95% estables	Resultados robustos

Fuente: Elaboración propia

Los posibles errores de medición se minimizaron mediante la validación cruzada con datos objetivos de Screen Time ( $r = 0.82$ ,  $p < 0.001$ ) y la verificación de credenciales institucionales para edad (exactitud  $>99\%$ ). El protocolo de registro semanal mostró alta consistencia ( $ICC = 0.79$ ), reduciendo el impacto del sesgo de memoria en las variables de autorreporte

## 6. DISCUSIÓN

Esta sección interpreta los hallazgos del estudio a la luz del marco teórico **I-PACE** y la literatura existente, analizando tanto las implicaciones teóricas como prácticas de los resultados obtenidos. La discusión se estructura en tres dimensiones: implicaciones teóricas (Scientia), aplicaciones prácticas (Praxis), y limitaciones con direcciones futuras, con el objetivo de contextualizar la contribución del estudio al campo de la adicción a redes sociales en el ámbito universitario

### 6.1. Implicaciones Teóricas (Scientia)

En relación con las hipótesis planteadas, los resultados muestran:

**H1 ACEPTADA:** La edad mostró un efecto protector significativo (**OR** = 0.37,  $p = 0.006$ )

**H2 RECHAZADA:** Las horas de uso no alcanzaron significancia estadística (**OR** = 1.74,  $p = 0.444$ )

**H3 ACEPTADA:** Existieron diferencias significativas por género (69.6% vs. 60.1%,  $p = 0.012$ )

**H4 ACEPTADA:** Los estudiantes de primeros años mostraron mayor probabilidad de **UPRS**.

Los hallazgos representan una contribución significativa al estudio del **UPRS** desde una perspectiva multidisciplinaria. El efecto protector robusto de la edad (**OR** = 0.37,  $*p* = 0.006$ ) confirma y amplía el alcance del modelo **I-PACE** (Brand et al., 2019), al aportar evidencia de campo sobre la función moderadora que ejerce la madurez neurocognitiva en la disminución de la susceptibilidad a desarrollar conductas adictivas. Este resultado sugiere que el desarrollo del lóbulo frontal en adultos jóvenes opera como factor crítico en el fortalecimiento del control inhibitorio y la autorregulación.

La no significancia estadística de las horas de uso diario (**OR** = 1.74,  $*p* = 0.444$ ) cuestiona paradigmas establecidos que identificaban este factor como predictor principal (Marino et al., 2018), sugiriendo que su asociación podría estar mediada por variables de desarrollo. Esta

reconceptualización teórica tiene implicaciones para la comprensión multidisciplinaria de las adicciones conductuales.

La brecha de género identificada (69.6% vs. 60.1%,  $*p = 0.012$ ) aporta evidencia original sobre patrones de uso diferenciados, confirmando los hallazgos de García-Méndez et al. (2023) respecto a dimensiones distintas según el género: búsqueda de sensaciones en hombres versus comparación social y afectividad en mujeres.

Estos hallazgos contribuyen al **ODS4** (Educación de Calidad) al proporcionar un marco conceptual basado en evidencia para intervenciones educativas innovadoras, identificando ventanas de vulnerabilidad específicas y factores protectores clave para programas de prevención sustentables.

## **6.2. Implicaciones Prácticas (Praxis)**

Los hallazgos del presente estudio delinean un plan de acción concreto para el despliegue de estrategias de intervención sustentadas empíricamente, las cuales integran el enfoque multidisciplinario con prácticas innovadoras orientadas al desarrollo sostenible. La detección de la edad como factor protector clave sugiere la implementación de programas de mentoría entre pares donde estudiantes de últimos años (21-25 años) guíen a estudiantes de primeros años (18-20 años) en el desarrollo de hábitos digitales saludables. Esta estrategia constituye una innovación en proceso según el Manual de Oslo (OCDE, 2018), al implementar nuevos métodos de prevención significativamente mejorados en el entorno universitario.

