



Revista Internacional de Investigación e Innovación Tecnológica

Página principal: www.riit.com.mx

Análisis de la intención conductual para usar Google Classroom en estudiantes de bachillerato

Analysis of behavioral intention to use Google Classroom in high school students

Torres-Nabel, L.C.^{a*}, Toledo-Nares, E.U.^b

^a Universidad Pedagógica Nacional 141; C.P. 44620, Guadalajara, Jalisco [<https://orcid.org/0000-0002-5845-9290>].

^b Universidad Pedagógica Nacional 141; C.P. 44620, Guadalajara, Jalisco.

cesar.torres@upn141.edu.mx; 1441me20b0016@upn141.edu.mx

Innovación: identificación de factores en la intención de usar Google Classroom mediante una variación de la Teoría Unificada de Aceptación y uso de la Tecnología 2 (UTAUT2).

Área de aplicación: ámbito de la investigación educativa e instituciones de Educación Media Superior (EMS).

Recibido: 02 agosto 2022

Aceptado: 08 noviembre 2022

Abstract

The COVID-19 pandemic forced students from Mexico and the world to migrate to an online mode of education. In this context, Learning Management Systems (LMS) gained importance. From which, the most widely used in Mexico is Google Classroom (GC). However, there is little information on the acceptance and use of this LMS by students in this country. Therefore, this study used a variation of the second version of the structural model of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT2) to determine the degree of influence that the factors defined in the theory have and their relationship with the behavioral intention to use GC. For this reason, this study applied surveys to 102 students 6th semester high school students from Colegio Anahuac Garibaldi (CAG) and corroborated the correlations of the factors that determine the behavioral intention to use GC. Data analysis was performed using Partial Least Squares Structural Equations (PLS-SEM). In this sense, it was found that the direct determinant of intention to use CG was habit, followed by performance expectancy and social influence. On the other hand, effort expectancy, facilitating conditions and hedonic motivation are not direct determinants of behavioral intention to use CG. However, facilitating conditions are indirect determinants through habit, while hedonic motivation is a predictor of intention to use, through performance expectancy,

social influence, and habit. Finally, it was found that the most important factor is habit, followed by facilitating conditions. For this reason, it is recommended that institutions of Higher Secondary Education (EMS) interested in using GC implement strategies to use GC in a constant and consistent manner, as well as generate means such as Internet and technical and pedagogical support within the institution, so that students have the ease of using the educational platform. It is recommended that future studies consider a mixed methodology through a case study, to deepen students' perception about the acceptance and use of GC, as well as to consider teachers who use the LMS in the analysis.

Keywords: Google Classroom, behavioral intention, UTAUT2.

Resumen

La pandemia por COVID-19 obligó a los estudiantes de México y el mundo a migrar hacia una modalidad educativa en línea. En ese contexto, cobraron importancia los Sistemas de Gestión del Aprendizaje (LMS). De los cuales, el más utilizado en México, es Google Classroom (GC). Sin embargo, existe escasa información sobre la aceptación y uso de los estudiantes hacia este LMS en este país. Por lo tanto, este estudio utilizó una variación de la segunda versión del modelo estructural de la Teoría Unificada de la Aceptación y Uso de la Tecnología (UTAUT2) para determinar el grado de influencia que tienen los factores definidos en la teoría y su relación con la intención conductual de utilizar GC. Por lo anterior, este estudio aplicó encuestas a 102 estudiantes de 6° semestre de bachillerato del Colegio Anáhuac Garibaldi (CAG) y corroborar las correlaciones de los factores que determinan la intención conductual en el uso de GC. El análisis de los datos, se realizó mediante Ecuaciones Estructurales de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM). En ese sentido, se encontró que el determinante directo en la intención de utilizar GC fue el hábito, seguido de la expectativa de desempeño y la influencia social. Por otro lado, la expectativa de esfuerzo, condiciones facilitadoras y motivación hedónica no son determinantes directos en la intención conductual para utilizar GC. Sin embargo, las condiciones facilitadoras son determinantes indirectos a través del hábito, mientras que la motivación hedónica es predictor de la intención de uso, por medio de la expectativa de desempeño, la influencia social y el hábito. Finalmente, se encontró que el factor más importante es el hábito, seguido de las condiciones facilitadoras. Por tal motivo se recomienda a las instituciones de Educación Media Superior (EMS) interesadas en utilizar GC implementar estrategias para utilizar GC de manera constante y consistente, así como generar los medios tales como internet y soporte técnico y pedagógico dentro de la institución, para que los estudiantes tengan la facilidad de utilizar la plataforma educativa. Se recomienda que en estudios futuros se contemple una metodología mixta mediante un estudio de caso, para profundizar en las percepciones de los estudiantes sobre la aceptación y uso de GC, así como también, considerar en el análisis a los docentes que utilizan el LMS.

Palabras clave: Google Classroom, intención conductual, UTAUT2.

I. Introducción

En el margen de la educación en línea causada por la pandemia mundial del virus SARS-CoV-2 (COVID-19), en México han cobrado especial relevancia los Sistemas de Gestión de Aprendizaje (LMS, Learning Management Systems,). Este término se refiere a una plataforma que facilita la creación, organización y gestión de cursos en línea [1]. En consecuencia, los LMS han sido la base de diversas instituciones educativas en los tiempos actuales.

En el año 2020, los LMS más utilizados por estudiantes universitarios en México fueron Google Classroom (GC) (34%); seguido de Zoom (23%); otras no especificadas (23%); Educativa (9%); Moodle (7%) y Microsoft Teams (5%) [2]. De lo anterior, se aprecia que GC es el LMS que se usa con mayor frecuencia. A principios del año 2021, GC ya contaba con más de 150 millones de usuarios por todo el mundo [3]. Por otro lado, aunque desde principios del año 2022, la mayoría de los centros escolares de todos los niveles educativos regresaron a las aulas, GC fue el LMS con mayor cantidad de búsquedas vía Google [4].

Por lo anterior, es importante generar mayor conocimiento que profundice acerca de la aceptación que tiene GC, ya que es el LMS más utilizado en México. En ese sentido, algunos estudios en México y Latinoamérica han abordado el problema de la percepción e impacto de GC [5], [6]. Sin embargo, son escasos los estudios que examinan los factores que influyen en la intención conductual (BI, behavioral intention) de usarlo.

Este estudio se propone estudiar la BI de usar GC en alumnos de 6° semestre de bachillerato, del Colegio Anáhuac Garibaldi (CAG), desde el modelo de la segunda versión de la Teoría Unificada de Aceptación

y Uso de la Tecnología (UTAUT2, Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2,). Con esta investigación se aborda una brecha en la literatura relevante al identificar factores en la BI para usar GC en alumnos de bachillerato. De acuerdo a lo anterior, se establece el siguiente objetivo general de investigación:

Determinar el grado de influencia de los factores de UTAUT2 en la BI de estudiantes de 6° semestre de bachillerato en el uso de GC.

Con base a este objetivo general se desglosan los siguientes objetivos específicos:

1. Identificar los factores de UTAUT2 que determinan la BI de estudiantes de 6° semestre de bachillerato en el uso de GC.
2. Distinguir los factores de UTAUT2 más importantes que determinan la BI de estudiantes de 6° semestre de bachillerato en el uso de GC.

