

17754_1744318563ART02.doc

X

por Ivan SOTO RODRÍGUEZ

Fecha de entrega: 24-abr-2025 04:07p.m. (UTC-0500)

Identificador de la entrega: 2655983979

Nombre del archivo: 17754_1744318563ART02.docx (178.18K)

Total de palabras: 8927

Total de caracteres: 50953

Relaciones entre la adicción al teléfono inteligente, calidad del sueño y depresión: un análisis PLS-SEM en universitarios peruanos

Max A. Huaranja ^{*1}, <https://orcid.org/0000-0001-9785-1415>
Arminda Tirado² <https://orcid.org/0000-0002-2582-7181>
Iván D. Soto³ <https://orcid.org/0000-0002-4928-8362>

¹ Escuela de Posgrado, Universidad Peruana Unión, Lima, Perú; dirección postal: Km 19.5 Carretera Central, Ñaña, Lurigancho, Lima, Perú; correo electrónico: maxhuaranja@upeu.edu.pe.

² Escuela de Posgrado, Universidad Peruana Unión, Lima, Perú; dirección postal: Km 19.5 Carretera Central, Ñaña, Lurigancho, Lima, Perú; correo electrónico: armindatirado@upeu.edu.pe.

³ Escuela de Posgrado, Universidad Peruana Unión, Lima, Perú; dirección postal: Km 19.5 Carretera Central, Ñaña, Lurigancho, Lima, Perú; correo electrónico: ivansoto@upeu.edu.pe.

²⁷
* Autor a quien debe ser dirigida la correspondencia

RESUMEN

³
Este estudio tiene como objetivo determinar la relación existente entre la adicción al teléfono inteligente, la calidad del sueño y la depresión en estudiantes universitarios peruanos. La investigación es explicativa, no experimental y transversal. En el estudio, participaron 385 universitarios empleando un muestreo no probabilístico. Los datos se recolectaron usando la versión corta de la Escala de Adicción al Teléfono inteligente (SAS-SV), el Índice de Calidad del Sueño de Pittsburgh (PSQI) y el Inventario de Depresión de Beck (BDI-II). Los hallazgos del análisis PLS-SEM indican que la adicción al teléfono inteligente se relaciona con la calidad del sueño ($\beta = 0.661$, $p < 0.05$) y la depresión ($\beta = 0.299$, $p < 0.05$). Asimismo, se observó un efecto significativo de la calidad del sueño sobre la depresión ($\beta = 0.393$, $p < 0.05$). Estos hallazgos resaltan la importancia de desarrollar intervenciones pedagógicas para disminuir el uso excesivo de los teléfonos inteligentes y optimizar la calidad del sueño, lo cual disminuye los síntomas de la depresión y promueve el bienestar mental de los estudiantes universitarios.

¹
Palabras clave: adicción a los teléfonos inteligentes; calidad del sueño; depresión; estudiantes universitarios; PLS-SEM.

Relationships between smartphone addiction, sleep quality and depression: A PLS-SEM analysis in college students from Peru

²² ABSTRACT

This paper aims to determine the relationship between smartphone addiction, sleep quality and depression in college students from Peru. The research is explanatory, non-experimental and cross-sectional. A total of 385 university students participated in the study using non-probabilistic sampling. Data were collected using the short version of the Smartphone Addiction Scale (SAS-SV), the Pittsburgh Sleep Quality Index (PSQI) and the Beck Depression Inventory (BDI-II). The findings of the PLS-SEM analysis evidenced that smartphone addiction was related to sleep quality ($\beta = 0.661$, $p < 0.05$) and depression ($\beta = 0.299$, $p < 0.05$). Likewise, a significant effect of sleep quality on depression was observed ($\beta = 0.393$, $p < 0.05$). These findings highlight the importance of developing interventions to decrease smartphone overuse and optimize sleep quality, which reduces depression symptoms and promote college students' mental well-being.

Keywords: smartphone addiction; sleep quality; depression; college students; PLS-SEM.

INTRODUCCIÓN

La adicción al teléfono inteligente es un problema ⁴emergente en la sociedad moderna, particularmente entre los jóvenes. Los teléfonos celulares han cambiado la forma en que las personas se comunican, acceden a la información y se entretienen. La dependencia asociada a estos dispositivos impacta alrededor de un 26.99 % de la población mundial, lo cual implica un problema emergente en el campo de la salud pública (Meng et al., 2022).

A pesar de las múltiples ventajas que ofrecen estos dispositivos tecnológicos, han surgido preocupaciones ⁴sobre los posibles impactos negativos en la salud física y mental de los estudiantes (Ratan et al., 2021). El uso excesivo de los teléfonos inteligentes puede afectar el régimen de sueño de las personas, generar trastornos de ansiedad, depresión, neurológicos y musculoesqueléticos. En el ámbito académico, se ha observado que esta adicción ⁷afecta el desempeño académico y la autoestima de los estudiantes y genera procrastinación (Achangwa et al., 2023; Sanusi et al., 2022).

¹Estudios han hallado que el uso excesivo de los teléfonos inteligentes afecta negativamente los patrones de sueño, puede generar depresión y, a su vez, afectar el bienestar mental (Kaya et al., 2021; Nikolic et al., 2023). Se ha observado que la disminución de la calidad de sueño puede afectar el bienestar psicológico de la persona (Kim y Lee, 2022).

⁷Las repercusiones ocasionadas por la adicción al teléfono inteligente en la salud del estudiantado universitario aún no han sido suficientemente comprendidas, a pesar de que han sido estudiadas internacionalmente (Achangwa et al., 2023; Elhai et al., 2018). Además, en el ámbito peruano, se observa la ausencia de investigaciones sobre esta temática que utilicen técnicas estadísticas avanzadas, como el modelado ecuaciones estructurales PLS-SEM.

³Por ello, el presente artículo busca determinar la relación entre la adicción a los teléfonos inteligentes, la calidad del sueño y la presencia de síntomas de depresión en estudiantes universitarios peruanos, utilizando el modelado de ecuaciones PLS-SEM. Los hallazgos permitirán diseñar estrategias que promuevan el uso adecuado de los teléfonos inteligentes, mejoras en la calidad del sueño y disminución de síntomas de depresión, contribuyendo de esta forma con el bienestar psicológico de los estudiantes universitarios peruanos.

Adicción al teléfono inteligente

¹Es el comportamiento compulsivo que afecta la vida cotidiana de las personas inmersas en uso excesivo y sin control del Teléfono inteligente. Suele estar influenciado por factores psicosociales, como la sensibilidad interpersonal, lo que podría predisponer a comportamientos compulsivos. Desde una perspectiva psicológica, se entiende como una forma de automedicación para manejar emociones negativas, situación que lleva a un ciclo de tolerancia y síntomas de abstinencia asociados a la ansiedad y depresión (Elhai et al., 2017; Lin et al., 2021). De modo que el término adicción al teléfono inteligente, se refiere al uso excesivo y perjudicial de estos dispositivos en las personas (Nikolic et al., 2023).

Existe un debate en curso respecto si esta problemática debe considerarse una adicción en el sentido tradicional o si se debe considerar un uso problemático. Esta discusión resalta la importancia de contar con criterios diagnósticos y una comprensión de los mecanismos subyacentes (De-Sola et al., 2016; Körmendi et al., 2016). En esencia diferenciar la adicción al uso del dispositivo telefónico de la adicción a realizar determinadas actividades en estos dispositivos (Lowe-Calverley y Pontes 2020).

Calidad de sueño

Es la satisfacción que experimenta una persona durante el proceso de sueño e iniciación del descanso, el tiempo necesario para su conciliación, la duración y los despertares después del inicio del sueño. Factores fisiológicos y psicológicos, junto con el ambiente en general, ejercen influencia (Nelson et al., 2022). Este tipo de calidad se ha relacionado con el sueño eficiente, pero no específicamente ligada a las fases del sueño, lo cual indica que la interpretación de una calidad de sueño puede diferir entre las personas (Krystal y Edinger, 2008).

