

52. La evaluación del rendimiento del aprendizaje como elemento de la predicción del abandono en programas de educación superior virtual

Segovia-García, Nuria¹; Orellana, David²; Guzmán Rincón, Alfredo³

¹*Corporación Universitaria Asturias, tecnologia.ns@asturias.edu.co*

²*Corporación Universitaria Asturias, David.orellana@asturias.edu.co*

³*Corporación Universitaria Asturias, Alfredo.guzman@asturias.edu.co*

RESUMEN

La evaluación es un indicador del logro de los objetivos planteados en el proceso de enseñanza y aprendizaje, convirtiéndose en la principal herramienta de los docentes para identificar las falencias de los estudiantes y así, brindar una educación personalizada que permita en cierta medida mitigar el abandono. Este trabajo presenta el sistema de evaluación desarrollado por una universidad virtual de Colombia, que, a través de la recolección constante de información de las actividades realizadas por los estudiantes en la plataforma, permite detectar perfiles de estudiantes que pueden estar en riesgo de fracasar en sus estudios. A partir de una muestra de 3810 estudiantes se han obtenido datos sociodemográficos, académicos y de interacción en plataforma, que han sido sometidos a un análisis de regresión logística. Los resultados confirman como la realización de los exámenes finales, así como la participación en actividades de investigación e interacción determinan el éxito de los estudiantes en su asignatura. Se observa, además cómo la experiencia en el entorno virtual también determina la posibilidad de éxito.

PALABRAS CLAVE: Abandono, educación superior, aprendizaje virtual, evaluación.

1. INTRODUCCIÓN

La evolución de las Tecnologías de la Información y la Comunicación ha posibilitado el desarrollo de metodologías docentes innovadoras, las cuales permiten una educación más inclusiva y eficiente en el marco de la denominada sociedad del conocimiento. En este sentido, su uso en la educación superior ha favorecido el surgimiento y rápido crecimiento de los programas de formación en modalidad virtual, los cuales van desde niveles técnicos y tecnológicos hasta niveles superiores como maestrías y doctorados. De esta forma, estos programas responden a una enseñanza flexible y personalizada (ver Orellana *et al.*, 2020b) dirigida a un tipo de estudiante con características sociodemográficas, profesionales y académicas únicas. Así, estos programas se han convertido en una alternativa para cursar estudios universitarios para la población que no se ubica en la edad media de ingreso a este nivel formativo, que poseen una alta carga de responsabilidades laborales y familiares, entre otros (Jacobsen, 2019; OECD, 2019; Kim & Maloney, 2020; Marlon & Meneses, 2020).

Bajo este escenario, la conceptualización del proceso de enseñanza y aprendizaje en la modalidad virtual se caracteriza por la flexibilidad del plan de estudios y la evaluación continua, lo que supone un permanente desafío para las instituciones que ofertan programas en esta modalidad, puesto que el proceso se desarrolla de manera autónoma por parte del estudiante y demanda un seguimiento constante por parte de los docentes (Choudhury & Pattnaik, 2020; García, 2020). Si bien, esta auto gestión del aprendizaje se convierte en el epicentro de las consideraciones pedagógicas (Johnston, Olivas, Steele, Smith & Bailey, 2019), la literatura reconoce la importancia del diseño de un sistema de evaluación robusto, ya que resulta más complejo determinar el grado de adquisición del conocimiento y el logro de las competencias educativas por parte de los estudiantes (Alqurashi, 2019). Por lo cual, el seguimiento constante al rendimiento académico del alumnado posibilita conocer su progreso desde estadios tempranos, con lo que es posible identificar, a partir de unos criterios predeterminados, qué estudiantes han alcanzado un nivel de riesgo potencial para abandonar el programa de estudios y, por consiguiente, poder dar una respuesta académica eficaz y temprana por parte de la institución educativa a través de la figura del tutor virtual (Kara, Erdoğan, Kokoç & Cagiltay, 2019; Segovia *et al.*, 2020; Orellana *et al.*, 2020a).

