



UNIVERSITAT  
POLITÈCNICA  
DE VALÈNCIA

ADE

Facultad de Administración  
y Dirección de Empresas /UPV

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

Facultad de Administración y Dirección de Empresas

Diseño y validación de un modelo educativo de E-Learning:  
Estudio de un caso aplicado en educación superior

Trabajo Fin de Grado

Grado en Administración y Dirección de Empresas

AUTOR/A: Jiménez Pérez, Blanca

Tutor/a: Martínez Gómez, Mónica

CURSO ACADÉMICO: 2022/2023



## **Resumen**

El e-learning es el único recurso que hoy en día puede sustituir a los métodos tradicionales de aprendizaje presencial que estaban implantados en la sociedad. A causa de la Covid-19 son muchas las cosas que han cambiado en el ámbito de la educación y pese a que se ha retomado el aprendizaje en las aulas, la importancia de las tecnologías y de Internet es cada vez más evidente. Es por esto por lo que muchas instituciones académicas han invertido en el e-learning, así como en la modernización de la implementación de las clases, ofreciendo una nueva modalidad parcial o totalmente online. Por lo tanto, es necesario garantizar que estas nuevas modalidades son igual o incluso más exitosas que las modalidades tradicionales.

El objetivo de este estudio es proponer y validar un marco holístico en el que se incluyan todos los factores de e-learning necesarios para garantizar su implantación y uso efectivos para el rendimiento y satisfacción de los estudiantes. Para ello, se ha desarrollado un modelo teórico para medir el éxito del e-learning basado en otros ya validados, entre ellos se encuentran el Modelo del Éxito de los Sistemas de la Información de Delone y McLean (ISSM/D&M Model), el Modelo la Aceptación de las Tecnologías de Davis (TAM), el Modelo de Medida de Aceptación del E-Learning (EIAM) y el Modelo de Autoeficacia (OSE), entre otros. El modelo en cuestión ha sido contrastado empíricamente a través de un estudio de encuesta realizado a alumnos universitarios.

## **Palabras clave**

Metodología e-learning; Análisis estadístico; Autoevaluación del estudiante; Satisfacción del estudiante; Mínimos Cuadrados Parciales; Covid-19.

## **Abstract**

E-learning is the main asset that can supplant conventional up close and personal learning strategies in today's society. Because of Coronavirus, numerous things have changed in the schooling field. Even though homeroom learning continues, the significance of advances and the Internet is expanding extensively. All educational institutions have put resources into e-learning and the modernization of the execution of classes, offering another methodology, partly or primarily online. Consequently, it is essential to ensure that these new modalities are similar to or more fruitful than conventional ones.

This study aims to propose and validate a holistic framework that includes all e-learning factors necessary to ensure its effective implementation and use for student performance and satisfaction. To this end, a theoretical model for measuring e-learning success has been developed based on several validated theoretical models, including the Delone and McLean Information Systems Success Model (ISSM/D&M Model), the Davis Technology Acceptance Model (TAM), the E-Learning Acceptance Measurement Model (EIAM) and the Self-Efficacy Model (OSE) among others. The model has been empirically tested through a survey study of university students.

## **Keywords**

E-learning methodology; Statistical Analysis; Student Self-Assessment; Student Satisfaction; Partial Least Square; Covid-19.

## ÍNDICE DE CONTENIDOS:

1. INTRODUCCIÓN.....	9
1.1. Presentación.....	9
1.2. Motivación y agradecimientos.....	9
1.3. ODS.....	10
2. MARCO TEÓRICO.....	11
2.1. Primer enfoque: Modelo de Éxito de los Sistemas de Información (ISSM) .....	12
2.2. Segundo enfoque: Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM) .....	14
2.3. Tercer método: Escala de autoaceptación del aprendizaje en línea (EIAM) .....	15
2.4. Cuarto método: Autoeficacia del aprendizaje en línea (OLSE) .....	16
3. METODOLOGÍA.....	17
3.1. Descripción de la muestra.....	17
3.1.1. Objetivos y Participantes.....	17
3.2. Descripción de la plataforma empleada para la realización del cuestionario .....	18
3.3. Desarrollo del modelo conceptual (Modelo de Investigación e Hipótesis) .....	19
3.3.1. Aspectos sociales.....	20
3.3.2. Factores del alumno .....	22
3.3.2.1. El factor individual.....	22
3.3.2.2. Rendimiento del propio alumno .....	24
3.3.2.3. Creencias del usuario y aceptación de la tecnología .....	24
3.3.3. Factores del sistema.....	25
3.3.4. Capacidades del tutor e interacción con el alumno.....	27
3.3.5. Gamificación.....	28
3.4. Introducción MEE.....	29
3.5. Objetivos MEE .....	33
3.6. Caso de PLS-SEM .....	33
3.6.1. Notación y conceptos básicos.....	33
3.6.2. Conceptos Básicos.....	34
3.7. ANOVA.....	40
3.8. Software SmartPLS.....	43
3.9. Estimación del Modelo PLS .....	44
3.9.1. El algoritmo de estimación de los modelos PLS.....	44
3.9.2. Fortalezas y debilidades del algoritmo PLS .....	48
3.9.3. Análisis e Interpretación de un modelo PLS.....	50

4. RESULTADOS .....	52
4.1. Análisis del modelo de medida .....	53
4.1.1. Carga externa, coherencia interna y fiabilidad .....	54
4.1.2. Validez discriminante .....	55
4.1.3. Análisis del modelo estructural: Significancia de los parámetros del modelo....	57
4.1.4. Análisis del modelo estructural: Coeficientes <b>R<sup>2</sup></b> .....	59
4.1.5. ANOVA.....	60
5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES .....	63
6. REFERENCIAS.....	66
7. ANEXOS .....	76
7.1. ANEXO 1. Tablas resultados .....	76
7.2. Anexo 2. Tabla cuestionario .....	82
7.3. Anexo 3. Cuestionario .....	83
7.4. Anexo 4. Anexo I de los ODS .....	93

## ÍNDICE DE TABLAS:

Tabla 1. Resumen comparativo de PLS y CBM .....	32
Tabla 2. Diferencias conceptuales entre indicadores formativos y reflectivos .....	39
Tabla 3. Criterios de los indicadores reflectivos y formativos .....	39
Tabla 4. Evaluación de PLS-SEM (pruebas estadísticas).....	50
Tabla 5. Umbrales mínimos de aceptación para los indicadores de los modelos de medida	51
Tabla 6. Umbrales mínimos de aceptación para indicadores de los modelos estructurales..	51
Tabla 7. Perfil de los encuestados .....	52
Tabla 8. Medidas de Consistencia Interna, Fiabilidad y Validez inicial .....	55
Tabla 9. Medidas de Consistencia Interna Fiabilidad y Validez final.....	55
Tabla 10. Validez discriminante. Heterotrait-Monotrait.....	56
Tabla 11. Path coefficients inicial.....	58
Tabla 12. Path coefficients final .....	59
Tabla 13. ANOVA sexo.....	60

## ÍNDICE DE FIGURAS:

Figura 1. Modelo de investigación .....	19
Figura 2. Modelo de investigación final .....	29
Figura 3. Simbología y nomenclatura de los modelos PLS .....	34
Figura 4. Ejemplo de un modelo de medida .....	35
Figura 5. Ejemplo de un modelo estructural.....	35
Figura 6. Ejemplo modelo de Segundo orden.....	36
Figura 7. Modelos formativos .....	37
Figura 8. Modelos Reflectivos .....	37
Figura 9. Ejemplo modelo reflectivo .....	38
Figura 10. Ejemplo modelo reflectivo .....	38
Figura 11. Ejemplo de un modelo estructural estimable mediante PLSPM.....	40
Figura 12. Metodología Modelos SEM .....	44
Figura 13. Fase de Inicialización del algoritmo PLS .....	45
Figura 14. Fase 2 del algoritmo PLS.....	45
Figura 15. Fase 3 4 del algoritmo PLS.....	46
Figura 16. Modelo inicial en SmartPLS.....	53
Figura 17. Modelo resuelto en SmartPLS.....	54
Figura 18. Modelo final .....	60

## ACRÓNIMOS EMPLEADOS:

3S-T Nuevo modelo propuesto

ASS Student Learning Achievements

AVE Análisis de Valores Extremos

CB-SEM Covariance-Based Structural Equation Modelling

CFA Análisis Factoriales Confirmatorios

E Engagement

EIAM E-Learning Self-Acceptance Measure

ELQ E-Learning quality

EN Social Net working

EUS Intention to Use

G Gamification

HOC Modelos de Orden Superior

IQ Information Quality

ISSM Information Systems Success Model

IT Information Technologies

LV Variables Latentes

MEE Modelos de Ecuaciones Estructurales (SEM)

MIMIC Multiple Indicators Multiple Causes

NE Network Externally

ODS Objetivos de Desarrollo Sostenible

OLSE Online learning self-efficacy

OSE One-Self Efficacy

PE Perceived Enjoyment

PEU Perceived Usefulness

PLS Partial Least Square

S Strategy

SAP Student Academic Performance

SEM Structural Equation Model

SN Subjective Norm  
SEQ Service quality  
SQ System Quality  
SS Student Satisfaction  
SSA Student Self-Assessment  
Sysq System Quality  
TAM Technology Acceptance Model  
TAM2 & 3 Extensions of TAM model  
TRA Theory of Reasoned Action  
TQ Tutor Quality  
UPV Universidad Politécnica de Valencia  
USM User Satisfaction Model  
UTAUT Unified Theory of Acceptance and Use of Technology  
UTAUT2 Modification of UTAUT model

## 1. INTRODUCCIÓN

### 1.1. Presentación

Mi nombre es Blanca Jiménez Pérez y soy estudiante del doble Grado de Administración y Dirección de Empresas e Ingeniería de las Telecomunicaciones en la Universidad Politécnica de Valencia. Como conclusión a mis estudios de ADE voy a llevar a cabo una investigación, a través de la realización de este Trabajo Fin de Grado, sobre el diseño y validación de un modelo educativo de e-learning, aplicando el estudio en un caso de educación superior.

### 1.2. Motivación y agradecimientos

Durante mi trayectoria académica he desarrollado un interés en el campo de la estadística, pudiendo apreciar la importancia de esta disciplina en la toma de decisiones informadas y el análisis de datos en diversos ámbitos. Por otro lado, y dado la pasada situación de pandemia, he podido vivir los desafíos que surgen con la enseñanza en entornos virtuales, donde se requiere una adaptación cuidadosa de los métodos de enseñanza tradicionales.

El aprendizaje en línea, o e-learning, ha experimentado un crecimiento significativo en la educación superior, y es crucial diseñar y validar un modelo educativo específico para la enseñanza en este entorno. Este trabajo de fin de grado me brinda la oportunidad de investigar, diseñar y validar un modelo educativo de e-learning, pudiendo lograr así, mejorar la eficacia y la calidad del proceso de enseñanza-aprendizaje del futuro.

Por último, me queda agradecer a todos mis profesores el haberme apoyado y motivado durante toda la carrera; y más en concreto, a mi profesora de Estadística I y tutora de este TFG por toda la ayuda brindada y por haberme hecho descubrir un área que me gusta y hasta entonces era desconocida para mí. Gracias Mónica.

### 1.3. ODS

El presente TFG está muy relacionado con uno de los objetivos de desarrollo sostenible (ODS), y en concreto, con el Objetivo 4: Educación de Calidad: Garantizar una educación inclusiva, equitativa y de calidad y promover oportunidades de aprendizaje durante toda la vida para todos [1].

Conforme la pandemia del Covid-19 se fue propagando por todo el planeta, fueron muchos los países del mundo que tuvieron que cerrar sus escuelas, afectando esto a más del 91% de los estudiantes de todo el mundo, y siendo la cifra de niños y jóvenes que no podían asistir a la escuela, institutos y universidades, la más alta registrada (en total, 11.600 millones de estudiantes) [2]. Este hecho, además de alterar de forma evidente el aprendizaje de los estudiantes, supuso un cambio drástico en sus vidas, suponiendo un peligro en los avances ya conseguidos respecto a la educación mundial.

Cierto es, que muchas escuelas pudieron adaptarse de forma online y continuar con las clases; pero en muchos países poco desarrollados, esta opción fue inviable. Es por esto mismo que, en marzo de 2020, la UNESCO inició la Coalición Mundial para la Educación Covid-19, una alianza multisectorial entre el sistema de las Naciones Unidas, las organizaciones de la sociedad civil, los medios de comunicación y los asociados de TI para diseñar e implantar soluciones innovadoras [1].

Es en este momento, cuando el e-learning toma una gran importancia, ya que, gracias al mismo, son muchos los países que han podido continuar las actividades docentes y lograr alcanzar nuevos niveles de matriculación escolar en países donde antes no había, logrando estar de nuevo más cerca de cumplir los objetivos de la Agenda 2030. Por lo que si con este estudio se consigue mejorar el e-learning, se contribuirá a cumplir el Objetivo 4.

En el Anexo 4 se puede encontrar el Anexo I de los ODS.

## 2. MARCO TEÓRICO

El e-learning es considerado el método más utilizado en el área de la educación para acceder a recursos remotos a través de ordenadores, portátiles, sistemas en la nube, intranets, tablets, teléfonos inteligentes u otras herramientas, creando una ventaja adicional en el ámbito de la educación. Esto es posible gracias a las distintas ventajas que proporciona el aprendizaje en línea frente al aprendizaje presencial, el cual ha sido hasta antes del Covid-19, el que se denominaba tradicional. Ejemplos de ello pueden ser: el mayor acceso a materiales educativos; la comunicación rápida y efectiva entre alumnos y profesores; la posibilidad de hacer cursos asíncronos; etc.

Pese a que el término e-learning se ha convertido rápidamente en un concepto más en nuestro vocabulario, no es sencillo definirlo de una única manera, ya que los continuos avances en innovación y tecnología hacen variar su significado. No obstante, algunas de las definiciones que podemos encontrar son: uso de la tecnología en el proceso de aprendizaje [3,4]; sistema de información que puede acomodar una variedad de materiales educativos a través de correo electrónico, debates, tareas, cuestionarios y sesiones de chat en vivo [5,6].

Del mismo modo, podemos encontrar diversos métodos para evaluar el éxito de los sistemas de aprendizaje electrónico, destacando entre otros los propuestos por DeLone y McLean Information Systems Success Model (ISSM) [7], Davis Acceptance Model for Technology Acquisition (TAM) [8,9], Cyert y Modelo de satisfacción del usuario (USM) [10,11], modelo Freihat Online Learning Quality (ELQ) [12,13], y el último modelo que engloba características de todos los anteriores que es el Modelo 3S-T (social aspects, student factors, system factors and capabilities).

El objetivo de este Trabajo Fin de Grado es proponer un modelo teórico donde se muestren los principales factores que influyeron durante la pandemia y que influyen actualmente en el rendimiento y satisfacción de los estudiantes con la docencia on-line incluyendo un nuevo factor en el estudio, que es la

gamificación. Para desarrollar el modelo de este Trabajo de Fin de Grado, se han considerado por un lado los principales modelos previamente validados en estudios anteriores más empleados para la evaluación de sistemas de información y aprendizaje electrónico (ya citados anteriormente), y por otro lado, el nuevo modelo propuesto 3S-T, para que de esta manera se pueda proponer un modelo teórico que permita valorar la eficacia del e-learning en la satisfacción y rendimiento académico de los estudiantes, dado que es una de las nuevas líneas de innovación docente por la que están apuntando cada vez más universidades.

Con el presente trabajo se pretende crear una metodología aplicable en diferentes ámbitos (no solo universitario), en base a las distintas teorías y modelos propuestos.

### **2.1. Primer enfoque: Modelo de Éxito de los Sistemas de Información (ISSM)**

El modelo ISSM fue planteado por primera vez por DeLone y McLean por los años 1990 [14], siendo considerado como uno de los modelos más populares para evaluar el éxito de los sistemas de información. El método consiste en evaluar diferentes aspectos de la educación a distancia a partir de diferentes constructos latentes, variables no observadas o factores que se miden a partir de unos indicadores llamados ítems.

Estos factores son:

- La calidad del sistema, la cual vendrá determinada por las características deseadas (fiabilidad, velocidad de acceso, etc.).
- La calidad de la información, la cual se refiere a la oportunidad, exactitud, integridad, claridad, etc.; es decir, a la información contenida en la plataforma.
- El uso, haciendo referencia a la percepción del usuario de la idoneidad del uso para realizar las diversas tareas realizadas en el sistema.

- La satisfacción del usuario, definida como el nivel de satisfacción de los usuarios al utilizar el sistema.
- El impacto personal, son los beneficios personales que los usuarios perciben al utilizar el sistema, los cuales se relacionan principalmente con sus habilidades pedagógicas.
- La influencia organizacional, enfocada en la percepción del usuario sobre qué tan bien funciona el sistema en la organización.

El modelo original recibió críticas relevantes durante varios años, obligando a los autores DeLone y McLean a crear un modelo mejorado. Este nuevo modelo agrega las variables de intención de uso y calidad del servicio y reemplaza las variables de impacto individual y organizacional con la variable de beneficio neto. Para los autores, “calidad de servicio” hace referencia a la calidad de soporte que recibe el usuario por parte del proveedor de servicios del sistema; el “uso previsto” como la intención del usuario de continuar usando el sistema; y el “beneficio neto” como la medida última en que los sistemas de información contribuyen al éxito de individuos, grupos y organizaciones (lo que permite a los investigadores aplicar el modelo ISSM al nivel de análisis que ya se ha identificado).

Una revisión de la literatura existente sobre educación en línea o e-learning muestra que existe consenso sobre la validez de este modelo, o al menos parte de él, para evaluar el éxito de los sistemas de aprendizaje en línea. Sin embargo, existen inconsistencias en los resultados al comparar diferentes estudios. Por ejemplo, mientras que algunos estudios encontraron un efecto significativo de los aspectos generales de la calidad (calidad del sistema, calidad de la información y calidad del servicio) en el uso real del sistema, otros investigadores informaron de una relación no significativa; debido a que se han aplicado en muestras diferentes. Por ello, la inquietud de incluir este modelo en el estudio, para verificar si las hipótesis que plantean se cumplen en la muestra de estudiantes universitarios.

Los factores definidos por este modelo son:

1. Calidad del Sistema (SQ)

2. Calidad de Servicio (SEQ)
3. Calidad de la Información (IQ)
4. Satisfacción del Estudiante (SS)
5. Resultados Académicos del Estudiante (SAP) (Beneficios)

## **2.2. Segundo enfoque: Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM)**

El modelo de aceptación de tecnología de Davis (TAM) [15] es otro posible modelo que se propone para evaluar el éxito de un sistema de información, basado en la Teoría de la Acción Razonable (TRA) y clasificado en Teorías de la Psicología Social. La teoría TRA es la más utilizada para medir el éxito de una nueva tecnología en términos de aceptación y uso.

Además, el modelo se basa en el hecho de que cuando los usuarios conocen una nueva tecnología, hay muchos factores que influyen en sus decisiones sobre cómo y cuándo usarla. Y por ello, los factores externos, sociales, culturales y políticos son los determinantes a la hora de estimar la utilidad y usabilidad percibida por los usuarios. Por otro lado, la utilidad percibida de los usuarios y la facilidad de uso son los principales determinantes de las actitudes y la intención de usar la tecnología, mientras que la intención de uso es el principal determinante del uso de la tecnología, la decisión principal del uso real del sistema.

En las últimas décadas se han realizado numerosos estudios basados [16] en el modelo TAM y algunas de sus múltiples extensiones. Por ejemplo, Venkatesh y Davis introdujeron una extensión importante para TAM2 [17], extendiendo así el modelo original añadiendo procesos de influencia social (norma subjetiva, voluntariedad, experiencia e imagen) y procesos cognitivos instrumentales (relevancia del trabajo, calidad de los resultados y demostrabilidad de los resultados).

Unos años más tarde, Venkatesh et al. [18] creó una sola aceptación técnica y teoría de uso (UTAT), que mejoró enormemente la interpretación de la dispersión cuando usaron su intención. Las extensiones continuas de TAM han

evolucionado con el tiempo, en particular Venkatesh ha publicado un nuevo modelo en TAM3 [19] y UTAUT2 [20].

El modelo TAM y sus diversas variantes se han utilizado ampliamente en el contexto de los sistemas de aprendizaje electrónico para predecir la utilidad, el diseño y el uso de los sistemas de aprendizaje electrónico. Davis et al. (1992) investigaron la importancia del papel del disfrute percibido (PE) en la predicción de la aceptación y el uso de las computadoras y encontraron que el PE puede influir en la intención de uso (EUS). Los constructos adaptados de este modelo son:

6. Utilidad percibida (PEU)
7. Disfrute percibido (PE)
8. Intención de uso (EUS)
9. Norma subjetiva (SN)
10. Trabajo en la red social (EN)
11. Logros de aprendizaje de los estudiantes (SSA)

### **2.3. Tercer método: Escala de autoaceptación del aprendizaje en línea (EIAM)**

Para medir el éxito de un sistema de e-learning, una opción muy popular es utilizar la percepción del propio usuario, así pues, EIAM evalúa las percepciones de los usuarios sobre la calidad, la usabilidad y los conceptos de apoyo de los docentes relacionados con el uso de sistemas de aprendizaje electrónico [21].