Esta apreciación también se refleja en cómo las personas que sufren de insomnio y aquellas que duermen bien definen la calidad del sueño. Ambos grupos consideran que la sensación de fatiga al despertarse y a lo largo del día es un indicador clave de la calidad adecuada del sueño (Harvey et al., 2008). Una calidad de sueño deficiente puede ser una señal de enfermedades o trastornos del sueño y está estrechamente relacionada con problemas de salud física y mental. Es especialmente común entre los estudiantes que a menudo sufren de falta de sueño y horarios irregulares (Fabbri et al., 2021).

Depresión

Es un trastorno depresivo mayor que afecta profundamente el comportamiento y el estado de ánimo de una persona y su bienestar en general. Se manifiesta a través de sentimientos prolongados, de tristeza o desesperanza y una marcada pérdida de interés en actividades que antes resultaban placenteras para la persona afectada (Fancher y Kravitz, 2010). Se destaca por su importante impacto en la función psicosocial y el bienestar general de las personas afectadas y es considerado uno de los principales motivos de discapacidad a nivel mundial (Malhi y Mann 2018). Esta condición no solo afectaría el estado de ánimo y la regulación emocional, sino que también se relacionaría directamente al alterar circuitos neuronales específicos como el córtex prefrontal y la amígdala. Esto resalta la importancia de enfoques interdisciplinarios para investigar y tratarla. Las diferentes investigaciones siguen examinando las múltiples causas de la depresión, haciendo hincapié en cómo interactúan los factores psicológicos, ambientales y genéticos en su desarrollo (Malhi y Mann 2018).

Los signos emocionales y cognitivos como el pesimismo y la autopercepción de fracaso se centran en el estado emocional y los procesos mentales de la persona. Por otro lado, síntomas físicos y emocionales como el insomnio y la fatiga están ligados directamente al aspecto físico de la depresión (De Miranda Azevedo et al., 2014). De modo que la depresión impacta tanto en la mente como en el cuerpo al resaltar las irregularidades en sistemas, como el metabólico y el inmunológico (Penninx et al., 2013).

Adicción al teléfono inteligente y calidad del sueño

Entre los estudiantes universitarios es frecuente la adicción a los teléfonos inteligentes que está fuertemente vinculada a problemas de insomnio. Esto puede relacionarse, en parte, a la luz azul emitida por las pantallas que tiene la capacidad de alterar los ritmos circadianos al retrasar la sensación de sueño e inhibir la producción de melatonina. Además, la estimulación cognitiva generada por el uso de estos dispositivos mantiene el cerebro alerta, complicando así el proceso de transición hacia el descanso requerido para un sueño reparador (Ozcan y Acimis, 2020).

El uso de estos dispositivos principalmente antes de dormir no solo interfiere con la producción de melatonina sino que también puede provocar un estado de alerta mental, dificultando aún más la transición hacia un estado de descanso (Heo et al., 2017; Ozcan y Acimis, 2020). Considerando lo anterior, nos planteamos la siguiente hipótesis:

Hipótesis 1 (H1): La adicción al teléfono inteligente se relaciona con la calidad del sueño en los universitarios peruanos.

Adicción al teléfono inteligente y depresión

La interferencia cognitiva surge de pensamientos auto-orientados como la preocupación y el pensamiento obsesivo, el cual puede afectar negativamente tanto el rendimiento académico como las relaciones sociales cuando se convierten en distracciones autodestructivas del sistema de memoria de trabajo. Este fenómeno cobra relevancia en el caso de la adicción al teléfono inteligente debido a la compulsión por utilizarlo, incluso en situaciones que requieren calma. Estos comportamientos provocan ansiedad e impulsan patrones de pensamiento que no solo afectan la calidad del sueño, sino que también pueden desencadenar síntomas depresivos (Achangwa et al., 2023; Elhai et al., 2017, 2018). La capacidad de los teléfonos inteligentes para captar nuestra atención, especialmente antes de dormir, actúa como un desencadenante de esta interferencia cognitiva. Esto sugiere que estos dispositivos multifuncionales pueden intensificar pensamientos disruptivos que pueden generar síntomas depresivos, de manera especial en grupos vulnerables como los estudiantes (Kunt et al., 2020). Teniendo en consideración las ideas previas, se ha formulado la siguiente suposición:

Hipótesis 2 (H2): La adicción al teléfono inteligente se relaciona con la depresión en los universitarios.

Calidad de sueño y depresión

El sueño inadecuado puede actuar tanto como precursor como síntoma de la depresión. Esto explica un vínculo bidireccional y complejo entre estas variables. Las alteraciones en la arquitectura del sueño y la falta de este, se han vinculado con una mayor prevalencia de sintomatología depresiva, lo cual indica que la calidad del sueño es un factor clave del bienestar mental (Riemann et al., 2001; Tsuno et al., 2005). Los estudios polisomnográficos han ahondado en estas interacciones, demostrando que la depresión se distingue no solo por alteraciones en la duración del sueño, sino también por trastornos en la fase REM (movimiento ocular rápido) y la disminución del sueño de ondas lentas (Riemann et al., 2001).

La prevalencia de la depresión y los trastornos del sueño es notable en el campo de las ciencias de la conducta; especialmente entre pacientes que padecen condiciones psiquiátricas se destaca una conexión entre el sueño y el bienestar. Individuos que duermen menos de siete horas presentan una incidencia significativamente mayor de síntomas depresivos en comparación con aquellos que disfrutaron de un descanso adecuado (Tsuno et al., 2005).

La conexión entre el insomnio y la depresión es especialmente notable, pues este trastorno del sueño está frecuentemente relacionado con síntomas de depresión. Esta relación es bidireccional; el insomnio puede ser un síntoma de la depresión y a su vez también un factor que contribuye a su desarrollo. De modo que las alteraciones del sueño, como los problemas para conciliar el sueño, despertar temprano, despertares nocturnos, la profundidad de sueño y la eficiencia reducida, y las anomalías en la fase REM, pueden ser causadas por la depresión. Considerando los argumentos previos, se ha planteado una tercera hipótesis:

Hipótesis 3 (H3). La calidad de sueño se correlaciona con la depresión en los universitarios.

En la figura 1, se sintetizan las relaciones teóricas propuestas en las hipótesis formuladas en el presente estudio.

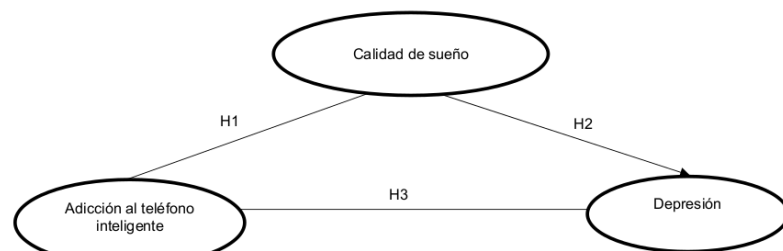


Figura 1. Marco conceptual de la investigación

MÉTODOS

El estudio sigue un enfoque cuantitativo debido a que emplea datos numéricos analizados empleando métodos estadísticos. El estudio se clasifica en un estudio explicativo, el cual busca examinar modelos que explican las conexiones entre un grupo de variables basadas en una teoría subyacente. Además, el diseño es transversal, ya que los datos se recogieron en un único punto temporal.

Población y muestra

La población del presente estudio está formada por estudiantes universitarios de ciencias empresariales y económicas peruanos, quienes fueron invitados a participar en el estudio; se les solicitó responder el cuestionario por medios digitales, redes sociales y personalmente con el apoyo de docentes y directivos universitarios. Se utilizó un muestreo por conveniencia, entre quienes aceptaron voluntariamente. Sin embargo, el muestreo no probabilístico es adecuado para este tipo de estudios, dado que PLS-SEM trabaja bien con tamaños de muestra pequeños, alcanzando adecuados niveles de poder estadístico (Hair et al., 2019).

Instrumentos

Se emplearon tres escalas como instrumentos de recolección de datos: la Escala de adicción a teléfonos inteligentes, versión corta (SAS-SV), el Índice de calidad del sueño de Pittsburgh (PSQI) y el Inventario de depresión de Beck BDI-II.