La brecha de género identificada demanda intervenciones diferenciadas que respondan a patrones de uso específicos. Para hombres, se recomiendan programas centrados en gestión del tiempo y alternativas de ocio fuera de línea, incorporando técnicas de modificación conductual y establecimiento de límites. Para mujeres, las intervenciones deberían focalizarse en regulación emocional y crítica a los ideales de belleza y éxito social promovidos en las plataformas digitales. Estas estrategias contribuyen directamente al **ODS3** (Salud y Bienestar) al reducir la prevalencia de **UPRS** y sus comorbilidades asociadas.

El gradiente académico identificado, donde el riesgo disminuye 34 puntos porcentuales del primero al quinto año, sugiere la integración curricular obligatoria de módulos de "Salud Digital"

en los cursos propedéuticos. Estos módulos deberían incluir: (a) talleres de autorregulación del uso tecnológico, (b) seguimiento personalizado mediante apps de monitoreo, y (c) evaluación mediante diarios de uso y metas personales de reducción. La implementación de "aulas libres de móviles" en cursos críticos y el establecimiento de horarios "*offline*" en bibliotecas representan innovaciones de proceso factibles y de alto impacto.

Las instituciones de educación superior emergen como actores clave en la promoción del bienestar digital, trascendiendo su rol tradicional de detección para adoptar un enfoque proactivo en la construcción de hábitos sostenibles. La implementación de políticas institucionales que incluyan el bienestar digital como indicador en las encuestas de satisfacción estudiantil y el establecimiento de semanas de concienciación anual representan estrategias escalables con potencial de réplica en diversos contextos educativos.

Desde la perspectiva del desarrollo sostenible, estas implicaciones prácticas contribuyen a la economía circular del conocimiento al generar intervenciones de bajo costo y alto impacto, accesibles para instituciones educativas diversas. La articulación entre investigación científica e innovación educativa aquí propuesta constituye un modelo transferible para abordar otros desafíos de salud digital en poblaciones jóvenes, siempre dentro del marco de los -Objetivos de Desarrollo Sostenible-.

Desde el Manual de Oslo (OCDE, 2018), las intervenciones propuestas —como mentorías entre pares, módulos curriculares de bienestar digital y políticas institucionales de uso responsable— se clasifican como innovaciones en proceso, ya que introducen métodos significativamente mejorados en la prevención y fomento del bienestar digital dentro del ámbito educativo. Estas propuestas innovadoras no demandan inversiones tecnológicas cuantiosas, sino optimizaciones en la organización y administración de los servicios educativos, característica que favorece su replicabilidad y escalabilidad en entornos con recursos limitados. Cabe destacar que estas iniciativas se alinean directamente con el **ODS3** (Salud y Bienestar), al contribuir a la disminución del predominio del consumo problemático de redes sociales y sus comorbilidades asociadas, y al **ODS4** (Educación de Calidad), al integrar la formación en competencias digitales críticas y autorregulación emocional en el currículo universitario. De esta manera, se articula la innovación educativa con un enfoque de sostenibilidad institucional y social.

### **6.3. Limitaciones y Direcciones Futuras**

El diseño transversal impide establecer relaciones causales definitivas. Aunque la edad mostró efecto protector robusto, no es posible determinar si se atribuye exclusivamente a maduración neurocognitiva, sesgo de supervivencia u otros factores psicosociales no medidos. La dependencia del autorreporte constituye otra limitación, aunque se mitigó con validación cruzada.

Futuras investigaciones deberán emplear diseños longitudinales trackeando cohortes desde ingreso hasta egreso, incorporando medidas objetivas de uso (telemetría de apps) y variables de mediación como autocontrol y ansiedad social. La replicación en instituciones privadas y contextos diversificados permitirá evaluar la generalización de hallazgos.

Desde la innovación educativa, futuros estudios deberán evaluar la efectividad de intervenciones mediante ensayos controlados midiendo impacto en retención estudiantil, rendimiento académico y bienestar psicosocial. El desarrollo de herramientas tecnológicas para monitoreo auto-administrado constituye una línea promisorio de investigación aplicada.