Este modelo tiene en cuenta 21 elementos, un número generado a partir de las opiniones de expertos y estudiantes, así como de varios enfoques existentes, que son esencialmente las dos familias de modelos descritas anteriormente. Finalmente, los 21 ítems se dividieron en cuatro factores: calidad docente (ocho ítems), utilidad percibida (cuatro ítems), facilidad de uso percibida (cinco ítems) y facilitación (cuatro ítems). La parte del TAM denominada "Actitudes hacia el

uso" forma parte del EIAM en nuestro modelo y está relacionada con la calidad de los aprendices y formadores. Los constructos adoptados desde este enfoque son:

12. Calidad del tutor (TQ)

13. Estrategia (S)

14. Compromiso (E)

#### **2.4. Cuarto método: Autoeficacia del aprendizaje en línea (OLSE)**

La autoeficacia se puede definir como la creencia de que se ha realizado una tarea. En este sentido, si se utiliza el concepto de e-learning, se puede definir como la creencia en la capacidad de realizar determinadas tareas educativas utilizando sistemas de aprendizaje y algunos sistemas electrónicos. El modelo OLSE considera cinco dimensiones [22,23] que son un ranking de las habilidades del usuario: finalización de cursos en línea, interacción social con pares, administrar las herramientas del curso, entrenadores de contacto, e interactuar con sus compañeros con fines de aprendizaje.

Según el modelo OLSE, tanto la importancia de variables demográficas como el número de cursos en línea, el género y el nivel educativo son aspectos a considerar en la efectividad del aprendizaje en línea [22].

El constructo adoptado a partir de este enfoque es:

15. Eficacia de uno mismo (OSE)

### **3. METODOLOGÍA**

#### **3.1. Descripción de la muestra**

En el presente estudio se ha llevado a cabo un enfoque cuantitativo para evaluar la relación existente entre el aprendizaje en línea, los logros de aprendizaje del estudiante (ASS) y la gamificación (G). Para ello, con el fin de recopilar la información de la manera más precisa y confiable, se diseñó una encuesta en la plataforma Forms de Office 365 que fue difundida entre las distintas titulaciones, grados y máster de la UPV y otras universidades. Dicha encuesta puede consultarse en el Anexo 3 y está constituida por preguntas o ítems con respuesta tipo Likert en una escala de 1 a 5, donde 1 es totalmente en desacuerdo y 5 totalmente de acuerdo.

Es importante destacar que la realización de esta encuesta estuvo sujeta a la aprobación del comité de ética local de la UPV. En consecuencia, se tomaron todas las medidas necesarias para abordar los problemas éticos y garantizar la confidencialidad, la privacidad y el bienestar de los participantes involucrados en la encuesta. Se siguieron los lineamientos éticos establecidos por el comité de ética local de la UPV, y se implementaron las salvaguardias adecuadas para proteger los derechos y la integridad de los estudiantes que participaron en el estudio.

##### **3.1.1. Objetivos y Participantes**

El objetivo principal del presente estudio es proponer un modelo teórico para evaluar la influencia de la gamificación sobre los resultados de aprendizaje y satisfacción de los estudiantes con la docencia on-line. Para ello se partieron de los modelos mencionados anteriormente, de los que se escogieron 52 ítems que representaban 15 dimensiones, factores o variables latentes. Dichos ítems estaban puntuados en una escala de respuesta Likert de 5 puntos, en la cual el valor 1 representa estar en total desacuerdo y el valor 5 denota un total acuerdo, como se ha comentado anteriormente. Previamente a la realización de la

encuesta, se brindó a los participantes una explicación detallada acerca de los objetivos que guiarían la investigación.

La elección de la escala Likert se lleva a cabo debido principalmente a su amplia aceptación y utilización en la medición de actitudes y percepciones en diversos campos de investigación. Además, su estructura de respuesta graduada permite recopilar datos cuantitativos de manera eficiente y capturar la variabilidad en las opiniones de los participantes. [24]

En total, la muestra estuvo formada por 140 participantes que finalmente, tras depurar los datos, quedaron en un total de 136 respuestas. Todos los participantes eran estudiantes universitarios mayores de 18 años, de las distintas universidades de Valencia, aunque mayoritariamente de la Universidad Politécnica de Valencia.

### **3.2. Descripción de la plataforma empleada para la realización del cuestionario**

En el entorno académico y profesional, las encuestas se han convertido en una herramienta invaluable para recopilar información y obtener datos relevantes en diversos campos de estudio. En el caso de este trabajo, se empleó la herramienta Forms, la cual forma parte del conjunto de herramientas de Microsoft Office 365, debido a que a la hora de analizar los datos, ofrece mejores prestaciones que otras. Razón que demuestra este hecho, es que esta aplicación permite crear encuestas, cuestionarios y formularios en línea de manera rápida y sencilla. Forms ofrece una interfaz intuitiva y amigable, lo que facilita su uso. Además, permite analizar los resultados en tiempo real, accediendo a los datos recopilados y visualizarlos a través de gráficos y tablas, lo que facilita la interpretación y el análisis de la información obtenida.

### 3.3. Desarrollo del modelo conceptual (Modelo de Investigación e Hipótesis)

En el transcurso de la elaboración de este estudio, se han considerado los enfoques predominantes empleados en las últimas décadas para llevar a cabo la evaluación del e-learning. A partir de ahí, se ha observado que diversos investigadores señalan reiteradamente la satisfacción de los estudiantes (Student Satisfaction (SS)) como el indicador más afín para medir el éxito de las iniciativas fundamentadas en el e-learning, por lo que será el aspecto principal que tratará de corroborar este trabajo.

En primer lugar, y dado que son varios los modelos que han validado el modelo conceptual en cuestión se van a partir de la correlación entre el rendimiento académico y el grado de satisfacción en relación con el e-learning. En segundo lugar, y con el fin de poder evaluar dicho rendimiento, se va a hacer uso de la autopercepción de los estudiantes sobre los logros de aprendizaje conseguidos (Student Learning Achievements (ASS)) [25,26,27,28].

Para poder analizar los dos factores mencionados anteriormente, se han considerado en este estudio las siguientes dimensiones o factores: aspectos sociales, factores del alumno, factores del sistema, capacidades del tutor y gamificación. Finalmente, cada factor se podrá dividir en distintas categorías.

En la siguiente figura, se muestra el modelo inicial teórico propuesto de investigación para este estudio.

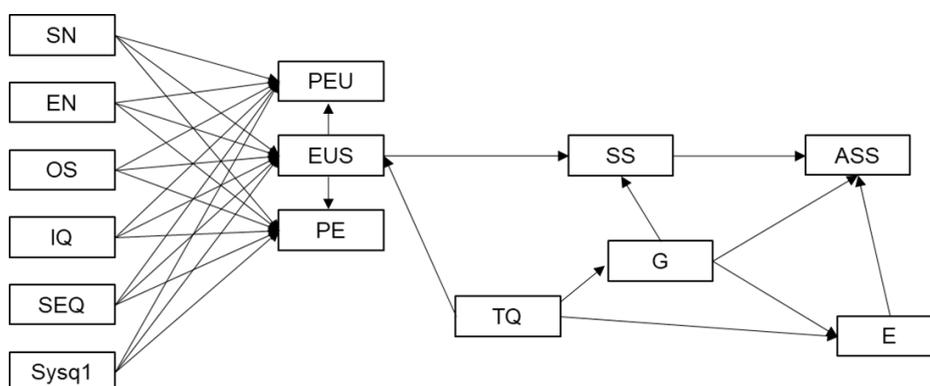


Figura 1. Modelo de investigación

Por otro lado, en el Anexo 2, se ofrecen más detalles sobre cada constructo y los indicadores utilizados para cada uno de ellos, así como las referencias de los estudios de donde se han extraído.

### **3.3.1. Aspectos sociales**

La influencia social es el proceso mediante el cual las opiniones, comportamientos y emociones de los individuos son influenciados por los demás en su entorno social, causando a su vez un impacto significativo en el comportamiento de los usuarios. Es por esto, por lo que se han investigado los factores sociales a lo largo de los años como normas subjetivas que afectan la intención del usuario frente a una situación determinada [29,30,31,32].

En el contexto del e-learning, la influencia social desempeña un papel fundamental en la participación, el compromiso y el rendimiento académico de los estudiantes. La interacción social entre compañeros y profesores, el intercambio de ideas, la retroalimentación constructiva y el apoyo social ejercen una influencia profunda en la motivación y la satisfacción del estudiante, así como en su percepción de la calidad del entorno de aprendizaje en línea. Además, las normas sociales y las expectativas compartidas dentro de una comunidad virtual tienen el poder de moldear las actitudes y los comportamientos de los estudiantes en relación con la utilización de la tecnología, la colaboración y la participación en las actividades de aprendizaje en línea.

Por otro lado, cabe incluir la importancia de la norma subjetiva (Subjective Norm (SN)), la cual se refiere a la percepción individual de las expectativas y comportamientos socialmente aceptados en una determinada situación. Este concepto es utilizado en psicología social y teoría de la conducta para describir cómo las personas se ven influenciadas por la opinión de los demás y por las normas sociales internas, pudiendo afectar a las decisiones, formas de actuar y comportarse de la gente.

En el contexto del e-learning, esto puede implicar que cuando un individuo percibe que sus referentes importantes creen que debería utilizar el sistema de

e-learning, incorporará esas creencias a sus propias creencias y, en consecuencia, tendrá la intención de utilizarlo [30,32]. Sin embargo, la percepción del disfrute suele ocurrir en un contexto autónomo, lo que significa que es probable que no esté influenciada por personas relevantes para el individuo, como la familia, los amigos y los compañeros [33]. Por lo tanto, es posible que los factores sociales no influyan en la utilidad percibida (Perceived Usefulness (PEU)).

En base a esta premisa, esta investigación plantea las siguientes hipótesis con el objetivo de determinar el grado de correlación, en caso de existir.

H1a-1: La SN afectará positivamente al PEU.

H1a-2: La SN afectará positivamente al EUS.

H1a-3: La SN afectará positivamente al PE.

Otro de los aspectos a tener en cuenta, es la influencia de las redes sociales (Social Networking (EN)); la cual hace referencia a los efectos que el uso de una red o plataforma tecnológica tienen sobre las personas. Estas influencias pueden ser positivas o negativas y se producen debido a las interconexiones y relaciones entre los usuarios de la red.

En el contexto del e-learning, el uso de las redes sociales puede tener varias implicaciones. Por un lado, el uso de plataformas y tecnologías en línea permite la conexión y colaboración entre estudiantes y profesores de diferentes lugares, lo que amplía las posibilidades de interacción y acceso a recursos educativos. Esto puede generar acciones positivas sobre el e-learning, como el intercambio de conocimientos, la diversidad de perspectivas y el enriquecimiento de la experiencia de aprendizaje.

Por otro lado, también pueden surgir acciones negativas, como por ejemplo, la difusión de información errónea o la propagación de comportamientos no deseados en entornos virtuales que puede afectar a la calidad del aprendizaje y la experiencia de los participantes. Además, la dependencia excesiva de las

plataformas en línea puede plantear desafíos relacionados con la privacidad, la seguridad de los datos y la exclusión digital.

Sin embargo, los individuos también pueden percibir de manera autónoma el disfrute de la actividad, por lo que no suelen verse influenciados por los demás [33]. En consecuencia, es posible que la EN no afecte a la utilidad percibida del uso del e-learning, y es por ello, por lo que esta investigación plantea las siguientes hipótesis para examinar la posible relación de las redes sociales:

H1b-1: El NE tendrá un efecto positivo en el PEU.

H1b-2: El NE tendrá un efecto positivo en el EUS.

H1b-3: El NE tendrá un efecto positivo en el PE.

### **3.3.2. Factores del alumno**

#### **3.3.2.1. El factor individual**

Investigaciones previas han señalado consistentemente que los factores individuales de los usuarios tienen un impacto significativo en la percepción que estos tienen sobre el sistema de e-learning, lo cual a su vez, puede influir considerablemente en su disposición para aceptarlo. El factor individual hace referencia a las características, habilidades y actitudes del estudiante que influyen en su participación y desempeño en el entorno de aprendizaje en línea.

Dentro de los factores individuales se puede destacar la autoeficacia o autoeficiencia (Self-efficacy (OSE)), la cual se refiere a la creencia que una persona tiene en su capacidad para lograr metas y realizar tareas específicas con éxito [34], y dentro del ámbito del e-learning, hace referencia al uso de plataformas de aprendizaje virtual, participar en foros de discusión en línea, realizar investigaciones en línea, etc.

Asimismo, diversos estudios previos han demostrado que la autoeficacia tiene una influencia directa en la utilidad percibida (PEU) en el contexto del aprendizaje electrónico [35,36]. Por lo tanto, en este estudio se plantea la

hipótesis de que existe una relación entre la autoeficacia y la PEU, y el objetivo es examinar dicha relación mediante las siguientes hipótesis:

H2a-1: La OSE afectará positivamente al PEU.

H2a-2: La OSE afectará positivamente al EUS.

H2a-3: La OSE afectará positivamente al PE.

Por otro lado, numerosas investigaciones indican que los factores individuales tienen un impacto significativo en la forma en que los usuarios perciben el sistema de aprendizaje electrónico y, en consecuencia, en su disposición a aceptarlo [37,38,39]. Sin embargo, debido a que los estudiantes de hoy en día tienen otras metodologías docentes diferentes a las tradiciones, surge un deseo de utilizar y crear herramientas acordes a su tiempo, compartir el control y tomar decisiones. Además, desean expresar sus opiniones no solo en el aula, sino también a nivel global, y buscan una educación relevante y conectada con su entorno actual.

En consecuencia, todos los constructos relacionados con los intereses, la motivación, las percepciones, etc., del estudiante son aspectos fundamentales para lograr una eficacia adecuada en el e-learning [4,28].

Entre todas ellas, cabe destacar el papel del compromiso (Engagement (E)), fundamental en la educación en línea, puesto que impacta directamente en el éxito y la calidad del aprendizaje. En el contexto del e-learning, el compromiso se refiere a la participación constante y significativa de los estudiantes en su proceso educativo, implicando, dedicar tiempo y esfuerzo, mantener la motivación y el interés, interactuar con el contenido y con otros participantes, y cumplir con las tareas y responsabilidades académicas [11,40].

Por lo tanto, en este estudio, se formula la hipótesis de que efectivamente, existe una influencia de estos factores en el rendimiento del estudiante, y el objetivo es examinar dicha relación.

H2b-1. El E influye positivamente en el SSA.

### **3.3.2.2. Rendimiento del propio alumno**

La frecuencia de uso de los sistemas de aprendizaje electrónico tiene un impacto significativo en la satisfacción y el rendimiento del alumno, lo que en última instancia conduce al logro de los objetivos de aprendizaje. Además, se han identificado diversas correlaciones entre los diferentes constructos del rendimiento del alumno y los relacionados con la satisfacción del estudiante (Student Satisfaction (SS)). Dicha relación ha sido ampliamente validada y considerada como una medida esencial del éxito tanto en sistemas de información como en sistemas de e-learning [23]. En el modelo propuesto, se asumirá que la satisfacción del estudiante es un determinante del constructo de beneficios, es decir, el logro del aprendizaje por parte de los estudiantes (Student Learning Achievements (ASS)).

En consecuencia, a todo lo mencionado anteriormente, planteamos la siguiente hipótesis:

H2c-1: SS afectará positivamente al ASS.

### **3.3.2.3. Creencias del usuario y aceptación de la tecnología**

Basándonos en el modelo TAM ampliado [41-45], se presentan a continuación las relaciones propuestas entre las creencias de los usuarios con respecto al sistema de e-learning y su posterior aceptación y uso.

En general, se reconoce que la intención de uso (Intention to Use (EUS)) tiene un impacto directo en la actitud del alumno hacia el uso del sistema de e-learning [37,38,39,46]; por otro lado, se observa que el disfrute percibido (Perceived Enjoyment (PE)) se ve directamente influenciado por la actitud hacia el uso del sistema de e-learning [46].

En resumen, este trabajo propone la siguiente hipótesis con el fin de estudiar sus correlaciones:

H2d-1: EUS afectará positivamente a SS.

H2d-2: EUS afectará positivamente a PEU.

H2d-3: EUS afectará positivamente a PE.

### **3.3.3. Factores del sistema**

Desde su formulación inicial por Davis [47] y Davis et al. [48], el Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM) ha postulado la influencia significativa de los factores del sistema en las creencias de los usuarios, y tras investigaciones posteriores, se ha validado el importante papel de los factores del sistema en la predicción de las creencias y la aceptación de los usuarios en el contexto del e-learning [30,49,50].

Las características específicas de la plataforma utilizada determinan la disponibilidad de información para los alumnos, los métodos de acceso, las opciones de intercambio, la comunicación con compañeros y profesores, y las oportunidades de colaboración. Estos aspectos son fundamentales para alcanzar los objetivos del e-aprendizaje [51,52], y muestran que tanto el profesorado como los compañeros desempeñan un papel crucial en el proceso de aprendizaje de los estudiantes.

Sin embargo, debido a la complejidad de las plataformas de aprendizaje en línea y las limitaciones de la educación a distancia, los estudiantes encuentran dificultades para establecer conexiones sociales con sus profesores y compañeros, lo que requiere enfoques distintos.

Es por esto, que acaba tomando una vital importancia la propia calidad del sistema para permitir que se puedan crear estas conexiones que favorezca la percepción del estudiante, y por lo que aparecen conceptos como calidad de la información, calidad del sistema o calidad del servicio.

La calidad de la información (Information Quality (IQ)) es de vital importancia, ya que, en primer lugar, influye directamente en la comprensión y el aprendizaje de los estudiantes. Si la información proporcionada es precisa, actualizada y relevante, los estudiantes tendrán una base sólida para adquirir nuevos

conocimientos y desarrollar habilidades. Por el contrario, si la información es inexacta, desactualizada o poco confiable, los estudiantes pueden verse confundidos, desmotivados o incluso adquirir conceptos erróneos.

La calidad del servicio (Service Quality (SEQ)), puede influir indirectamente en la satisfacción del estudiante: un servicio de alta calidad en el e-learning genera satisfacción entre los estudiantes. Esto se traduce en una experiencia positiva y gratificante, lo que a su vez fomenta su motivación, participación y compromiso con el proceso de aprendizaje. Cuando los estudiantes perciben que reciben un servicio de calidad, se sienten valorados y respaldados en su proceso de formación. Además, con el aprendizaje online, cobra vital importancia el apoyo, la orientación y la interacción efectiva. Un servicio de calidad promueve la participación activa de los estudiantes, su satisfacción y éxito académico, y contribuye a un entorno de aprendizaje en línea efectivo y enriquecedor.

Por último, la calidad del sistema (System Quality (Sysq1)), permite tener acceso a la información y recursos. Un sistema de calidad en el e-learning garantiza la disponibilidad de materiales actualizados, relevantes y de alta calidad que respalden los objetivos educativos. Los estudiantes deben poder acceder fácilmente a los materiales de estudio, tareas, evaluaciones y retroalimentación, lo que les permite participar activamente en el proceso de aprendizaje.

Es por esto, por lo que se plantean las siguientes hipótesis:

H3a-1: La IQ afectará positivamente al PEU.

H3a-2: La IQ afectará positivamente al EUS.

H3a-3: La IQ afectará positivamente al PE.

H3b-1: La SEQ afectará positivamente al PEU.

H3b-2: La SEQ afectará positivamente al EUS.

H3b-3: La SEQ afectará positivamente al PE.

H3c-1: El Sysq1 afectará positivamente al PEU.

H3c-2: El Sysq1 afectará positivamente al EUS.

H3c-3: El Sysq1 afectará positivamente al PE.

### **3.3.4. Capacidades del tutor e interacción con el alumno**

Investigaciones previas han demostrado la importancia del tutor en el éxito del e-learning, destacando la impartición del curso, los atributos del tutor y las condiciones facilitadoras como factores fundamentales para la utilidad percibida por los alumnos [53,54]. En el contexto del e-learning, el rol del tutor adquiere aún más relevancia en comparación con la educación tradicional, ya que los instructores en línea necesitan habilidades adicionales, especialmente en el manejo de la tecnología en el aula [55].

Además de las tareas comunes que puede tener un tutor, el aprendizaje online implica otras tareas entre las que se incluyen: facilitar el aprendizaje, apoyarles emocionalmente, retroalimentación y evaluación. Estas se describen más detenidamente a continuación.

- Facilitador del aprendizaje: El tutor en el e-learning actúa como facilitador del aprendizaje, brindando orientación, apoyo y recursos necesarios para que los estudiantes alcancen sus objetivos educativos. A través de la interacción y la retroalimentación personalizada, el tutor puede fomentar la participación, reconocer los logros de los estudiantes y proporcionar estímulos que mantengan su interés y entusiasmo por el aprendizaje.
- Apoyo emocional: Los estudiantes pueden sentirse más aislados, por lo que el tutor puede establecer un ambiente de confianza y empatía, brindando soporte emocional a los estudiantes, alentándolos en momentos de dificultad y proporcionando un sentido de comunidad en el entorno virtual.
- Retroalimentación y evaluación: El tutor en el e-learning ofrece retroalimentación y evaluación continua a los estudiantes, lo que les

permite conocer su progreso, identificar áreas de mejora y fortalecer su comprensión de los conceptos; ayudándoles a corregir errores, reforzar sus fortalezas y guiarlos hacia un mayor nivel de dominio en el tema.

Por otro lado, Salmon [56] identifica diversas competencias necesarias para los instructores en línea, tales como el conocimiento del sistema en línea, habilidades técnicas, comunicación efectiva, dominio del contenido y características personales.