Escala de adicción a teléfonos inteligentes, versión corta (SAS-SV)

Es una escala que tiene como propósito evaluar el uso problemático de los teléfonos inteligentes mediante autoinformes. Posteriormente, se elaboró y validó la versión corta de la escala denominada SAS-SV. Se demostró que el instrumento puede utilizarse de manera eficiente en la medición de la adicción a los teléfonos inteligentes en diferentes áreas de investigación y contextos sociales. El cuestionario consta de 10 ítems, emplea la escala Likert con una puntuación entre 1 y 6. La calificación global del instrumento va de los 10 a 60 puntos (Kwon et al., 2013).

Índice de calidad del sueño de Pittsburgh (PSQI)

Esta herramienta evalúa la calidad y las alteraciones del sueño, tomando en cuenta un mes previo del análisis. Tiene 19 ítems, los cuales se agrupan en 7 componentes mediante las puntuaciones obtenidas, las cuales son: latencia del sueño, eficiencia del sueño, percepción subjetiva de la calidad de sueño, empleo de medicamentos para dormir, duración del sueño y la presencia de problemas diurnos asociados. Los 7 componentes varían de 0 a 3 puntos, donde un valor más alto implica mayores problemas de sueño (Buysse et al., 1989). Estos se suman para obtener una puntuación general, donde de 0 a 4 indica que no hay problema de sueño, de 5 a 7 indica la necesidad de atención médica, de 8 a 14 puntos indica la necesidad de atención y tratamiento médico, de 15 a más puntos señala un trastorno del sueño grave.

Inventario de depresión de Beck BDI-II

Evalúa la sintomatología y gravedad de los síntomas asociados con la depresión. Está conformada por dos dimensiones: somático-motivacional y cognitivo-afectivo, distribuidas en 21 ítems. Es necesario tener en cuenta la situación de las dos semanas previas, considerando el día en que se lleva a cabo su aplicación. El individuo debe elegir una de las cuatro opciones para cada elemento, que van desde los síntomas más leves a más graves (0 a 3). La evaluación total va de 0 a 63 puntos. Cuando una persona elige dos opciones dentro del mismo elemento, se elige la opción con la mayor severidad.

Procedimientos

En el marco de esta investigación, se emplearon cuestionarios previamente validados. Sin embargo, antes de la administración de estos cuestionarios, se realizó una validación de contenido a través de la revisión de tres especialistas que evaluaron la pertinencia y adecuación de los ítems en relación con los objetivos del estudio, asegurando la relevancia y coherencia de los instrumentos. Posteriormente, se realizó una prueba piloto dirigida a 30 estudiantes, para lo cual se utilizó el alfa de Cronbach para determinar la confiabilidad de los instrumentos. Se obtuvo una confiabilidad de 0.851 para la SAS-SV, 0.907 para el PSQI y 0.930 para el BDI-II. Estos valores indican que todos los instrumentos presentaron una buena a excelente consistencia interna.

Para garantizar el consentimiento informado, los cuestionarios incluían una sección que explicaba el objetivo del estudio, la confidencialidad y la voluntariedad. Producto de las restricciones en el contexto de la pandemia de la COVID-19, los cuestionarios fueron administrados electrónicamente a través de la plataforma Google Forms. El tiempo estimado de respuesta por cuestionario es de aproximadamente 20 minutos. Los datos recopilados se analizaron mediante el software SmartPLS 4.0, basado en el método de modelado PLS-SEM, que se seleccionó por su utilidad para evaluar modelos complejos y su aplicación en contextos de investigación social y conductual.

Análisis de los datos

La teoría de la medición específica está comúnmente referida a cómo se miden las variables latentes, conocidas también como constructos. Normalmente, existen dos enfoques diferentes de medir variables no observables, uno de los cuales es el reflectivo. En este enfoque, las flechas apuntan desde el constructo hacia las variables indicadoras, indicando que el constructo es el causante de la medición (más específicamente, de la covariación) de dichas variables (Hair et al., 2019). De modo que, los tres constructos seleccionados en este estudio son reflectivos, dado que los ítems o indicadores se consideran manifestaciones o reflejos de un constructo latente subyacente.

El método PLS-SEM utiliza un enfoque que se basa en un modelo compuesto que considera la varianza total para describir los constructos mediante una combinación lineal de ítems. Esto simplifica la obtención de los puntajes de los constructos y posibilita la representación de modelos reflectivos.

PLS-SEM emplea exclusivamente el estimador PLS y sigue una lógica de regresión múltiple por partes (OLS), procesando el modelo externo antes de pasar al interno en un proceso iterativo destinado a optimizar la predicción. Este método maximiza la varianza explicada en las variables endógenas, funcionando bien sin supuestos estrictos sobre la escala de datos, la distribución o el tamaño de la muestra, lo cual es ideal para muestras de diversos tamaños y distribuciones. Además, como método no paramétrico, estima los errores estándar e intervalos de confianza mediante bootstrapping, aunque la adecuación de los índices de ajuste sigue siendo tema de discusión. Por lo tanto, cuando los indicadores de un concepto se ajustan al nivel sugerido en relación con la fiabilidad y validez especificados, los resultados obtenidos por medio de CB-SEM y PLS-SEM suelen ser muy parecidos (Hair et al., 2019).

PLS-SEM proporciona la posibilidad de profundizar en la comprensión de una creciente complejidad a través de la exploración de ampliaciones teóricas que orientan este enfoque hacia la investigación exploratoria para

el desarrollo de teorías innovadoras y perspicaces. Se ha consolidado como una herramienta estándar para el análisis de relaciones complejas entre variables observadas y latentes. Permite el equilibrio entre la explicación y la predicción para contextos contemporáneos de investigación científica (Hair et al., 2019).

Modelo externo

Este modelo tiene como propósito validar la confiabilidad y precisión de los indicadores conceptuales, lo cual respalda la inclusión de variables latentes en el modelo estructural (Hair et al., 2019).

Fiabilidad del indicador

La primera parte de la evaluación de un modelo reflectivo consiste en un análisis meticuloso de las cargas externas. De hallarse cargas externas notables en el constructo, se podría considerar que los indicadores afines manifiestan múltiples paralelismos que ejercen influencia sobre el constructo. A veces, se alude a la magnitud de la carga externa como un indicador de confiabilidad. Se debe ser cuidadoso con la eliminación inmediata de aquellos indicadores que presenten una carga externa inferior 0.70, dado que se requiere de un análisis meticuloso de las implicancias de la supresión del indicador.

Por lo regular, cargas externas que oscilan de 0.40 y 0.70 se excluyen si incrementa la fiabilidad de la coherencia interna o validez convergente más allá del nivel sugerido. Otra consideración en la decisión de suprimir un indicador es la medida en que la supresión impacta en la validez de contenido (Hair et al., 2019). En este estudio se consideró el criterio de eliminar los indicadores cuya carga factorial es inferior a 0.6 y reevaluar el ajuste del modelo.

Fiabilidad de consistencia interna

Se utiliza el alfa de Cronbach (α), el cual es considerado un estándar. Los criterios alfa evalúan la fiabilidad al analizar las intercorrelaciones entre las variables indicadoras observadas. Además, PLS-SEM asigna prioridad a los indicadores basados en su distintiva fiabilidad individual. No obstante, producto de las restricciones del alfa de Cronbach, es teóricamente más adecuado utilizar una métrica alternativa conocida como fiabilidad compuesta (ρ_c). Esta métrica de fiabilidad considera las diversas cargas externas de las variables indicadoras. Tanto el α como ρ_c varían de 0 a 1.

Los estudios exploratorios a menudo consideran los valores entre 0.70 y 0.90 como satisfactorios, y se deben evitar los valores superiores a 0.95 para evitar redundancia de indicadores que comprometen la validez de contenido. Aunque el alfa de Cronbach tiende a ser cauteloso en su estimación, la métrica de fiabilidad compuesta puede ser muy liberal. Otro estadístico es el coeficiente de fiabilidad (ρ_A), que normalmente cae entre el ρ_c y el α (Hair et al., 2019).

Validez convergente

Se refiere a la magnitud en que una métrica está relacionada favorablemente con distintas mediciones que evalúan el mismo constructo. La variación media extraída, conocida en inglés como AVE, es una estadística comúnmente utilizada para evaluar esta validez en el nivel de constructo. Un valor de 0.50 o más para la AVE se considera adecuado, ya que la mitad de la varianza observada en los indicadores se explica por el constructo (Hair et al., 2019).