Bajo este contexto, y lo soportado en investigaciones previas como las desarrolladas por Choi y Park (2018), Bigatel y Edel-Malizia (2018), se ha determinado que con el progreso académico es posible identificar el riesgo de abandono estudiantil en función de múltiples factores en los programas de educación superior en modalidad virtual (ej.: edad, género, experiencia en el entorno virtual). Siguiendo esta línea el objetivo del presente es diseñar un modelo que permita evidenciar la intención de abandono de los programas de pregrado en modalidad virtual ofertados en la Corporación Universitaria de Asturias, basados en el sistema de evaluación del Modelo de Aprendizaje Social MAS©. Por lo cual, se establecen las siguientes hipótesis que contemplan los factores anteriormente descritos y los contemplados por Broadbent y Poon (2015), Choi y Park (2018) y, sobre todo, Waheed

et al. (2020):

H1: Los alumnos con mayor experiencia en el entorno virtual alcanzan un mayor rendimiento que los estudiantes noveles que acaban de comenzar sus estudios.

H2: La presencia de los estudiantes en las actividades de indagación e interacción contribuye a mejorar el rendimiento académico

H3: Los factores sociodemográficos como el sexo y edad influyen de manera determinante en el rendimiento.

1.1. Modelo de Aprendizaje Social MAS©.

El Modelo de Aprendizaje Social MAS© fue diseñado e implementado por la Corporación Universitaria de Asturias con el fin de facilitar la adecuación de los procesos de aprendizaje a los ritmos y condiciones de los estudiantes en un entorno virtual de aprendizaje. En este modelo, el estudiante toma el control de su proceso de aprendizaje enfrentándose a diferentes escenarios a partir de actividades que fomentan la indagación e investigación de situaciones problemáticas, fortalecen el conocimiento y la transferencia a través del intercambio e interacción permitiendo desarrollar una visión integral del contenido que está trabajando.

Dicho modelo busca la implementación de estrategias de trabajo colaborativo enmarcado en los principios constructivistas, conectivistas y de formación por competencias. Para ello esta metodología se desarrolla en cuatro fases secuenciales denominadas: 1) Brújula de conocimiento; 2) Centro de conocimiento; 3) Unidades de aprendizaje; 4) Evaluación Final. Según Martín-Caro y Marín (2018), estas fases secuenciales permiten a los estudiantes ir adquiriendo nuevas competencias y conocimientos que les permitirán afrontar diferentes problemas y nutrir el desarrollo conceptual del tema de estudio.

Durante el mes lectivo de cada una de las asignaturas los estudiantes deben realizar nueve actividades calificables en un intervalo de tiempo establecido. Para la superación de la asignatura el estudiante tiene que obtener al menos 60 puntos sobre 100. En la tabla 1, se conceptualiza el sistema de evaluación de las asignaturas.

Tabla 1. Estructura de actividades

Secuencia recomendada	Actividades	Puntuación
Semana 1	Evaluación inicial	5 puntos
	Foro unidad 1	8 puntos
	Pruebas de conocimiento unidad 1	5 puntos
Semana 2	Foro unidad 2	8 puntos
	Pruebas de conocimiento unidad 2	5 puntos

Semana 3	Foro unidad 3	4 puntos
	Pruebas de conocimiento unidad 3	5 puntos
	Actividad de investigación	20 puntos
Semana 4	Evaluación final	40 puntos

2. MÉTODO

2.1 Descripción del contexto y de los participantes

Para el desarrollo de este trabajo se constituyó una muestra de 3810 estudiantes (2042 mujeres y 1768 hombres) de los pregrados de Administración y Dirección de Empresas, Economía y Negocios Internacionales de la Corporación Universitaria de Asturias. Los estudiantes de la muestra se caracterizan por ser en su mayoría estudiantes no tradicionales, es decir, estudiantes con edades superiores a los 25 años y con cargas familiares y laborales que deben compatibilizar con el desarrollo de su programa formativo (80% de la muestra).

