Artículo de investigación https://doi.org/10.47460/athenea.v7i26.155

Modelado matemático de la adopción de tecnologías educativas por profesores universitarios mediante ecuaciones diferenciales y simulación de escenarios

Ana Rosario Miaury-Vilca*
https://orcid.org/0000-0002-2992-1239
amiaury@unsa.edu.pe
Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa
Arequipa, Perú

Jorge Rolando Paredes Rondón
https://orcid.org/0000-0002-2358-5326
jparedesr@unsa.edu.pe
Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa
Arequipa, Perú

David Frank Molina Núñez
https://orcid.org/0009-0004-6824-3217
dmolina@continental.edu.pe
Escuela de Derecho, Universidad Continental
Arequipa, Perú

Autor de correspondencia: amiaury@unsa.edu.pe

Recibido: (07/07/2026), Aceptado: (30/09/2026)

Resumen. El estudio analizó la dinámica de adopción de tecnologías educativas por profesores universitarios mediante un modelo compartimental de cuatro estados, formulado con ecuaciones diferenciales ordinarias y simulación computacional. Se examinaron seis escenarios institucionales durante 36 meses, utilizando recursos reproducibles de EduAdopt-4D. Las soluciones deterministas se contrastaron con trayectorias computacionales y 960 réplicas Monte Carlo; asimismo, se realizaron análisis de sensibilidad paramétrica y convergencia numérica. Al mes 36, la adopción estimada alcanzó el 66,29 % bajo intervención integral, frente al 54,52 % del escenario base y el 43,71 % bajo sobrecarga digital. Los análisis destacaron la influencia de los mecanismos de fatiga y recuperación sobre la adopción sostenida. Se concluyó que el enfoque propuesto permite explorar cuantitativamente las transiciones tecnológicas docentes y comparar estrategias institucionales bajo supuestos explícitos, aportando un marco reproducible para futuras aplicaciones y estudios de calibración.

Palabras clave: adopción tecnológica, ecuaciones diferenciales, modelado matemático, simulación computacional, profesorado universitario, sensibilidad paramétrica.

Mathematical Modeling of Educational Technology Adoption by University Faculty Using Differential Equations and Scenario Simulation

Abstract. This study analyzed educational technology adoption dynamics among university faculty using a four-state compartmental model formulated with ordinary differential equations and computational simulation. Six institutional scenarios were examined over 36 months using reproducible EduAdopt-4D research resources. Deterministic solutions were compared with computationally generated trajectories and 960 Monte Carlo replications; parameter sensitivity and numerical convergence analyses were also performed. At month 36, estimated adoption reached 66.29% under the integrated intervention scenario, compared with 54.52% in the baseline scenario and 43.71% under digital overload. The analyses highlighted the influence of fatigue and recovery mechanisms on sustained adoption. The findings indicate that the proposed approach enables quantitative exploration of faculty technology-adoption transitions and comparison of institutional strategies under explicit assumptions. It offers a reproducible framework for subsequent applications and calibration studies in university settings.

Keywords: technology adoption, differential equations, mathematical modeling, computational simulation, university faculty, parameter sensitivity.

I. INTRODUCCIÓN

La incorporación de tecnologías educativas en la enseñanza universitaria constituye un proceso de transformación que depende de decisiones individuales y condiciones organizacionales. Su desarrollo no se limita a la disponibilidad de plataformas o recursos digitales: intervienen percepciones de utilidad, facilidad de uso, experiencias previas y oportunidades de acompañamiento institucional. Desde la perspectiva de la difusión de innovaciones, la adopción se configura mediante interacciones entre las características de la innovación, las redes sociales y el tiempo [1]. Por su parte, el modelo de aceptación tecnológica (TAM) identifica la utilidad y la facilidad de uso percibidas como dimensiones relevantes para explicar la aceptación de sistemas informáticos [2], mientras que UTAUT amplía el análisis hacia las expectativas de desempeño, esfuerzo e influencia social, entre otros factores [3].

En el ámbito docente, la integración de tecnología involucra además decisiones pedagógicas y conocimientos situados. El marco TPACK destaca la articulación entre saberes tecnológicos, pedagógicos y disciplinares [4]. La evidencia sintetizada por Scherer et al. [5] y Scherer y Teo [6] respalda la pertinencia de estudiar las intenciones y comportamientos de adopción, al tiempo que muestra variaciones entre contextos y características de los estudios. Estas contribuciones justifican el examen de factores que favorecen la incorporación tecnológica; sin embargo, la identificación de factores asociados no describe por sí sola las trayectorias temporales de experimentación, uso sostenido, fatiga y abandono.