Validez Discriminante

Evalúa la medida en que un constructo se diferencia a otro basado en criterios empíricos. Implica que un constructo sea diferente e incluye fenómenos no reflejados por distintos constructos del modelo. Para evaluar esta validez se emplea el índice heterotrait-monotrait (HTMT), el cual parte de la comparación con respecto a las correlaciones de indicadores que evalúan otros constructos (heterotrait) y correlaciona los indicadores que evalúan el mismo constructo (monotrait). Si la puntuación HTMT es mayor a 0.90, indica una carencia significativa de validez discriminante. Se considera el umbral de 0.85 a tener en cuenta (Hair et al., 2019).

Modelo Interno

El modelo interno, también conocido como modelo estructural, se conecta las construcciones y muestra las interrelaciones (rutas) entre estas construcciones (Hair et al., 2019).

Colinealidad

Se utiliza el factor de inflación de varianza (VIF). Por lo general, para que la colinealidad no afecte el modelo estructural se toman en cuenta los valores de VIF menores de 5, e idealmente a 3 (Hair et al., 2019).

Relaciones en el modelo estructural

Al ejecutar PLS-SEM, son identificadas estimaciones de las conexiones, también conocido como coeficientes de trayectoria (β) que indican las relaciones asumidas entre las construcciones y se estandarizan con valores que van de -1 a +1. Los coeficientes cercanos a +1 implican sólidas correlaciones positivas (e inversamente para un valor negativo). Los coeficientes que están más cercanos al valor 0 sugieren correlaciones débiles y generalmente no significativas. Sin embargo, la determinación de la importancia de los coeficientes debe basarse de acuerdo al contexto específico del estudio, en lugar de depender de umbrales generalizables (Hair et al., 2019). De modo que la importancia de los coeficientes de trayectoria debe evaluarse sobre la base de una interpretación teórica.

El PLS-SEM utiliza bootstrapping para lograr significancia desde una estadística no paramétrica. Este procedimiento utiliza el remuestreo aleatorio (con sustitución) de los datos originales. Esto permite analizar las variaciones de las relaciones entre patrones de rutas entre constructos bajo pequeñas variaciones en los datos. Este procedimiento robusto permite la evaluación de la relevancia de las estimaciones (Hair et al., 2019).

El bootstrapping permite determinar los intervalos de confianza (IC) a través de la aplicación de percentiles ajustados por sesgo (BCa). Este método establece un rango en el que es viable identificar el auténtico parámetro poblacional, considerando un nivel de confianza preestablecido de un 95 %, se recomienda que no contenga el valor cero (Hair et al., 2019). Es importante señalar que el valor representa un parámetro que establece la interpretación de un coeficiente de trayectoria. Además, la hipótesis nula de no efecto se refuta cuando el valor empírico de t excede el valor crítico establecido. El valor estipulado fue de 1.96 para un nivel de significancia del 5 % (Hair et al., 2019).

Evaluación del poder explicativo del modelo estructural

Se refiere a la capacidad del modelo para ajustar los datos, cuantificando la fuerza de la asociación indicada por el modelo PLS. El coeficiente de determinación (R^2) se utiliza para medir el poder explicativo del modelo. Los valores van de 0 a 1, donde un valor alto representa un mayor poder explicativo. valores muy altos también pueden señalar un sobreajuste (Hair et al., 2019). En contexto de las ciencias sociales, la evaluación del R^2 difiere significativamente de otros campos como las ciencias físicas o biológicas. Esto se debe a que los comportamientos y fenómenos sociales son complejos y variables (Hair et al., 2019). Algunos valores tomados en cuenta para su interpretación son: $R^2 \geq 0.75$ sustancial, $R^2 \geq 0.50$ moderados y $R^2 \geq 0.25$ débiles. Valores superiores a 0.90 pueden indicar un sobreajuste (Hair et al., 2019). En el estudio se obtuvieron dos valores de R^2 , uno para cada variable dependiente (calidad del sueño y depresión), puesto que la adicción al teléfono inteligente actuó como variable independiente.

El f^2 o tamaño del efecto, es una métrica que permite estimar la magnitud del efecto que señala la importancia de un constructo predictor con respecto a una variable endógena dentro del modelo. Manifiesta el cambio del R^2 en el momento en que se prescinde un constructo predecesor determinado del modelo (Hair et al., 2019). Las métricas tomadas en cuenta para evaluar el efecto son: $f^2 \geq 0.35$ efecto grande, $f^2 \geq 0.15$ medio y $f^2 \geq 0.02$ pequeño.

Evaluación del poder predictivo del modelo

Cabe aclarar que, a pesar de la elaboración de muchas estrategias de ajuste de modelos para PLS-SEM, todavía se está discutiendo su utilidad y aplicación. PLS-SEM prioriza la predicción sobre la modelización explicativa, lo que requiere una forma distinta de validación. La validación de los resultados de PLS-SEM se centra principalmente en la capacidad de generalizar y predecir los datos de muestras, e idealmente, aquellos que no pertenecen a la muestra original. Dentro de este marco particular, la utilización de métricas de ajuste de modelos como SRMR, MSteta, y la prueba exacta de adecuación es de importancia mínima e incluso puede tener efectos perjudiciales. Esto se debe a que los investigadores pueden priorizar el "ajuste" a expensas de la precisión de la predicción. Por lo tanto, en el uso de PLS-SEM, no es aconsejable utilizar estas estadísticas (Hair et al., 2019).

Poder predictivo del modelo

Se realiza mediante el procedimiento PLSpredict el cual funciona separando el conjunto de datos en muestras de entrenamiento y validación. La muestra de entrenamiento se emplea para evaluar los parámetros del modelo, mientras que la muestra de validación se utiliza para estimar la capacidad predictiva de este. Se debe tener cautela, puesto que un desajuste pequeño de los valores reales, con los predichos, sugiere un alto poder predictivo, mientras que un desajuste pronunciado indica un bajo poder predictivo (Hair et al., 2019).

Raíz de error cuadrático medio (RMSE)

Se emplea para evaluar la precisión de las predicciones del modelo. Evalúa la magnitud promedio del error en las predicciones de un modelo. Es generalmente preferido porque asigna un mayor peso a los errores grandes, lo que es útil cuando los errores grandes son indeseables (Hair et al., 2019). Debido a la variabilidad y complejidad del comportamiento humano en ciencias sociales (Hair et al., 2019), podemos asumir un valor RMSE más alto.

Valor Q^2 predict

Permite medir la capacidad predictiva del modelo PLS-SEM. Un valor positivo de Q^2 predict sugiere que las predicciones del modelo PLS superan al punto de referencia más ingenuo. Si los resultados indican bajo poder predictivo, es importante explorar posibles explicaciones, incluyendo problemas con los datos o el modelo de medición. En casos donde el propósito principal de la evaluación es la predicción, se puede considerar la eliminación de indicadores con bajo poder predictivo tras una cuidadosa evaluación de su impacto en la validez y confiabilidad (Hair et al., 2019). Un valor mayor que cero se considera significativo. Los valores Q^2 predict ≥ 0.50 señalan una relevancia predictiva grande, Q^2 predict ≥ 0.25 moderada y Q^2 predict ≥ 0 pequeña (Hair et al., 2019).

RESULTADOS

La Tabla 1 presente los resultados de las variables demográficas y comportamentales de los participantes en el estudio. La muestra está diversamente distribuida en términos de disciplinas académicas, con una mayor representación en Gestión Empresarial (37.6 %), seguido de Estadística Informática (33.9 %) y Economía (28.6 %). Predomina el género femenino (58 %) y la edad de la mayoría de los participantes (69.4 %) oscila entre los 21 y los 25 años, un grupo demográfico crítico para estudios sobre el uso de tecnología y sus efectos. El uso diario del teléfono inteligente muestra una amplia variabilidad ($DE = 95$), lo que refleja diferencias significativas en los hábitos digitales individuales. Además, el nivel de adicción a los dispositivos móviles (AD) y la calidad del sueño (CS) presentan distribuciones variadas, con una preocupación notable, ya que el 8.2 % de los participantes tiene una adicción alta y el 21.6 % merece atención médica por problemas de sueño. La prevalencia de síntomas DE depresión (D) moderada a grave (30.7 %) destaca la necesidad de atención en salud mental.