II. Método

2.1 Modelo estructural

Se determinó utilizar la UTAUT2 debido a que es un referente teórico común diseñado por Venkatesh, Thong & Xu (2012) [7], en el cual se aglomeran a ocho modelos y teorías (Fig 1) de diversos ámbitos psicológicos, sociales e informáticos. El modelo tiene como propósito predecir la intención de usar una determinada tecnología por parte del usuario [8].

En la figura 1 se presentan los constructos de los modelos que conforman UTAUT, estos modelos son la teoría de la innovación y la difusión (IDT, Innovation Diffusion Theory) [9]; la teoría de la acción razonada (TRA, theory of reasoned action) [10]; la teoría de conducta planeada (TPB, theory of planned behavior) [11]; el modelo de la aceptación tecnológica (TAM, technology acceptance model) [12]; la teoría social cognitiva (SCT, social cognitive theory) [13]; el modelo de

utilización de PC (MPCU, model of PC utilization) [14]; la combinación de TAM y

TPB (C-TAM-TPB) [15] y el modelo motivacional (MM) [16].

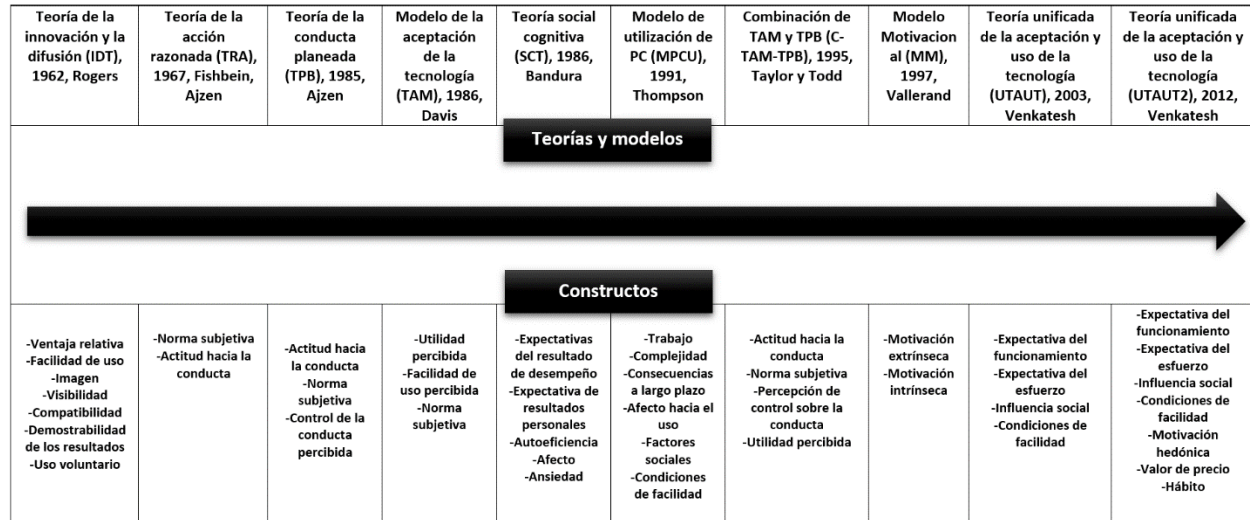


Figura 1. Línea del tiempo de las teorías incluidas en UTAUT adaptada de [8].

En este estudio se utilizó una variación del modelo original de Venkatesh et al. [7] propuesto por Bervell & Kumar (2019) [17] presentada en la figura 2, en donde los investigadores realizaron una modificación de UTAUT2 con la implementación de una relación no lineal de 6 factores de la teoría.

A continuación, se describen cada uno de estos factores desde la perspectiva de la presente investigación a partir de la definición de Venkatesh, Morris & Davis et al. (2003) [18], y las hipótesis propuestas para la investigación (Tab 1), de acuerdo a como se relacionan estos factores como predictores de la BI.

1. Intención conductual (BI). Este estudio define BI como las percepciones individuales de los estudiantes de 6° semestre de bachillerato sobre el grado de su voluntad de intentar utilizar la plataforma GC en su aprendizaje [19].

2. Expectativa de desempeño (PE, performance expectation). Se refiere a las expectativas individuales de los estudiantes de 6° semestre de bachillerato para utilizar

GC y mejorar su rendimiento de aprendizaje, aumentar sus conocimientos, habilidades y satisfacer las necesidades individuales de aprendizaje [18]. De acuerdo con Alotumi (2022) [19], a partir de las ideas preconcebidas de los estudiantes, los puntos de referencia para evaluar la utilidad de GC son la mejora de sus resultados y el cumplimiento de sus objetivos académicos. De lo anterior se propone la siguiente hipótesis:

H1: PE tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC.

3. Expectativa de esfuerzo (EE, effort expectancy). Es el grado de percepción de los estudiantes de 6° semestre de bachillerato sobre la facilidad de usar GC en su aprendizaje [18]. En otras palabras, la idea de que GC es fácil de utilizar, determina su uso continuo [19]. Así se ha propuesto la siguiente hipótesis:

H2: EE tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC.

4. Influencia social (SI, social influence). En concordancia con Alotumi (2022) [19], este estudio define SI como las percepciones

individuales de los estudiantes de 6° semestre de bachillerato sobre el grado en que los maestros, compañeros de clase, familiares y amigos los alientan a usar la plataforma GC. Así, se ha desarrollado la siguiente hipótesis:
H3: SI tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC.

5. Condiciones facilitadoras (FC, facilitating conditions). La investigación actual define FC como las percepciones individuales de los estudiantes de 6° semestre de bachillerato sobre el grado en que creen que tienen los medios de ayuda (por ejemplo, recursos, habilidades y apoyo) para emplear la plataforma GC en su aprendizaje. FC también puede llegar a ser un predictor del hábito (HA, habit) que se genera en el uso de GC [19]. Por ello, las hipótesis son las siguientes:

H4: FC tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC.

H5: FC tiene un efecto significativo sobre HA hacia BI para usar GC.

6. Motivación hedónica (HM, hedonic motivation). Es la percepción individual de los estudiantes de 6° semestre de bachillerato sobre el grado en que creen que disfrutan usar GC para su aprendizaje [18]. Según Bervell & Kumar (2019) [17], HM también es un

predictor directo de PE, EE, SI, HA para relacionarse de manera indirecta con BI. De tal manera que se han desarrollado las siguientes hipótesis:

H6: HM tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC.

H7: HM tiene un efecto significativo sobre PE hacia BI para usar GC.

H8: HM tiene un efecto significativo sobre EE hacia BI para usar GC.

H9: HM tiene un efecto significativo sobre SI hacia BI para usar GC.

H10: HM tiene un efecto significativo sobre HA hacia BI para usar GC.

7 HA. Es el grado de preferencia de los estudiantes de 6° semestre de bachillerato para usar GC de forma automática [7]. Según Bervell & Kumar [17], HA también es un predictor indirecto de BI mediante su relación con PE, EE y SI. Así se han desarrollado las siguientes hipótesis:

H11: HA tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC.

H12: HA tiene un efecto significativo sobre PE hacia BI para usar GC.

H13: HA tiene un efecto significativo sobre EE hacia BI para usar GC.

H14: HA tiene un efecto significativo sobre SI hacia BI para usar GC.

Tabla 1. Hipótesis propuestas en el estudio.