Las condiciones institucionales también contribuyen a configurar esas trayectorias. Ertmer [7] distinguió barreras externas e internas para la integración de tecnologías, mientras que Ertmer et al. [8] examinaron el vínculo entre creencias docentes y prácticas de uso. De manera complementaria, Tondeur et al. [9] sistematizaron evidencia cualitativa sobre la relación entre concepciones pedagógicas y uso tecnológico; Baylor y Ritchie [10] identificaron la relevancia de distintos factores organizacionales y formativos. En consecuencia, una aproximación dinámica puede representar tanto la incorporación progresiva como las transiciones hacia estados de menor utilización, sin asumir que la adopción sea irreversible.

El modelado mediante ecuaciones diferenciales ofrece herramientas para expresar formalmente cambios de estado e interacciones entre grupos a través del tiempo. Los enfoques clásicos de difusión, incluido el modelo de Bass [11], muestran cómo la adopción puede depender de mecanismos de innovación e imitación. A partir de esta tradición, es posible formular un sistema compartimental que distinga docentes no adoptantes, en experimentación, adoptantes sostenidos y en fatiga digital. Tal formulación permite examinar conservación de la población, equilibrios, estabilidad y respuestas ante intervenciones institucionales. Estas propiedades deben analizarse como resultados matemáticos y computacionales del sistema definido, sin equipararlas automáticamente con estimaciones empíricas de una universidad particular.

En este contexto, el objetivo del estudio fue analizar la evolución temporal de la adopción de tecnologías educativas por profesores universitarios mediante un modelo de ecuaciones diferenciales y simulaciones comparativas de escenarios. Se examinan trayectorias bajo variaciones de capacitación, soporte institucional, influencia entre colegas y sobrecarga digital, utilizando recursos computacionales reproducibles. La contribución del artículo se centra en la interpretación de las dinámicas del modelo, la comparación de escenarios y el estudio de la sensibilidad de sus resultados; el procedimiento de construcción de los recursos utilizados y sus identificadores persistentes se detallarán en la metodología.

II. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

La adopción tecnológica puede entenderse como un proceso que reúne disposición a utilizar una innovación, condiciones para incorporarla y continuidad de uso. TAM y UTAUT ofrecen categorías conceptuales útiles para reconocer dimensiones individuales y sociales de este proceso [2], [3]. En educación, TPACK añade la necesidad de integrar la tecnología con el conocimiento pedagógico y disciplinar [4]. Las revisiones cuantitativas de Scherer et al. [5] y Scherer y Teo [6] muestran que la aceptación docente constituye un fenómeno multivariable. Estas aportaciones orientan la selección conceptual de factores del modelo, pero no determinan directamente sus coeficientes matemáticos: las tasas de transición se establecen mediante supuestos explícitos del sistema y se evalúan computacionalmente.

La literatura reconoce barreras de acceso, formación, creencias y organización que pueden condicionar la integración tecnológica [7], [8], [9], [10]. Para representarlas dinámicamente, el sistema

distingue cuatro estados mutuamente excluyentes: no adopción, experimentación, adopción sostenida y fatiga digital. La capacitación y el soporte pueden modificar las tasas de avance o recuperación, mientras que la sobrecarga puede influir en la transición hacia fatiga. Esta interpretación es una abstracción analítica destinada a estudiar mecanismos posibles; no supone que los profesores reales sigan necesariamente una secuencia única ni que los estados agoten toda la diversidad de sus experiencias.

Por otra parte, la difusión de innovaciones [1] y el planteamiento de Bass [11] aportan antecedentes para representar la influencia social sobre la adopción. En un modelo compartimental continuo, las ecuaciones diferenciales describen flujos entre estados y permiten estudiar la dependencia de las trayectorias respecto de parámetros e intervenciones. Las simulaciones numéricas permiten contrastar escenarios bajo condiciones iniciales equivalentes. Para interpretar su robustez, el análisis de sensibilidad ayuda a reconocer los parámetros más influyentes [12], y la verificación y validación de modelos de simulación exige distinguir consistencia computacional, adecuación conceptual y contrastación con sistemas observados [13]. En este estudio, estos criterios sustentan el análisis reproducible de resultados generados computacionalmente, manteniendo explícito el alcance de las inferencias.

III. METODOLOGÍA

A. Diseño de la investigación y recursos computacionales

Se desarrolló un estudio cuantitativo de modelado matemático y simulación computacional, orientado a examinar la dinámica temporal de adopción de tecnologías educativas en entornos universitarios hipotéticos. Se utilizaron dos recursos científicos previamente publicados por Suárez-Carreño: el conjunto de datos computacional EduAdopt-4D [14] y su software de modelado y simulación [15]. Ambos recursos fueron tratados como productos de investigación externos a la autoría del presente manuscrito, con identificación de sus respectivas versiones y DOI. El análisis correspondió a experimentación matemática; las trayectorias individuales representaron entidades simuladas, no observaciones de profesores o instituciones.