En base a lo expuesto, se plantean las siguientes hipótesis:

H4a-1: La TQ influye positivamente en la E.

H4a-2: La TQ influye positivamente en la EUS.

H4a-3: La TQ influye positivamente en la G.

### **3.3.5. Gamificación**

Otro de los aspectos que está cobrando vital importancia en el aprendizaje online es la gamificación (Gamification (G)). Siguiendo a Deterding, Dixon, Khaled y Nacke [57], la gamificación se define como la incorporación de elementos de diseño de juegos en ámbitos no relacionados con los juegos (como es el aprendizaje), consiguiendo motivar, involucrar y estimular la participación.

Mediante la gamificación, se busca crear un ambiente mucho más interactivo, competitivo y gratificante; promoviendo así la motivación y la consecución de objetivos.

Esto puede hacer que el estudiante se sienta más satisfecho con su estudio al verlo reflejado como un juego, y logrando mayores logros. Es por esto, por lo que se plantean las siguientes hipótesis:

H5a-1: La G influye positivamente en la SS.

H5a-2: La G influye positivamente en la ASS.

H5a-3: La G influye positivamente en la E.

En la figura siguiente, se muestra el modelo teórico inicial incluyendo las hipótesis planteadas:

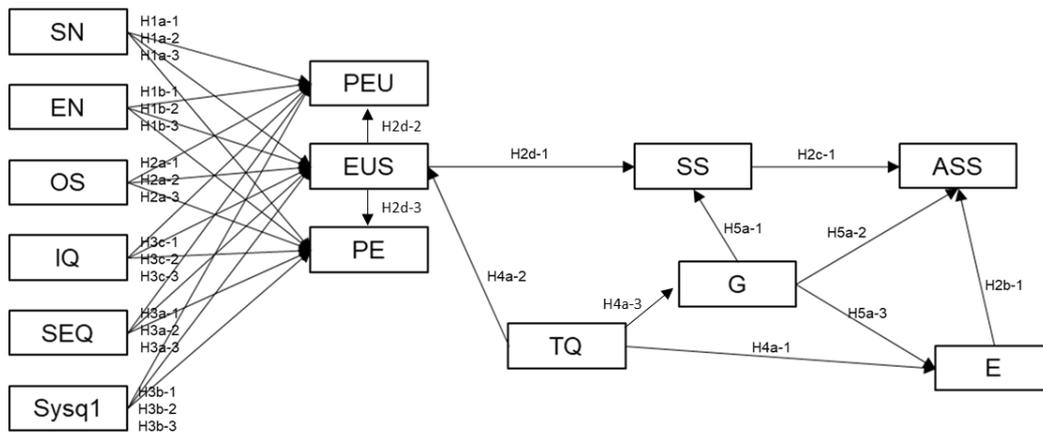


Figura 2. Modelo de investigación final

### 3.4. Introducción MEE

Los modelos de ecuaciones estructurales (MEE o SEM, Structural Equation Models) son una técnica de análisis de datos multivariante ampliamente utilizados en ciencias sociales, marketing, psicología y otras disciplinas; ya que permiten evaluar conceptos abstractos tales como la lealtad del cliente o la satisfacción, a través de una serie de indicadores o ítems.

Tal y como se ha indicado anteriormente, los SEM son técnicas multivariadas que, según Gabriel Cepeda-Carrión y José Luis Roldán Salgueiro [58], combinan elementos de análisis factorial y regresión múltiple para estimar una serie de variables representando conceptos no observables a través de numerosas variables o indicadores observables. Las relaciones de dependencia estaban interconectadas al mismo tiempo.

El análisis estructural de covarianza, el análisis de variables latentes, el análisis factorial confirmatorio y otros modelos están incluidos en la familia de modelos conocidos como modelos de ecuaciones estructurales. Sin embargo, las siguientes características diferencian todos estos métodos:

- Para mejorar la estimación estadística, representar variables latentes o construcciones, que son ideas no observadas, y tienen en cuenta el error de medición en esa representación.

- Estimar relaciones múltiples y cruzadas; es decir, utilizar varias relaciones para varios conjuntos de variables. El modelo guía para ilustrar las dependencias entre variables independientes (exógenas) y dependientes (endógenas) es el modelo estructural. Por otro lado, las relaciones entre los constructos (variables latentes) y los indicadores (variables observables) están representadas por el modelo de medición. En este modelo de medición, el investigador puede especificar qué indicadores definen cada constructo y evaluar la contribución de cada ítem a la escala de medición. También permite evaluar qué tan confiables son los constructos e indicadores.

Hay dos métodos utilizados en el modelado de ecuaciones estructurales:

El primero de ellos, basado en el análisis de matriz de varianza-covarianza, el CB-SEM analiza estructuras de covarianza. Es una técnica paramétrica que se recomienda al contrastar teorías, probar hipótesis o al crear nuevas teorías basadas en teorías existentes e investigaciones previas. Sin embargo, requiere el cumplimiento de presunciones estadísticas fundamentales (como la normalidad multivariante). Esta metodología se utiliza en programas estadísticos como LISREL, EQS y AMOS y R mediante el paquete lavaan entre otros. Joreskog (1967) desarrolló el algoritmo CB-SEM más popular, que sigue el procedimiento de máxima verosimilitud.

La lógica detrás de la estimación, según Aldas [59], es que el modelo calcula la varianza teórica y la matriz de covarianza. La matriz de varianza-covarianza de la muestra se calcula luego entre los indicadores del modelo (es decir, la representación estadística de la realidad), y lo que hace esencialmente el algoritmo de máxima verosimilitud es dar valores a los parámetros a estimar de matriz de varianzas covarianzas original para tratar de hacer que la matriz resultante (matriz reproducida) sea tan similar a la realidad (matriz de muestra) como sea humanamente posible. Cuando esto se consigue, el ajuste es bueno y el modelo teórico se considera una interpretación validada de la realidad.

En realidad, el algoritmo de máxima verosimilitud determina los parámetros que minimizan las diferencias entre las dos matrices [60]. El constructo valora, que aunque se tratan como variables latentes, nunca están sujetas a estimación por parte del algoritmo. El objetivo del enfoque CB-SEM es reducir las discrepancias entre la matriz de varianza-covarianza de los datos originales y la reproducida por el modelo.

Y el segundo método, PLS-SEM. Herman Wold (1973) creó la metodología conocida como análisis de mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM), que luego fue mejorada por Ringle, Wende y Will (2005). PLS utiliza modelos de medida en los que los factores latentes se construyen a partir de composiciones lineales de las medidas (ítems) vinculadas a los factores. Su objetivo es maximizar la varianza explicada (Coeficiente de Determinación ( $R^2$ )) de los modelos de regresión.

Aldas [59] afirma que el método es completamente diferente, ya que, en lugar de intentar hacer ajustes entre las matrices de varianza y covarianza teóricas y muestrales, lo que se intenta es maximizar la varianza explicada de esas variables latentes dependientes por las variables latentes independientes (Haenlein & Kaplan, 2004). Esto requiere primero obtener una estimación de las variables latentes, lo que se consigue combinando linealmente los indicadores que componen dichas variables [27]. Los pesos obtenidos para realizar estas combinaciones lineales se eligen de manera que maximicen esta varianza explicada. Una vez logrado, se lleva a cabo una serie de regresiones para determinar los coeficientes de regresión de la parte estructural.

La comunidad científica en el campo de las ciencias sociales ha adoptado este método como un enfoque alternativo, confiable y más adaptable al CB-SEM porque no requiere suposiciones paramétricas estrictas sobre distribuciones estadísticas y tamaños de muestra y es apropiado en situaciones donde el objetivo es más de predicción que de confirmación. Aunque como ya se ha comentado, existen paquetes de R como `plspm` o `iavaan` que permiten modelar modelos PLS-SEM, este modelo se ha implementado en programas muy intuitivos y de fácil manejo como LV-PLS, SmartPLS y PLS-Graph; de manera

que no se requieran conocimientos de programación exhaustivos al ser una técnica utilizada en diversas disciplinas como psicología o ciencias sociales.

Los objetivos de los análisis, las hipótesis estadísticas subyacentes y los tipos de estadísticas de ajuste que ofrecen los dos enfoques varían, y aunque hay mucho debate sobre qué enfoque debe usarse, en última instancia se reduce al objetivo del estudio y los estándares del investigador.

No obstante, ninguno de los enfoques debe verse como exclusivo sino complementario, y es responsabilidad del investigador seleccionar uno u otro en función de los objetivos del estudio, la estructura del modelo y la estructura de la matriz de datos. En la siguiente tabla se muestra una comparativa entre ambos enfoques:

Tabla 1. Resumen comparativo de PLS y CBM

Criterio	PLS	CBM
<b>Objetivo</b>	Orientado a la predicción	Orientado a la estimación de parámetros
<b>Enfoque</b>	Basado en la varianza	Basado en covarianzas
<b>Suposiciones</b>	Especificación del predictor (no paramétrica)	Habitualmente distribución normal multivariada y observaciones independientes (paramétrica)
<b>Estimación de parámetros</b>	Consistente a medida que se incrementa el número de indicadores y aumenta la muestra (consistency at large)	Consistente
<b>Puntuación de las variables latentes</b>	Estimadas explícitamente	Indeterminada
<b>Relaciones epistémicas entre las variables latentes y sus medidas</b>	Pueden ser modeladas tanto en forma reflectiva como formativa	Habitualmente sólo con indicadores reflectivos
<b>Implicaciones</b>	Óptimo para precisión de predicción	Óptimo para precisión de parámetros
<b>Complejidad de modelos</b>	Gran complejidad P. ej. 100 constructos y 1.000 indicadores	Complejidad pequeña a moderada. P. ej. Menos de 100 indicadores
<b>Tamaño de la muestra</b>	Análisis de poder basado en la porción del modelo con el número mayor de predictores Recomendaciones mínimas entre 30 y 100 casos	Basada idealmente en el poder de análisis de un modelo específico Recomendaciones mínimas entre 200 y 800 casos

Fuente: Cepeda-Carrión, G. y Roldán Salgueiro, J.L. (2004)

En este caso, se ha decidido hacer uso de la metodología PLS-SEM, debido al propósito predictivo del trabajo (en lugar de confirmatorio).

### **3.5. Objetivos MEE**

La regla general para los modelos de ecuaciones estructurales permite [59,60]:

1. Modelar el error de medición, o la medida en que la(s) variable(s) latente(s) de interés están perfectamente descritas por las variables que podemos medir (indicadores). Esto se logra mediante el uso de modelos explícitos, que aíslan las fuentes de error y permiten corregir las relaciones.

2. Incluir conceptos abstractos e ilógicos (como variables latentes y variables teóricas ilógicas).

3. Modelar conexiones entre muchas variables predictoras independientes y exógenas y criterios dependientes o endógenos.

4. Integrar datos empíricos con conocimientos a priori e hipótesis. De acuerdo con esta definición, los MEE (algunos más que otros) suelen favorecer la investigación confirmatoria sobre la exploratoria.

### **3.6. Caso de PLS-SEM**

#### **3.6.1. Notación y conceptos básicos**

La terminología clásica utilizada en los modelos de ecuaciones estructurales es también aplicable a los modelos PLS. En la Figura 3 se resume de manera gráfica todos los términos que se emplean en el enfoque PLS.

Si bien, aunque todas las relaciones se expresan mediante ecuaciones matemáticas, la mayoría de los programas incorporan representaciones visuales que facilitan la visualización de las interrelaciones entre las variables. Las relaciones entre los indicadores y las variables latentes se denominan cargas o pesos.

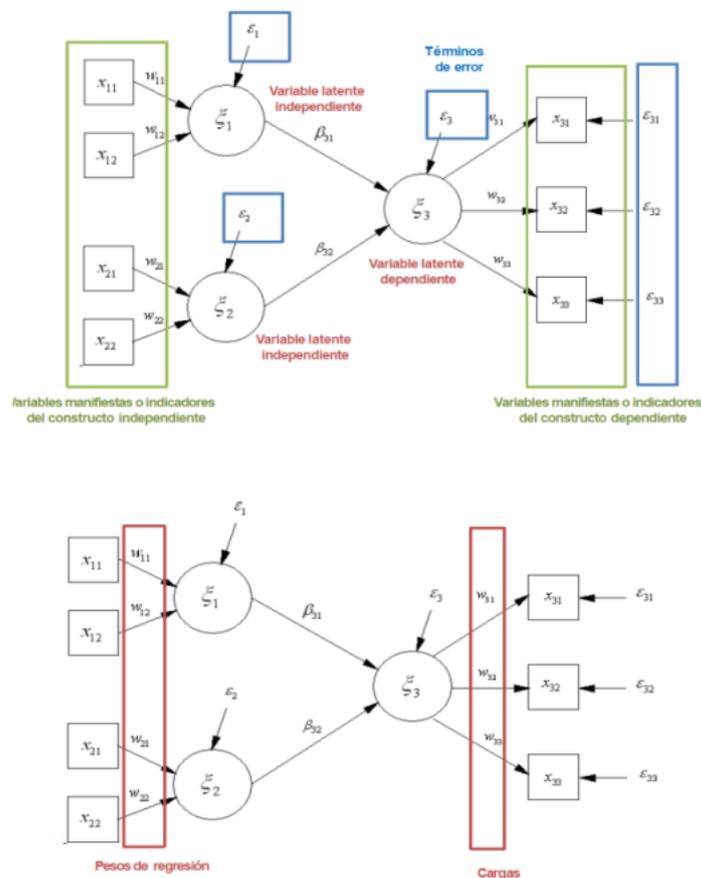
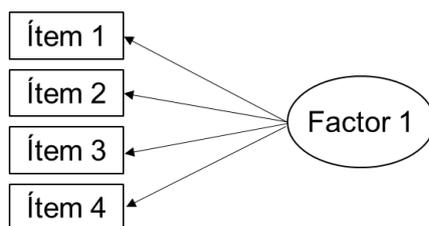


Figura 3. Simbología y nomenclatura de los modelos PLS  
Fuente: Aldas, 2018

### 3.6.2. Conceptos Básicos

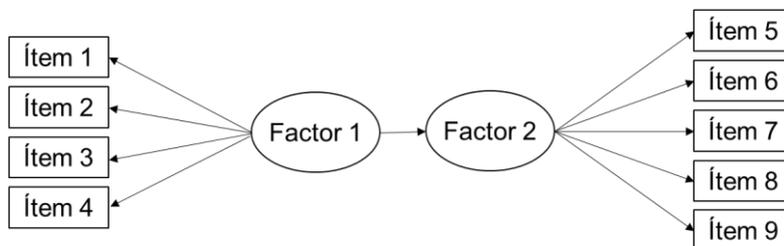
Los Modelos de Ecuaciones Estructurales realizan una evaluación única, sistemática e integradora la cual abarca:

- El modelo de medida, el cual establece las relaciones entre las variables observables (indicadores o medidas) y sus correspondientes variables latentes (constructos). En cada uno de estos modelos de medida, es necesario validar la fiabilidad y validez de las medidas de los constructos teóricos.



*Figura 4. Ejemplo de un modelo de medida*  
*Fuente: Modelos MEE aplicados a la investigación, CQ UPV*

- El modelo estructural, que se refiere a las relaciones de causalidad hipotéticas entre un conjunto de constructos independientes y dependientes [58]. También es conocido como modelo causal o modelo de ecuaciones estructurales, y describe relaciones entre variables no observables.



*Figura 5. Ejemplo de un modelo estructural*  
*Fuente: Modelos MEE aplicados a la investigación, CQ UPV*

A modo de introducción, cabe mencionar el uso de un modelo de segundo orden, el cual se emplea para medir conceptos más complejos que están representados por varias escalas de primer orden, como es común en investigaciones en el campo del Marketing, Dirección de Empresas o Psicología. Este factor se conoce como multidimensionalidad. Para ilustrar este concepto, se puede considerar el caso de la satisfacción propuesto por Bagozzi, en el cual se considera que la satisfacción está compuesta por un componente afectivo y otro cognitivo, los cuales se miden a través de las creencias generales de los individuos (factores de primer orden) que, a su vez, se miden mediante seis ítems (ver Figura 6).

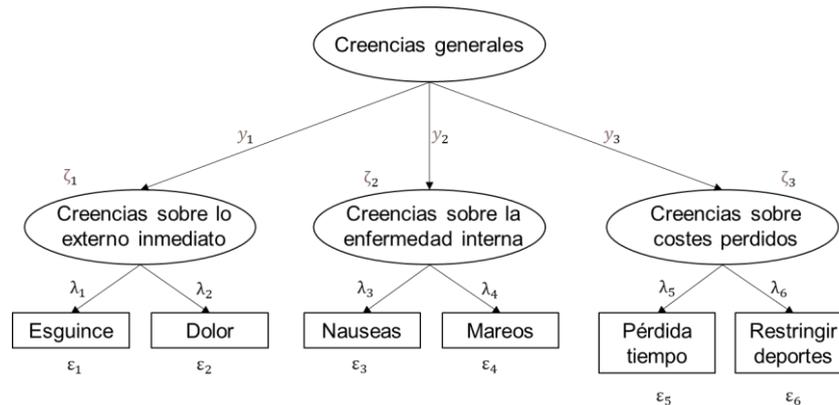


Figura 6. Ejemplo modelo de Segundo orden  
Fuente: Bagozzi, (1994)

Las variables latentes o constructos se pueden modelar de manera formativa o reflectiva.

Las medidas formativas corresponden a constructos latentes compuestos por indicadores de medida, en los cuales los indicadores actúan como causas o antecedentes del constructo [62]. En el modelo formativo, cada indicador representa una dimensión del significado de la variable latente, lo que implica que eliminar un indicador conlleva a una pérdida de parte del significado de la variable. A continuación, se presentan varias consideraciones relacionadas con los constructos formativos:

- Las variables provocan la existencia del constructo.
- Dado que el constructo se ve como un efecto más que como una causa de las respuestas del indicador, estos últimos no necesariamente tienen que estar correlacionados.
- Cada indicador puede ocurrir de forma independiente al resto
- En este caso, la evaluación tradicional de la validez y fiabilidad del constructo es inapropiada e ilógica.
- Las relaciones formativas se materializan mediante pesos,  $w_i$  o "Weights", como se mostró en la Figura 6.

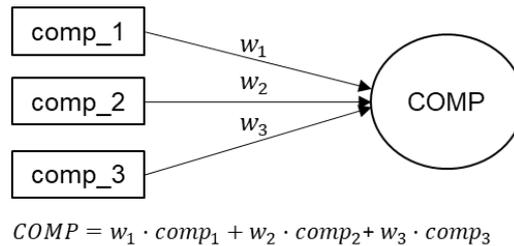


Figura 7. Modelos formativos  
Fuente: Villamizar León, M. (2014)

En relación con el modelo reflectivo, este se considera como un modelo de medida en el cual los indicadores de la variable latente compiten entre sí y representan manifestaciones de dicha variable. La relación causal se establece desde la variable latente hacia los indicadores, y cualquier cambio en la variable latente se reflejará en todos sus indicadores. La diferencia entre los dos enfoques de medición radica en la prioridad causal entre la variable latente y sus indicadores, en otras palabras, las variables observables se expresan como una función del constructo. En este caso, los indicadores "reflejan" o son manifestaciones del constructo, siendo el constructo el que origina o causa las medidas observadas. Los indicadores reflectivos se ajustan más a la forma habitual de considerar las relaciones entre constructos y medidas.

En los constructos reflectivos, los indicadores se presentan como variables dependientes.

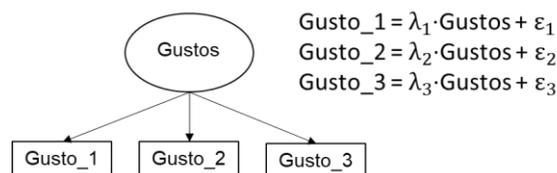


Figura 8. Modelos Reflectivos  
Fuente: Villamizar León, M. (2014)

A continuación, se presentan varias consideraciones relacionadas con los indicadores reflectivos:

- La presencia de correlaciones altas entre los indicadores aumenta la consistencia interna del constructo, y los análisis de dimensionalidad, fiabilidad y validez lo confirman.

- Los indicadores reflectivos son intercambiables, y la eliminación de un ítem no cambia la naturaleza del constructo.
- Las relaciones reflectivas se expresan mediante cargas o "loadings", que generalmente se denotan como  $\lambda_i$ , aunque en la Figura 6 se muestran como  $\omega_i$ .

Para ilustrar la diferencia entre las escalas formativas y reflectivas, consideremos el ejemplo de una persona con el hombro roto. Podemos abordarlo desde ambas perspectivas de manera ilustrativa.

Como constructo reflectivo (exige correlación entre los indicadores):

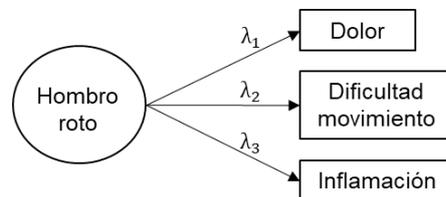


Figura 9. Ejemplo modelo reflectivo  
Fuente: Elaboración propia

Como constructo formativo (no exige correlación alta entre indicadores, ya que no tienen por qué darse todos los indicadores a la vez):

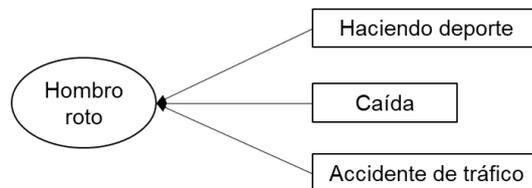


Figura 10. Ejemplo modelo reflectivo  
Fuente: Elaboración propia

En las tablas siguientes, Tabla 2 y Tabla 3, se resumen las principales diferencias conceptuales entre indicadores formativos y reflectivos.