Hipótesis	Declaración
H1	PE tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC
H2	EE tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC
H3	SI tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC
H4	FC tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC
H5	FC tiene un efecto significativo sobre HA hacia BI para usar GC
H6	HM tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC
H7	HM tiene un efecto significativo sobre PE hacia BI para usar GC
H8	HM tiene un efecto significativo sobre EE hacia BI para usar GC
H9	HM tiene un efecto significativo sobre SI hacia BI para usar GC
H10	HM tiene un efecto significativo sobre HA hacia BI para usar GC
H11	HA tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC
H12	HA tiene un efecto significativo sobre PE hacia BI para usar GC
H13	HA tiene un efecto significativo sobre EE hacia BI para usar GC
H14	HA tiene un efecto significativo sobre SI hacia BI para usar GC

Nota: Adaptado de [7], [17] y [19].

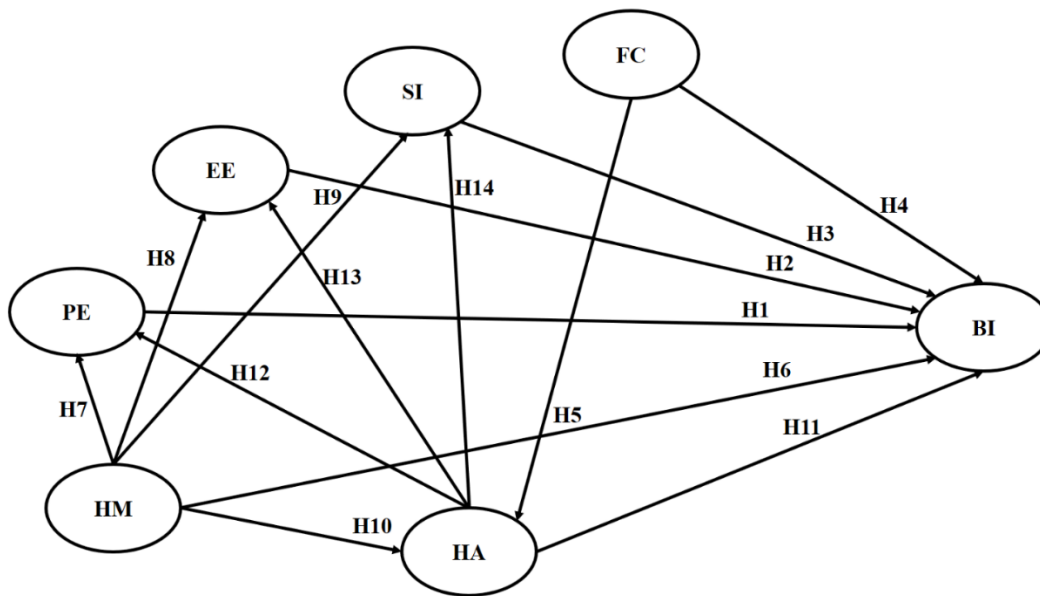


Figura 2. Variación de UTAUT2 de [17] adoptado en este estudio.

2.2 Participantes

La población de la investigación abarcó a 117 alumnos de 6° semestre de bachillerato, del Colegio Anáhuac Garibaldi (CAG) de la zona metropolitana de Guadalajara, Jalisco en México. El muestreo fue no probabilístico y por conveniencia, es decir, se seleccionaron aquellos alumnos que aceptaron participar y ser incluidos en el estudio. La muestra quedó conformada por 102 alumnos de 6° semestre de bachillerato.

Todos los alumnos de la muestra tuvieron clases presenciales desde agosto del 2019 hasta marzo del 2020. Y cuando llegó la pandemia y se implementó la educación en línea en el CAG, los estudiantes emplearon GC desde marzo del 2020 a mayo del 2022 para todas sus asignaturas. La principal función del LMS fue la puesta de material didáctico, el acceso a videollamadas y la carga de actividades de clase.

2.3 Instrumento de recolección de datos

Para la recolección de los datos, se realizó una traducción del cuestionario desarrollado por Venkatesh et al (2003) [18] y adaptado para

evaluar la aceptación de GC por Alotumi (2022) [19]. Dicho cuestionario es una escala tipo Likert que empleó la gradación 5) Totalmente de acuerdo, 4) De acuerdo, 3) Neutral, 2) En desacuerdo y 1) Totalmente en desacuerdo. El cuestionario contiene 3 reactivos que sirven como indicadores para cada factor y 3 reactivos que sirven como indicadores de BI. En total son 24 reactivos. Los estudiantes contestaron el cuestionario mediante la aplicación de Google Forms durante las horas clases. Dicho cuestionario se encuentra en el apéndice de este documento.

2.4 Método de análisis de la información

Se adoptó un método cuantitativo cuyo alcance es exploratorio en el contexto mexicano ya que son escasos los estudios que evalúan la aceptación tecnológica de GC en alumnos de bachillerato mediante UTAUT2 y también tiene un alcance correlacional debido que se busca medir el grado de asociación de los factores de UTAUT2 como predictores de BI (figura 2). El diseño de la investigación es no experimental de tipo transeccional correlacional-causal ya que se recolectaron

datos en un solo momento, en un tiempo único y se establecieron relaciones (ver figura 2) entre los factores de UTAUT2 y BI. La validez y valoración del modelo propuesto (Fig 4) se hizo mediante el análisis estadístico de Ecuaciones Estructurales de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM, Partial Least Squares Path Modeling). El método PLS-SEM tiene un enfoque causal predictivo, que enfatiza la predicción en la estimación de modelos estadísticos, cuyas correlaciones están diseñadas para proporcionar explicaciones de causalidad [20].

Se empleó esta técnica multivariante de segunda generación ya que permite estimar modelos complejos con muchos constructos, variables indicadoras y trayectorias estructurales sin imponer supuestos de distribución sobre los datos [20]. Además, da

mayor nivel de confianza a la investigación por su eficiencia estadística, en comparación con otras técnicas estadísticas tradicionales [21]. Por otro lado, el método PLS-SEM es adecuado para probar una teoría (en este estudio la teoría es UTAUT2) desde una perspectiva de predicción [20]. El software utilizado para la modelación fue SmartPLS 3.

III. Resultados

3.1 Datos demográficos

El análisis inicial fue sobre los datos demográficos de los estudiantes. Este estudio recopiló y analizó los datos de 102 estudiantes encuestados que cursaron el 6° semestre de bachillerato en el CAG. La tabla 2 muestra el número de estudiantes distribuidos por edad, género y experiencia usando GC antes de la pandemia.

Tabla 2. Aspectos demográficos de los estudiantes participantes (N=102).

Variables demográficas	Frecuencia (N)	Porcentaje (%)
Edad		
17 años	41	40.2
18 años	61	59.8
Género		
Masculino	35	34.3
Femenino	63	61.8
Otro	4	3.9
Experiencia usando GC antes de la pandemia		
Tenía experiencia	76	74.5
No tenía experiencia	26	25.5

Nota: Elaboración propia.

3.2 Validez y fiabilidad del modelo de medida

Antes de llevar a cabo el análisis de la comprobación de hipótesis del modelo propuesto, se analizaron las cargas de los reactivos, la consistencia interna del modelo a partir de la fiabilidad del constructo (factor de UTAUT2) y validez convergente de cada factor de UTAUT2 en función de la fiabilidad compuesta (CR). También se analizó la

validez convergente con base a la varianza media extraída (AVE).

Posteriormente se determinó la validez discriminante a partir de la ratio heterotrait-monotrait (HTMT). Finalmente se verificó la validez interna por medio del análisis de multicolinealidad con base al cálculo del factor de inflación de varianza (VIF). A continuación, se presentan los resultados de cada uno de estos cálculos estadísticos.