B. Formulación del modelo dinámico

El sistema compartimental definió cuatro estados mutuamente excluyentes: $U(t)$, docentes sin adopción; $N(t)$, docentes en experimentación; $A(t)$, docentes con adopción sostenida; y $F(t)$, docentes en fatiga tecnológica. Cada variable representó una proporción, con $U + N + A + F = 1$. Se implementó el sistema no lineal siguiente:

$$\frac{dU}{dt} = -\lambda U + \omega N + qF \tag{1}$$

$$\frac{dN}{dt} = \lambda U - (\kappa + \omega)N \tag{2}$$

$$\frac{dA}{dt} = \kappa N - \delta A + rF \tag{3}$$

$$\frac{dF}{dt} = \delta A - (r + q)F \tag{4}$$

En estas expresiones, λ fue la tasa de incorporación a la experimentación; κ, la progresión a la adopción sostenida; ω, el desistimiento temprano; δ, la transición a fatiga; r, la recuperación hacia adopción; y q, el retorno desde fatiga a no adopción. Las tasas dependientes del entorno se especificaron como:

$$\lambda = \beta_0 + \beta_1 A + \beta_2 C + \beta_3 S \tag{5}$$

$$\delta = \delta_0 + \frac{\delta_1 W}{1 + \delta_2 S} \tag{6}$$

C, S y W representaron, respectivamente, intensidad de capacitación, soporte institucional y sobrecarga, definidas en el intervalo $[0, 1]$. Los coeficientes β y δ y las tasas restantes fueron no negativos y se expresaron en unidades de mes^{-1} cuando correspondía. Los parámetros se consideraron ilustrativos

para investigar el comportamiento estructural del sistema, sin ajustarlos a estimaciones empíricas. Se fijó la condición inicial $(U, N, A, F) = (0{,}78;\ 0{,}12;\ 0{,}07;\ 0{,}03)$, y se examinó un horizonte de 36 meses.

C. *Escenarios de experimentación*

Se compararon seis condiciones: (i) base, con $C = 0{,}35$, $S = 0{,}35$ y $W = 0{,}45$; (ii) capacitación, $C = 0{,}85$; (iii) soporte, $S = 0{,}85$; (iv) sobrecarga, $W = 0{,}90$; (v) influencia entre colegas, $\beta_1 = 0{,}45$; y (vi) intervención integral, $C = 0{,}85$, $S = 0{,}85$, $W = 0{,}20$ y $\beta_1 = 0{,}38$. Se mantuvieron los demás coeficientes del escenario base: $\beta_0 = 0{,}025$; $\beta_1 = 0{,}26$; $\beta_2 = 0{,}055$; $\beta_3 = 0{,}04$; $\kappa = 0{,}19$; $\omega = 0{,}045$; $\delta_0 = 0{,}035$; $\delta_1 = 0{,}12$; $\delta_2 = 1{,}5$; $r = 0{,}08$; y $q = 0{,}025$. Las modificaciones fueron intervenciones del modelo, no tratamientos aplicados a docentes.

D. *Resolución numérica y construcción del conjunto de datos*

Las ecuaciones se resolvieron en Python mediante *solve_ivp* de SciPy, con el método DOP853 y tolerancias relativas y absolutas de 10^{-10} y 10^{-12}, respectivamente [16], [15]. Se calcularon trayectorias temporales, puntos de equilibrio físicos y autovalores de la matriz jacobiana reducida, junto con el criterio de Routh–Hurwitz programado para examinar estabilidad local en las condiciones aplicables.

Por separado, el *dataset* [15] se generó mediante 1.200 agentes simulados por escenario, con observaciones de los meses 0 a 36 (37 puntos), para un total de 266.400 registros longitudinales. Se establecieron 936 agentes en U, 144 en N, 84 en A y 36 en F al inicio de cada escenario. Para cada intervalo mensual se construyó una matriz generadora Q de transiciones, utilizando las tasas evaluadas al comienzo del intervalo, y se obtuvo $P = \exp(Q\Delta t)$, con $\Delta t = 1$ mes. Los estados posteriores se sortearon conforme a P; por ello, este procedimiento fue una aproximación estocástica de tasas congeladas a la dinámica no lineal continua, no una solución estocástica exacta de sus tasas variables. La semilla maestra 20261023 permitió reproducir el procedimiento.