Tabla 2. Diferencias conceptuales entre indicadores formativos y reflectivos

Concepto	Causalidad	Intercambiabilidad	Validez
<b>Indicadores Formativos</b>	Se consideran como la causa de los constructos. Los constructos se constituyen mediante la incorporación de los indicadores	No son intercambiables, es decir, si se omite un indicador se está omitiendo una parte del constructo	Los indicadores son externos; es decir, son independientes o externos al modelo de medida. Por lo tanto, no tiene sentido estimar correlaciones a partir del modelo de medida.
<b>Indicadores Reflectivos</b>	Los constructos con la cauda de los indicadores. Estos representan las manifestaciones del constructo	Son intercambiables. Eliminar un ítem no cambiará el significado del constructo, aunque cada ítem no necesariamente mide el mismo concepto	Es necesario verificar la validez de los indicadores a través del modelo de medida

Fuente: Modelos MEE aplicados a la investigación, CQ UPV

Tabla 3. Criterios de los indicadores reflectivos y formativos

Criterios	Indicadores Reflectivos	Indicadores Formativos
1) ¿Cuál es la dirección de la causalidad entre el constructo y sus indicadores?	Los indicadores son manifestaciones del constructo, en el sentido de que cada medida está determinada por el propio constructo.	Las medidas o indicadores del constructo representan características que colectivamente explican el concepto contenido en el constructo. Luego cambios en los indicadores, suponen cambios en el constructo.
2) ¿Son los indicadores del constructo conceptualmente intercambiables?	Los indicadores comparten un tema común, de manera que todos y cada uno captan la esencia global del constructo. Se espera que los indicadores sean intercambiables.	Los indicadores no necesariamente comparten un tema común y cada uno de ellos se refiere a un único aspecto del concepto al que se refiere el constructo. Eliminar un indicador puede alterar el dominio conceptual del constructo. No se espera que sean intercambiables.
3) ¿Covarian los indicadores unos con otros?	Los indicadores deberían estar fuertemente correlaciones puesto que comparten una fuente común (todos ellos son un reflejo del mismo constructo latente subyacente).	No se espera ada de las correlaciones entre las medidas. Podrían ser altas, bajas o intermedias. Si la correlación no se espera que sea fuerte, seguro que los indicadores son formativos. En caso contrario, cualquier tipo de indicador serviría.
4) ¿Todos los indicadores tienen los mismos antecedentes o consecuencias?	Deberían todos tener los mismos antecedentes o consecuencias puesto que todos son reflejos del mismo constructo latente y se espera que sean conceptualmente intercambiables.	No son necesariamente intercambiables y pueden cubrir diferentes aspectos del concepto recogido en el constructo. Por tanto, no es esperable que compartan (los indicadores) los mismos antecedentes o consecuencias.

Fuente: apuntes PLS-SEM: fundamentos Roldán Salgueiro. J.L & Cepeda Carrión G (2004)

Es fundamental destacar que la elección de modelar un constructo como formativo o reflectivo no es una decisión técnica, sino conceptual. Esta decisión de elección depende de qué indicadores se seleccionen, ya que un constructo no es inherentemente formativo o reflectivo, sino que depende de los indicadores elegidos. Para contar con una guía que pudiera ayudar en la elección entre una formulación formativa o reflectiva para un constructo en particular, se pueden revisar los trabajos de [62,63].

Ampliando el concepto de medidas formativas y reflectivas a los modelos de segundo orden, se puede observar la Figura 11, la cual muestra ambos tipos de modelos, así como la notación utilizada para expresar matemáticamente las relaciones de dependencia. La terminología clásica aplicada en la estimación de

modelos CB-SEM se utiliza también en los modelos PLS-SEM. En este sentido, el conjunto de indicadores que miden cada variable latente, denominado instrumento de medida, se nombra como la parte externa o "outer" del modelo, mientras que la parte estructural, que conecta las variables latentes mediante relaciones de dependencia/independencia, se denomina como la parte interna o "inner" del modelo según el algoritmo.

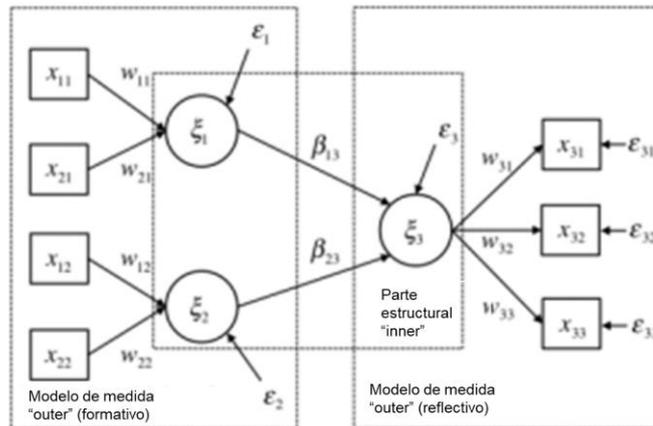


Figura 11. Ejemplo de un modelo estructural estimable mediante PLSPM  
Fuente: Aldas, 2018

### 3.7. ANOVA

El Análisis de Varianza (ANOVA) es una técnica estadística utilizada para determinar si existen diferencias significativas entre las medias varios grupos. Dicha técnica se basa en la comparación de las varianzas de los grupos para evaluar si las diferencias observadas en las medias son atribuibles a efectos aleatorios o si reflejan diferencias reales entre los grupos. [64].

El ANOVA se utiliza para analizar datos con una variable dependiente continua y una o más variables independientes categóricas, proporcionando una manera de evaluar si las diferencias observadas entre los grupos son estadísticamente significativas y no se deben simplemente a la variabilidad aleatoria de los datos.

Para ello, se calcula una estadística que se compara con un valor crítico para determinar si hay diferencias significativas entre los grupos. Si el valor de F calculado es mayor que el valor crítico, se concluye que existe al menos una

diferencia significativa entre los grupos. En ese caso, se pueden realizar pruebas de comparación múltiple, como el post hoc, para identificar qué grupos difieren entre sí. [65]

El proceso para realizar un análisis de varianza (ANOVA) consta de los siguientes pasos:

1. Establecer las hipótesis:

Hipótesis nula ( $H_0$ ): No existen diferencias significativas entre las medias de los grupos.

Hipótesis alternativa ( $H_1$ ): Existe al menos una diferencia significativa entre las medias de los grupos.

2. Calcular la suma total de los cuadrados (SCT):

La SCT representa la variabilidad total en los datos y se obtiene sumando las diferencias al cuadrado entre cada observación y la media global de todos los datos.

3. Calcular la suma de los cuadrados entre grupos (SCG):

La SCG representa la variabilidad entre los grupos y se calcula sumando las diferencias al cuadrado entre la media de cada grupo y la media global, ponderadas por el tamaño de cada grupo.

4. Calcular la suma de los cuadrados dentro de los grupos (SCW):

La SCW representa la variabilidad dentro de los grupos y se calcula sumando las diferencias al cuadrado entre cada observación y la media de su respectivo grupo.

5. Calcular los grados de libertad:

Los grados de libertad para la SCT son el número total de observaciones menos 1.

Los grados de libertad para la SCG son el número de grupos menos 1.

Los grados de libertad para la SCW son el número total de observaciones menos el número de grupos.

6. Calcular las medias cuadradas:

La media cuadrada entre grupos (MCG) se obtiene dividiendo la SCG entre sus grados de libertad.

La media cuadrada dentro de los grupos (MCW) se obtiene dividiendo la SCW entre sus grados de libertad.

7. Calcular el estadístico F:

El estadístico F se obtiene dividiendo la MCG entre la MCW.

8. Calcular el valor p:

El valor p es la probabilidad de obtener un estadístico F igual o más extremo que el observado, asumiendo que la hipótesis nula es verdadera. Se utiliza una tabla de valores críticos de F o software estadístico para determinar el valor p correspondiente.

9. Tomar una decisión:

Si el valor p es menor que un nivel de significancia predefinido (por ejemplo, 0.05), se rechaza la hipótesis nula y se concluye que hay diferencias significativas entre las medias de los grupos. En caso contrario, no se rechaza la hipótesis nula y se concluye que no hay diferencias significativas.

Estos son los pasos generales para realizar un ANOVA. En la práctica, se recomienda utilizar software estadístico como R, Python o Excel para realizar el análisis de manera más precisa y eficiente, y en el caso de este trabajo, se ha hecho uso de SPSS (Statistical Package for the Social Sciences), ya que es un popular programa de software utilizado para el análisis estadístico y la generación de informes, que ofrece una amplia gama de herramientas y técnicas estadísticas para realizar análisis de datos de manera eficiente.

### **3.8. Software SmartPLS**

SmartPLS es un software especializado en el análisis de ecuaciones estructurales basado en el método de Componentes Parciales (Partial Least Squares, PLS). La técnica de ecuaciones estructurales permite examinar y modelar las relaciones entre variables y evaluar la estructura subyacente de los datos en modelos de investigación complejos. Este software ofrece funcionalidades avanzadas que permiten a los investigadores y profesionales realizar diversas tareas, incluyendo: análisis de ecuaciones estructurales, modelado de trayectorias (path modeling), análisis de mediación y análisis de moderación.

Dicho software trabaja con compuestos que pueden ser formalizados en tipo A (reflectivos) o B (formativos):

Por un lado, se encuentra el Modelo A (correlation weights), en el que se aplican medidas de consistencia interna y se espera que todos sus indicadores estén correlacionados. También se pueden usar para modelar un modelo de factor compuesto, así como aproximación al modelo de medida reflectivo (factor común)

Por otro lado, el Modelo B (regression weights), no espera que sus indicadores estén correlacionados, ya que son una representación del modelo teórico de medida formativo aproximado. En el caso en el que un constructo formativo incluya todos los indicadores (posibles causas), se considera que la perturbación es igual a cero, y pasaría a analizarse el constructo como un compuesto.

### 3.9. Estimación del Modelo PLS

Independientemente de si estamos trabajando con el enfoque CB-SEM o PLS-SEM, la metodología de los MEE puede ser resumida en la Figura 12

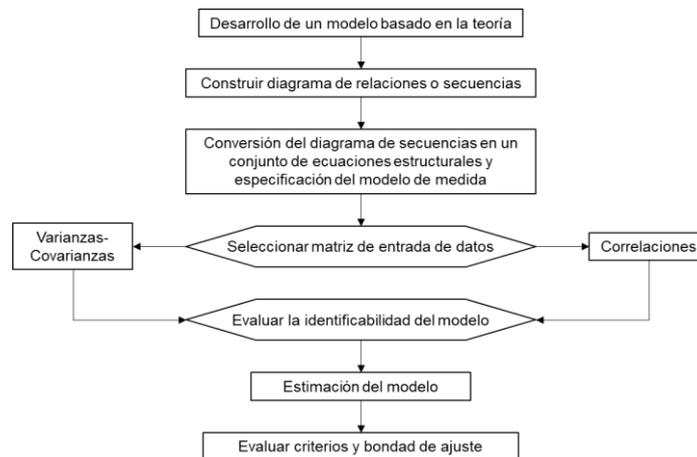


Figura 12. Metodología Modelos SEM  
Fuente: Modelos MEE aplicados a la investigación, CQ UPV

#### 3.9.1. El algoritmo de estimación de los modelos PLS

A continuación, se presenta de manera simplificada, sin introducir fórmulas matemáticas extensas, el funcionamiento del algoritmo PLS a través del ejemplo ilustrado en la Figura 12. El algoritmo consta de 7 pasos consecutivos que se describirán a continuación.

##### Paso 1: Inicialización (Estimación fase Outer)

En el primer paso, se obtiene una aproximación inicial de los valores de las variables latentes (LV) a partir de sus indicadores. En esta primera iteración, la forma más sencilla es calcular el factor como la suma de los indicadores, es decir, una combinación lineal de los indicadores con pesos iguales a 1. Las estimaciones de las variables latentes obtenidas se estandarizan para tener una media de 0 y una desviación estándar de 1, y se incluyen en la base de datos.

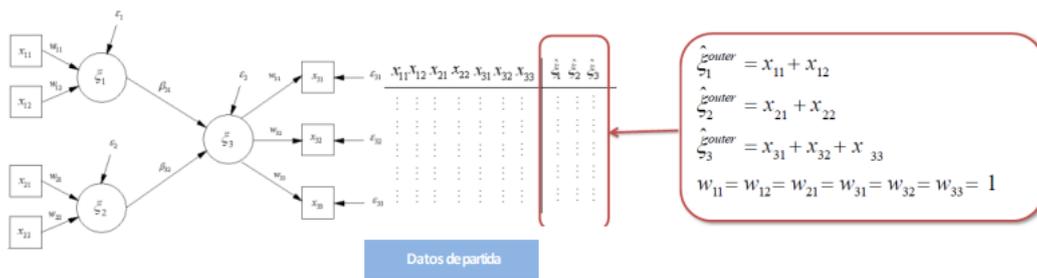


Figura 13. Fase de Inicialización del algoritmo PLS  
 Fuente: Aldas-Manzano, J. (2018) a partir de Fornell, Barclay y Rhee, 1988

### Paso 2: Estimación "inner" de los coeficientes de regresión

Los factores latentes estimados en el paso 1 ya están en la base de datos, como se muestra en la figura superior. En el siguiente paso, se estiman los pesos o coeficientes de regresión de las LV de segundo orden ( $\xi_3$ ) (representados como  $\beta_j$  o  $e_i$  en esta etapa). Existen diferentes métodos para hacer esto, como el método del centroide (centroid scheme), que utiliza el signo de la correlación entre las estimaciones de las LV; el método de ponderación de factores (factor weighting scheme), representado en la Figura 14, que utiliza la correlación entre dos constructos adyacentes conectados por una relación estructural; y el método de la ponderación de path (path weighting scheme), que tiene en cuenta la dirección del path, es decir, cuál es dependiente y cuál es independiente.

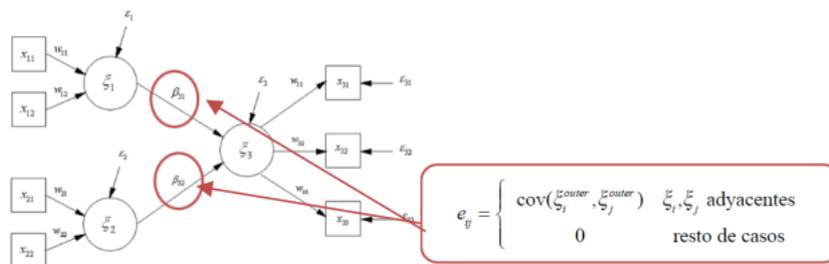


Figura 14. Fase 2 del algoritmo PLS  
 Fuente: Aldas-Manzano, J. (2018) a partir de Fornell, Barclay y Rhee, 1988

### Paso 3: Estimación "inner" de las LV a partir de la estimación previa (outer) de ellas mismas

En el Paso 1, las variables latentes o factores se estimaron a partir de los indicadores, por lo que se denominaba a esa estimación como "outer". En el

Paso 3, se vuelve a estimar las variables latentes, pero esta vez utilizando la parte estructural del modelo; es decir, las estimaciones de los coeficientes de regresión de los paths calculados en el Paso 2. De esta manera, tanto los indicadores iniciales como los factores inner estimados en este paso se recogen en la base de datos.

Paso 4: Cálculo de los pesos y las cargas de las variables manifiestas sobre los factores (Estimación "outer" de los pesos)

En la Etapa 1, la estimación de los pesos se realizó fijando arbitrariamente los pesos en 1 para obtener un punto de partida. En esta fase, se inicia un proceso de optimización para buscar una mejor estimación que maximice el coeficiente de determinación  $R^2$  de los factores latentes. Esto se logra mediante una regresión por mínimos cuadrados ordinarios, que tiene una estructura diferente dependiendo de si la variable latente es reflectiva o formativa (ver apartado 3.3.2). Para las variables latentes reflectivas, se realizan regresiones individuales con cada indicador como variable dependiente y el factor como variable independiente. Para un constructo formativo, se realiza una única regresión con el factor como variable dependiente y los indicadores como variables independientes. En ambos casos, se considera que los  $\xi$  inner o ( $\xi_3$ ) son datos almacenados en la base y calculados en la etapa anterior, considerándolos como errores de medición ( $\xi_1, \xi_2, \xi_{31}, \xi_{33}$ ).

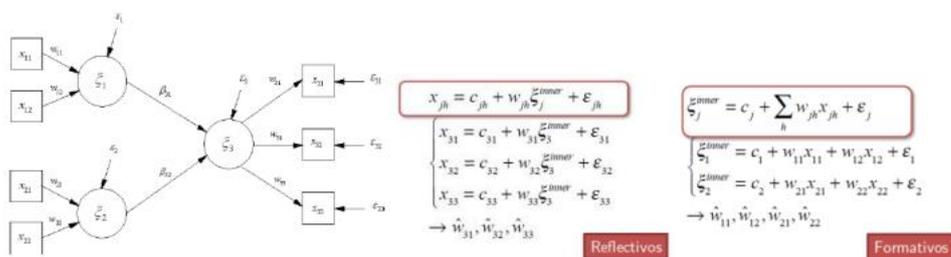


Figura 15. Fase 3 4 del algoritmo PLS  
Fuente: Aldas-Manzano, J. (2018) a partir de Fornell, Barclay y Rhee, 1988

Paso 5: Estimación "outer" de los valores de las variables latentes

En este momento, estamos en una situación similar al Paso 1, pero en lugar de tener una estimación de los pesos igual a 1, ahora tenemos una estimación mejorada de los pesos ( $\hat{w}_{ij}$ ) obtenida al maximizar la varianza explicada de los indicadores (constructos reflectivos) o los factores (constructos formativos) mediante regresión. En este paso, se calcula nuevamente una estimación "outer" de las variables latentes utilizando estos nuevos pesos ( $\xi_1, \xi_2, \xi_3$ ).

#### Paso 6: Criterio de parada

Dado que se trata de un proceso de optimización, los cinco pasos anteriores se repiten hasta que la diferencia entre los pesos en dos pasos consecutivos sea mínima, lo que corresponde a alcanzar un criterio de parada que puede ser personalizado dependiendo del software utilizado. En la versión 3 de SmartPLS, por ejemplo, el valor predeterminado es  $10^{-7}$ , pero puede ser modificado. De manera más formal, el criterio se expresa como:

$$\sum_{i,j} \left| w_{i,j}^{(k)} - w_{i,j}^{(k-1)} \right| < 10^{-7} \quad (1)$$

#### Paso 7: Solución final

Después de la última iteración, los pesos y las cargas de los constructos formativos y reflectivos, así como los coeficientes de la parte estructural, se calculan de la siguiente manera utilizando las puntuaciones factoriales (variables latentes), que son la última estimación de la parte outer del algoritmo (Paso 5):

$$\hat{\xi}_j = \hat{\xi}_j^{outer} \quad (2)$$

Los pesos de los constructos formativos ( $\pi$ ) y las cargas en los constructos reflectivos ( $\lambda$ ) se calculan mediante las fórmulas (3) y (4), respectivamente:

$$x_{ij} = c_{ij} + \lambda_{ij} \hat{\xi}_j + \epsilon_{ij} \quad (3)$$

$$\hat{\xi}_j = c_{ij} + \sum_i \pi_{ij} x_{ij} + \epsilon_j \quad (4)$$

Finalmente, los coeficientes de la parte estructural se estiman a partir de las variables latentes que ya están estimadas, utilizando las correspondientes regresiones:

$$\hat{\xi}_h = c_{ij} + \sum_i \beta_{ih} \hat{\xi}_j + \epsilon_h \quad (5)$$

### 3.9.2. Fortalezas y debilidades del algoritmo PLS

#### Fortalezas

- La estimación por máxima verosimilitud de los modelos CB-SEM requiere el cumplimiento de Normalidad Multivariante [61,66,67]. Sin embargo, en el caso de PLS-SEM, esta restricción no es necesaria.
- PLS-SEM es adecuado para muestras relativamente reducidas. Según Hair et al. (1998), las reglas clásicas de regresión sugieren tener entre 15 y 20 indicadores por cada variable explicativa. Por lo tanto, el modelo de la Figura 6 podría ser estimado con alrededor de 40 casos, en comparación con los 200 casos o más que requeriría CB-SEM [68]. Sin embargo, es importante considerar la potencia de la prueba y el R2 de las variables latentes para determinar el tamaño muestral adecuado.
- PLS-SEM permite incorporar constructos formativos con facilidad, al igual que los constructos reflectivos, evitando las restricciones e inconvenientes de los modelos CB-SEM (Modelos MIMIC) [62,63].
- El algoritmo de PLS-SEM es eficiente y no está sujeto a las restricciones de identificación del algoritmo de máxima verosimilitud, incluso en modelos complejos [69].