3.2.1 Consistencia interna y validez convergente

Primeramente, se calculó el algoritmo PLS inicial para análisis factorial confirmatorio (CFA, confirmatory factor analysis) Según Hair, Risher & Sarstedt et al. (2019) [20], las cargas exteriores de los reactivos en el CFA deben ser superiores a 0.708. En la tabla 3 se puede apreciar que todas las cargas de los reactivos fueron superiores al valor sugerido.

Por otro lado, la CR permite comprobar la consistencia interna de todos los reactivos al medir el constructo al cuál pertenecen. Para una investigación básica como el presente estudio, se acepta un valor mínimo de CR de

0.8 [22]. Como se muestra en la tabla 3, cada valor de CR superó la calificación de 0.8, lo cual indica que los reactivos empleados para probar cada constructo eran internamente confiables.

Finalmente, la AVE evalúa la validez convergente, ya que ésta proporciona la cantidad de varianza que un constructo obtiene de sus reactivos con relación a la cantidad de varianza debida al error de medida [23]. Fornier y Lacker (1981) [24], sugieren un valor de AVE de 0.5 como límite inferior. La tabla 3, presenta los valores de AVE superiores a 0.5. Esto quiere decir que existe validez convergente en el modelo.

Tabla 3. Valores de consistencia interna y validez convergente.

Constructo	Cargas externas	Alfa de Cronbach (AC)	rho_A	Fiabilidad Compuesta (CR)	Varianza Media Extraída (AVE)
Intención de comportamiento (BI)		0.899	0.905	0.937	0.832
BI1	0.876				
BI2	0.923				
BI3	0.936				
Expectativa de esfuerzo (EE)		0.918	0.919	0.948	0.859
EE1	0.916				
EE2	0.936				
EE3	0.929				
Condiciones facilitadoras (FC)		0.821	0.846	0.893	0.737
FC1	0.808				
FC2	0.918				
FC3	0.845				
Hábito (HA)		0.864	0.873	0.917	0.788
HA1	0.916				
HA2	0.927				
HA3	0.815				
Motivación hedónica (HM)		0.897	0.901	0.936	0.829
HM1	0.895				
HM2	0.927				
HM3	0.909				
Expectativa de desempeño (PE)		0.832	0.840	0.900	0.750
PE1	0.817				
PE2	0.904				

PE3	0.874				
Influencia social (SI)		0.890	0.905	0.931	0.819
SI1	0.861				
SI2	0.945				
SI3	0.908				

Nota: Elaboración propia. Indicadores de referencia: Carga externa > 0.708; CR > 0.8; AVE > 0.5.

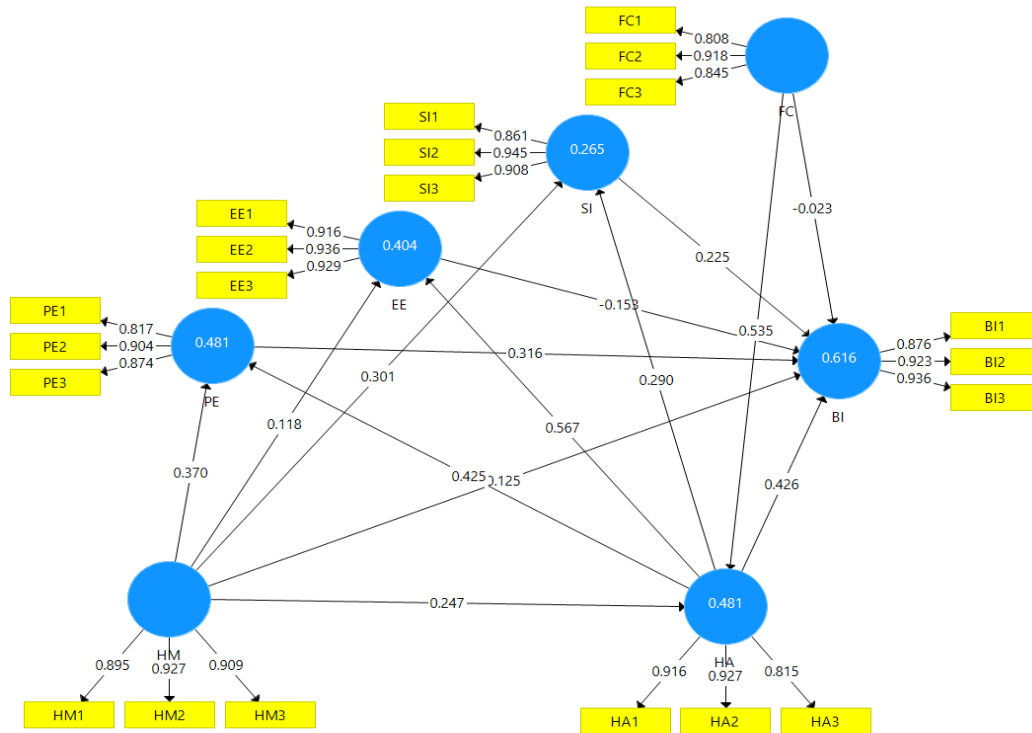


Figura 3. Algoritmo PLS para CFA.

3.2.2 Validez discriminante

La validez discriminante (VD) indica en qué grado un constructo dado es diferente de otros constructos del modelo. Para valorar la VD, es necesario evaluar la ratio HTMT. Ésta se define como “el valor medio de las correlaciones de elementos entre constructos en relación con la media (geométrica) de las

correlaciones promedio para los elementos que miden el mismo constructo” [20]. Se considera que un valor por encima de 0.9 indica ausencia de VD [21]. En la tabla 4 se puede apreciar que todos los valores están por debajo de 0.9, por lo tanto, desde el análisis de la ratio HTMT, también existe validez discriminante del modelo propuesto.

Tabla 4. Validez discriminante por ratio HTMT < 0.9.

	BI	EE	FC	HA	HM	PE
EE	0.476					
FC	0.613	0.897				
HA	0.771	0.7	0.768			
HM	0.619	0.451	0.591	0.579		
PE	0.754	0.736	0.863	0.723	0.68	
SI	0.636	0.388	0.518	0.506	0.501	0.598

Nota: Elaboración propia.

3.2.3 Multicolinealidad

La validez interna del modelo se realizó buscando que no exista una alta multicolinealidad entre los reactivos de un mismo factor. Para ello se realizó un test del factor de VIF, buscando un nivel por debajo de

5 [23]. En la tabla 5 se presenta el estadístico de multicolinealidad. Todos los valores de VIF están por debajo de 5, lo que representa una ausencia de multicolinealidad del modelo propuesto.

Tabla 5. Valores de VIF < 5 en el modelo propuesto.

	BI	EE	FC	HA	HM	PE	SI
BI							
EE	2.857						
FC	3.514			1.345			
HA	2.125	1.367				1.367	1.367
HM	1.695	1.367		1.345		1.367	1.367
PE	2.654						
SI	1.472						

Nota: Elaboración propia.

3.3 Valoración del modelo estructural

Según Hair et al. (2019) [20], para la valoración del modelo estructural se debe analizar el valor Beta (β). Las hipótesis son más significativas cuando β se acerca al valor de 1, en función de su peso estadístico (Valor P). También se deben determinar los coeficientes de determinación (R^2), la relevancia predictiva del modelo (Q^2) y el mapa de rendimiento-importancia (IPMA, importance performance map).