Tabla 1. Descripción de las variables

Variable	Categoría	F	%	Min.	Máx.	M	D. E.
Disciplina académica	Economía	70	28.6				
	Estadística informática	83	33.9				
	Gestión empresarial	92	37.6				
Género	Hombre	142	42				
	Mujer	103	58				
Edad	15-20	16	6.5	18	34	22.96	2.94
	21-25	170	69.4				
	26-30	53	21.6				
Uso diario del teléfono inteligente	31-35	6	2.4				
	Minuto			30	480	177.39	95
	Alto	20	8.2	10	58	29.49	9.8
Adicción al teléfono inteligente	Regular	125	51				
	Bajo	100	40.8				
Horas de sueño diario	Hora			4	10	7.09	1.4
	Problema grave	6	2.4	0	17	4.58	3.98
Calidad de sueño	Tratamiento médico	36	14.7				
	Merece atención médica	53	21.6				
	Sin problema de sueño	150	61.2				
	Grave	31	12.7	0	40	14.9	10.09
Depresión	Moderada	44	18				
	Leve	43	17.6				
	No depresión	127	51.8				

Evaluación del modelo externo

La Tabla 2 indica que los ítems presentan cargas factoriales superiores al valor de 0.6. No obstante, se eliminaron algunos indicadores relacionados con la depresión debido a las bajas cargas: desinterés en el sexo (0.073), sentimientos de castigo (0.292), pensamientos o impulsos suicidas (0.483) y fracaso (0.342). Este proceso, que eliminó las preguntas con bajas cargas, es consistente con otro estudio que han empleado el BDI-II (Lemos et al., 2019). Todas las construcciones del estudio parecen ser consistentes porque los valores α , ρ_A y ρ_C superan el umbral sugerido de 0.70, pero no superan 0.95. Además, los constructos tienen valores AVE mayores de 0.50, lo que indica el establecimiento de su validez convergente.

Tabla 2. Cargas externas del modelo

Variable/Indicador	Ítem	Cargas	α	ρ_A	ρ_C	AVE
Adicción al teléfono inteligente						
Pérdida de tareas/actividades/trabajos debido al uso	AS1	0.634	0.812	0.897	0.912	0.510
Problemas de concentración	AS2	0.745				
Dolor físico (muñecas, cuello, etc.)	AS3	0.675				
Incapacidad de estar sin el teléfono inteligente	AS4	0.759				
Sentimientos de impaciencia e inquietud	AS5	0.818				
Pensar constantemente en el teléfono inteligente	AS6	0.753				
Negarse a dejar de usar el teléfono inteligente	AS7	0.688				
Comprobación constante del teléfono inteligente	AS8	0.714				
Uso excesivo del teléfono inteligente	AS9	0.681				
Argumentarios de personas cercanas sobre el uso excesivo	AS10	0.656				
Calidad de sueño						
Calidad subjetiva	CS1	0.773	0.875	0.881	0.904	0.574
Latencia	CS2	0.735				
Duración	CS3	0.634				
Eficiencia habitual	CS4	0.806				
Perturbaciones	CS5	0.769				
Utilización de medicación	CS6	0.730				
Disfunción durante el día	CS7	0.841				
Depresión						
Tristeza	D1	0.633	0.938	0.940	0.944	0.501
Pesimismo	D2	0.665				
Pérdida de placer	D4	0.680				
Sentimientos de culpa	D5	0.718				
Disconformidad con uno mismo	D7	0.750				
Autocrítica	D8	0.740				
Llanto	D10	0.656				
Agitación	D11	0.721				
Pérdida de interés	D12	0.752				
Indecisión	D13	0.743				
Desvalorización	D14	0.748				
Pérdida de energía	D15	0.737				
Cambios en los hábitos de sueño	D16	0.715				
Irritabilidad	D17	0.637				
Cambios en el apetito	D18	0.688				
Dificultad de concentración	D19	0.703				
Cansancio o fatiga	D20	0.708				

La Tabla 3 muestra las diversas correlaciones entre los constructos, todas las cuales tenían valores por debajo de la tasa de corte de 0.85. Esto sugiere que existe una validez discriminante entre las concepciones del estudio, lo que indica que estos constructos son diferentes entre sí.

Tabla 3. Validez discriminante-HTMT

Variables	Adicción al teléfono inteligente	Calidad de sueño
Calidad de sueño	0.739	
Depresión	0.599	0.632

Evaluación del modelo interno

En la tabla 4 se observa un valor VIF (factor de inflación de varianza) es considerablemente inferior al criterio de 3. Esto indica que no existe colinealidad entre los constructos que se analizaron en la investigación. Los hallazgos del modelo estructural se estimaron con la técnica de bootstrapping, que implicaba la generación de 5000 submuestras para mejorar la exactitud de la estimación en un nivel de significancia del 5%. Respecto de la correlación de la adicción al teléfono inteligente y la calidad del sueño, esta fue significativa ($t = 18.531$, $p < 0.05$). El coeficiente β de 0.661 sugiere una fuerte correlación positiva. El intervalo de confianza no abarca 0, por lo que afirma la importancia estadística de la relación.

El vínculo de la adicción al teléfono inteligente y la depresión también fue significativo ($t = 4.684$, $p < 0.05$). El coeficiente β de 0.299 indica una correlación positiva moderada. El intervalo de confianza excluye cero, lo que demuestra la importancia estadística de la relación. La conexión entre la calidad del sueño y la depresión es significativa ($t = 5.272$, $p < 0.05$). El coeficiente β de 0.393 indica una conexión positiva moderada. El intervalo de confianza excluye 0, indicando la importancia estadística de la correlación. Además, existen tamaños de efecto notables en el vínculo de la adicción al teléfono inteligente y la calidad del sueño, con un valor f^2 de 0.774, lo que revela un efecto grande. Respecto de la conexión entre la adicción al teléfono inteligente y la depresión, esta tiene un f^2 de 0.083, lo que sugiere un efecto pequeño. En cuanto al vínculo de la calidad del sueño y la depresión, este tiene un efecto pequeño, reflejado en un valor f^2 de 0.144.

Tabla 4: Modelo estructural

Hipótesis	VIF	β	t	IC (95 %)		p	f^2	Soporte
H1: Adicción al teléfono inteligente - Calidad de sueño	1.000	0.661	18.531	0.570	0.718	0.000	0.774	Sí
H2: Adicción al teléfono inteligente - Depresión	1.774	0.299	4.684	0.168	0.421	0.000	0.083	Sí
H3: Calidad de sueño - Depresión	1.774	0.393	5.272	0.232	0.526	0.000	0.144	Sí

La Tabla 5 revela que el valor R^2 para la calidad del sueño es de 0.436, lo que muestra que el 43.6 de la varianza en esta variable se puede deber a la adicción al teléfono inteligente. Además, el R^2 para la depresión alcanzó un 0.398, lo que significa que el 39.8 % de la variación en depresión puede atribuirse a la adicción a los teléfonos inteligentes y a la baja calidad del sueño. Estos valores, moderados en capacidad explicativa, son considerados aceptables en el ámbito de las ciencias sociales. Por otra parte, en cuanto a la calidad del sueño, se obtuvo un valor Q^2 predict de 0.428, lo cual indica que la relevancia predictiva es moderada. El valor RMSE de 0.766 indica que la precisión de predicción del modelo es aceptable en el ámbito de las ciencias sociales. En relación con la depresión, el valor Q^2 predict de 0.298, también indica una relevancia predictiva moderada. Sin embargo, el valor RMSE de 0.843 sugiere un error promedio significativamente mayor en las predicciones relacionadas con la calidad del sueño.

Tabla 5. Predicción del modelo

Variable	R^2	Q^2 predict	RMSE
Calidad de sueño	0.436	0.428	0.766
Depresión	0.398	0.298	0.843

En la Figura 2, se observa que el modelo PLS-SEM presenta correlaciones positivas de las variables de estudio. Además, los coeficientes de ruta y los valores R^2 señalan la eficacia del modelo propuesto.

DISCUSIÓN

Los hallazgos obtenidos mediante el análisis PLS-SEM ofrecen una comprensión profunda sobre las interrelaciones entre la adicción al teléfono inteligente, la calidad del sueño y la depresión en universitarios. Este enfoque es valioso, manifiesta especialmente en investigaciones exploratorias, donde la complejidad y diversidad de las variables requieren de métodos robustos y flexibles (Hair et al., 2019).