2.2 Instrumentos

Los datos obtenidos para el estudio se han extraído de la plataforma de formación institucional a través de las herramientas de *Learning Analytics* diseñadas *ad hoc* para la Corporación. A través de estas herramientas es posible extraer todos los datos de seguimiento de los estudiantes en cuanto a interacciones realizadas en los foros de debate, resolución de ejercicios de investigación, completitud de exámenes y pruebas de conocimiento, continuidad en el cronograma académico e índice de participación general en las actividades calificables.

Basándose en estos informes, se establecieron las variables del presente estudio. Así, se definió como variable dependiente el rendimiento académico (RA) de los estudiantes, entendido como la superación o no de la asignatura en la que se está trabajando.

En cuanto a las variables independientes, se contemplan las documentadas en la tabla 2.

Tabla 2. Variables independientes del estudio

Variable	Concepto	0	1
Genero		Mujer	Hombre
Edad		<25 años	>25 años
Momento académico (MA)	Año en que se encuentra el estudiante	Primer año	Posterior al primer año

Interacción foros	Las interacciones que los alumnos realizan en los foros de debate de cada unidad, generando aportaciones constructivas tanto en la resolución de los casos prácticos como en la construcción del conocimiento a partir del debate con el resto de los compañeros. En total se constituyen tres variables una para cada unidad identificadas como FU1, FU2 y FU3	Alumnos que no participan	Alumnos que si participan
Participación (PA)	Clasifica a los alumnos según el grado de participación en las actividades de investigación e interacción	Baja participación	Alta participación
Continuidad (CT)	Hace referencia a la participación de los estudiantes en todas las actividades calificables	Baja participación	Alta participación
Participación en actividades de investigación (PI)	Colaboración en tareas de investigación	Baja participación	Alta participación
Resultado en actividad de investigación (AI)	Calificación obtenida en las actividades de investigación/indagación en cada asignatura	Suspendido	Aprobó
Pruebas de conocimiento (PC)	Calificación obtenida en cada una de las pruebas de autoevaluación realizadas en las unidades didácticas identificadas como PCU1, PCU2 y PCU3	Suspendido	Aprobó
Evaluación Final (EF)	Calificación obtenida en el examen final de la asignatura	Suspendido	Aprobó

2.3 Procedimiento

Para el desarrollo del estudio se empleó la regresión logística binaria, al ser una técnica adecuada cuando se pretende hacer una clasificación basada en las características de los datos. Una ventaja adicional de esta técnica es que no requiere la normalidad estricta de los datos y, además, un gran número de investigaciones han evidenciado que hay otras muchas características deseables que hacen de esta regresión una herramienta eficaz para el contexto educativo (Berlana-Silvente y Vilá-Baños, 2014).

La regresión logística binaria se realizó empleando el software SPSS, a través del método hacia adelante (Wald) que utiliza dicho estadístico para comprobar las covariables que deben incluirse o excluirse, con el objetivo de realizar un análisis y reducción de variables y obtener un modelo predictivo adecuado.

3. RESULTADOS

Para comenzar el estudio ha tomado la variable RA, categorizándola entre los estudiantes que han superado su asignatura obteniendo una puntuación igual o superior a 3 puntos (3201 alumnos) y los que han suspendido con una puntuación por debajo de 3 puntos (608 alumnos). A partir de esta categorización se ha realizado el análisis de regresión logística binaria, encontrando que hay un 84% de probabilidad de acierto en el resultado de la variable dependiente (tabla 3).

Tabla 3. Clasificación obtenida en el Bloque de inicio

Observado			Rendimiento académico		Corrección de porcentaje
			No	Si	
Paso 0	Rendimiento académico	No	0	608	.00
		Si	0	3201	100
	Porcentaje global				84.0

Nota: La constante se incluye en el modelo. El valor de corte es .50

El modelo de base ha recogido las 14 variables contempladas en el estudio verificando que estas pueden explicar de manera significativa el rendimiento académico. A partir de estas variables iniciales se ha realizado un análisis por pasos verificando que el paso 5 es el más adecuado para explicar el modelo (Tabla 3). La puntuación estadística de ROA del modelo indica que hay una mejora significativa en la predicción de la probabilidad de ocurrencia de las categorías de la variable dependiente (chi cuadrado: 63,914; gl:1; P-valor < .01). El valor R² de Nagelkerke obtenido (.67) y la prueba de Hosmer y Lemeshow (.826), confirman el valor explicativo del modelo.