E. *Indicadores, incertidumbre y verificaciones*

Se definieron como indicadores principales la proporción de adopción $A(36)$, la fatiga máxima durante el horizonte, las trayectorias de los cuatro estados y las diferencias entre realizaciones estocásticas y soluciones deterministas. Para evaluar variación computacional, se realizaron 160 réplicas Monte Carlo por escenario (960 en total); se resumieron promedios y percentiles empíricos de las realizaciones, sin interpretarlos como estimaciones de una población docente observada. Se efectuaron, además, 360 perturbaciones paramétricas exploratorias y se examinaron asociaciones de Spearman entre parámetros y adopción final. Este análisis se interpretó como sensibilidad exploratoria, en consonancia con las precauciones metodológicas sobre sensibilidad global [12].

La verificación incluyó seis pruebas unitarias, conservación de la suma de proporciones, no negatividad, unicidad de registros por escenario-agente-mes, ausencia de valores faltantes y comprobaciones de regeneración. Se realizaron ensayos de refinamiento temporal en dos escenarios y de tamaño poblacional con $N = 300$, 1.200 y 4.800, además de cotejos mediante huellas SHA-256. La validación se circunscribió a consistencia matemática y reproducibilidad computacional, distinguiendo verificación de simulaciones y validación de aplicaciones empíricas [13].

F. *Disponibilidad y alcance de los datos*

Los datos computacionales y el código fuente utilizados en este estudio se encuentran disponibles en Zenodo: *dataset* EduAdopt-4D, versión 1.0.0, DOI: 10.5281/zenodo.23630789 [14]; y software EduAdopt-4D, versión 1.0.0, DOI: 10.5281/zenodo.23631225 [15]. El conjunto de datos permitió evaluar escenarios matemáticamente definidos y la reproducción de análisis numéricos; la extrapolación a instituciones concretas requeriría un proceso posterior de calibración y contrastación contextual.

IV. RESULTADOS

Los resultados se organizaron alrededor de la evolución temporal de los cuatro estados docentes, la comparación de seis escenarios institucionales y la verificación de estabilidad y reproducibilidad numérica. Se analizaron las soluciones deterministas del sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias (EDO), las trayectorias longitudinales computacionales y las distribuciones obtenidas mediante 160 réplicas Monte Carlo por escenario. Los resultados se presentan en porcentajes de la población modelada y corresponden a condiciones de simulación definidas en EduAdopt-4D, cuyo *dataset* y software se encuentran disponibles en Zenodo.

A. Evolución de la adopción y contraste entre escenarios

Las seis configuraciones generaron trayectorias diferenciadas de adopción sostenida. A los 36 meses, la solución EDO presentó una adopción del 66,29 % para la intervención integral, frente al 54,52 % del escenario base y al 43,71 % bajo sobrecarga digital. La intervención integral superó al escenario base en 11,77 puntos porcentuales, mientras que la sobrecarga quedó 10,81 puntos por debajo. Estas diferencias describen el comportamiento del sistema parametrizado y no estimaciones de impacto causal en universidades observadas.

La Tabla 1 presenta conjuntamente la predicción determinista, el promedio de las realizaciones Monte Carlo y una realización longitudinal del *dataset* publicado. Esta comparación permite distinguir tres objetos analíticos relacionados, pero no idénticos: la solución continua, la distribución de realizaciones estocásticas y la cohorte computacional individual.

Tabla 1. Comparación de adopción y fatiga al mes 36.

Escenario	**EDO A36 (%)**	**MC media (%)**	**P2.5 (%)**	**P97.5 (%)**	**Cohorte A36 (%)**	**EDO fatiga (%)**	**Cohorte fatiga (%)**
Base	54.52	54.42	51.65	56.59	56.75	34.16	32.42
Capacitación	54.9	55.02	52.49	57.67	53.67	34.99	35.25
Soporte institucional	59.46	59.49	56.24	62.84	58.17	31.33	32.58
Sobrecarga digital	43.71	43.73	41.08	46.25	42.08	41.6	42.08
Influencia entre colegas	55.64	55.83	53.16	59.09	57.08	35.73	35.75
Intervención integral	66.29	66.1	63.32	68.75	68.58	27.46	25.5

La proximidad entre la media Monte Carlo y la solución EDO se verificó en todos los escenarios. En la condición base se obtuvieron 54,42 % (Monte Carlo) y 54,52 % (EDO); para la intervención integral, 66,10 % y 66,29 %, respectivamente. Las diferencias reflejan la variabilidad de los procedimientos estocásticos respecto de la solución determinista. El escenario integral mantuvo la mayor proporción de adopción media y la sobrecarga digital la menor, bajo los parámetros utilizados. La Figura 1 muestra la progresión mensual y permite apreciar cómo se separan las trayectorias a partir del estado inicial compartido.