## Debilidades

- PLS-SEM no estima los parámetros del modelo ajustando la matriz de varianza-covarianza teórica a la matriz muestral, lo que limita la disponibilidad de indicadores de ajuste global del modelo. Por lo tanto, es necesario recurrir a otros procedimientos alternativos, como el blindfolding, para comparar modelos alternativos.
- Cada variable latente debe estar conectada con otra variable latente mediante una relación estructural, lo que impide la estimación de Análisis Factoriales Confirmatorios (CFA) mediante PLS-SEM utilizando el enfoque tradicional de dos pasos. Es necesario utilizar otros procedimientos.
- Se requiere al menos un indicador por cada variable latente, lo que plantea problemas al estimar modelos de segundo orden.
- PLS-SEM no puede estimar modelos no recursivos o relaciones circulares entre la parte estructural del modelo.
- Cada indicador solo puede estar asignado a una única variable latente.
- PLS-SEM es adecuado para modelos de un solo bloque y no admite bloques no relacionados.
- La estimación de los parámetros en PLS-SEM no es óptima en términos de sesgo y consistencia, a menos que se utilice el algoritmo PLS consistente. Las puntuaciones factoriales de las variables latentes pueden no converger con los valores reales, excepto en casos con un número infinito de indicadores y un tamaño muestral infinito. Esto puede resultar en pesos y cargas sobreestimados y subestimaciones en las estimaciones de la parte estructural del modelo.

### 3.9.3. Análisis e Interpretación de un modelo PLS

El análisis e interpretación de un modelo PLS se realiza en dos etapas, y aunque los parámetros de medida y estructurales se estiman simultáneamente, podemos distinguir entre:

- Evaluación de la validez y confiabilidad del modelo de medida: Esta etapa se centra en analizar si los conceptos teóricos están correctamente medidos a través de las variables observadas. Se examinan los atributos de validez (es decir, si realmente se está midiendo lo que se pretende medir) y de confiabilidad (si la medición es estable y consistente).
- Evaluación del modelo estructural: en la que se evalúa el peso y la magnitud de las relaciones entre las diferentes variables en el modelo estructural.

La siguiente tabla presenta las pruebas estadísticas utilizadas tanto para la evaluación de los modelos de medida reflectivos y formativos, como para la evaluación global del modelo estructural. Cabe destacar que cada una de estas pruebas tiene restricciones específicas en cuanto a su validez.

Tabla 4. Evaluación de PLS-SEM (pruebas estadísticas)

Evaluación de los modelos de medida	
Modelo de medida reflectivo	Modelo de medida formativo
1. Consistencia interna (alfa de Cronbach, confiabilidad compuesta). 2. Validez convergente (fiabilidad del indicador y la varianza media extraída [AVE]). $\rho_e = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + \sum_i var(\varepsilon_i)}$ $AVE = \frac{\sum_{i=1}^i \lambda_i^2}{\sum_{i=1}^i \lambda_i^2 + \sum_{i=1}^i var(\varepsilon_i)}$ 3. Validez Discriminante	1. Validez convergente 2. Colinealidad entre indicadores 3. Significancia y relevancia de los pesos
Evaluación del modelo estructural	
1. Coeficientes de determinación ( $R^2$ ) 2. Relevancia predictiva ( $Q^2$ ) 3. Tamaño y significancia de los coeficientes path 4. Tamaños de efectos ( $f^2$ ) 5. Tamaños de efectos ( $q^2$ )	

Fuente: Hair et al. (2017)

Por último, en las Tablas 5 y 6 se pueden observar los valores umbrales para los modelos de medida y estructural.

*Tabla 5. Umbrales mínimos de aceptación para los indicadores de los modelos de medida*

EVALUACIÓN DE LOS MODELOS DE MEDIDA			
Estudio	Objetivo	Indicador	Umbral mínimo de aceptación
Estudio de fiabilidad individual	Evaluar correlación entre indicadores y constructo	Cargas factoriales frente al constructo	Cargas factoriales > 0.7
Validez convergente	Verificar si los indicadores miden el mismo concepto	Varianza Extraída (AVE)	AVE > 0.6
Validez discriminante	Verificar que cada constructo es diferente		AVE > Correlaciones al cuadrado /LV
Fiabilidad del constructo	Analiza correlaciones entre cada indicador con su constructo	Alfa Cronbach	Alfa entre 0.7-0.9
Fiabilidad compuesta		Fiabilidad compuesta (FC) o Composite Reliability	FC > 0.7

Fuente: Villamizar León, M. (2014)

*Tabla 6. Umbrales mínimos de aceptación para los indicadores de los modelos estructurales*

EVALUACIÓN DE LOS MODELOS DE MEDIDA			
Estudio	Objetivo	Indicador	Umbral mínimo de aceptación
Relación causal entre los constructos	Evaluar nivel significancia de las correlaciones entre constructos	Coeficientes Path: $\beta$	$\beta > 0.2$
Varianza explicada	Mide cantidad de varianza explicable a partir de las variables precedentes	$R^2$	$R^2 (0.7-0.9)$
Relevancia predictiva	Evaluar la aproximación de las relaciones con respecto a los datos	$Q^2$	$Q^2 > 0$
Estabilidad de las estimaciones	Asegurar la estabilidad de las relaciones propuestas en el modelo	t-Student	t(90%) = 1.645 t(95%) = 1.960 t(99%) = 2.576

Fuente: Villamizar León, M. (2014)

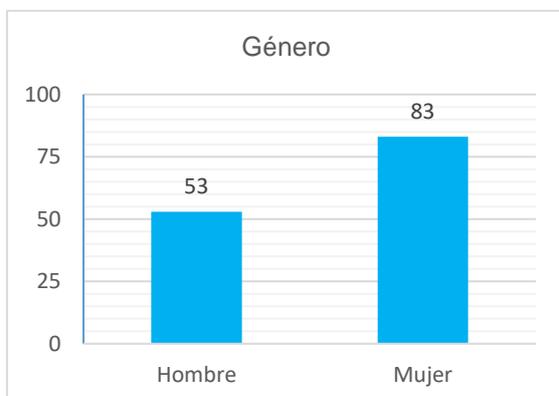
## 4. RESULTADOS

En la siguiente tabla se muestran las frecuencias de las principales variables control y generales incluidas en la encuesta. El curso predominante en las respuestas proporcionadas por parte de los estudiantes era tercero de carrera y también cabe mencionar que en la muestra se encontraban 82 mujeres (60,3%) frente a 54 hombres, y que la mayoría de los individuos de la muestra tenía una edad comprendida entre 18 y 24 años. Por otro lado, se analizó si los individuos que presentan dependencia o diversidad funcional podían afectar al estudio, sin embargo, debido a que solo 5 de los participantes presentaba algún tipo de discapacidad, no fue posible llevar a cabo dicho análisis de manera adecuada.

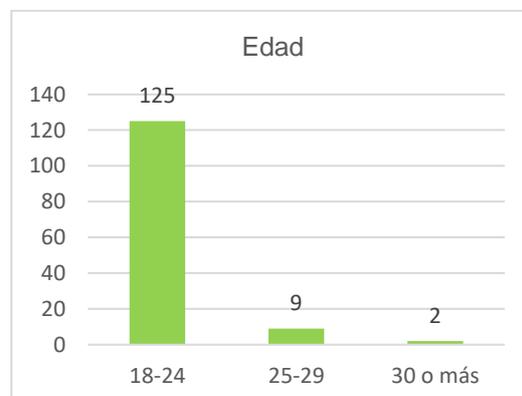
Tabla 7. Perfil de los encuestados

Características		Número	Porcentaje (%)
Género	Hombre	53	38,97
	Mujer	83	61,03
Edad	18-24	125	91,91
	25-29	9	6,62
	30 o más	2	1,47
Diversidad funcional o dependencia	Si	5	3,68
	No	131	96,32
Nivel de estudios	Primero carrera	24	17,65
	Segundo carrera	46	33,82
	Tercero carrera	15	11,03
	Cuarto carrera	23	16,91
	Quinto carrera	15	11,03
	Primero máster	13	9,56

No obstante, esta tabla puede observarse mejor con los siguientes gráficos:



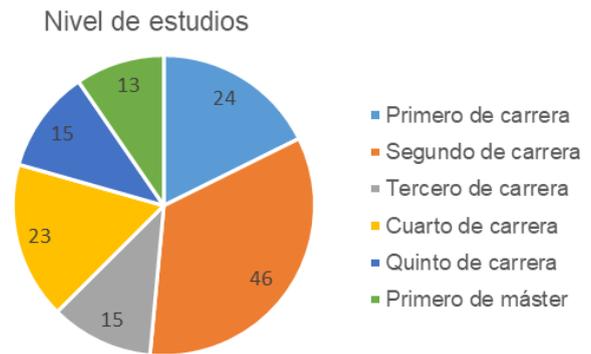
Gráfica 1. Variable de control género



Gráfica 2. Variable control edad



Gráfica 3. Variable control diversidad



Gráfica 4. Variable control nivel de estudios

#### 4.1. Análisis del modelo de medida

En la Figura 16, se muestra el modelo teórico propuesto inicialmente generado por el programa Smartpls. Los círculos azules representan las variables latentes o constructos mientras que los rectángulos amarillos representan los ítems de cuestionario, donde pueden apreciarse las relaciones propuestas entre constructos e indicadores y la parte del modelo estructural con las hipótesis previamente comentadas:

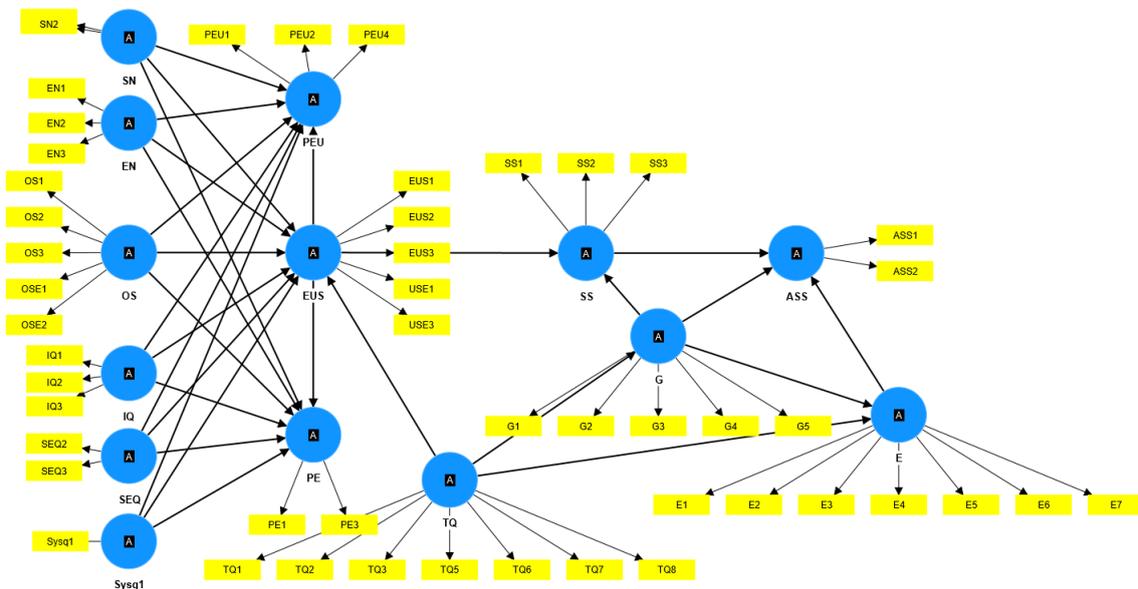


Figura 16. Modelo inicial en SmartPLS

#### 4.1.1. Carga externa, coherencia interna y fiabilidad

En la Figura 17 se muestra el modelo resuelto mediante el algoritmo PLS con las estimaciones de cargas y pesos. Entre paréntesis aparecen los p-valores obtenidos para valorar la significatividad de las estimaciones mediante Bootstrapping:

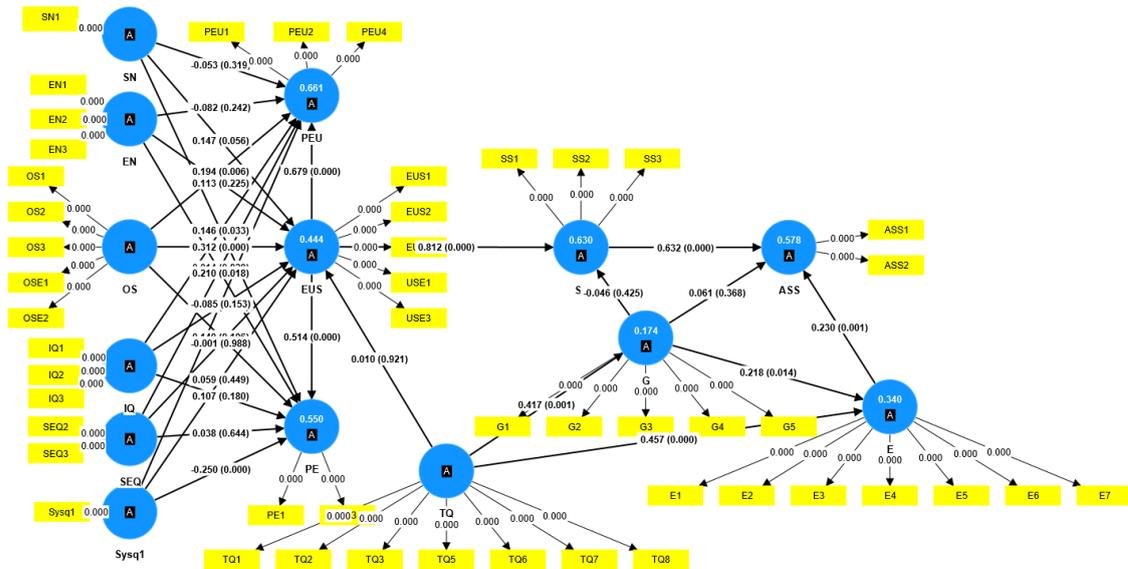


Figura 17. Modelo resuelto en SmartPLS

Como todos los factores estaban modelizados como compuestos tipo A similares a los modelos reflectivos, se ha procedido a analizar la carga externa, basándose en la sugerencia de Hair et al. [70] que denota que:

- Si la carga exterior es inferior a 0.4 elimine el indicador
- Si la carga exterior es superior a 0.7 mantenga el indicador
- Si la carga externa se sitúa entre 0.4 y 0.7, analice el impacto de la eliminación del indicador sobre la varianza extractada (AVE) y la fiabilidad compuesta (CR).

En la Tabla 1 del Anexo 1 se muestran las cargas externas, donde se puede apreciar que aunque ningún indicador tiene un valor menor a 0.4. Algunos cumplen muy justos los criterios de mínimos, por lo que se procede a analizar el impacto, que significaría eliminarlos.

En la tabla que se observa a continuación se muestran los principales parámetros de consistencia interna, fiabilidad y varianza extraída (CR y el AVE).

Tabla 8. Medidas de Consistencia Interna, Fiabilidad y Validez inicial

	Cronbach's alpha	Composite reliability (rho_a)	Composite reliability (rho_c)	Average variance extracted (AVE)
ASS	0.823	0.824	0.919	0.850
E	0.885	0.899	0.915	0.615
EN	0.843	0.847	0.905	0.760
EUS	0.745	0.793	0.828	0.497
G	0.814	0.823	0.870	0.574
IQ	0.654	0.693	0.814	0.598
OS	0.845	0.869	0.889	0.617
PE	0.784	0.784	0.902	0.822
PEU	0.856	0.856	0.913	0.778
SEQ	0.418	0.444	0.770	0.628
SN	0.727	0.776	0.877	0.782
SS	0.751	0.750	0.858	0.668
TQ	0.849	0.850	0.886	0.527

Finalmente, se opta por eliminar los indicadores E1, USE1 y IQ3, ya que son los de valores de cargas inferiores. En la Tabla 2 del Anexo 1 se puede observar la nueva tabla de cargas externas. En la Tabla 9, se muestran de nuevo los indicadores de fiabilidad y validez del modelo reespecificado:

Tabla 9. Medidas de Consistencia Interna Fiabilidad y Validez final

	Cronbach's alpha	Composite reliability (rho_a)	Composite reliability (rho_c)	Average variance extracted (AVE)
ASS	0.823	0.824	0.919	0.850
E	0.915	0.921	0.935	0.705
EN	0.843	0.846	0.905	0.760
EUS	0.735	0.781	0.834	0.563
G	0.814	0.823	0.870	0.574
IQ	0.744	0.744	0.886	0.796
OS	0.845	0.869	0.889	0.617
PE	0.784	0.784	0.902	0.822
PEU	0.856	0.857	0.913	0.778
SEQ	0.418	0.438	0.771	0.629
SN	0.727	0.779	0.877	0.782
SS	0.751	0.750	0.858	0.668
TQ	0.849	0.850	0.886	0.527

#### 4.1.2. Validez discriminante

La validez discriminante hace referencia a la medida en que un constructo se diferencia de otros constructos [70]; es decir, se utiliza para determinar si las medidas de un constructo miden de manera efectiva las características únicas y

distintivas de ese constructo en lugar de solaparse con otras medidas de constructos diferentes. Para evaluar la validez discriminante, se utilizan distintos criterios, tal y como se ha comentado anteriormente.

El criterio de la relación Heterotrait-Monotrait (HTMT), propuesto por Henseler et al. [65], es ampliamente considerado como el más sensible para detectar la validez discriminante. Este criterio se basa en el análisis de las correlaciones entre indicadores de constructos diferentes (correlaciones heterotrait) en comparación con las correlaciones entre indicadores del mismo constructo (correlaciones monotrait). El objetivo es establecer si las correlaciones heterotrait son significativamente más bajas que las correlaciones monotrait.

En el análisis HTMT, se calcula el cociente de la raíz cuadrada de la media geométrica de las correlaciones heterotrait entre la raíz cuadrada de la media geométrica de las correlaciones monotrait, aceptando un umbral de 0.9 para estas correlaciones.

A continuación, se muestran los resultados de la matriz HTMT, y los otros dos criterios puede observarse ver Anexo 1 Tabla 3 y Tabla 4.

Tabla 10. Validez discriminante. Heterotrait-Monotrait

	ASS	E	EN	EUS	G	IQ	OS	PE	PEU	SEQ	SN	SS	Sysq1	TQ
ASS														
E	0.479													
EN	0.417	0.277												
EUS	0.987	0.418	0.568											
G	0.408	0.445	0.612	0.540										
IQ	0.454	0.308	0.502	0.652	0.381									
OS	0.496	0.459	0.596	0.663	0.601	0.513								
PE	0.844	0.512	0.611	0.879	0.460	0.588	0.608							
PEU	0.785	0.294	0.415	0.988	0.301	0.618	0.640	0.751						
SEQ	0.471	0.338	0.639	0.649	0.487	0.889	0.417	0.474	0.494					
SN	0.417	0.438	0.344	0.518	0.560	0.521	0.328	0.330	0.350	0.636				
SS	0.913	0.284	0.537	1.043	0.359	0.737	0.719	0.871	0.999	0.628	0.410			
Sysq1	0.110	0.171	0.283	0.327	0.226	0.350	0.306	0.127	0.227	0.643	0.186	0.295		
TQ	0.353	0.593	0.254	0.462	0.500	0.540	0.401	0.357	0.334	0.748	0.663	0.399	0.349	

#### **4.1.3. Análisis del modelo estructural: Significancia de los parámetros del modelo**

Para poder realizar la significación de los parámetros del modelo (cargas y parámetros estructurales o path coefficients), se ha empleado el algoritmo Bootstrap en el contexto de PLS. Esta técnica de remuestreo se utiliza para evaluar la confiabilidad y precisión de los resultados obtenidos a partir de los modelos PLS. El Bootstrap se basa en el muestreo con reemplazo, generando múltiples muestras de datos a partir de la muestra original. Estas muestras se construyen seleccionando observaciones al azar de la muestra original, lo que permite crear una distribución de muestras alternativas que reflejan la variabilidad de los datos.

Una vez generadas las muestras bootstrap, se ajusta el modelo PLS en cada una de ellas. Esto implica estimar los coeficientes de los caminos estructurales e inferir su significancia estadística. Al repetir este proceso con múltiples muestras, se obtiene una distribución de los coeficientes y se pueden calcular intervalos de confianza para evaluar la robustez de los resultados.

El uso del bootstrap en PLS resulta especialmente útil cuando el tamaño de la muestra es pequeño o cuando la distribución de los datos no cumple con los supuestos paramétricos; ya que proporciona estimaciones más precisas y confiables de los coeficientes del modelo, lo que permite obtener conclusiones sólidas y confiables sobre las relaciones entre las variables latentes y observables en el modelo PLS.

En este caso, ha permitido evaluar los valores  $p$  a través de 5.000 muestras, para probar la significación de las cargas externas con una probabilidad de error del 5%; es decir, los  $p$  valores deberán ser  $< 0.05$  para ser aceptados. En la Tabla 5 del Anexo 1 se pueden ver los  $p$ -valores de las cargas, observando que son todos 0.00, lo que demuestra que todas las cargas son significativas.

Otro de los valores significantes a analizar son los  $p$ -valores obtenidos al evaluar los coeficientes (path coefficients) entre los constructos es que nos permiten analizar la fuerza y dirección de las relaciones causales entre las

variables en el modelo. Del mismo modo que antes, el nivel de significación debe ser mayor que el 5% para poder aceptar las hipótesis planteadas. En la tabla siguiente, Tabla 11, se pueden observar dichos valores.