3.3.1 Comprobación de las hipótesis

Para que las hipótesis nulas de este estudio puedan ser rechazadas se debe considerar un valor $p < 0.05$. La determinación de β y valor “p” de cada correlación se realizó mediante un cálculo de Bootstrapping con base en el arranque de 5000 remuestreos [20]. Los resultados de significación de las rutas y los indicadores validados se muestran en la Tabla 6, mientras que los resultados de la imagen de arranque se muestran en la Figura 4.

Como se muestra en la tabla 6, los predictores directos de la intención conductual (BI) para usar Google Classroom (GC), son el hábito (HA) ($\beta=0.426$, $p<0.001$), la expectativa de desempeño (PE) ($\beta=0.316$, $p=0.001$) y la influencia social (SI) ($\beta=0.225$, $p<0.05$). Por otro lado, se encontró que la expectativa de esfuerzo (EE) ($\beta=-0.153$, $p>0.05$), las condiciones facilitadoras (FC) ($\beta=-0.023$, $p>0.05$) y la motivación hedónica (HM) ($\beta=0.124$, $p>0.05$) fueron insignificantes para explicar la intención conductual para usar GC. De las correlaciones entre los factores de UTAUT2, la correlación más fuerte que HA sobre EE ($\beta=0.567$, $p<0.001$), seguido de FC sobre HA ($\beta=0.535$, $p<0.001$). Posteriormente se encuentran las correlaciones débiles como HA sobre PE ($\beta=0.425$, $p<0.001$), HM sobre PE ($\beta=0.370$, $p<0.001$), HM sobre SI ($\beta=0.301$, $p<0.05$), HA sobre SI ($\beta=0.290$, $p<0.05$) y HM sobre HA ($\beta=0.247$, $p<0.05$). Finalmente se encontró que HM sobre EE no fue significativa. La tabla 7 muestra las hipótesis aceptadas y rechazadas.

Tabla 6. Resultados de la ruta del modelo: * $p < .05$; ** $p < .001$.

Hipótesis	Valor Beta (β)	Desviación estándar (DS)	Estadísticos t	P Valores	Intervalo de confianza	
					2.50%	97.50%
EE -> BI	-0.153	0.102	1.502	0.134	-0.371	0.017
FC -> BI	-0.023	0.111	0.206	0.837	-0.245	0.23
FC -> HA	0.535	0.088	6.068**	0	0.34	0.695
HA -> BI	0.426	0.090	4.733**	0	0.265	0.586
HA -> EE	0.567	0.091	6.225**	0	0.384	0.746
HA -> PE	0.425	0.113	3.768**	0	0.197	0.618
HA -> SI	0.290	0.092	3.135*	0.002	0.117	0.461
HM -> BI	0.125	0.093	1.345	0.179	-0.042	0.307
HM -> EE	0.118	0.108	1.093	0.275	-0.112	0.292
HM -> HA	0.247	0.094	2.637*	0.009	0.073	0.439
HM -> PE	0.370	0.101	3.653**	0	0.152	0.566
HM -> SI	0.301	0.104	2.893*	0.004	0.102	0.513
PE -> BI	0.316	0.122	2.591*	0.001	0.085	0.531
SI -> BI	0.225	0.083	2.721*	0.007	0.047	0.375

Nota: Elaboración propia.

Tabla 7. Resumen de los hallazgos cuantitativos sobre las relaciones hipotéticas.

Hipótesis	Declaración	Soporte
H1	PE tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC	Si
H2	EE tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC	No
H3	SI tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC	Si
H4	FC tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC	No
H5	FC tiene un efecto significativo sobre HA hacia BI para usar GC	Si
H6	HM tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC	No
H7	HM tiene un efecto significativo sobre PE hacia BI para usar GC	Si
H8	HM tiene un efecto significativo sobre EE hacia BI para usar GC	No
H9	HM tiene un efecto significativo sobre SI hacia BI para usar GC	Si
H10	HM tiene un efecto significativo sobre HA hacia BI para usar GC	Si
H11	HA tiene un efecto significativo sobre BI para usar GC	Si
H12	HA tiene un efecto significativo sobre PE hacia BI para usar GC	Si
H13	HA tiene un efecto significativo sobre EE hacia BI para usar GC	Si
H14	HA tiene un efecto significativo sobre SI hacia BI para usar GC	Si

Nota: Elaboración propia.

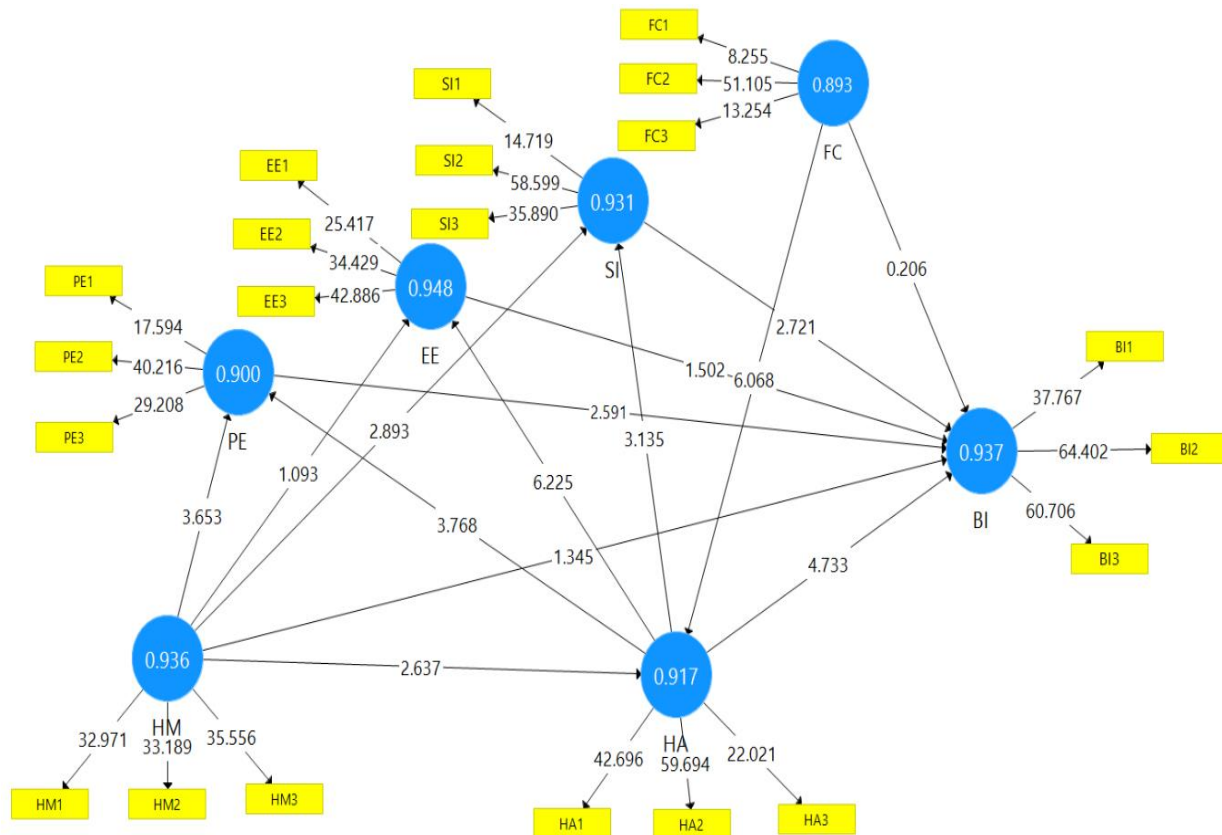


Figura 4. Imagen de bootstrap para análisis de ruta. Los valores que aparecen en el modelo interno y externo pertenecen a los valores t de los constructos y reactivos.