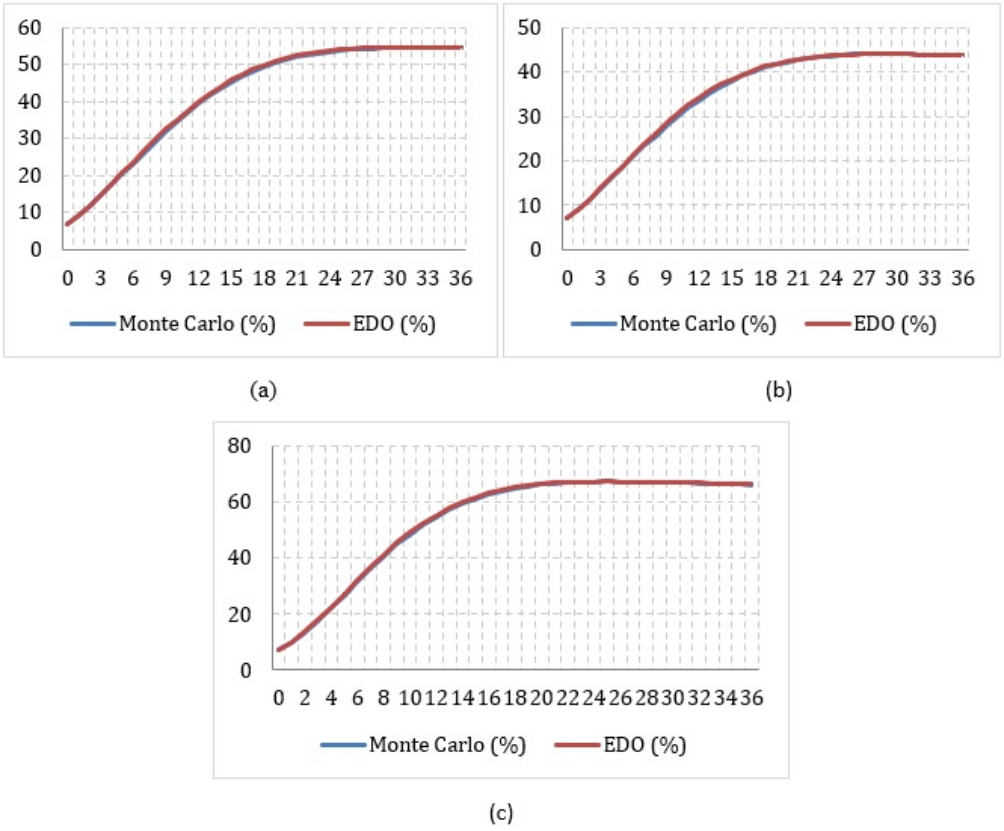


Fig. 1. Evolución temporal de la adopción tecnológica docente bajo tres escenarios de simulación: (a) escenario base, (b) sobrecarga digital y (c) intervención integral.

B. Incertidumbre de simulación y respuesta de la fatiga

La dispersión entre réplicas fue cuantificada a partir de los percentiles empíricos 2,5 y 97,5. Para la intervención integral, la proporción de adopción al mes 36 se situó entre 63,33 % y 68,75 %, mientras que en el escenario base estuvo entre 51,65 % y 56,59 %. Estos rangos resumen la variabilidad observada entre simulaciones y no constituyen intervalos de confianza de una población universitaria empírica. La amplitud de los rangos evidencia que los valores de una realización individual pueden diferir del promedio de réplicas.

En paralelo, las soluciones EDO situaron la fatiga al mes 36 en 27,46 % para el escenario integral y 34,16 % para el base. El escenario de sobrecarga registró 41,6 %. La interpretación conjunta de adopción y fatiga revela que un resultado de mayor adopción no debe examinarse de forma aislada: la distribución entre estados es parte esencial de la dinámica.

C. Sensibilidad paramétrica

El análisis exploratorio comprendió 360 combinaciones paramétricas y evaluó su asociación monotónica con la adopción y la fatiga al mes 36 mediante el coeficiente de Spearman. La ordenación por magnitud absoluta permitió identificar qué parámetros se relacionaron más estrechamente con la variación de la adopción dentro del espacio de parámetros examinado. La Tabla 2 presenta los coeficientes y sus valores de referencia exploratorios; estos últimos no se interpretaron como pruebas confirmatorias de hipótesis.

Tabla 2. Sensibilidad de la adopción A36: coeficientes de Spearman por parámetro.

Parámetro	Rho Spearman A36	Valor p exploratorio
r	0.728	–
δ_0	-0.4496	–
δ_1	-0.4327	–
κ	0.1804	0.00058
δ_2	0.1587	0.00253
β_1	0.11	0.03704
β_0	0.0773	0.14303
β_2	0.0636	0.2287
ω	0.0462	0.38253
β_3	-0.041	0.43822
q	0.0138	0.79486

En la Figura 2 se propone una visualización ordenada de los coeficientes de sensibilidad. Los valores positivos y negativos distinguen direcciones de asociación dentro del experimento; no deben extrapolarse automáticamente como efectos causales sobre docentes reales.