Estas direcciones fortalecerán tanto la validez científica de modelos predictivos como la efectividad práctica de intervenciones derivadas, dentro del marco de multidisciplinariedad e innovación para el desarrollo sostenible.

## **7. CONCLUSIÓN**

Esta sección sintetiza las principales contribuciones del estudio, respondiendo a la pregunta de investigación y destacando los hallazgos más relevantes en relación con los objetivos planteados. Se presentan las conclusiones organizadas en tres aspectos clave: la respuesta a las hipótesis de investigación, las aportaciones principales del estudio, y los alcances finales considerando las limitaciones identificadas.

### **7.1. Respuesta a pregunta e hipótesis de investigación**

El estudio confirma la aceptación de tres de las cuatro hipótesis planteadas:

**H1 ACEPTADA:** La edad demostró un efecto protector significativo ( $OR = 0.37$ ,  $p = 0.006$ ), reduciendo la probabilidad de adicción en un 63% por cada año adicional.

**H2 RECHAZADA:** Las horas de uso no mostraron significancia estadística ( $OR = 1.74$ ,  $p = 0.444$ ) una vez controlado el efecto de la madurez.

**H3 ACEPTADA:** Se identificó una brecha de género persistente con mayor prevalencia en hombres (69.6% vs. 60.1%,  $p = 0.012$ ).

**H4 ACEPTADA:** Los estudiantes de primeros años mostraron mayor probabilidad de **UPRS**, confirmando el gradiente académico identificado.

El estudio determina que la edad y el género constituyen los factores predictivos más consistentes para la adicción a redes sociales en la población universitaria mexicana, mientras que las horas de uso no mostraron significancia estadística una vez controlado el efecto de la madurez. La edad demostró un efecto protector significativo ( $OR = 0.37$ ,  $p = 0.006$ ), reduciendo la probabilidad de adicción en un 63% por cada año adicional. Simultáneamente, se identificó una brecha de género persistente con mayor prevalencia en hombres (69.6% vs. 60.1%,  $p = 0.012$ ).

## 7.2. Principales aportaciones del estudio

Los resultados obtenidos ponen de manifiesto aportaciones relevantes tanto en el plano teórico como en el aplicado. Teóricamente, se valida y extiende el modelo **I-PACE**, precisando el papel moderador de la madurez neurocognitiva como factor protector clave, tal como se sintetiza en el modelo ex-post (**Figura 4**) que contrasta con la propuesta teórica inicial (**Figura 2**), este contraste evidencia la confirmación empírica del efecto protector de la edad y el género como predictores robustos, mientras que las horas de uso no alcanzaron significancia estadística en el modelo final. Prácticamente, se proporciona un mapa accionable para la innovación educativa alineado con los **ODS3 y ODS4**, mediante: (1) intervenciones diferenciadas por género que aborden patrones de uso compulsivo en hombres y uso emocional en mujeres; (2) integración curricular de módulos de bienestar digital en cursos propedéuticos; y (3) implementación de estrategias institucionales basadas en evidencia como mentorías entre pares.

## 7.3. Alcances finales y limitaciones

El diseño transversal constituye la principal limitación, impidiendo establecer relaciones causales definitivas. La dependencia del autorreporte para medir horas de uso, aunque mitigada mediante validación cruzada con Screen Time, representa otra limitación metodológica. Futuras

investigaciones deberán emplear diseños longitudinales que trackeen cohortes desde el ingreso hasta el egreso universitario, incorporando medidas objetivas de uso (telemetría de apps) y variables de mediación como autocontrol y ansiedad social. La replicación en instituciones privadas y contextos rurales/urbanos diversificados permitirá evaluar la generalización de los hallazgos y diseñar intervenciones escalables basadas en evidencia local.

La articulación entre investigación científica e innovación educativa aquí propuesta constituye un modelo transferible para abordar otros desafíos de salud digital en poblaciones jóvenes, en consonancia con un enfoque que integra la perspectiva multidisciplinar y la innovación orientada al desarrollo sostenible.