En relación con la hipótesis 1, los resultados muestran una sólida correlación positiva entre la adicción al teléfono móvil y la calidad del sueño ($\beta = 0.661$, $t = 18.531$, $p < 0.05$). El coeficiente R^2 asociado con la calidad del sueño es 0.436, lo que indica que el 43.6 % de la variabilidad puede atribuirse a la adicción al teléfono inteligente. Este resultado coincide con estudios que indican que el uso excesivo de los teléfonos inteligentes, especialmente antes de dormir, puede afectar negativamente la calidad de sueño. Esto puede atribuirse a la luz azul que emiten las pantallas, la cual interfiere con la producción de melatonina, que es una hormona necesaria para el sueño. Además, altera el ciclo circadiano que regula el ciclo de sueño y vigilia. De este

modo, disminuye la cantidad de sueño profundo y reparador, lo que ocasiona una calidad de sueño subóptima (Heo et al. 2017; Kim y Lee 2022).

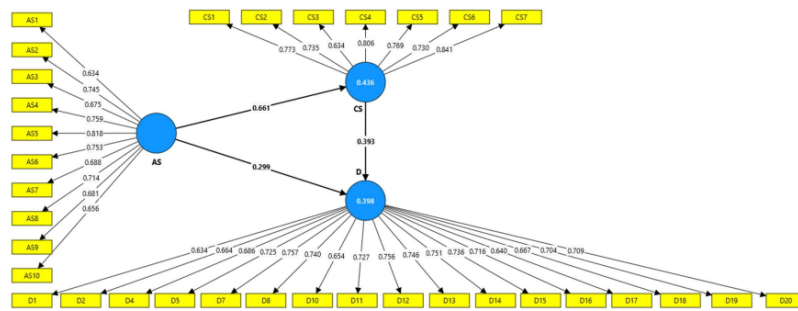


Figura 2. Modelo estructural PLS-SEM

Estos hallazgos se pueden explicar según la teoría de la interferencia cognitiva. Desde esta perspectiva, los pensamientos autocentrados, como preocupaciones y la reflexión constante, pueden mantener el cerebro activo, obstaculizando la conciliación del sueño. En este sentido, el constante estímulo que ofrecen los teléfonos inteligentes intensifican la interferencia cognitiva. También, la reflexión constante o pensamientos intrusivos pueden impedir conciliar el sueño (Kim y Lee 2022).

Los resultados del estudio de Kim y Lee (2022), realizado con adolescentes coreanos, coinciden con nuestros resultados. Estos autores hallaron que el uso excesivo del teléfono inteligente se relaciona con la disminución en la satisfacción del sueño. Además, durante la pandemia de COVID-19 se ha evidenciado un aumento en el uso de dispositivos electrónicos y una correlación directa con la disminución de la calidad del sueño, producto del estrés y ansiedad, asociados a este contexto (Zhang et al., 2021).

Estos resultados son consistentes con otros trabajos previos en diversos contextos. Por ejemplo, investigaciones realizadas en diferentes países identificaron que la adicción al teléfono inteligente está significativamente relacionada con una inadecuada calidad del sueño. Sanusi et al. (2022) demostraron que estudiantes universitarios de Nigeria que eran adictos a los teléfonos inteligentes presentaron una calidad de sueño notablemente inferior en comparación con aquellos que tenían un uso moderado o bajo. Asimismo, la investigación de Hasan et al. (2023), en los Emiratos Árabes Unidos, encontraron que la adicción al teléfono inteligente no solo afecta la calidad del sueño, sino también está asociada con trastornos alimentarios, lo que sugiere un impacto amplio y multifacético en la salud de los estudiantes.

En lo concerniente a la hipótesis 2, se confirma una correlación positiva de la adicción al teléfono inteligente y los síntomas de depresión ($\beta = 0.299$, $t = 4.684$, $p < 0.05$) (Achangwa et al., 2023; De-Sola Gutiérrez et al., 2016; Hasan et al., 2023; Heo et al., 2017). El valor de R^2 para depresión es 0.398, lo que indica que el 39.8 % de la variabilidad en la depresión puede ser explicada por la calidad del sueño y la adicción al teléfono inteligente. Este resultado es consistente con otros estudios que sugieren que el uso problemático de teléfonos inteligentes puede contribuir al desarrollo de síntomas depresivos, especialmente en poblaciones jóvenes y vulnerables como los universitarios.

El modelo de regulación de emociones de Gross (2002) ofrece un marco teórico útil para entender cómo la adicción al teléfono inteligente puede llevar a la depresión. Este modelo considera que las personas recurren a sus teléfonos móviles como un medio para gestionar emociones negativas. Sin embargo, en lugar de fomentar una reevaluación cognitiva positiva, el abuso del teléfono móvil a menudo dará como resultado una forma de represión emocional. Esta represión puede incrementar los sentimientos de ansiedad y depresión al no abordar las raíces del malestar emocional (Elhai et al., 2017; Gross, 2002).

El uso excesivo de teléfonos inteligentes puede dar como resultado una disminución en las interacciones sociales en persona y aumentar el sentimiento de soledad social; un factor que se sabe contribuye a la depresión. Sumado a ello, la constante comparación en redes sociales podría agravar las sensaciones de insatisfacción y baja autoestima, lo cual puede contribuir a un estado depresivo (Elhai et al., 2017). Esto puede interferir en actividades diarias importantes como el aprendizaje, el ejercicio físico y relaciones sociales significativas. Esta interferencia provoca un deterioro en la salud y aumenta el nivel de estrés que puede llevar a la depresión (Achangwa et al., 2023).

Nuestros hallazgos coinciden con Kurt et al. (2020), quienes que los estudiantes con un uso problemático de teléfono inteligentes reportaban niveles más altos de depresión en comparación con aquellos con un uso más controlado. Sanusi et al. (2022), identificaron resultados similares en universitarios de Nigeria, donde la adicción al teléfono inteligente estaba correlacionada con un aumento en los síntomas depresivos. Estos estudios sugieren que la conexión de la adicción al teléfono inteligente y depresión es consistente en diferentes contextos culturales y demográficos.

Referente a la hipótesis 3, los hallazgos muestran una correlación moderada y positiva de la calidad de sueño y la depresión ($\beta=0.393$, $t=5.272$, $p<0.05$). Este hallazgo se alinea con un cuerpo sustancial de literatura que demuestra la interrelación entre estas variables, que es compleja y bidireccional, donde el sueño inadecuado puede actuar tanto como precursor de trastorno depresivo (Riemann et al., 2001; Tsuno et al., 2005).

La depresión frecuentemente se asocia con desórdenes en los patrones de sueño, como una reducción en el sueño de ondas lentas e interrupciones en la etapa REM. Estas modificaciones afectan la calidad del sueño e intensifican la sintomatología depresiva, dando lugar a un ciclo destructivo (Riemann et al., 2001). Investigaciones han demostrado que la falta de un sueño adecuado puede estar estrecha y significativamente relacionada con el aumento de síntomas depresivos más graves cuando se duerme menos de las recomendadas siete horas por noche. La escasez de sueño puede tener efectos negativos en la capacidad de regular las emociones y hacer frente al estrés; factores esenciales en el desarrollo y empeoramiento de la depresión (Tsuno et al., 2005).

Un importante trastorno de sueño es el insomnio, que suele estar relacionado principalmente con la depresión. Actuar tanto como un síntoma de esta condición como un factor que contribuye al desarrollo de esta. Se caracteriza por la dificultad para dormir, despertar precoz y disminución de la eficiencia del sueño, los cuales pueden precipitar o agravar los síntomas depresivos (Tsuno et al., 2005).

Los resultados de este estudio se alinean con trabajos anteriores que el vínculo de la calidad del sueño y depresión. Tsuno et al. (2005) identificaron que los individuos con trastornos del sueño tienen una mayor prevalencia de síntomas depresivos. Adicionalmente, Riemann et al. (2001) han documentado que las alteraciones en las fases del sueño, particularmente en la fase REM, están vinculadas con manifestaciones depresivas de mayor severidad.