Tabla 11. Path coefficients inicial

Hipótesis	Path	Original sample (O)	Sample mean (M)	Standard deviation (STDEV)	T statistics ( O/STDEV )	P values	
H2b-1	E -> ASS	0.239	0.243	0.071	3.375	0.001	Aceptar
H1b-2	EN -> EUS	0.138	0.141	0.091	1.522	0.128	Rechazar
H1b-3	EN -> PE	0.204	0.203	0.090	2.261	0.024	Aceptar
H1b-1	EN -> PEU	-0.088	-0.089	0.067	1.316	0.188	Rechazar
H2d-3	EUS -> PE	0.509	0.509	0.078	6.496	0.000	Aceptar
H2d-2	EUS -> PEU	0.689	0.688	0.059	11.711	0.000	Aceptar
H2d-1	EUS -> SS	0.817	0.818	0.041	19.794	0.000	Aceptar
H5a-2	G -> ASS	0.058	0.061	0.069	0.849	0.396	Rechazar
H5a-3	G -> E	0.204	0.206	0.091	2.254	0.024	Aceptar
H5a-1	G -> SS	-0.054	-0.054	0.057	0.946	0.344	Rechazar
H3c-2	IQ -> EUS	0.201	0.195	0.104	1.925	0.054	Rechazar
H3c-3	IQ -> PE	0.142	0.142	0.079	1.806	0.071	Rechazar
H3c-1	IQ -> PEU	0.145	0.140	0.058	2.487	0.013	Aceptar
H2a-2	OS -> EUS	0.345	0.345	0.086	4.033	0.000	Aceptar
H2a-3	OS -> PE	0.130	0.127	0.085	1.521	0.128	Rechazar
H2a-1	OS -> PEU	0.183	0.185	0.071	2.591	0.010	Aceptar
H3a-2	SEQ -> EUS	0.043	0.055	0.093	0.455	0.649	Rechazar
H3a-3	SEQ -> PE	0.015	0.017	0.080	0.185	0.853	Rechazar
H3a-1	SEQ -> PEU	-0.003	0.002	0.060	0.058	0.954	Rechazar
H1a-2	SN -> EUS	0.117	0.117	0.079	1.481	0.139	Rechazar
H1a-3	SN -> PE	-0.043	-0.039	0.067	0.640	0.522	Rechazar
H1a-a	SN -> PEU	-0.039	-0.037	0.052	0.751	0.453	Rechazar
H2c-1	SS -> ASS	0.646	0.646	0.060	10.736	0.000	Aceptar
H3b-2	Sysq1 -> EUS	0.040	0.035	0.075	0.530	0.596	Rechazar
H3b-3	Sysq1 -> PE	-0.216	-0.215	0.069	3.139	0.002	Aceptar
H3b-1	Sysq1 -> PEU	-0.040	-0.041	0.055	0.735	0.462	Rechazar
H4a-1	TQ -> E	0.447	0.451	0.076	5.867	0.000	Aceptar
H4a-2	TQ -> EUS	0.030	0.033	0.101	0.296	0.767	Rechazar
H4a-3	TQ -> G	0.418	0.421	0.119	3.507	0.000	Aceptar

Tal y como se puede observar, y tratando de cumplir el criterio establecido, se procede a depurar un poco el modelo, tratando de mejorarlo sin que afecte al resto de variables.

Finalmente se opta por eliminar las relaciones entre G->ASS, G->SS, OS->PE, SEQ->EUS, SEQ->PEU y TQ->EUS, y se obtiene la siguiente tabla:

Tabla 12. Path coefficients final

Hipótesis	Path	Original sample (O)	Sample mean (M)	Standard deviation (STDEV)	T statistics ( O/STDEV )	P values	
H2b-1	E -> ASS	0.259	0.260	0.066	3.923	0.000	Aceptar
H1b-2	EN -> EUS	0.143	0.148	0.088	1.623	0.105	Rechazar
H1b-3	EN -> PE	0.243	0.241	0.083	2.944	0.003	Aceptar
H1b-1	EN -> PEU	-0.088	-0.088	0.065	1.352	0.176	Rechazar
H2d-3	EUS -> PE	0.557	0.554	0.083	6.695	0.000	Aceptar
H2d-2	EUS -> PEU	0.689	0.689	0.058	11.878	0.000	Aceptar
H2d-1	EUS -> SS	0.794	0.796	0.033	24.275	0.000	Aceptar
H5a-3	G -> E	0.204	0.207	0.091	2.248	0.025	Aceptar
H3c-2	IQ -> EUS	0.222	0.222	0.086	2.567	0.010	Aceptar
H3c-3	IQ -> PE	0.158	0.154	0.078	2.019	0.044	Aceptar
H3c-1	IQ -> PEU	0.144	0.140	0.057	2.543	0.011	Aceptar
H2a-2	OS -> EUS	0.345	0.348	0.079	4.362	0.000	Aceptar
H2a-1	OS -> PEU	0.182	0.185	0.070	2.615	0.009	Aceptar
H3a-3	SEQ -> PE	0.002	0.017	0.078	0.025	0.980	Rechazar
H1a-2	SN -> EUS	0.136	0.137	0.074	1.840	0.066	Rechazar
H1a-3	SN -> PE	-0.040	-0.037	0.067	0.602	0.547	Rechazar
H1a-a	SN -> PEU	-0.039	-0.036	0.051	0.769	0.442	Rechazar
H2c-1	SS -> ASS	0.658	0.660	0.058	11.379	0.000	Aceptar
H3b-2	Sysq1 -> EUS	0.055	0.050	0.079	0.700	0.484	Rechazar
H3b-3	Sysq1 -> PE	-0.205	-0.209	0.069	2.981	0.003	Aceptar
H3b-1	Sysq1 -> PEU	-0.041	-0.041	0.053	0.777	0.437	Rechazar
H4a-1	TQ -> E	0.444	0.448	0.076	5.813	0.000	Aceptar
H4a-3	TQ -> G	0.424	0.431	0.113	3.739	0.000	Aceptar

#### 4.1.4. Análisis del modelo estructural: Coeficientes $R^2$

Finalmente, se procedió a evaluar los coeficientes  $R^2$  también conocidos como coeficientes de determinación. Estos coeficientes reflejan la proporción de varianza en las variables endógenas que puede ser explicada por las variables exógenas y evalúan la bondad del ajuste de un modelo de regresión.

Se calcula como la proporción de la varianza explicada dividida por la varianza total de la variable dependiente y varía en un rango de 0 a 1, donde 0 indica que el modelo no explica ninguna variabilidad y 1 indica que el modelo explica toda la variabilidad de la variable dependiente. Según Hair et al. [70], se considera que los valores superiores a 0.75 son sustanciales, entre 0.25 y 0.75 son moderados, y por debajo de 0.25 son débiles.

La Figura 18, la cual se muestra a continuación, corresponde al modelo finalmente obtenido y como se puede observar, los constructos principales (SS, ASS) explican moderadamente la variabilidad de la variable dependiente.

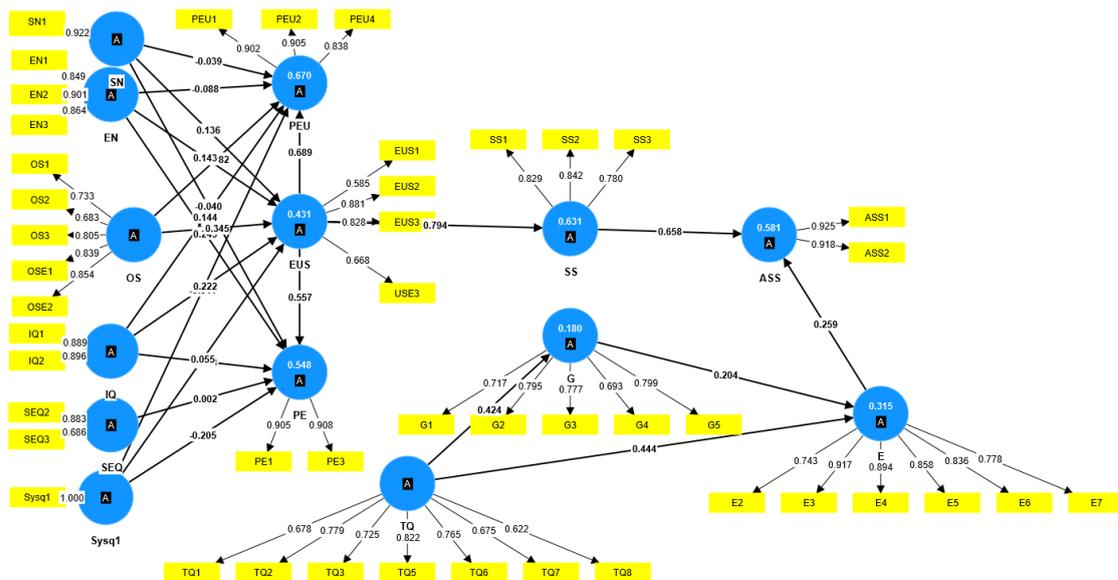


Figura 18. Modelo final

#### 4.1.5. ANOVA

Por último, se decidió evaluar si la variable género tenía alguna influencia en el modelo. Para ello, se ha incluido la variable sexo como variable moderadora en el modelo propuesto. Aunque añadir variables mediadoras o moderadores implica introducirnos en modelos de ecuaciones estructurales avanzados que van más allá de las pretensiones de este trabajo, como un primer avance de futuras líneas de investigación, se ha procedido a realizar un ANOVA sobre las puntuaciones factoriales de cada constructo, con el fin de estudiar la posible relación entre las variables latentes y el sexo. Comentar aquí, que hubiera sido interesante poder realizarlo también con la discapacidad o dependencia, y con la edad, pero dado que la muestra no era significativa en dichos aspectos, se ha optado por únicamente realizarla con el sexo.

Tabla 13. ANOVA sexo

		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
ASS	Entre grupos	71544,803	1	71544,803	,087	,768
	Dentro de grupos	108792832,154	133	817991,219		
	Total	108864376,957	134			

E	Entre grupos	25704,317	1	25704,317	,033	,856
	Dentro de grupos	104088673,371	133	782621,604		
	Total	104114377,688	134			
EN	Entre grupos	10264,326	1	10264,326	,013	,910
	Dentro de grupos	106346174,900	133	799595,300		
	Total	106356439,226	134			
EUS	Entre grupos	480723,018	1	480723,018	,609	,436
	Dentro de grupos	104915178,705	133	788835,930		
	Total	105395901,723	134			
G	Entre grupos	635315,924	1	635315,924	,895	,346
	Dentro de grupos	94443692,455	133	710102,951		
	Total	95079008,379	134			
IQ	Entre grupos	567879,091	1	567879,091	,680	,411
	Dentro de grupos	111021236,070	133	834746,136		
	Total	111589115,161	134			
OS	Entre grupos	816671,800	1	816671,800	,998	,320
	Dentro de grupos	108865878,144	133	818540,437		
	Total	109682549,944	134			
PE	Entre grupos	98307,603	1	98307,603	,125	,724
	Dentro de grupos	104411185,677	133	785046,509		
	Total	104509493,280	134			
PEU	Entre grupos	741874,692	1	741874,692	,883	,349
	Dentro de grupos	111735362,071	133	840115,504		
	Total	112477236,763	134			
SEQ	Entre grupos	5159955,447	1	5159955,447	6,508	,012
	Dentro de grupos	105444994,353	133	792819,506		
	Total	110604949,800	134			
SN	Entre grupos	1337418,398	1	1337418,398	1,732	,190
	Dentro de grupos	102709576,908	133	772252,458		
	Total	104046995,306	134			
SS	Entre grupos	786197,922	1	786197,922	1,049	,308
	Dentro de grupos	99702174,784	133	749640,412		
	Total	100488372,706	134			
Sysq1	Entre grupos	2451759,149	1	2451759,149	3,049	,083
	Dentro de grupos	106931445,249	133	803995,829		
	Total	109383204,399	134			
TQ	Entre grupos	602010,937	1	602010,937	,740	,391
	Dentro de grupos	108151021,070	133	813165,572		
	Total	108753032,007	134			

Como se puede observar, la única variable que es menor que 0.05 es la calidad del servicio (SEQ), por lo que será la única que se vea afectado por el sexo en los futuros análisis de invarianza.

## 5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

El objetivo principal de este estudio ha sido proponer y validar un marco holístico en el que se incluyan los factores de e-learning necesarios para garantizar su implantación y uso efectivos para el rendimiento y satisfacción de los estudiantes universitarios y ver cómo influye la gamificación. Para ello, se desarrolló un nuevo modelo basado en los modelos anteriores (TAM extendido, ISSM, EIAM, OS y 3S-T), con el que se pretendía evaluar las percepciones de los estudiantes universitarios sobre distintos factores que pueden influir en el rendimiento y satisfacción de los estudiantes con el aprendizaje electrónico (e-learning).

Analizando las hipótesis planteadas a lo largo de este trabajo, se puede observar que podemos aceptar algunas de ellas, y debemos rechazar otras.

Las hipótesis H1b-3, H2a-1, H2a-2, H3b-3 y H3c obtuvieron respaldo empírico. Por lo tanto, aspectos relacionados con la influencia de las redes sociales (EN), la autoeficacia (OS), la calidad del sistema (Sysq1) y la calidad de la información (IQ), han resultado significativas sobre el desempeño del sistema, también denominado utilización sostenible (EUS), que a su vez afecta a la utilidad percibida (PE) y al entretenimiento percibido (PEU). Asimismo, se encontró que diversos elementos vinculados a la percepción de los estudiantes sobre la calidad del sistema (Sysq1), especialmente aquellos relacionados con el sitio, como la facilidad de navegación, la localización de información y una estructura adecuada del sitio web, también resultan fundamentales para la satisfacción del usuario final (SS). Esto respalda que dicho factor es determinante para la satisfacción percibida (PE) y la utilidad percibida (PEU).

Por otro lado, se puede observar como la hipótesis de compromiso (E) H2b-1 también resulta significativa, demostrando que existe una vinculación directa con los logros del estudiante (ASS) tal y como se ha podido ver en investigaciones anteriores.

Contrariamente a las predicciones realizadas al inicio de este trabajo, las hipótesis H1a-1, H1a-2 y H1a-3 fueron rechazadas. No obstante, esto puede ser

debido a que la muestra evaluada eran estudiantes universitarios, y en otras de las investigaciones consultadas en la revisión bibliográfica, los estudiantes eran de bachiller o de países sudamericanos y, por lo tanto, más influenciables.

La norma subjetiva, como bien se ha explicado anteriormente, se basa en la idea de las personas son influenciadas por las opiniones, creencias y comportamientos de los demás; sin embargo, en un entorno de edades de entre 18 y 30 años, se observa que este factor no es apenas relevante para el aprendizaje en línea, ya que las personas cuentan con mayor autonomía, mayor diversidad de experiencias, etc. Algo parecido ocurre con las hipótesis H1b-2, H1b-1, H3a-3, H3b-2 y H3b-1, las cuales también fueron rechazadas.

El análisis estadístico estableció que existen relaciones positivas entre la satisfacción del usuario (SS) y el desempeño del sistema (EUS) (H2d-1). Este resultado podría sugerir que los estudiantes consideran que el aprendizaje electrónico es valioso y puede crear un ambiente adecuado para aprender, afectando positivamente el rendimiento y la eficacia del aprendizaje electrónico; siendo la percepción de los estudiantes mucho más relevante. Esto viene corroborado con las hipótesis H2d-3 y H2d-2.

Respecto a la importancia de la calidad del tutor (TQ), tanto la hipótesis H4a-1 como H4a-3 fueron aceptadas, ya que el instructor/tutor es clave en un entorno de aprendizaje electrónico e influye significativamente en la gamificación. Esta relación se manifiesta en la significativa valoración que los estudiantes otorgan a la retroalimentación inmediata, dado que dicho aspecto incide positivamente en el rendimiento del jugador. En consecuencia, el tutor puede aprovechar esta oportunidad para asistir de manera más efectiva en la corrección de errores y el mejoramiento de la comprensión.

Por último, las hipótesis que se podrían destacar como las más importantes en este trabajo H5a-3 y H2c-1, han salido aceptadas. Lo cual demuestra que, al introducir elementos de juego en actividades o tareas, se crea un ambiente más atractivo y emocionante, lo cual puede aumentar el compromiso de las personas involucradas; y que, por otro lado, cuando los estudiantes están satisfechos con su experiencia educativa, se sienten más motivados, comprometidos y

comprometidos con el aprendizaje. Una mayor satisfacción puede llevar a una mayor participación en el aula, un mejor aprovechamiento de los recursos educativos y una mayor dedicación al estudio. Estos factores pueden contribuir a un mejor rendimiento académico y, en última instancia, a logros más altos.

Con todo esto, se podría concluir el trabajo diciendo que dada la pandemia de Covid-19, el aprendizaje electrónico se convirtió en la única alternativa para reemplazar el aprendizaje presencial y que a día de hoy ha tomado un papel muy importante en la sociedad, además se ha podido demostrar también que la gamificación resulta ser un factor determinante para el rendimiento y satisfacción de los alumnos.

De cara a futuras líneas de investigación, aunque ya se hayan obtenido resultados significativos, se podría continuar estudiando el sexo como variable modeladora, e incluso ampliar la muestra, para tratar de buscar relaciones entre la edad o la dependencia y el e-learning.

## 6. REFERENCIAS

[1] Moran, M. (2020, 17 junio). Educación. Desarrollo Sostenible. <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/education/>

[2] Más de 104 millones de niños y de jóvenes –1 de cada 3– no van a la escuela en los países afectados por guerras o desastres naturales. (s. f.). <https://www.unicef.org/es/comunicados-prensa/m%C3%A1s-de-104-millones-de-ni%C3%B1os-y-de-j%C3%B3venes-1-de-cada-3-no-van-la-escuela-en-los>

[3] Al-Fraihat, D.; Joy, M.; Masa'Deh, R.; Sinclair, J. Evaluating E-learning systems success: An empirical study. *Comput. Hum. Behav.*, 102, 67–86 (2020).

[4] Cidral,W.A.; Oliveira, T.; Di Felice, M.; Aparicio, M. E-learning success determinants: Brazilian empirical study. *Com-put. Educ.*, 122, 273–290 (2018).

[5] Klobas, J.E.; McGill, T.J. The role of involvement in learning management system success. *J. Comput. High. Educ.*, 22, 114–134 (2010).

[6] Eom, S.; Ashill, N.J.; Arbaugh, J.; Stapleton, J.L. The role of information technology in e-learning systems success. *Hum. Syst. Manag.*, 31, 147–163 (2012).

[7] DeLone, W. H., & McLean, E. R. The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*, 19(4), 9–30 (2003).

[8] Davis, F.D. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Q.*, 13, 319–340 (1989).

[9] Abdullah, F., Ward, R., & Ahmed, E.. Investigating the influence of the most commonly used external variables of TAM on students' Perceived Ease of Use (PEOU) and Perceived Usefulness (PU) of e-portfolios. *Computers in Human Behavior*, 63, 75–90 (2016).

[10] Cyert, R.M.; March, J.G. *A Behavioral Theory of the Firm*; M.E. Sharpe: Englewood Cliffs, NJ, USA, Volume 2 (1963).

[11] Kanwal, F.; Rehman, M. Measuring Information, System and Service Qualities for the Evaluation of E-Learning Systems in Pakistan. *Pak. J. Sci.*, 68, 302–307 (2016).

[12] Al-Fraihat, D.; Joy, M.; Masa'Deh, R.; Sinclair, J. Evaluating E-learning systems success: An empirical study. *Comput. Hum. Behav.*, 102, 67–86 (2020).

[13] Vasconcelos, P.; Furtado, E.S.; Pinheiro, P.; Furtado, L. Multidisciplinary criteria for the quality of e-learning services design. *Comput. Hum. Behav.*, 107, 105979 (2020).

[14] DeLone, W. H., & McLean, E. R. The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*, 19(4), 9–30 (2003).

[15] DeLone, W. H., & McLean, E. R., "The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update," *J. Manag. Inf. Syst.*, vol. 19, no. 4, pp. 9–30, 2003.

[16] Davis, F. D., Bagozzi, R. P., and Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: a comparison of two theoretical models. *Management science*, 35(8), 982-1003.

[17] Venkatesh, V., and Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management science*, 46(2), 186-204.

[18] Venkatesh, V.; Morris, M.G.; Davis, G.B.; Davis, F.D. User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Q.* 2003, vol. 27, pp. 425–478.

[19] Venkatesh, V., and Bala, H. (2008). Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions. *Decision Sciences*, 39(2), 273-315.

[20] Venkatesh, V.; Thong, J.Y.L.; Xu, X. Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *MIS Q.* 2012, vol. 36, pp. 157–178.

[21] Teo, T. (2010). Development and validation of the E-learning Acceptance Measure (EIAM). *Internet and Higher Education*, 13, 148-152.

[22] Shen D., Cho M.-H., Tsai C.-L., Marra R. (2013). Unpacking online learning experiences: Online learning self-efficacy and learning satisfaction. *Internet and Higher Education*, 19, 10-17

[23] Ithriah S. A., Ridwandono D., Suryanto T. L. M. (2019). Online Learning Self-Efficacy: The Role in E-Learning Success, *Journal of Physics: Conference Series*, 1569 (2020), 022053, doi:10.1088/1742-6596/1569/2/022053

[24] Muguirra, A. (2023). ¿Qué es la escala de Likert y cómo utilizarla? QuestionPro. <https://www.questionpro.com/blog/es/que-es-la-escala-de-likert-y-como-utilizarla/>

[25] Marks RB, Sibley SD, Arbaugh JB. A structural equation model of predictors for effective online learning. *Journal of management education*.; 29(4): 531–563. <https://doi.org/10.1177/1052562904271199> (2005).