## 8. REFERENCIAS

- Andreassen, C. S. (2015). Online social network site addiction: A comprehensive review. *Current Addiction Reports*, 2 (2), 175–184. <https://doi.org/10.1007/s40429-015-0056-9>
- Andreassen, C. S., Billieux, J., Griffiths, M. D., Kuss, D. J., Demetrovics, Z., Mazzoni, E., & Pallesen, S. (2016). The relationship between addictive use of social media and video games and symptoms of psychiatric disorders: A large-scale cross-sectional study. *Psychology of Addictive Behaviors*, 30(2), 252–262. <https://doi.org/10.1037/adb0000160>
- Bányai, F., Zsila, Á., Király, O., Maraz, A., Elekes, Z., Griffiths, M. D., ... & Demetrovics, Z. (2017). Problematic social media use: Results from a large-scale nationally representative adolescent sample. *PLOS ONE*, 12 (1), e0169839. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0169839>
- Brand, M., Wegmann, E., Stark, R., Müller, A., Wölfling, K., Robbins, T. W., & Potenza, M. N. (2019). The Interaction of Person-Affect-Cognition-Execution (I-PACE) model for addictive behaviors: Update, generalization to addictive behaviors beyond internet-use disorders, and specification of the process character of addictive behaviors. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 104, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2019.06.032>
- Canty, A., & Ripley, B. D. (2023). \*boot: Bootstrap R (S-Plus) Functions\* (Version 1.3-28.1) [Paquete de software R]. <https://CRAN.R-project.org/package=boot>
- Elphinston, R. A., & Noller, P. (2011). Time to face it! Facebook intrusion and the implications for romantic jealousy and relationship satisfaction. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 14 (11), 631–635. <https://doi.org/10.1089/cyber.2010.0318>
- Fox, J., & Weisberg, S. (2019). *An R companion to applied regression* (3ª ed.). Sage.
- García-Méndez, J. A., López-Ramírez, F., & Silva-Ortega, M. (2023). Dimensiones de la adicción a redes sociales y su variación por género en universitarios mexicanos: Un análisis de clases latentes. *Scientia et PRAXIS*, 3 (4), 75–94. <https://doi.org/10.55965/setp.3.04.a3>
- Harrell, F. E. (2023). *rms: Regression Modeling Strategies* (Version 6.7-1) [Paquete de software R]. <https://CRAN.R-project.org/package=rms>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2023). *Estadística de disponibilidad y uso de*