Nuestros hallazgos permiten comprender como la adicción a los teléfonos inteligentes puede comprometer la calidad del sueño y la depresión en los estudiantes universitarios. Se destaca la necesidad de promover el uso equilibrado y responsable del teléfono inteligente. De modo que es conveniente la promoción de la gestión del tiempo y campañas de concienciación sobre el peligro de la adicción al teléfono inteligente. Con lo cual se busca un disminuir el uso excesivo del teléfono inteligente. mejorar la calidad de sueño y son necesarias.

Aunque se lograron los objetivos, este estudio no estuvo exento de limitaciones. La participación de los estudiantes universitarios fue escasa, lo cual limita los hallazgos. Para generalizar a partir de los resultados, se aconseja que futuros estudios empleen muestras más grandes. Nuestro estudio es transversal, por lo que dificulta el desarrollo de vínculos causales entre las variables. Para establecer este tipo de vínculos se sugiere considerar estudios longitudinales para establecer la evolución de las interacciones a través del tiempo. Además, la inclusión de otras variables complementarias permitiría conocer de forma exhaustiva el fenómeno de estudio. Finalmente, se emplearon cuestionarios autoadministrados. Esta situación podría afectar la precisión de las respuestas recopiladas. Asimismo, aunque se han instaurado protocolos para asegurar la confidencialidad y el anonimato de la participación voluntaria de los participantes en la encuesta, estos podrían haber reducido o magnificado su grado de dependencia al teléfono móvil, la calidad del sueño o los síntomas depresivos.

CONCLUSIONES

Los hallazgos derivados del PLS-SEM indican que la adicción al teléfono inteligente está vinculada a la calidad del sueño y a los síntomas de depresión de los estudiantes universitarios peruanos. Se ha comprobado que una mayor adicción da como resultado una calidad de sueño menos reparadora que a su vez se asocia a niveles más altos de depresión. Los hallazgos de este estudio subrayan la relevancia de aplicar tácticas efectivas que fomenten un uso más apropiado de los teléfonos inteligentes, lo cual ayuda al bienestar tanto emocional como físico de los estudiantes universitarios.

Teóricamente, este estudio permite ampliar la comprensión de cómo el uso excesivo del teléfono móvil impacta de forma adversa en la calidad del sueño y el estado depresivo de las personas. Adicionalmente; sientan las bases para futuros desarrollos teóricos más detallados que incorporen diversos elementos como factores de riesgo y de protección.

Los resultados sugieren la urgente necesidad de implementar medidas que reduzcan el uso problemático de los teléfonos móviles inteligentes. Se recomienda implementar campañas de sensibilización sobre los peligros asociados al uso excesivo de dispositivos móviles, además de impartir técnicas para la gestión del tiempo y la mejora de la calidad del sueño. Es crucial que las entidades educativas implementen regulaciones que restrinjan la utilización de dispositivos móviles inteligentes en determinados periodos del día, particularmente previo a la hora de dormir. Es imperativo promover la creación de actividades alternativas que promuevan el contacto social en persona y la ejecución regular de actividad física.

Resulta imprescindible la cooperación entre entidades educativas, especialistas en tecnología y dirigentes políticos para la implementación de programas que promuevan un uso prudente de la tecnología y favorezcan el bienestar de los estudiantes. Además, la creación de instrumentos digitales que permitan a los estudiantes supervisar y regular su uso de teléfonos inteligentes puede constituir una estrategia eficaz para atenuar las repercusiones adversas vinculadas al uso excesivo.

DECLARACIÓN DE INTERESES Y FUENTES DE FINANCIACIÓN

Los autores declaran no tener relación comercial con otras personas u organizaciones, que pudiera generar un conflicto de intereses. También, declaran no haber tenido fuentes de financiación que comprometan la veracidad de los resultados o que puedan influir de manera inapropiada en los hallazgos del presente estudio.

LIMITACIÓN DE RESPONSABILIDADES Y USO DE IA

Los autores declaran que todas las afirmaciones, opiniones y datos contenidos en este artículo son de su entera responsabilidad como autores; en consecuencia, eximen de responsabilidad al CIT y a sus editores. Igualmente, los autores declaran cumplir con los estándares éticos indicados en la carta de compromiso que se ha enviado junto al manuscrito original. En particular, declaran no haber usado herramientas de inteligencia artificial generativa en ninguna parte del presente manuscrito; además, la información incluida no ha sido plagiada; es original y su producción es producto del esfuerzo de los propios autores. Por ello liberan de toda responsabilidad ética y legal a los editores o al CIT.

REFERENCIAS

- Achangwa, C., Ryu, H. S., Lee, J. K., y Jang, J.-D., Adverse effects of smartphone addiction among university students in South Korea: A systematic review, <https://www.mdpi.com/2227-9032/11/1/14>, *Healthcare*, 11(1), 14-23 (2023).
- Buysse, D. J., Reynolds, C. F. y otros tres autores, The Pittsburgh sleep quality index: A new instrument for psychiatric practice and research, [https://doi.org/10.1016/0165-1781\(89\)90047-4](https://doi.org/10.1016/0165-1781(89)90047-4), *Psychiatry Research*, 28(2), 193-213. (1989).
- De Miranda Azevedo, R. y otros tres autores, Cognitive/affective and somatic/affective symptoms of depression in patients with heart disease and their association with cardiovascular prognosis: a meta-analysis, <https://doi.org/10.1017/S0033291714000063>, *Psychological Medicine*, 44(13), 2689-2703 (2014).
- De-Sola Gutiérrez, J., Rodríguez de Fonseca, F., y Rubio, G. Cell-phone addiction: A review, <https://doi.org/10.3389/fpsy.2016.00175>, *Frontiers in Psychiatry*, 7, (2016).
- Elhai, J. D., Dvorak, R. D., Levine, J. C., y Hall, B. J. Problematic smartphone use: A conceptual overview and systematic review of relations with anxiety and depression psychopathology, <https://doi.org/10.1016/j.jad.2016.08.030>, *Journal of Affective Disorders*, 207, 251-259 (2017).
- Elhai, J. D., Tamiyu, M. F., y otros cuatro autores, Depression and emotion regulation predict objective smartphone use measured over one week, <https://doi.org/10.1016/j.paid.2017.04.051>, *Personality and Individual Differences*, 133, 21-28 (2018).
- Fabbri, M., Beracci, A. y otros cuatro autores, Measuring subjective sleep quality: A review, <https://doi.org/10.3390/ijerph18031082>, *Public Health*, 18, 1082 (2021).
- Fancher, T. L., y Kravitz, R. L. In the clinic. Depression, <https://doi.org/10.7326/0003-4819-152-9-201005040-01005>, *Ann Intern Med*, 152(9), 15-16 (2010).
- Gross, J. J., Emotion regulation: Affective, cognitive, and social consequences, <https://doi.org/10.1017/S0048577201393198>, *Psychophysiology*, 39(3), 281-291 (2002).
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., y Ringle, C. M., When to use and how to report the results of PLS-SEM, <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>, *European Business Review*, 31(1), 2-24 (2019).
- Harvey, A. G., Stinson, K. y otros tres autores, The Subjective meaning of sleep quality: a comparison of individuals with and without insomnia, <https://doi.org/10.1093/sleep/31.3.383>, *Sleep*, 31(3), 383-393 (2008).
- Hasan, H., Shihab, K. A. y otros cuatro autores, Associations of smartphone addiction, chronotype, sleep quality, and risk of eating disorders among university students: A cross-sectional study from Sharjah/United Arab Emirates, <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e12882>, *Heliyon*, 9(1), Article e12882 (2023).

Heo, J.-Y., Kim, K. y otros nueve autores, Effects of smartphone use with and without blue light at night in healthy adults: A randomized, double-blind, cross-over, placebo-controlled comparison, <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2016.12.010>, *Journal of Psychiatric Research*, 87, 61-70, (2017).

Kaya, F., Bostanci Daştan, N., y Durar, E., Smart phone usage, sleep quality and depression in university students <https://doi.org/10.1177/0020764020960207>, *International Journal of Social Psychiatry*, 67(5), 407-414 (2021).

Kim, E., y Lee, K., Relationship between smartphone addiction and sleep satisfaction: a cross-sectional study on Korean adolescents, <https://doi.org/10.3390/healthcare10071326>, *Healthcare (Switzerland)*, 10(7), 1326 (2022).