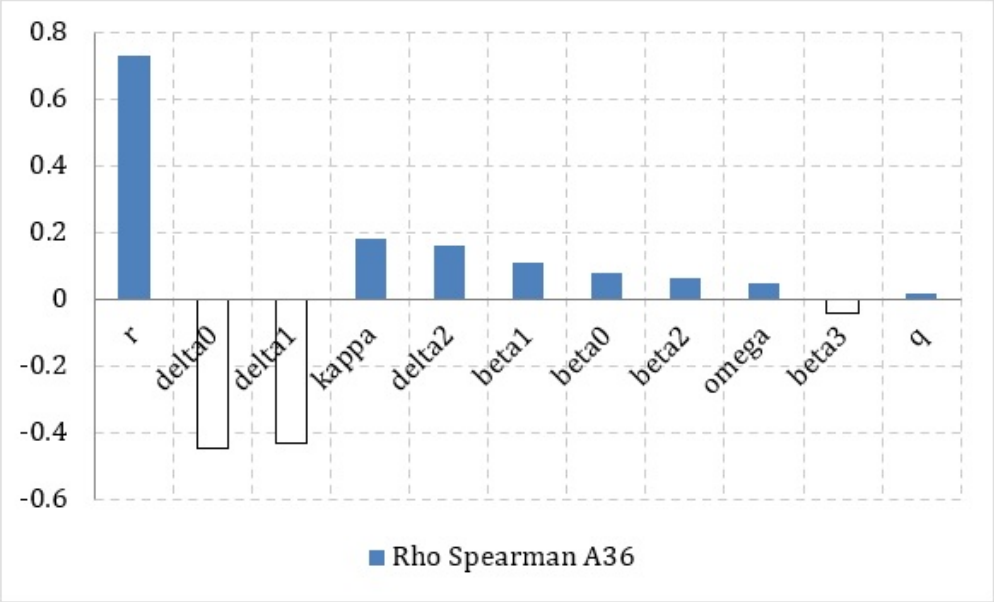


Fig. 2. Sensibilidad paramétrica de A36.

D. Consistencia, estabilidad local y convergencia numérica

En las seis configuraciones analizadas, las verificaciones computacionales reportaron residuos de equilibrio próximos a precisión de máquina y partes reales máximas negativas de los autovalores evaluados, compatibles con estabilidad local de los equilibrios examinados. Este resultado es específico de los parámetros y soluciones analizadas y no implica estabilidad global para cualquier configuración posible.

La prueba de refinamiento temporal examinó el paso de 1,0 a 0,125 meses en los escenarios base e integral. En el caso base, el error absoluto final de adopción respecto de la solución EDO disminuyó de $2{,}006 \times 10^{-5}$ a $1{,}185 \times 10^{-7}$. El contraste de tamaños de población $N = 300$, 1.200 y 4.800 también mostró reducción de la dispersión entre réplicas al ampliar N. Estas comprobaciones respaldan la consistencia numérica de los procedimientos utilizados bajo las condiciones ensayadas.

Tabla 3. Refinamiento temporal y error numérico

Escenario	Paso (meses)	Error absoluto A36	Error máximo estados
Base	1	$2{,}00605 \times 10^{-5}$	$1{,}010411 \times 10^{-3}$
Base	0,5	$3{,}97189 \times 10^{-6}$	$5{,}01316 \times 10^{-4}$
Base	0,25	$4{,}99214 \times 10^{-7}$	$2{,}49696 \times 10^{-4}$
Base	0,125	$1{,}18546 \times 10^{-7}$	$1{,}24609 \times 10^{-4}$
Intervención integral	1	$1{,}8684 \times 10^{-4}$	$3{,}91398 \times 10^{-4}$
Intervención integral	0,5	$9{,}5569 \times 10^{-5}$	$1{,}9545 \times 10^{-4}$
Intervención integral	0,25	$4{,}83271 \times 10^{-5}$	$9{,}76845 \times 10^{-5}$
Intervención integral	0,125	$2{,}42998 \times 10^{-5}$	$4{,}88345 \times 10^{-5}$

Para complementar el análisis de convergencia temporal presentado en la Tabla 3, se examinó el comportamiento del modelo frente a diferentes tamaños de población simulada. Esta evaluación permitió analizar la estabilidad de las estimaciones de adopción tecnológica y la variabilidad asociada al número de docentes considerados en cada simulación. Los resultados de esta comprobación se presentan en la Tabla 4, donde se comparan los indicadores obtenidos bajo distintas configuraciones poblacionales, aportando evidencia sobre la consistencia computacional del modelo EduAdopt-4D.