- tecnología de información y comunicación en los hogares (ENDUTIH) 2022. <https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2023/ENDUTIH/ENDUTIH2022.pdf>
- Kuss, D. J., & Griffiths, M. D. (2017). Social networking sites and addiction: Ten lessons learned. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14 (3), 311. <https://doi.org/10.3390/ijerph14030311>
- Marino, C., Gini, G., Vieno, A., & Spada, M. M. (2018). The associations between problematic Facebook use, psychological distress and well-being among adolescents and young adults: A systematic review and meta-analysis. *Journal of Affective Disorders*, 226, 274–281. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2017.10.007>
- Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos & Eurostat. (2018). *Manual de Oslo 2018: Guía para la recogida e interpretación de datos sobre innovación* (4ª ed.). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/9789264304604-es>
- Pérez-Díaz, L. M., & González-Ortiz, J. J. (2022). Modelos predictivos y su aplicación en la innovación educativa para el desarrollo sostenible. *Scientia et PRAXIS*, 2 (4), 89–112. <https://doi.org/10.55965/setp.2.04.c>
- R Core Team. (2023). *R: A language and environment for statistical computing* (Version 4.3.1) [Software]. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Ramírez-López, A. I., & Sánchez-Gutiérrez, C. (2023). Bienestar digital y uso problemático de redes sociales en jóvenes universitarios: una revisión sistemática. *Scientia et PRAXIS*, 3 (5), 45–67. <https://doi.org/10.55965/setp.3.01.a>
- Robin, X., Turck, N., Hainard, A., Tiberti, N., Lisacek, F., Sanchez, J. C., & Müller, M. (2011). pROC: An open-source package for R and S+ to analyze and compare ROC curves. *BMC Bioinformatics*, 12, 77. <https://doi.org/10.1186/1471-2105-12-77>
- Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R Package for Structural Equation Modeling. *Journal of Statistical Software*, 48\*(2), 1–36. <https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>
- Ryan, T., Chester, A., Reece, J., & Xenos, S. (2014). The uses and abuses of Facebook: A review of Facebook addiction. *Journal of Behavioral Addictions*, 3 (3), 133–148. <https://doi.org/10.1556/JBA.3.2014.016>
- Salazar-Fernández, C., Palet, D., Haeger, P. A., & Román Mella, F. (2021). COVID-19 perceived impact and psychological variables as predictors of unhealthy food and alcohol consumption trajectories: The role of gender and living with children as moderators. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18 (9), 4542. <https://doi.org/10.3390/ijerph18094542>
- Tang, J. H., Chen, M. C., Yang, C. Y., Chung, T. Y., & Lee, Y. A. (2016). Personality traits, interpersonal relationships, online social support, and Facebook addiction. *Telematics and Informatics*, 33 (1), 102–108. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2015.06.003>
- Vandenbroucke, J. P., von Elm, E., Altman, D. G., Gøtzsche, P. C., Mulrow, C. D., Pocock, S. J., Poole, C., Schlesselman, J. J., & Egger, M. (2007). Strengthening the Reporting of Observational Studies in Epidemiology (STROBE): Explanation and elaboration. *PLoS Medicine*, 4 (10), e297. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.0040297>
- Wegmann, E., Stodt, B., & Brand, M. (2015). Addictive use of social networking sites can be explained by the interaction of Internet use expectancies, Internet literacy, and psychopathological symptoms. *Journal of Behavioral Addictions*, 4 (3), 155–162. <https://doi.org/10.1556/2006.4.2015.021>

- Young, K. S. (1998). Internet addiction: The emergence of a new clinical disorder. *CyberPsychology & Behavior*, 1 (3), 237–244. <https://doi.org/10.1089/cpb.1998.1.237>
- Zhang, Y., Leung, L., & Li, S. (2022). A meta-analysis of social media addiction and academic performance. *Computers in Human Behavior*, 12\*, 107105. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.107105>

## ANEXO 1

### CONSENTIMIENTO

Título del estudio: ***Hacia una Educación Digital Sostenible: Modelo Predictivo para la Prevención de la Adicción a Plataformas Sociales en Población Universitaria***

Investigador responsable:

Dr. Francisco Jacobo Murillo López

Institución: Universidad Autónoma de Aguascalientes

Invitación a participar

Se le invita a participar en este estudio que busca identificar los factores predictivos de uso problemático de redes sociales en estudiantes universitarios. Su participación es completamente voluntaria.

Procedimiento

Si acepta participar, se le pedirá responder un cuestionario en línea con preguntas sobre sus hábitos de uso de redes sociales, salud emocional y percepción de bienestar digital. El tiempo estimado es de 20 minutos.

Riesgos y beneficios

- Riesgos: No existen riesgos físicos. Podría sentir incomodidad al reflexionar sobre su vida académica.
- Beneficios: Contribuir al conocimiento académico y posibles recomendaciones para mejorar el bienestar estudiantil.

Confidencialidad

Toda la información será confidencial y anónima. Sus respuestas serán codificadas y únicamente utilizadas con fines de investigación.

Voluntariedad

Su participación es libre. Puede retirarse en cualquier momento sin consecuencias negativas.

Contacto

Si tiene dudas, puede comunicarse con el investigador responsable al correo: [francisco.murillo@edu.uaa.mx](mailto:francisco.murillo@edu.uaa.mx)

Consentimiento

Declaro que he leído y comprendido la información anterior, que se me han explicado los objetivos y procedimientos del estudio, y que acepto participar de manera voluntaria.

Nombre del participante: \_\_\_\_\_

Firma del participante: \_\_\_\_\_

Fecha: \_\_\_\_ / \_\_\_\_ / 2025

Firma del investigador responsable: \_\_\_\_\_

## ANEXO 2

### CUESTIONARIO PHQ-4 (Patient Health Questionnaire-4)

Instrucciones: En las últimas 2 semanas, ¿con qué frecuencia le han molestado los siguientes problemas?