3.3.2 Varianza total explicada

El coeficiente de determinación (R^2) mide la varianza que se explica en los constructos dependientes de UTAUT2, en otras palabras, es una medida del poder explicativo del modelo o poder predictivo dentro de la muestra de los estudiantes de 6° semestre de bachillerato. Los valores de R^2 varían de 0.75, 0.50 y 0.25, considerándose como sustanciales, moderados y débiles, respectivamente [20].

Con base a estos rangos, la varianza total explicada por el modelo es relativamente moderada. El modelo propuesto representó el 61.6% de la varianza en la BI de usar la plataforma GC. Los valores del R^2 para EE ($R^2=0.404$), HA ($R^2=0.481$), PE ($R^2=0.481$) y SI ($R^2=0.265$) también se encontraron dentro del umbral moderado (Tab 8).

Tabla 8. Varianza explicada por el modelo.

Constructo	R^2	R^2 ajustada
BI	0.616	0.592
EE	0.404	0.392
HA	0.481	0.471
PE	0.481	0.471
SI	0.265	0.25

Nota: Elaboración propia.

3.3.3 Relevancia predictiva del modelo estructural

Otra forma de determinar la relevancia predictiva del modelo estructural es mediante el valor de Q^2 . Según Hair et al. (2019) [20], el Q^2 no es una medida de predicción fuera de la muestra, sino que combina aspectos de predicción fuera de la muestra y poder explicativo dentro de la muestra. Como regla general, los valores de Q^2 superiores a 0, 0.25 y 0.50 representan una relevancia predictiva pequeña, mediana y grande, respectivamente.

La tabla 9 muestra el valor de Q^2 de los constructos dependientes del modelo propuesto. En general, los constructos dependientes tuvieron una relevancia predictiva mediana. Salvo SI, que se mantuvo en el rango de relevancia pequeña ($Q^2=0.23$).

Tabla 9. Valores de la relevancia predictiva del modelo.

Constructo	Q^2
BI	0.363
EE	0.443
HA	0.44
PE	0.484
SI	0.23

Nota: Elaboración propia.

3.3.4 IPMA

El IPMA compara los efectos totales del modelo estructural en un constructo objetivo específico (en este estudio el constructo específico es la BI) con las puntuaciones promedio de los constructos predictores [20] y de esta manera determinar cuál es el factor más importante de la BI. La figura 5 muestra el IPMA del modelo estructural propuesto, siendo HA el factor más importante para determinar la BI (0.716: 78.012), seguido por FC (0.421: 85.873).

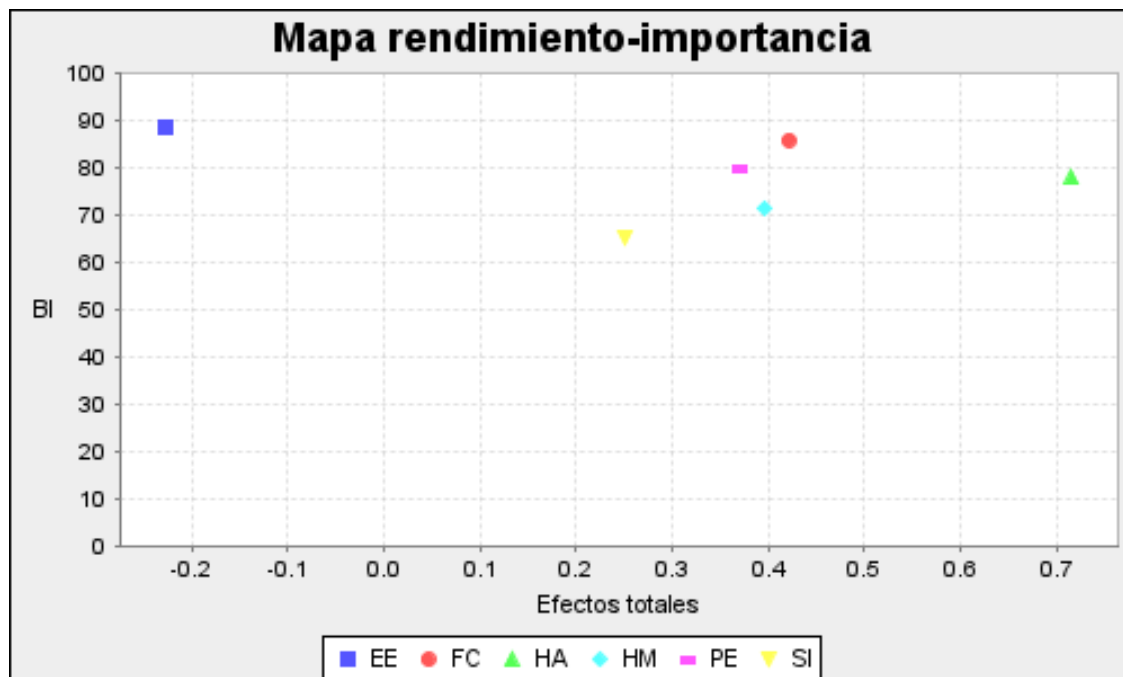


Figura 5. IPMA de la BI para usar GC.

IV. Discusión de resultados

4.1 Hallazgos

Este estudio aplicó la extensión del modelo de UTAUT2 de Venkatesh et al. (2012) [7], propuesto por Bervell & Kumar (2019) [17] y utilizado por Alotumi (2022) [19], para alcanzar los siguientes objetivos específicos de investigación: 1) identificar los factores de UTAUT2 que determinan la BI de estudiantes

de 6° semestre de bachillerato en el uso de GC y 2) distinguir los factores de UTAUT2 más importantes que determinan la BI de estudiantes de 6° semestre de bachillerato en el uso de GC.

En un primer análisis de frecuencia estadística, se realizó un sondeo demográfico de la muestra de 102 estudiantes de 6° semestre de bachillerato del CAG. Se

encontró que la mayoría de los estudiantes tienen una edad de 18 años, son de género femenino y ya habían tenido experiencia al utilizar la plataforma GC antes de la pandemia de COVID-19.

Para el análisis estadístico de los datos se empleó el método de PLS-SEM. Primero, se determinó la consistencia interna y validez convergente del modelo estructural, mediante la determinación de CR y AVE. Todos los valores de cargas, CR y AVE se encontraron dentro del rango permitido. En segundo lugar, se determinó la validez discriminante mediante la ratio HTMT. Finalmente, se determinó la validez interna por medio del análisis de la multicolinealidad del modelo, a partir del factor de VIF. Los valores de VIF, se encontraron dentro del rango permitido, lo que indicó ausencia de multicolinealidad.