Tabla 4. Convergencia poblacional: media, desviación estándar y error estándar.

Escenario	N docentes	Réplicas	Media A36	Desviación estándar	Error estándar
Base	300	40	54.583	2.829	0.447
Base	1200	40	54.631	1.562	0.247
Base	4800	40	54.585	0.842	0.133
Intervención integral	300	40	66.4	2.467	0.39
Intervención integral	1200	40	66.34	1.305	0.206
Intervención integral	4800	40	66.223	0.651	0.103

En términos generales, los resultados permiten analizar de manera integrada los estados de adopción, las diferencias entre políticas simuladas y la robustez computacional del sistema. La discusión posterior contrastará estas regularidades con la literatura sobre aceptación tecnológica e integración educativa, preservando la distinción entre inferencia teórica y evidencia institucional observacional.

Nota: las tablas y figuras se calcularon a partir de los archivos de las versiones 1.0.0 del *dataset* (DOI: 10.5281/zenodo.23630789) y software (DOI: 10.5281/zenodo.23631225).

E. Discusión

Las simulaciones de EduAdopt-4D mostraron que la evolución de la adopción tecnológica depende de la interacción entre mecanismos de incorporación, continuidad de uso y fatiga digital, más que de un único factor institucional. Bajo la parametrización examinada, la intervención integral produjo una proporción de adopción sostenida superior a la condición base, mientras que la sobrecarga se asoció con una reducción de dicha proporción y un aumento de la fatiga. Esta respuesta es conceptualmente compatible con la difusión de innovaciones descrita por Rogers [1] y con el papel de la influencia social considerado en UTAUT [3]; también amplía, desde una representación temporal, el análisis de factores de aceptación estudiados por Scherer et al. [5] y Scherer y Teo [6]. A diferencia de estos enfoques de aceptación, el sistema compartimental permite representar explícitamente transiciones reversibles entre experimentación, uso sostenido y fatiga, sin asumir que la adopción constituye una condición definitiva.

La comparación de escenarios sugirió que el soporte institucional y la combinación de intervenciones pueden contribuir a sostener trayectorias de adopción más favorables dentro del sistema modelado. Esta interpretación guarda relación con las barreras organizacionales y pedagógicas identificadas por Ertmer [7], así como con la relevancia de las creencias docentes y las prácticas de integración tecnológica

examinadas por Ertmer et al. [8] y Tondeur et al. [9]. De igual manera, Baylor y Ritchie [10] destacaron la importancia de condiciones formativas y organizacionales para el uso de tecnología en contextos educativos. En EduAdopt-4D, tales dimensiones se tradujeron en modificaciones explícitas de tasas de transición; por tanto, su contribución consiste en explorar consecuencias dinámicas de supuestos institucionales claramente establecidos, no en estimar efectos observados de una política universitaria concreta.

El análisis de sensibilidad indicó que los mecanismos de fatiga y recuperación fueron especialmente relevantes para la adopción al finalizar el horizonte simulado. Este hallazgo orienta la interpretación hacia la sostenibilidad del uso tecnológico y complementa la literatura centrada en la intención inicial de adopción [2], [5], [6]. Asimismo, las relaciones entre difusión, incorporación e influencia de colegas presentan afinidad conceptual con el modelo de Bass [11], aunque EduAdopt-4D incorpora estados adicionales y posibilidades de retorno que impiden equiparar ambos sistemas. La evaluación exploratoria de asociaciones paramétricas siguió el propósito de identificar factores influyentes propio de los análisis de sensibilidad [12]; estas asociaciones deben entenderse dentro de los rangos y escenarios ensayados y no como relaciones causales verificadas en docentes.

Finalmente, la proximidad de las medias Monte Carlo a las soluciones deterministas, la conservación de las proporciones, los resultados de estabilidad local y la reducción de errores durante el refinamiento temporal aportaron evidencia de consistencia computacional. En concordancia con la distinción formulada por Sargent [13], estas verificaciones respaldan el comportamiento numérico del sistema, mientras que su aplicación predictiva a instituciones determinadas requerirá calibración y contrastación contextual. El *dataset* y el software publicados por Suárez-Carreño [14], [15] hacen posible reproducir los experimentos y ampliar el estudio hacia otras configuraciones. En este sentido, el aporte del trabajo reside en disponer de un marco formal para comparar trayectorias de adopción y formular preguntas verificables sobre capacitación, soporte, influencia entre colegas y fatiga digital, preservando el alcance propio de la experimentación matemática.