Marque con una X la opción que mejor refleje su experiencia.

Ítem Pregunta Nada en absoluto (0) Varios días (1) Más de la mitad de los días (2) Casi todos los días (3)

1 Poco interés o placer en hacer cosas ☐ ☐ ☐ ☐

2 Sentirse decaído/a, deprimido/a o sin esperanza ☐ ☐ ☐ ☐

3 Sentirse nervioso/a, ansioso/a o con los nervios de punta ☐ ☐ ☐ ☐

4 No poder dejar de preocuparse o controlar la preocupación ☐ ☐ ☐ ☐

Puntaje total (0–12): \_\_\_\_\_

Interpretación orientativa

- 0–2 puntos: Sin síntomas clínicamente relevantes
- 3–5 puntos: Síntomas leves
- 6–8 puntos: Síntomas moderados
- 9–12 puntos: Síntomas graves

## ANEXO 3

### CUESTIONARIO DE PARTICIPACIÓN EN ESTUDIOS PREVIOS SOBRE ADICCIÓN DIGITAL

Objetivo: Identificar si los participantes han estado previamente involucrados en investigaciones relacionadas con el uso excesivo de tecnologías digitales (redes sociales, videojuegos, internet, etc.) para evitar sesgos de aprendizaje.

Instrucciones: Responde de manera honesta marcando la opción que mejor describa tu experiencia.

Ítem	Pregunta	Sí (1)	No (0)
1	¿Ha participado anteriormente en algún estudio, encuesta o taller sobre el uso problemático de internet, redes sociales o videojuegos?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
2	¿Ha contestado cuestionarios relacionados con <i>adicción digital</i> , <i>uso excesivo de internet</i> o <i>uso problemático de redes sociales</i> en los últimos 12 meses?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
3	¿Ha recibido algún tipo de capacitación, charla o taller sobre el tema de adicción digital o uso responsable de la tecnología?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
4	¿Ha participado en más de un estudio sobre este tema en los últimos 2 años?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Interpretación

- Puntaje total = 0 → Sin participación previa (apto sin riesgo de sesgo).
- Puntaje total  $\geq 1$  → Ha tenido contacto previo con estudios o capacitaciones en adicción digital (considerar exclusión o registrar como variable de control).

## ANEXO 4

## BERGEN SOCIAL MEDIA ADDICTION SCALE (BSMAS) - VERSIÓN ADAPTADA

Instrucciones: A continuación, se presentan una serie de afirmaciones sobre su uso de las redes sociales (ej. Facebook, Instagram, X/Twitter, TikTok, etc.). Por favor, indique con qué frecuencia se ha sentido identificado con cada una de ellas durante el último año, marcando la opción que mejor describa su experiencia utilizando la siguiente escala:

1 = Muy raramente    2 = Raramente    3 = Ocasionalmente    4 = Frecuentemente    5 = Muy frecuentemente

Ítem	Enunciado	1	2	3	4	5
1	He pasado mucho tiempo pensando en las redes sociales o planeando usarlas.	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
2	He sentido un impulso de usar cada vez más las redes sociales.	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
3	He usado las redes sociales para olvidarme de mis problemas personales.	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
4	He intentado reducir el uso de redes sociales sin éxito.	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
5	Me he sentido inquieto o molesto cuando me han prohibido usar redes sociales.	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
6	He usado las redes sociales tanto que ha tenido un impacto negativo en mi trabajo/estudios.	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

### Criterio de Puntuación:

- **Puntuación Total:** Sume las respuestas a los seis ítems (rango: 6-30).
- **Punto de Corte (Uso Problemático):** Una puntuación total  $\geq 19$  sugiere un riesgo clínico de adicción a redes sociales (UPRS).

Fuente: Adaptado de Andreassen, et al. (2016)



This is an open access article distributed under the terms of the CC BY-NC license (<https://UAAcreativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)