Para cumplir con los objetivos, se realizó una valoración del modelo estructural propuesto. Respecto a la primera pregunta, con los datos cuantitativos obtenidos, se encontró que el predictor directo de la BI para usar GC, fue principalmente el hábito. Resultado que también fue reportado por Bervell & Kumar (2019) [17], Bervell, Kumar, Arkorful et al. (2022) [25] y Alotumi (2022) [19]. Sin embargo, a diferencia de las investigaciones anteriores, en este estudio se encontró que la relación indirecta más significativa de todos los constructos, fue entre el hábito con expectativa de esfuerzo. En otras palabras, el hábito sigue siendo el principal predictor tanto directa como indirectamente, por medio de la expectativa de esfuerzo en la BI para usar GC. Por otra parte, la segunda relación indirecta significativa en el estudio fue entre condiciones facilitadoras con el hábito, resultado que es similar al de Bervell et al (2022) [25], donde esta relación también ocupó el segundo lugar de significancia, lo que demuestra que condiciones facilitadoras tienen un papel preponderante en la BI para

usar GC en los estudiantes de 6° semestre de bachillerato.

Por otro lado, se halló que la motivación hedónica no tiene una relación directa significativa sobre la BI al igual que los hallazgos reportados por Alotumi (2022) [19], pero que va en contra de lo discutido por Bervell & Kumar (2019) [17] y Bervell et al (2022) [25]. Sin embargo, los resultados de este estudio demuestran que la motivación hedónica incide de manera indirecta en la BI para usar GC, a través de expectativa de desempeño y hábito. No obstante, una relación que no tuvo significancia, fue motivación hedónica sobre expectativa de esfuerzo, hallazgo que coincide con Alotumi (2022) [19].

La expectativa de esfuerzo y condiciones facilitadoras tampoco tuvieron una relación directa significativa sobre la BI, resultado que coincide con los hallazgos de Bervell et al. (2022) [25] y Alotumi (2022) [19]. A diferencia de expectativa de desempeño e influencia social que si fueron predictores directos de BI. En el caso de la influencia social, los resultados de este estudio, son contrarios a las investigaciones de Bervell et al (2022) [25] y Alotumi (2022) [19], en donde dicho factor no fue un predictor directo del modelo estructural.

Con respecto al segundo objetivo, este estudio obtuvo que el hábito es el factor más importante y de mayor eficacia para determinar la BI de los estudiantes de 6° semestre de bachillerato en el uso de GC, hallazgo que es congruente con los análisis estadísticos que responden al primer objetivo. Este factor es seguido por condiciones facilitadoras. Lo que respalda la asociación indirecta entre condiciones facilitadoras y BI propuesta por el modelo estructural de Bervell et al (2022) [25]. Sin embargo, el resultado es inverso al estudio de Alotumi (2022) [19], en donde el factor de mayor

relevancia fue condiciones facilitadoras, seguido del hábito. Se puede concluir de manera general que ambos factores son los más importantes en este modelo propuesto.

4.2 Implicaciones

Desde un enfoque teórico, este estudio refuerza la idea de que la UTAUT2 tiene una fuerte plasticidad y moldeamiento en la forma en que se pueden establecer las relaciones entre los constructos que determinan la intención y el uso de una tecnología o aplicación digital. En ese sentido, la mayoría de las relaciones tanto directas como indirectas ayudaron a explicar la BI en el uso de GC. Esto implica que se deben seguir haciendo estudios de la UTAUT2 que incluyan correlaciones no lineales o indirectas para explicar determinadas conductas que estén condicionadas por diversos y complejos factores.

En una perspectiva pedagógica, este estudio ha reforzado la idea de que el determinante principal en la intención de usar GC es el hábito que tienen los estudiantes de bachillerato al utilizar la plataforma, seguido de las condiciones externas al estudiante, pero que influyen en el uso de la misma. Esto implica que los docentes de educación media superior, que buscan implementar GC como un sistema de gestión del aprendizaje (LMS) complementario a las clases presenciales, deben esforzarse por generar contenidos y actividades de manera regular con el fin de que los estudiantes generen la costumbre y rutina en su uso. A su vez, si la plataforma se utiliza en las instituciones escolares, estas deben facilitar las condiciones para su uso, tales como el internet inalámbrico, ordenadores y soporte técnico y pedagógico.

4.3 Limitaciones y Sugerencias para Futuras Investigaciones

Este estudio, analizó la intención de utilizar GC desde un enfoque esencialmente

cuantitativo. Se recomienda que, en futuras investigaciones, se emplee una metodología mixta, en donde se realicen entrevistas a los estudiantes mediante estudios de caso y generar categorías de análisis, con el objetivo de respaldar y contrastar la información obtenida con las correlaciones identificadas en los datos cuantitativos. En otras palabras, con una perspectiva mixta se profundizaría en la percepción que tienen los estudiantes sobre la intención conductual para el uso de la plataforma académica.

Otra limitación radica en el tamaño de la muestra misma que está un poco por debajo de lo sugerido con por parámetros, por ejemplo, el software *WarpPLS* donde se sugiere un mínimo de 120 participantes para este modelo en concreto.

Finalmente, el estudio se limitó solo a analizar la perspectiva de los estudiantes de 6° semestre de bachillerato del CAG. Se recomienda que en un estudio posterior también se considere el punto de vista de los docentes. Ya que ellos también utilizan la plataforma en el diseño de contenidos, actividades, revisión de tareas y ponderación de calificaciones. Un estudio que aborde ambas perspectivas puede ser más enriquecedor y podría ayudar para hacer un contraste de la información en relación a la intención conductual de utilizar GC.

V. Conclusiones

Con la aplicación de una extensión del modelo de UTAUT2, este estudio investigó los factores que influyen en la BI para usar GC en alumnos de bachillerato, con ello se analiza una brecha en la literatura de este modelo ya que son escasas las investigaciones en México sobre la aceptación y uso de GC en la EMS. La muestra fue conformada por alumnos de bachillerato de 6° semestre del CAG, que utilizaron el LMS, durante la pandemia de

COVID-19, del periodo 2020-2022. Tres factores afectaron directamente la intención de utilizar GC, el hábito, la expectativa de desempeño y la influencia social. Siendo el hábito, el principal predictor de la BI. Por el contrario, los otros tres factores, no tuvieron un impacto directo en la intención de los estudiantes para utilizar GC. Sin embargo, las condiciones facilitadoras y motivación hedónica son precursores directos para generar hábitos en los estudiantes en el uso de la plataforma. Los hallazgos encontrados pueden ayudar a las instituciones educativas de EMS para implementar de manera consistente y frecuente los LMS y generar las condiciones de internet, equipos y soporte técnico y pedagógico para su utilización en el aula. Esta investigación se suma a otras investigaciones que han adoptado extensiones de UTAUT2 para el estudio de una tecnología.