CONCLUSIONES

El estudio permitió caracterizar, mediante el modelo EduAdopt-4D, la evolución temporal de la adopción de tecnologías educativas a partir de las transiciones entre no adopción, experimentación, adopción sostenida y fatiga digital. La formulación mediante ecuaciones diferenciales y su implementación computacional hicieron posible examinar conjuntamente la incorporación tecnológica, la continuidad de uso y los procesos de recuperación o abandono, así como comparar seis escenarios institucionales bajo condiciones matemáticas definidas.

En las simulaciones realizadas, la intervención integral alcanzó la mayor proporción de adopción sostenida al mes 36 (66,29 %), por encima del escenario base (54,52 %), mientras que la sobrecarga digital presentó la menor (43,71 %). La comparación con la fatiga y el análisis de sensibilidad mostraron la relevancia de considerar los mecanismos de recuperación y sobrecarga al estudiar la sostenibilidad de la adopción. Estos resultados describen la respuesta del sistema ante la parametrización utilizada y ofrecen criterios para formular y comparar nuevas hipótesis sobre estrategias institucionales.

La concordancia entre las soluciones deterministas y los promedios Monte Carlo, junto con las verificaciones de conservación, estabilidad local y convergencia numérica realizadas, respaldó la consistencia computacional de los experimentos examinados. La disponibilidad pública del *dataset* y del software EduAdopt-4D favorece su reproducción, revisión y ampliación. Como continuidad de esta línea de investigación, se plantea la calibración del modelo con información institucional y la exploración de nuevas configuraciones de parámetros para evaluar su aplicabilidad en contextos universitarios específicos.

REFERENCIAS

[1] E. M. Rogers, *Diffusion of Innovations*, 5th ed. New York, NY, USA: Free Press, 2003.

[2] F. D. Davis, "Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology," *MIS Quarterly*, vol. 13, no. 3, pp. 319–340, 1989.

[3] V. Venkatesh, M. G. Morris, G. B. Davis, and F. D. Davis, "User acceptance of information technology: Toward a unified view," *MIS Quarterly*, vol. 27, no. 3, pp. 425–478, 2003.

[4] P. Mishra and M. J. Koehler, "Technological pedagogical content knowledge: A framework for teacher knowledge," *Teachers College Record*, vol. 108, no. 6, pp. 1017–1054, 2006.

[5] R. Scherer, F. Siddiq, and J. Tondeur, "The technology acceptance model (TAM): A meta-analytic structural equation modeling approach to explaining teachers' adoption of digital technology in education," *Computers & Education*, vol. 128, pp. 13–35, 2019.

[6] R. Scherer and T. Teo, "Unpacking teachers' intentions to integrate technology: A meta-analysis," *Educational Research Review*, vol. 27, pp. 90–109, 2019.

[7] P. A. Ertmer, "Addressing first- and second-order barriers to change: Strategies for technology integration," *Educational Technology Research and Development*, vol. 47, no. 4, pp. 47–61, 1999.

[8] P. A. Ertmer, A. T. Ottenbreit-Leftwich, O. Sadik, E. Sendurur, and P. Sendurur, "Teacher beliefs and technology integration practices: A critical relationship," *Computers & Education*, vol. 59, no. 2, pp. 423–435, 2012.

[9] J. Tondeur, J. van Braak, P. A. Ertmer, and A. Ottenbreit-Leftwich, "Understanding the relationship between teachers' pedagogical beliefs and technology use in education: A systematic review of qualitative evidence," *Educational Technology Research and Development*, vol. 65, no. 3, pp. 555–575, 2017.

[10] A. L. Baylor and D. Ritchie, "What factors facilitate teacher skill, teacher morale, and perceived student learning in technology-using classrooms?" *Computers & Education*, vol. 39, no. 4, pp. 395–414, 2002.

[11] F. M. Bass, "A new product growth model for consumer durables," *Management Science*, vol. 15, no. 5, pp. 215–227, 1969.

[12] A. Saltelli *et al.*, *Global Sensitivity Analysis: The Primer*. Chichester, U.K.: John Wiley & Sons, 2008.

[13] R. G. Sargent, "Verification and validation of simulation models," *Journal of Simulation*, vol. 7, no. 1, pp. 12–24, 2013.

[14] F. Suárez-Carreño, "EduAdopt-4D: Computational dataset of university faculty educational technology adoption based on differential equations and scenario simulation (v1.0.0)," Zenodo, Dataset, 2026, version 1.0.0. [Online]. Available: https://doi.org/10.5281/zenodo.23630789

[15] ——, "EduAdopt-4D: Mathematical modeling and computational simulation software for educational technology adoption (v1.0.0)," Zenodo, Software, 2026, version 1.0.0. [Online]. Available: https://doi.org/10.5281/zenodo.23631225

[16] P. Virtanen *et al.*, "SciPy 1.0: Fundamental algorithms for scientific computing in Python," *Nature Methods*, vol. 17, pp. 261–272, 2020.