Körmendi, A., Brutóczki, Z., Végh, B. P., y Székely, R., Smartphone use can be addictive? A case report <https://doi.org/10.1556/2006.5.2016.033>, *Journal of Behavioral Addictions*, 5(3), 548-552 (2016).

Krystal, A. D., y Edinger, J. D., Measuring sleep quality, [https://doi.org/10.1016/S1389-9457\(08\)70011-X](https://doi.org/10.1016/S1389-9457(08)70011-X), *Sleep Medicine*, 9, S10-S17 (2008).

Kunt, M., Demir, L. S., Şahin, T. K., y Tunçez, İ. H., Smartphone addiction and its relationship with depression in university students: A cross-sectional study, <https://doi.org/10.33880/ejfm.2020090103>, *Eurasian Journal of Family Medicine*, 9(1), 15-26 (2020).

Kwon, M., Lee, J. Y. y otros siete autores, Development and validation of a smartphone addiction scale (SAS) <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0056936>, *PLoS ONE*, 8(2), e56936 (2013).

Lemos, M., Vázquez, A. M., y Román-Calderón, J. P., Potential therapeutic targets in people with emotional dependency, <https://doi.org/10.21500/20112084.3627>, *International Journal of Psychological Research*, 12(1), 18-27 (2019).

Lin, L., Wang, X. y otros cuatro autores, The influence of interpersonal sensitivity on smartphone addiction: A moderated mediation Model, <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.670223>, *Frontiers in Psychology*, 12 (2021).

Lowe-Calverley, E., y Pontes, H. M., Challenging the concept of smartphone addiction: An empirical pilot study of smartphone usage patterns and psychological well-being, <https://doi.org/10.1089/cyber.2019.0719>, *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 23(8), 550-556 (2020).

Malhi, G. S., y Mann, J. J., Depression, [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)31948-2](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)31948-2), *The Lancet*, 392(10161), 2299-2312 (2018).

Meng, S.-Q., Cheng, J.-L. y otros diez autores, Global prevalence of digital addiction in general population: A systematic review and meta-analysis, <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2022.102128>, *Clinical Psychology Review*, 92, 102128 (2022).

Nelson, K. L., Davis, J. E., y Corbett, C. F., Sleep quality: An evolutionary concept analysis, <https://doi.org/10.1111/nuf.12659>, *Nursing Forum*, 57(1), 144-151 (2022).

Nikolic, A., Bukurov, B. y otros ocho autores, Smartphone addiction, sleep quality, depression, anxiety, and stress among medical students, <https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1252371>, *Frontiers in Public Health*, 11, 1252371 (2023).

Ozcan, B., y Acimis, N. M., Sleep quality in pamukkale university students and its relationship with smartphone addiction, <https://doi.org/10.12669/pjms.37.1.3130>, *Pakistan Journal of Medical Sciences*, 37(1), 1-6 (2020).

Penninx, B. W. J. H., Milaneschi, Y., Lamers, F., y Vogelzangs, N., Understanding the somatic consequences of depression: biological mechanisms and the role of depression symptom profile, <https://doi.org/10.1186/1741-7015-11-129>, *BMC Medicine*, 11(1), 129-135 (2013).

Ratan, Z. A., Parrish, A. M. y otros tres autores, Smartphone addiction and associated health outcomes in adult populations: A systematic review, <https://doi.org/10.3390/ijerph182212257>, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(22), 12257 (2021).

Riemann, D., Berger, M., y Voderholzer, U., Sleep and depression—Results from psychobiological studies: an overview, [https://doi.org/10.1016/S0301-0511\(01\)00090-4](https://doi.org/10.1016/S0301-0511(01)00090-4), *Biological Psychology*, 57(1), 67-103 (2001).

Sanusi, S. Y., Al-Batayneh, O. B., Khader, Y. S., y Saddki, N., The association of smartphone addiction, sleep quality and perceived stress amongst Jordanian dental students, <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/eje.12674>, *European Journal of Dental Education*, 26(1), 76-84 (2022).

Tsuno, N., Besset, A., y Ritchie, K., Sleep and depression [Review], <https://doi.org/10.4088/JCP.v66n1008>, *Journal of Clinical Psychiatry*, 66(10), 1254-1269 (2005).

Zhang, C., Zeng, P. y otros siete autores, Relationship of problematic smartphone use, sleep quality, and daytime fatigue among quarantined medical students during the COVID-19 pandemic, <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.755059>, *Frontiers in Psychiatry*, 12, 755059 (2021).

Zhao, Y., y Zhao, G., Emotion regulation and depressive symptoms: Examining the mediation effects of school connectedness in Chinese late adolescents, <https://doi.org/10.1016/j.adolescence.2014.12.009>, *Journal of Adolescence*, 40(1), 14-23 (2015).

INFORME DE ORIGINALIDAD

12%

INDICE DE SIMILITUD

10%

FUENTES DE INTERNET

4%

PUBLICACIONES

6%

TRABAJOS DEL
ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	www.yourbrainonporn.com	2%
	Fuente de Internet	
2	citrevistas.cl	1%
	Fuente de Internet	
3	Submitted to Universidad de las Islas Baleares	1%
	Trabajo del estudiante	
4	www.coursehero.com	1%
	Fuente de Internet	
5	www.revistaclinicapsicologica.com	1%
	Fuente de Internet	
6	repositorio.upla.edu.pe	1%
	Fuente de Internet	
7	Memnüne Kokoç, Yüksel Göktaş. "Cómo la adicción al teléfono inteligente altera la relación positiva entre la autorregulación, la autoeficacia y el compromiso del alumnado en un entorno de educación a distancia", Revista de Psicodidáctica, 2024	<1%
	Publicación	
8	Submitted to Universidad Tecnológica Centroamericana UNITEC	<1%
	Trabajo del estudiante	
9	repositorio.unphu.edu.do	<1%
	Fuente de Internet	
10	Laureano Núñez, Noel. "El rol de la orientación emprendedora y la inteligencia cultural en la propensión a	<1%

internacionalizarse en las pyMEs en Puerto Rico", Universidad Ana G Méndez - Gurabo, 2024

Publicación

11	Submitted to Universidad Carlos III de Madrid - EUR	<1 %
	Trabajo del estudiante	
12	repositorioslatinoamericanos.uchile.cl	<1 %
	Fuente de Internet	
13	www.nutricionhospitalaria.org	<1 %
	Fuente de Internet	
14	Submitted to University at Buffalo	<1 %
	Trabajo del estudiante	
15	hdl.handle.net	<1 %
	Fuente de Internet	
16	Submitted to Universidad Privada del Norte	<1 %
	Trabajo del estudiante	
17	archive.org	<1 %
	Fuente de Internet	
18	repositorio.uta.edu.ec	<1 %
	Fuente de Internet	
19	Submitted to Universidad Católica San Pablo	<1 %
	Trabajo del estudiante	
20	Submitted to Universidad de Alcalá	<1 %
	Trabajo del estudiante	
21	analisa.io	<1 %
	Fuente de Internet	
22	dspace.uui.ac.id	<1 %
	Fuente de Internet	
23	link.springer.com	<1 %
	Fuente de Internet	
24	www.mdpi.com	<1 %
	Fuente de Internet	

<1 %

25 Ravelo Gomez, Irak. "Modelo de gobierno electronico: Una integracion de las tecnologias y comunicaciones para la gestion publica de una sociedad", Universidad Ana G Mendez - Gurabo, 2022

Publicación

<1 %

26 Submitted to UNIBA

Trabajo del estudiante

<1 %

27 www.researchgate.net

Fuente de Internet

<1 %

28 www.scielo.org.mx

Fuente de Internet

<1 %

29 www.slideshare.net

Fuente de Internet

<1 %

30 search.scielo.org

Fuente de Internet

<1 %

31 sedici.unlp.edu.ar

Fuente de Internet

<1 %

32 www.accac.eu

Fuente de Internet

<1 %

33 www.grafiati.com

Fuente de Internet

<1 %

34 www.searchmat.com

Fuente de Internet

<1 %

Excluir citas

Activo

Excluir coincidencias

< 10 words

Excluir bibliografía

Activo