VI. Referencias

- [1] Caroline. (11 de febrero de 2022). *¿Qué es un sistema de gestión del aprendizaje? ¿Definición, significado y todo lo que necesitas saber!*. EasyLMS. <https://www.easy-lms.com/es/centro-de-conocimiento/centro-de-conocimiento-lms/que-es-un-sistema-de-gestion-del-aprendizaje/item10182>
- [2] Statista Research Department. (21 de marzo de 2020). Uso de algunas plataformas educativas en línea por estudiantes universitarios en México en 2020. <https://es.statista.com/estadisticas/1196293/uso-plataformas-educativas-online-universitarios-mexico-2020/>
- [3] Pérez, E. (18 de febrero de 2021). Google redobla su apuesta por la educación: hasta 100 TB para colegios, Classroom con extensiones y un asistente para cuando no esté el profesor. Xataka.com. <https://www.xataka.com/servicios/google-redobla-su-apuesta-educacion-100-tb-para-colegios-classroom-extensiones-asistente-para-cuando-no-este-profesor>
- [4] Statista Research Department. (14 de abril de 2022). Interés a lo largo del tiempo de las búsquedas vía Google de una selección de plataformas educativas en línea en México de 2020 a 2022. <https://es.statista.com/estadisticas/1196353/busqueda-plataformas-educacion-online-mexico/>
- [5] Tarango, J., Machin, J. & Romo, J. (2019). Evaluación según diseño y aprendizaje de Google Classroom y Chamilo. *IE Revista de Investigación Educativa de la REDIECH*, 10(19), 91-104. : <https://doi.org/10.33010/ierierediech.v10i19.518>
- [6] Collantes, E. & Collantes, Z. (2022). Impacto de la plataforma google classroom en las competencias matemáticas. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 6(1), 293-315. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v6i1.1499
- [7] Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *MIS Quarterly*, 36(1), 157–178. <https://doi.org/10.2307/41410412>
- [8] Madera, M., Torres, L. & Quevedo, L. (2012). Estudio de traducción y confiabilidad del instrumento de la Teoría Unificada de la Aceptación y Uso de la Tecnología (UTAUT). *Apertura*, 4(2), 96-105. <http://www.udgvirtual.udg.mx/apertura/index.php/apertura/article/view/319/285>
- [9] Rogers, E. M. (1995). *Diffusion of innovations* (3a ed.). Macmillian Publishing Co.
- [10] Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, Attitude, Intention, and Behavior: An Introduction to Theory and Research*. Reading, MA: Addison-Wesley.

- [11] Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179-211. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T)
- [12] Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- [13] Bandura, A. (1986). *The social foundations of thought and action*. Prentice Hall
- [14] Thompson, R. L., Higgins, C. A., & Howell, J. M. (1991). Personal Computing: Toward a Conceptual Model of Utilization. *MIS Quarterly*, 15(1), 125-143. <https://doi.org/10.2307/249443>
- [15] Taylor, S., & Todd, P. (1995). Assessing IT Usage: The Role of Prior Experience. *MIS Quarterly*, 19(4), 561-570. <https://doi.org/10.2307/249633>
- [16] Vallerand, R.J. (1997). Toward A Hierarchical Model of Intrinsic and Extrinsic Motivation. *Advances in Experimental Social Psychology*, 29, 271-360. [https://doi.org/10.1016/S0065-2601\(08\)60019-2](https://doi.org/10.1016/S0065-2601(08)60019-2)
- [17] Bervell, B. & Kumar, J. (2019). Google Classroom for mobile learning in higher education: Modelling the initial perceptions of students. *Educ Inf Technol*, 24, 1793-1817. <https://doi.org/10.1007/s10639-018-09858-z>
- [18] Venkatesh, V., Morris, M., Davis, G. & Davis, F. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *Mis Quarterly*, 27(3), 425-478. <https://www.jstor.org/stable/30036540>
- [19] Alotumi, M. (2022). Factors influencing graduate students' behavioral intention to use Google Classroom: Case study-mixed methods research. *Educ Inf Technol*. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11051-2>
- [20] Hair, J.F., Risher, J.J., Sarstedt, M. & Ringle, C.M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), pp. 2-24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- [21] Martínez, M. & Fierro, E. (2019). Aplicación de la técnica PLS-SEM en la gestión del conocimiento: un enfoque técnico práctico. *Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo*, 8(16). <https://doi.org/10.23913/ride.v8i16.336>
- [22] Ramírez, P.E., Melo, A. & Salazar, E.A. (2014). Propuesta Metodológica para aplicar modelos de ecuaciones estructurales con PLS: El caso del uso de las bases de datos científicas en estudiantes universitarios. *Revista ADMpg*, 7(2), 133-139. http://www.admpg.com.br/revista2014_2/Artigos/15%20%20-%20Artigo_15.pdf
- [23] Cepeda, G. & Roldán J.R. (2004). Aplicando en la práctica la técnica PLS en la administración de empresas. *Universidad de Sevilla*. <https://hdl.handle.net/11441/76333>
- [24] Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50. <https://doi.org/10.2307/3151312>
- [25] Bervell, B., Kumar, J., Arkorful, V., Agyapong, E. & Osman, S. (2022). Remodelling the role of facilitating conditions for Google Classroom acceptance: A revision of UTAUT2. *Australasian Journal of Educational Technology*, 38(1), 115-135. DOI: <https://doi.org/10.14742/ajet.7178>

VII. Apéndice

Captura de pantalla de cuestionario de aceptación de GC.

Encuesta sobre Google Classroom 2° semestre

Responde de manera sincera y honesta las siguientes preguntas.

edgar.toledo@s-anahuac.edu.mx (no se comparten)
[Cambiar cuenta](#)

***Obligatorio**

Nombre completo (opcional)

Tu respuesta

Número de teléfono (opcional)

Tu respuesta

Género *

☐ Masculino

☐ Femenino

☐ Prefiero no decirlo

Edad *

☐ 14 años

☐ 15 años

☐ 16 años

☐ 17 años

¿Tuviste alguna experiencia de aprendizaje en línea con Google Classroom antes de la pandemia? *

☐ Sí

☐ No

Este cuestionario contiene 21 preguntas (1-21). Por favor dinos que tanto estás de acuerdo o en desacuerdo con las siguientes declaraciones, simplemente haciendo clic en el círculo correspondiente. *

	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Neutral	De acuerdo	Totalmente de acuerdo
1. Google Classroom me resulta útil en mis clases	☐	☐	☐	☐	☐
2. El uso de Google Classroom me ayuda a hacer las tareas más rápido	☐	☐	☐	☐	☐
3. Si uso Google Classroom, mejoraré mis posibilidades de aprobar una asignatura	☐	☐	☐	☐	☐
4. Aprender a usar Google Classroom es fácil para mí	☐	☐	☐	☐	☐
5. Encuentro Google Classroom fácil de usar	☐	☐	☐	☐	☐
6. No tengo problema para volverme hábil en el uso de Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
7. Las personas que son importantes para mí, piensan que debería usar Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
8. Las personas que influyen en mi comportamiento, piensan que debería usar Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
9. Las personas cuyas opiniones aprecio, prefieren que use Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐

10. Tengo los recursos necesarios para realizar las actividades de Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
11. Poseo las habilidades necesarias para utilizar Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
12. Puedo obtener ayuda de otros cuando tengo dificultades para utilizar Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
13. Comparado con las actividades tradicionales (presenciales), encuentro más divertido utilizar Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
14. Usar Google Classroom es mas agradable si lo comparo con las actividades de clase tradicionales (presenciales)	☐	☐	☐	☐	☐
15. Comparado con las actividades tradicionales (presenciales), Google Classroom es más atractivo de usar	☐	☐	☐	☐	☐
16. El uso de Google Classroom se ha convertido en un hábito para mí	☐	☐	☐	☐	☐
17. Se ha vuelto natural para mí usar Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
18. Siento que tengo que usar Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
19. En el futuro, yo seguiré usando Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
20. En mis clases, haré todo lo posible por seguir usando Google Classroom	☐	☐	☐	☐	☐
21. Pretendo seguir utilizando Google Classroom con regularidad	☐	☐	☐	☐	☐

Enviar **Borrar formulario**

Nunca envíes contraseñas a través de Formularios de Google.

El formulario se creó en ANAHUAC CHAPALITA 14PES0205R. [Denunciar abuso](#)

Google Formularios