[26] León, S.P., Augusto-Landa, J.M. & García-Martínez, I.. Moderating Factors in University Students' Self-Evaluation for Sustainability. *Sustainability*, 13, 4199. <https://doi.org/10.3390/su13084199> (2021).

[27] Ganji Arjenaki, B., Surveying the quality of electronic tests in the student satisfaction, *J. Educ. Strat. Med.* 10 (3) 180–188. *Persian* (2017)..

[28] Mirzabeygi, M., Kharazi, K. & Mosavi, A. Designing an electronic content pattern model based on the cognitive approach for theoretical courses with emphasis on human sciences in higher education], *Quart. Curri. Stud.* 3 (12) (2009).508. M. Community College Faculty Members' Perceptions of Creating Digital Content to Enhance Online Instructor Social Presence [doctoral Dissertation], University of North Dakota, US (2016).

[29] Fishbein, M. & Ajzen, I. *Belief, Attitude, Intentions and Behavior: An Introduction to Theory and Research.* Addison-Wesley, Reading, MA, USA (1975).

[30] Hsu, C.-L. & Lu, H.-P. Why do people play on-line games? An extended TAM with social influences and flow experience. *Information & Management*, 41, 853–868 (2004).

[31] Katz, M.L. & Shapiro, C. Network externalities, competition, and compatibility. *The American Economic Review*, 75, 424–440 (1985).

[32] Van den Ende, J., Wijnberg, N., Vogels, R. & Kerstens, M. Organizing innovative projects to interact with market dynamics: a coevolutionary approach. *European Management Journal*, 21, 273–284 (2003).

[33] Kim, B.G., Park, S.C. & Lee, K.J. A structural equation modelling of the Internet acceptance in Korea. *Electronic Commerce Research and Applications*, 6, 425–432 (2007).

[34] Wang, W. T., & Wang, C. C. An empirical study of instructor adoption of webbased learning systems. *Computers & Education*, 53, 761–774 (2009).

[35] Mohammadi, H. Investigating users' perspectives on e-learning: an integration of TAM and IS success model. *Comput. Hum. Behav.* 45, 359–374 (2015).

[36] Ramírez-Correa, P.E., Arenas-Gaitán, J., Rondán-Cataluña, F.J. Gender and acceptance of e-learning: a multi-group analysis based on a structural equation model among college students in Chile and Spain. *PloS One* 10 (10), e014046 (2015).

[37] Saleem, A. M., Noori, N. M., & Ozdamli, F. (2021). Gamification Applications in E-learning: A Literature Review. *Technology, Knowledge and Learning*, 27(1), 139-159. <https://doi.org/10.1007/s10758-020-09487-x>

[38] Ionica, A. C., & Leba, M. (2015). Gamification & Research - Partnership for Innovation. *Procedia Economics and Finance*, 23, 671-676.

[39] Strmečki, D., Bernik, A., & Radošević, D. (2016). Gamification in E-Learning: Introducing Gamified Design Elements into E-Learning Systems. *Journal of Computer Sciences, Faculty of Organization and Informatics, Croatia*.

[40] Roca, J.C. & Gagné, M. (2008) Understanding e-learning continuance intention in the workplace: a self-determination theory perspective. *Computers in Human Behavior*, 24, 1585–1604.

[41] Hiltz, S. R., Coppola, N., Rotter, N., Turoff, M., & Benbunan-Fich, R.. Measuring the importance of collaborative learning for the effectiveness of ALN: A multimeasure, multimethod approach. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 4(2), 103–125 (2000).

[42] Salmon, G.. *E-moderating: The key to online teaching and learning*. Routledge (2012).

[43] Nambiar D. The impact of online learning during COVID-19: Students' and teachers' perspective. *The International Journal of Indian Psychology*; 8(2): 783–793. <https://doi.org/10.25215/0802.094> (2020).

[44] Pérez-Jorge-D., Rodríguez-Jiménez M.C, Ariño-Mateo E, Barragán-Medero F. The effect of COVID-19 in university tutoring models. *Sustainability*, 12: 8631. <https://doi.org/10.3390/su12208631> (2020).

[45] Khaldi, A., Bouzidi, R., & Nader, F. (2023). Gamification of e-learning in higher education: a systematic literature review. *Smart Learning Environments*, 10(1). <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00227-z>

[46] Urha, M., Vukovic, G., Jereba, E., & Pintara, R. (2015). The model for introduction of gamification into e-learning in higher education. *Social and Behavioral Sciences*, 197, 388-397

[47] Lee, B.-C., Yoon, J.-O. & Lee, I. (2009) Learners' acceptance of e-learning in South Korea: theories and results. *Computers & Education*, 53, 1320–1329.

[48] Davis, F. D., Bagozzi, R. P., and Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: a comparison of two theoretical models. *Management science*, 35(8), 982-1003.

[49] Zhang, S., Zhao, J., Tan, W. Extending TAM for online learning systems: an intrinsic motivation perspective. *Tsinghua Sci. Technol.* 13 (3), 312–317 (2008).

[50] Lee, Y.-C. (2008) The role of perceived resources in online learning adoption. *Computers & Education*, 50, 1423–1438.

[51] Li, S., Zhang, J., Yu, C., & Chen, L.. Rethinking distance tutoring in e-learning environments: A study of the priority of roles and competencies of open university tutors in China. *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 18(2), 189–212 (2017).

[52] Davis, H. C., & Fill, K.. Embedding blended learning in a university's teaching culture: Experiences and reflections. *British Journal of Educational Technology*, 38 (5), 817–828 (2007).

[53] Ong, C.-S. & Lai, J.-Y. Gender differences in perceptions and relationships among dominants of e-learning acceptance. *Computers in Human Behavior*, 22, 816–829 (2006).

[54] Pituch, K.A. & Lee, Y.-K. The influence of system characteristics on e-learning use. *Computers & Education*, 47, 222–244 (2006).

[55] Roca, J.C., Chiu, C.-M. & Martínez, F.J. Understanding e-learning continuance intention: an extension of the technology acceptance model. *International Journal of Human-Computer Studies*, 64, 683–696 (2006).

[56] Stoel, L. & Lee, K.H. Modeling the effect of experience on student acceptance of Web based courseware. *Internet Research*, 13, 364–374 (2003).

[57] Deterding, S.; Dixon, D.; Khaled, R.; Nacke, L. From game design elements to gamefulness: Defining “gamification”. In *Proceedings of the 15th International Academic MindTrek'11 Conference: Envisioning Future Media Environments*, Tampere, Finland, 28–30 September 2011; pp. 9–15.

[58] Cepeda-Carrión, G. y Roldán Salgueiro, J.L. (2004). Aplicando en la práctica la técnica pls en la administración de empresas. En *Conocimiento y*

[59] Aldás, J. (2016). Modelización estructural con PLS-SEM: Constructos de segundo orden. Madrid: ADD Editorial.

[60] Chin, W.W.; Newsted, P.R. (1999): "Structural Equation Modeling Analysis with Small Samples Using Partial Least Squares", en R. Hoyle [ed.]: Statistical Strategies for Small Samples Research", pp. 307-341. Sage Publications.

[61] Fornell, C. & Bookstein, F. L. (1982). Two structural equation models: Lisrel and pls applied to consumer exit-voice theory. *Journal of Marketing research*, 19(4), 440–452.

[62] Diamontopoulos, A. & Winklhofer, H.M. (2001) Index construction with formative indicators: an alternative to scale development, *Journal of Marketing Research*, 38: 269-277.

[63] Jarvis, C. B., MacKenzie, S. B., & Podsakoff, P. M. (2003). A critical review of construct indicators and measurement model misspecification in marketing and consumer research. *Journal of consumer Modelos de Ecuaciones Estructurales PLS-SEM 40 research*, 30(2), 199–218.

[64] St»hle, L., & Wold, S. (1989). Analysis of variance (ANOVA). *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 6(4), 259-272. [https://doi.org/10.1016/0169-7439\(89\)80095-4](https://doi.org/10.1016/0169-7439(89)80095-4)

[65] Montgomery, D.C., Peck, E.A., & Vining, G.G. (2012). Introduction to Linear Regression Analysis. Cengage Learning.

[66] Chin, W.W. (1998b): "The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling", en G.A. MarDlides [ed.]: Modern Methods for Business Research, pp. 295-336. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Publisher.

[67] Aldás, J. (2018). Modelización Estructural mediante Partial Least Squares-PLSPM. Apuntes del Seminario de Modelización Estructural.

[68] Boomsma, A. & Hoogland, J. J. (2001). The robustness of lisrel modeling revisited. In R. Cudeck, S. du Toit, & D. Sorbom (Eds.), *Structural Equation Modeling: Present and future* (pp. 139–168). Chicago, IL: Scientific Software International.

[69] Hair, J.F.; Ringle, C.M. y Sarstedt, M. (2011) PLS-SEM: indeed a silver bullet, *Journal of Marketing Theory and Practice*, N° 19, pp. 139-152.

[70] Hair, J.F.; Black, W.C.; Babin, B.J.; Anderson, R.E. *Multivariate Data Analysis: A Global Perspective*, 7th ed.; Pearson Education, Prentice-Hall: Upper Saddle River, NJ, USA, 2010.

[71] Kerzic, et al. Academic student satisfaction and perceived performance in the e-learning environment during the COVID-19 pandemic: Evidence across ten countries. *PLOS ONE*, October 20 (2021).

[72] Fletcher A., Australia's National Assessment Programme rubrics: An impetus for self assessment?. *Educational Research*, Vol 63, No 1, pp 43-64 (2021). <https://doi.org/10.1080/00131881.2020.1850207>.

[73] Alsabawy, A.Y.; Cater-Steel, A.; Soar, J. IT infrastructure services as a requirement for e-learning system success. *Com-put. Educ.*, 69, 431–451 (2013).

[74] Sun PC, Tsai RJ, Finger G, Chen YY, Yeh D. What drives a successful e-Learning: An empirical investigation of the critical factors influencing learner satisfaction. *Comp Educ.*; 50(4): 1183–1202. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2006.11.007> (2008).

[75] Hassanzadeh, A., Kanaani F. & Elahi S. A model for measuring e-learning systems success in universities. *Expert Systems with Applications*, 39, 10959-10966 (2012).

[76] Waheed, M.; Kaur, K.; Qazi, A. Students' perspective on knowledge quality in eLearning context: A qualitative assessment. *Internet Res.*, 26, 120–145 (2016).

[77] Cardona, M.M.; Bravo, J.J. Service quality perceptions in higher education institutions: The case of a Colombian university. *Estud. Gerenc.*, 28, 23–29 (2012).

[78] Ong, C.-S., Lai, J.-Y. & Wang, Y.-S. Factors affecting engineers' acceptance of asynchronous e-learning systems in high-tech companies. *Information & Management*, 41, 795–804 (2004).

[79] Bandura, A. Self-efficacy: toward a unifying theory of behavioural change. *Psychological Review*, 84, 191– 215 (1977).

[80] Barbeite F.G., Weiss E.M., Computer self-efficacy and anxiety scales for an Internet sample: testing measurement equivalence of existing measures and development of new scales, *Comput. Hum. Behav.* 20 (1) pp. 1–15 (2004). Doi: 10.1016/S0747-5632(03)00049-9 .

[81] Petter, S., & McLean, E. R. A meta-analytic assessment of the DeLone and McLean IS success model: An examination of IS success at the individual level. *Information & management*, 46, 159–166 (2009).

[82] Cakır, R., & Solak, E. Attitude of Turkish EFL learners towards e-learning through TAM Model. *Proc. Soc. Behav. Sci.* 176, 596–601 (2015).

[83] Andrade H.L., A Critical Review of Research on Student Self-Assessment. *Frontiers in Education*, Vol 4, Article 87 (2019). Doi: 10.3389/educ.2019.00087.

[84] Amin, I., Yousaf, A., Walia, S. & Bashir M. What Shapes E-Learning Effectiveness among Tourism Education Students: An Empirical Assessment during COVID19. *Journal of Hospitality, Leisure, Sport & Tourism Education*, <https://doi.org/10.1016/j.jhlste.2021.100337>.

[85] Sukendro Sukendro, Akhmad Habibi, Khaeruddin Khaeruddin, Boy Indrayana, Syahrudin Syahrudin, Fredrik Alfrets Makadada & Hikmad Hakim. Using an extended Technology Acceptance Model to understand students' use of e-learning during Covid-19: Indonesian sport science education context. *Heliyon* 6, e05410 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e05410>.

[86] Malas, R. I., & Hamtini, T. (2016). A Gamified e-Learning Design Model to Promote and Improve Learning. *International Review on Computers and Software*, 11(1), 8. <https://doi.org/10.15866/irecos.v11i1.7913>

## 7. ANEXOS

### 7.1. ANEXO 1. Tablas resultados

Tabla 1. Cargas externas iniciales

	ASS	E	EN	EUS	G	IQ	OS	PE	PEU	SEQ	SN	SS	Sysq1	TQ
ASS1	0.925													
ASS2	0.918													
E1		0.404												
E2		0.758												
E3		0.897												
E4		0.887												
E5		0.848												
E6		0.818												
E7		0.768												
EN1			0.848											
EN2			0.902											
EN3			0.865											
EUS1				0.590										
EUS2				0.852										
EUS3				0.800										
G1					0.706									
G2					0.812									
G3					0.767									
G4					0.698									
G5					0.797									
IQ1						0.875								
IQ2						0.820								
IQ3						0.598								
OS1							0.734							
OS2							0.685							
OS3							0.802							
OSE1							0.841							
OSE2							0.853							
PE1								0.904						
PE3								0.909						
PEU1									0.901					
PEU2									0.903					
PEU4									0.840					
SEQ2										0.862				
SEQ3										0.717				
SN1											0.846			
SN2											0.921			

Cont.

SS1												0.829		
SS2												0.840		
SS3												0.781		
Sysq1													1	
TQ1														0.708
TQ2														0.780
TQ3														0.704
TQ5														0.806
TQ6														0.741
TQ7														0.679
TQ8														0.652
USE1				0.537										
USE3				0.695										

Tabla 2. Cargas externas finales

	ASS	E	EN	EUS	G	IQ	OS	PE	PEU	SEQ	SN	SS	Sysq1	TQ
ASS1	0.926													
ASS2	0.918													
E2		0.743												
E3		0.917												
E4		0.894												
E5		0.857												
E6		0.836												
E7		0.778												
EN1			0.849											
EN2			0.901											
EN3			0.864											
EUS1				0.585										
EUS2				0.880										
EUS3				0.828										
G1					0.708									
G2					0.813									
G3					0.767									
G4					0.695									
G5					0.797									
IQ1						0.889								
IQ2						0.896								
OS1							0.731							
OS2							0.685							
OS3							0.803							
OSE1							0.842							
OSE2							0.853							

Cont.

PE1								0.906						
PE3								0.907						
PEU1								0.902						
PEU2								0.905						
PEU4								0.837						
SEQ2									0.854					
SEQ3									0.727					
SN1										0.845				
SN2										0.922				
SS1											0.829			
SS2											0.842			
SS3											0.779			
Sysq1												1		
TQ1													0.702	
TQ2													0.780	
TQ3													0.708	
TQ5													0.809	
TQ6													0.746	
TQ7													0.677	
TQ8													0.647	
USE3						0.668								

Tabla 3. Validez discriminante. Cargas cruzadas

	ASS	E	EN	EUS	G	IQ	OS	PE	PEU	SEQ	SN	SS	Sysq1	TQ
ASS1	0.926	0.393	0.363	0.743	0.338	0.373	0.417	0.604	0.641	0.319	0.335	0.676	0.113	0.315
ASS2	0.918	0.372	0.279	0.668	0.284	0.282	0.358	0.646	0.574	0.209	0.270	0.649	0.070	0.240
E2	0.369	0.743	0.130	0.354	0.147	0.186	0.336	0.472	0.279	0.138	0.199	0.230	0.104	0.367
E3	0.386	0.917	0.169	0.298	0.329	0.183	0.293	0.369	0.243	0.158	0.317	0.190	0.165	0.500
E4	0.351	0.894	0.210	0.268	0.322	0.204	0.345	0.315	0.245	0.168	0.338	0.183	0.164	0.479
E5	0.331	0.857	0.207	0.260	0.386	0.259	0.294	0.334	0.231	0.200	0.335	0.230	0.128	0.500
E6	0.300	0.836	0.265	0.204	0.333	0.167	0.293	0.334	0.082	0.223	0.294	0.128	0.077	0.374
E7	0.354	0.778	0.263	0.277	0.421	0.289	0.380	0.356	0.229	0.184	0.299	0.233	0.183	0.435
EN1	0.323	0.129	0.849	0.412	0.430	0.329	0.362	0.415	0.255	0.367	0.185	0.392	0.251	0.176
EN2	0.266	0.213	0.901	0.358	0.382	0.370	0.406	0.438	0.287	0.338	0.261	0.328	0.176	0.149
EN3	0.322	0.293	0.864	0.427	0.521	0.340	0.552	0.446	0.382	0.288	0.273	0.393	0.251	0.253
EUS1	0.513	0.265	0.339	0.585	0.286	0.234	0.254	0.456	0.376	0.284	0.313	0.385	0.212	0.256
EUS2	0.617	0.245	0.400	0.880	0.339	0.425	0.523	0.609	0.738	0.247	0.230	0.731	0.226	0.261
EUS3	0.664	0.229	0.478	0.828	0.353	0.418	0.556	0.596	0.630	0.304	0.253	0.686	0.185	0.261
G1	0.231	0.347	0.422	0.250	0.708	0.234	0.321	0.281	0.140	0.183	0.331	0.166	0.089	0.302
G2	0.354	0.317	0.464	0.402	0.813	0.255	0.470	0.335	0.235	0.261	0.309	0.321	0.167	0.314
G3	0.226	0.279	0.266	0.323	0.767	0.144	0.288	0.193	0.158	0.256	0.328	0.158	0.183	0.354
G4	0.243	0.241	0.385	0.274	0.695	0.216	0.304	0.328	0.155	0.232	0.306	0.163	0.118	0.243
G5	0.211	0.290	0.397	0.322	0.797	0.274	0.496	0.253	0.264	0.167	0.336	0.257	0.214	0.363
IQ1	0.324	0.126	0.383	0.456	0.249	0.889	0.335	0.313	0.482	0.567	0.377	0.552	0.335	0.393
IQ2	0.312	0.331	0.326	0.416	0.283	0.896	0.393	0.488	0.398	0.338	0.316	0.424	0.204	0.381
OS1	0.283	0.452	0.386	0.332	0.444	0.326	0.731	0.272	0.298	0.205	0.148	0.362	0.348	0.334
OS2	0.271	0.321	0.334	0.358	0.266	0.304	0.685	0.351	0.390	0.192	0.187	0.407	0.122	0.299
OS3	0.366	0.216	0.424	0.481	0.404	0.259	0.803	0.388	0.412	0.191	0.137	0.458	0.213	0.170
OSE1	0.395	0.268	0.431	0.538	0.400	0.380	0.842	0.538	0.567	0.251	0.280	0.575	0.155	0.273
OSE2	0.313	0.321	0.424	0.438	0.477	0.330	0.853	0.392	0.469	0.159	0.255	0.445	0.268	0.274
PE1	0.624	0.361	0.434	0.632	0.299	0.488	0.501	0.906	0.596	0.261	0.272	0.689	0.150	0.319
PE3	0.604	0.416	0.468	0.593	0.366	0.329	0.426	0.907	0.519	0.243	0.199	0.522	-0.054	0.224
PEU1	0.536	0.207	0.262	0.687	0.227	0.474	0.485	0.488	0.902	0.309	0.310	0.640	0.170	0.303
PEU2	0.569	0.162	0.317	0.700	0.213	0.454	0.493	0.562	0.905	0.191	0.213	0.732	0.126	0.185
PEU4	0.639	0.323	0.365	0.718	0.236	0.374	0.506	0.575	0.837	0.291	0.226	0.744	0.260	0.274
SEQ2	0.288	0.252	0.312	0.308	0.271	0.474	0.237	0.262	0.264	0.854	0.317	0.307	0.203	0.402
SEQ3	0.154	0.061	0.288	0.252	0.180	0.311	0.161	0.169	0.205	0.727	0.236	0.251	0.458	0.314
SN1	0.245	0.331	0.207	0.290	0.401	0.305	0.235	0.157	0.202	0.322	0.845	0.188	0.188	0.441
SN2	0.328	0.308	0.274	0.343	0.360	0.374	0.236	0.284	0.287	0.308	0.922	0.345	0.092	0.487
SS1	0.546	0.165	0.421	0.655	0.207	0.533	0.513	0.618	0.699	0.276	0.274	0.829	0.217	0.279
SS2	0.590	0.120	0.352	0.628	0.228	0.578	0.489	0.506	0.663	0.390	0.350	0.842	0.188	0.286
SS3	0.622	0.291	0.277	0.661	0.270	0.236	0.432	0.512	0.602	0.203	0.149	0.779	0.222	0.232
Sysq1	0.100	0.166	0.261	0.273	0.206	0.301	0.268	0.053	0.210	0.391	0.149	0.256	1.000	0.318
TQ1	0.249	0.326	0.164	0.366	0.247	0.450	0.277	0.229	0.322	0.479	0.502	0.342	0.369	0.702
TQ2	0.205	0.472	0.107	0.238	0.245	0.332	0.205	0.204	0.200	0.392	0.259	0.247	0.212	0.780
TQ3	0.131	0.339	0.052	0.135	0.311	0.136	0.161	0.089	0.099	0.172	0.286	0.067	0.233	0.708
TQ5	0.134	0.348	0.118	0.201	0.364	0.208	0.218	0.078	0.146	0.217	0.415	0.143	0.296	0.809
TQ6	0.166	0.366	0.167	0.175	0.407	0.234	0.190	0.146	0.091	0.305	0.377	0.107	0.173	0.746
TQ7	0.310	0.450	0.245	0.314	0.323	0.289	0.296	0.353	0.231	0.337	0.427	0.310	0.144	0.677
TQ8	0.308	0.372	0.256	0.358	0.218	0.529	0.333	0.377	0.355	0.383	0.387	0.395	0.203	0.647
USE3	0.501	0.279	0.120	0.668	0.283	0.361	0.268	0.330	0.594	0.252	0.344	0.514	0.214	0.324

Tabla 4. Validez discriminante. Fornell-Lacker

	ASS	E	EN	EUS	G	IQ	OS	PE	PEU	SEQ	SN	SS	Sysq1	TQ
ASS	0.922													
E	0.415	0.840												
EN	0.349	0.247	0.872											
EUS	0.766	0.329	0.459	0.750										
G	0.338	0.391	0.514	0.420	0.757									
IQ	0.356	0.258	0.397	0.488	0.299	0.892								
OS	0.421	0.384	0.511	0.560	0.504	0.408	0.785							
PE	0.677	0.428	0.498	0.676	0.367	0.450	0.511	0.907						
PEU	0.659	0.262	0.357	0.796	0.255	0.492	0.561	0.615	0.882					
SEQ	0.288	0.212	0.377	0.355	0.290	0.505	0.256	0.278	0.298	0.793				
SN	0.329	0.357	0.277	0.361	0.424	0.388	0.265	0.259	0.283	0.353	0.884			
SS	0.719	0.238	0.427	0.794	0.289	0.545	0.585	0.668	0.801	0.353	0.314	0.817		
Sysq1	0.100	0.166	0.261	0.273	0.206	0.301	0.268	0.053	0.210	0.391	0.149	0.256	1.000	
TQ	0.302	0.532	0.224	0.357	0.418	0.434	0.335	0.299	0.288	0.456	0.526	0.325	0.318	0.726

Tabla 5. Bootstrap con p valores significativos

	Original sample (O)	Sample mean (M)	Standard deviation (STDEV)	T statistics ( O/STDEV )	P values
ASS1 <- ASS	0.926	0.925	0.015	63.369	0.000
ASS2 <- ASS	0.918	0.918	0.016	56.899	0.000
E2 <- E	0.743	0.744	0.043	17.175	0.000
E3 <- E	0.917	0.917	0.015	60.185	0.000
E4 <- E	0.894	0.892	0.022	39.974	0.000
E5 <- E	0.857	0.856	0.026	32.909	0.000
E6 <- E	0.836	0.833	0.038	22.049	0.000
E7 <- E	0.778	0.774	0.051	15.356	0.000
EN1 <- EN	0.849	0.847	0.037	23.099	0.000
EN2 <- EN	0.901	0.900	0.022	40.386	0.000
EN3 <- EN	0.864	0.863	0.031	28.261	0.000
EUS1 <- EUS	0.585	0.581	0.084	6.958	0.000
EUS2 <- EUS	0.880	0.882	0.016	53.995	0.000
EUS3 <- EUS	0.828	0.829	0.029	28.877	0.000
G1 <- G	0.708	0.707	0.071	10.031	0.000
G2 <- G	0.813	0.811	0.044	18.466	0.000
G3 <- G	0.767	0.764	0.048	15.930	0.000
G4 <- G	0.695	0.688	0.076	9.178	0.000
G5 <- G	0.797	0.789	0.060	13.259	0.000
IQ1 <- IQ	0.889	0.885	0.038	23.106	0.000
IQ2 <- IQ	0.896	0.893	0.029	30.540	0.000
OS1 <- OS	0.731	0.717	0.083	8.829	0.000
OS2 <- OS	0.685	0.680	0.071	9.694	0.000
OS3 <- OS	0.803	0.801	0.038	21.231	0.000
OSE1 <- OS	0.842	0.845	0.022	38.624	0.000
OSE2 <- OS	0.853	0.850	0.035	24.597	0.000
PE1 <- PE	0.906	0.907	0.017	52.407	0.000
PE3 <- PE	0.907	0.906	0.019	48.976	0.000
PEU1 <- PEU	0.902	0.902	0.017	52.098	0.000
PEU2 <- PEU	0.905	0.905	0.016	57.859	0.000
PEU4 <- PEU	0.837	0.835	0.042	19.740	0.000
SEQ2 <- SEQ	0.854	0.846	0.098	8.712	0.000
SEQ3 <- SEQ	0.727	0.701	0.159	4.585	0.000
SN1 <- SN	0.845	0.828	0.093	9.047	0.000
SN2 <- SN	0.922	0.922	0.045	20.289	0.000
SS1 <- SS	0.829	0.829	0.035	23.788	0.000
SS2 <- SS	0.842	0.841	0.037	22.666	0.000
SS3 <- SS	0.779	0.778	0.043	18.333	0.000
Sysq1 <- Sysq1	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000
TQ1 <- TQ	0.702	0.702	0.048	14.659	0.000
TQ2 <- TQ	0.780	0.782	0.036	21.953	0.000
TQ3 <- TQ	0.708	0.701	0.064	11.144	0.000
TQ5 <- TQ	0.809	0.800	0.053	15.233	0.000
TQ6 <- TQ	0.746	0.740	0.063	11.905	0.000
TQ7 <- TQ	0.677	0.677	0.058	11.657	0.000
TQ8 <- TQ	0.647	0.646	0.076	8.483	0.000
USE3 <- EUS	0.668	0.662	0.074	9.045	0.000

## 7.2. Anexo 2. Tabla cuestionario

Item	Pregunta del cuestionario	Código	Estudios relacionados
Calidad de la información	La información disponible en el sistema de enseñanza online es útil	IQ1	
	La información disponible es interesante	IQ2	[35,71]
	La información es fiable	IQ3	
Calidad del servicio	La página web de enseñanza online es intuitiva	Sysq1	
	El sistema de enseñanza online está actualizado	SEQ2	[19,45,72,73]
	Te sientes seguro en términos de seguridad y privacidad	SEQ3	
Intención de uso	Utilizo la web de enseñanza online para buscar información	USE1	
	Utilizo la enseñanza online para tratar de lograr mejores resultados	USE3	[19,21,35,50]
Uso percibido	El uso del sistema de enseñanza online mejora mi rendimiento de aprendizaje	PEU1	
	Utilizar el sistema de enseñanza online mejora la efectividad de mi aprendizaj	PEU2	[19,25,34,40,41,42]
	Pienso que el sistema de enseñanza online es útil en mi aprendizaje	PEU4	
Disfrute percibido	Pienso que utilizar el sistema de enseñanza online es divertido	PE3	
	Disfruto utilizando la enseñanza online	PE1	[20,71,72,74]
Satisfacción estudiante	Si hay alguna posibilidad de utilizar el aprendizaje online en mi futuro, con mucho gusto lo haré	SS1	
	Estoy satisfecho con el proceso de enseñanza online	SS2	[3,4,6,75,76]
	Pienso que el aprendizaje online puede darme lo que necesito	SS3	
Sostenibilidad	Paso mucho tiempo navegando dentro del sistema de enseñanza online	EUS1	
	Creo que la enseñanza online es muy valiosa	EUS2	
	El sistema de enseñanza online proporciona un entorno de aprendizaje adecuado	EUS3	[33,49,74,76]
	Creo que el uso del sistema de enseñanza online se adapta bien a la forma de aprender	EUS4	
Uso de redes sociales	Disfruto de mi tiempo cuando utilizo herramientas de redes sociales	EN1	
	Las herramientas de redes sociales aumentan la creatividad y la interactividad de los estudiantes	EN2	[19,77,78]
	Las herramientas de redes sociales facilitan el intercambio de conocimientos	EN3	
Logros del estudiante	El e-learning me ayuda en alcanzar metas educativas	ASS1	
	El e-learning me ayuda en alcanzar metas personales	ASS2	[34,36,76]
Norma subjetiva	Las gestiones online (matricula, cita previa, etc.) en la universidad son buenas	SN1	
	La dirección de mi universidad apoya las actividades de enseñanza online	SN2	[31,32,51,52,79]
	Mi profesor/a apoya mucho el uso del sistema de aprendizaje online para mi aprendizaje	TQ_SN3	
calidad del tutor	Los profesores pueden explicar los conceptos con claridad	TQ1	
	Los profesores tienen conocimiento en tecnologías y comunicación informática TIC	TQ2	
	Los profesores se centran en ayudarme a aprender	TQ3	
	Las tutorías están bien gestionadas	TQ4	[25,28,44,47,52]
	Los profesores están accesibles cuando los necesito	TQ5	
	Los profesores son pacientes cuando interactúan conmigo	TQ6	
	Las sesiones grupales fueron bien gestionada	TQ7	
Autoeficacia	Estoy dispuesto a aceptar el desafío	OSE1	
	Estoy seguro de que puedo completar bien todas las etapas que se dan en el sistema de enseñanza online	OSE2	[8,19,31,80,81,82]
Autoeficacia online	Estoy seguro de que puedo usar la tecnología en tiempo real (síncrona) para comunicarme con otros	OS1	
	Estoy seguro de que puedo administrar el tiempo de manera efectiva y completar todas las tareas a tiempo	OS2	[25,26,27,28,29,43,83]
	Estoy seguro de que puedo aprender sin estar en la misma sala que el profesor/a y otros estudiantes	OS3	
Atracción	Me siento seguro cuando estudio o recibo enseñanza online	E1	
	Cuando empieza el día tengo ganas de ir a clase o estudiar	E2	
	Estoy entusiasmado/a con mis estudios	E3	
	Mis estudios me inspiran a hacer cosas nuevas	E4	[30,35,72,84,85]
	Estoy contento de hacer este grado/carrera	E5	
	Soy feliz cuando estoy haciendo tareas relacionadas con mis estudios	E6	
	Estoy involucrado en mis estudios	E7	
Juego	Para lograr premios y medallas en los juegos, me esfuerzo mucho.	G1	
	Que me digan cómo estoy jugando, me permite jugar mejor	G2	
	Cuando mis puntuaciones son comparadas con las de otros competidores me esfuerzo más.	G3	[37,38,,39,45,46,86]
	Conseguir puntos me atrae más que ganar premios	G4	
	Me gustaría poder ver mi progreso durante el juego	G5	

### 7.3. Anexo 3. Cuestionario

Formulario Impacto del e-learning en el rendimiento académico de los estudiantes:

## IMPACTO DEL E-LEARNING EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES

\* Obligatorio

1. Estimado/a alumno/a,  
Al acceder a este cuestionario online estás participando en el estudio sobre "Impacto en el rendimiento de los estudiantes universitarios por la utilización del e-learning", llevado a cabo por "profesores del DEIOAC/UPV".  
Te informamos que el análisis y publicación de los resultados será completamente anónimo. Al seleccionar la respuesta "Doy mi consentimiento al tratamiento de datos" \*  manifiestas tu consentimiento para participar en el estudio mencionado. En cualquier caso, la participación en el estudio, así como la retirada del mismo durante su realización son voluntarias.  
Muchas gracias de antemano por tu participación.

Doy mi consentimiento al tratamiento de datos

No doy mi consentimiento al tratamiento de datos y por tanto, no deseo continuar con el cuestionario

5. Curso actual \* 

Escriba su respuesta

6. Grado \* 

Escriba su respuesta

7. Presenta algún tipo de diversidad funcional o situación de dependencia \* 

Sí

No

La página web de enseñanza online es intuitiva

9. A continuación le voy a mencionar una serie de factores relacionados con la docencia online (e-learning) y la finalidad con la que lo has utilizado, si te ha ayudado a mejorar académicamente y si lo consideras divertido dentro del proceso de la enseñanza. Seleccione aquella opción con la que se sienta más identificado.



1 2 3 4 5

Utilizo la web de enseñanza online para buscar información

Utilizo la enseñanza online para tratar de lograr mejores resultados

8. A continuación le voy a mencionar una serie de factores relacionados con la docencia online (e-learning) y las características de la página web o plataforma utilizada. Seleccione aquella opción con la que se sienta más identificado.



1 2 3 4 5

La información disponible en el sistema de enseñanza online es útil

La información disponible es interesante

La información es fiable	<input type="radio"/>				
El sistema de enseñanza online está actualizado	<input type="radio"/>				
Te sientes seguro en términos de seguridad y privacidad	<input type="radio"/>				

El uso del sistema de enseñanza online mejora mi rendimiento de aprendizaje	<input type="radio"/>				
Utilizar el sistema de enseñanza online mejora la efectividad de mi aprendizaje	<input type="radio"/>				
Si hay alguna posibilidad de utilizar el aprendizaje online en mi futuro, con mucho gusto lo haré	<input type="radio"/>				
Estoy satisfecho con el proceso de enseñanza online	<input type="radio"/>				

Disfruto  
utilizando la  
enseñanza  
online

Pienso que el  
sistema de  
enseñanza  
online es útil  
en mi  
aprendizaje

Pienso que  
utilizar el  
sistema de  
enseñanza  
online es  
divertido

Pienso que el  
aprendizaje  
online puede  
darme lo que  
necesito

Paso mucho  
tiempo  
navegando  
dentro del  
sistema de  
enseñanza  
online

Creo que la  
enseñanza  
online es muy  
valiosa

El sistema de  
enseñanza  
online  
proporciona  
un entorno  
de  
aprendizaje  
adecuado

Creo que el  
uso del  
sistema de  
enseñanza  
online se  
adapta bien a  
la forma de  
aprender

El e-learning me ayuda en alcanzar metas educativas	<input type="radio"/>				
El e-learning me ayuda en alcanzar metas personales	<input type="radio"/>				

10. A continuación le voy a mencionar una serie de factores relacionados con la docencia on-line (e-learning) y el uso de las redes sociales. Seleccione aquella opción con la que se sienta más identificado. \* 

	1	2	3	4	5
Disfruto de mi tiempo cuando utilizo herramientas de redes sociales	<input type="radio"/>				
Las herramientas de redes sociales aumentan la creatividad y la interactividad de los estudiantes	<input type="radio"/>				
Las herramientas de redes sociales facilitan el intercambio de conocimientos	<input type="radio"/>				

11. A continuación le voy a mencionar una serie de factores relacionados con la docencia online (e-learning) en relación con la implicación y conocimientos tecnológicos del profesorado y la universidad. Seleccione aquella opción con la que se sienta más identificado.



	1	2	3	4	5
Las gestiones online (matricula, cita previa, etc.) en la universidad son buenas	<input type="radio"/>				

	1	2	3	4	5
La dirección de mi universidad apoya las actividades de enseñanza online	<input type="radio"/>				

	1	2	3	4	5
Mi profesor/a apoya mucho el uso del sistema de aprendizaje online para mi aprendizaje	<input type="radio"/>				

	1	2	3	4	5
Los profesores pueden explicar los conceptos con claridad	<input type="radio"/>				

	1	2	3	4	5
Los profesores tienen conocimiento en tecnologías y comunicación informática TIC	<input type="radio"/>				

	1	2	3	4	5
Los profesores se centran en ayudarme a aprender	<input type="radio"/>				

Las tutorías están bien gestionadas	<input type="radio"/>				
Los profesores están accesibles cuando los necesito	<input type="radio"/>				

Los profesores son pacientes cuando interactúan conmigo	<input type="radio"/>				
Las sesiones grupales fueron bien gestionada	<input type="radio"/>				

12. Finalmente, nos gustaría que respondieras a estas preguntas sobre tus sensaciones a la hora de realizar actividades o juegos para estudiar su posible relación con el aprendizaje. \*   
 Selecciona aquella opción con la que se sienta más identificado.

	1	2	3	4	5
Para lograr premios y medallas en los juegos, me esfuerzo mucho.	<input type="radio"/>				

Que me digan cómo estoy jugando, me permite jugar mejor	<input type="radio"/>				
Cuando mis puntuaciones son comparadas con las de otros competidores me esfuerzo más.	<input type="radio"/>				

Conseguir puntos me atrae más que ganar premios

Me gustaría poder ver mi progreso durante el juego

13. Seleccione la opción con la que mejor se identifica en cada caso, recordando que en todo momento se pregunta acerca de la enseñanza online.

Por último nos gustaría saber cómo te sientes al hacer uso del sistema de aprendizaje online, así como del desafío que supone aprender tantas cosas nuevas sin tener un profesor o estar en una aula presente.



1 2 3 4 5

Estoy dispuesto a aceptar el desafío

Estoy seguro de que puedo completar bien todas las etapas que se dan en el sistema de enseñanza online

Estoy seguro de que puedo usar la tecnología en tiempo real (síncrona) para comunicarme con otros

Estoy seguro de que puedo administrar el tiempo de manera efectiva y completar todas las tareas a tiempo

Estoy seguro de que puedo aprender sin estar en la misma sala que el profesor/a y otros estudiantes

Me siento seguro cuando estudio o recibo enseñanza online

Cuando empieza el día tengo ganas de ir a clase o estudiar

Estoy entusiasmado /a con mis estudios

Mis estudios me inspiran a hacer cosas nuevas

Estoy contento de hacer este grado/carrera

Soy feliz cuando estoy haciendo tareas relacionadas con mis estudios	<input type="radio"/>				
Estoy involucrado en mis estudios	<input type="radio"/>				

## 7.4. Anexo 4. Anexo I de los ODS



UNIVERSITAT  
POLITÀCNICA  
DE VALÈNCIA

ADE  
Facultat d'Administració  
i Direcció d'Empreses /UPV

### ANEXO I. RELACIÓN DEL TRABAJO CON LOS OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE DE LA AGENDA 2030

Anexo al Trabajo de Fin de Grado y Trabajo de Fin de Máster: Relación del trabajo con los Objetivos de Desarrollo Sostenible de la agenda 2030.

Grado de relación del trabajo con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS).

Objetivos de Desarrollo Sostenibles	Alto	Medio	Bajo	No Procede
	ODS 1. <b>Fin de la pobreza.</b>			
ODS 2. <b>Hambre cero.</b>				X
ODS 3. <b>Salud y bienestar.</b>				X
ODS 4. <b>Educación de calidad.</b>	X			
ODS 5. <b>Igualdad de género.</b>				X
ODS 6. <b>Agua limpia y saneamiento.</b>				X
ODS 7. <b>Energía asequible y no contaminante.</b>				X
ODS 8. <b>Trabajo decente y crecimiento económico.</b>				X
ODS 9. <b>Industria, innovación e infraestructuras.</b>				X
ODS 10. <b>Reducción de las desigualdades.</b>				X
ODS 11. <b>Ciudades y comunidades sostenibles.</b>				X
ODS 12. <b>Producción y consumo responsables.</b>				X
ODS 13. <b>Acción por el clima.</b>				X
ODS 14. <b>Vida submarina.</b>				X
ODS 15. <b>Vida de ecosistemas terrestres.</b>				X
ODS 16. <b>Paz, justicia e instituciones sólidas.</b>				X
ODS 17. <b>Alianzas para lograr objetivos.</b>				X

**Anexo al Trabajo de Fin de Grado y Trabajo de Fin de Máster: Relación del trabajo con los Objetivos de Desarrollo Sostenible de la agenda 2030.** (Numere la pàgina)

Página 11.

El presente TFG está muy relacionado con uno de los objetivos de desarrollo sostenible (ODS), y en concreto, con el Objetivo 4: Educación de Calidad: Garantizar una educación inclusiva, equitativa y de calidad y promover oportunidades de aprendizaje durante toda la vida para todos.

Conforme la pandemia del Covid-19 se fue propagando por todo el planeta, fueron muchos los países del mundo que tuvieron que cerrar sus escuelas, afectando esto a más del 91% de los estudiantes de todo el mundo, y siendo la cifra de niños y jóvenes que no podían asistir a la escuela, institutos y universidades, la más alta registrada (en total, 11.600 millones de estudiantes).

Este hecho, además de alterar de forma evidente el aprendizaje de los estudiantes, supuso un cambio drástico en sus vidas, suponiendo un peligro en los avances ya conseguidos respecto a la educación mundial. Ciertamente, que muchas escuelas pudieron adaptarse de forma online y continuar con las clases; pero en muchos países poco desarrollados, esta opción fue inviable. Es por esto mismo que, en marzo de 2020, la UNESCO inició la Coalición Mundial para la Educación Covid-19, una alianza multisectorial entre el sistema de las Naciones Unidas, las organizaciones de la sociedad civil, los medios de comunicación y los asociados de TI para diseñar e implantar soluciones innovadoras.

Es en este momento, cuando el e-learning toma una gran importancia, ya que, gracias al mismo, son muchos los países que han podido continuar las actividades docentes y lograr alcanzar nuevos niveles de matriculación escolar en países donde antes no había, logrando estar de nuevo más cerca de cumplir los objetivos de la Agenda 2030. Por lo que si con este estudio se consigue mejorar el e-learning, se contribuirá a cumplir el Objetivo 4.