A través de la tabla de clasificación (Tabla 2) que asume un riesgo $\alpha = .05$, es posible advertir que del total de 3.810 estudiantes que han formado parte de la muestra, un 93.8% de ellos han sido clasificados correctamente como aprobado o suspendido (Tabla 4). El modelo indica una alta especificidad (99,3%) y una sensibilidad media (65,8%), pudiendo corroborar que este modelo clasifica adecuadamente a los estudiantes que aprueban y suspenden.

Tabla 3. Clasificación obtenida en el Bloque 1.

Observado Rendimiento académico No Si			Pronosticado		
			Corrección de porcentaje		
Paso 5	Rendimiento académico	No	400	208	65.8
		Si	24	3177	99.3
	Porcentaje global				93.9

Nota: Método= Por pasos hacia adelante (Wald).

Las variables que se han considerado predictoras de RA son las recogidas en la Tabla 4, quedando fuera del modelo el resto por asumir una baja significatividad en la predicción de la superación del curso.

Tabla 4. Variables en la ecuación

		B	Error estándar	Wald	Gl	Sig.	Exp(b)
Paso 5º	Momento	1.33	.16	67.16	1	.00	3.808
	FU2	1.23	.15	61.51	1	.00	3.446
	PCU3	2.00	.36	30.84	1	.00	7.445
	EF	5.03	.50	99.61	1	.00	153.552
	AI	2.10	.15	193.43	1	.00	8.215
	Constante	-7.26	.56	166.23	1	.00	.00

El valor Exp(B) superior a 1 indica que estas variables están presentes en el trabajo realizado por los estudiantes que han superado su asignatura. La puntuación de Wald para el modelo probado, indica que las variables independientes aportan significativamente a la predicción del rendimiento académico destacando la evaluación final como el indicador más significativo a la hora de determinar la superación o no de la materia (Wald= 67.61; gl:1; P-valor < .01). Estos resultados obtenidos se pueden generalizar a la población, y a partir de los datos de la tabla 3, es posible calcular la probabilidad de éxito o fracaso para un alumno que realiza la evaluación final, supera su tarea de investigación, participa en el foro de la unidad dos y se encuentra en un momento avanzado de su programa formativo.

La ecuación de regresión logística quedaría de la siguiente manera:

$$Y=1.33\text{Momento}+1.237+2.007+5.034+2.106-7.263813= 4,458$$

$$p(\text{superar})=0.98$$

Es importante contemplar que todas las variables señaladas son significativas y que su presencia garantiza que la probabilidad de éxito de un estudiante que realiza todas estas actividades sea del 98%, puesto que, aunque la evaluación final es el indicador más representativo del rendimiento (por el peso que esta variable tiene en la evaluación final), las otras variables forman parte de la evaluación continua, y una ausencia de ellas impediría superar la asignatura.

Con los resultados obtenidos es posible aceptar H1 donde se analizaba cómo la experiencia de los estudiantes en el entorno virtual de aprendizaje puede ser un factor que prediga el rendimiento. El momento académico está desempeñando un papel importante en esta predicción pudiendo detectar que los estudiantes que se encuentran en un momento académico avanzado participan en estas actividades con mayor constancia que los estudiantes que están en su primer año de carrera. También es posible aceptar parcialmente H2, puesto que, se ha analizado cómo la participación en el foro de la clase dos y la resolución de la actividad de investigación pueden ser predictores de éxito o fracaso, sin embargo, se acepta parcialmente porque en el modelo no se han contemplado otras variables que hacen referencia a esta interacción como son las relativas a los foros de las unidades uno y tres, así como las de participación y constancia. Finalmente, H3 se rechaza para este modelo porque se

ha demostrado que las dos variables sociodemográficas contempladas no tienen significancia para explicar el rendimiento académico.

4. CONCLUSIONES

El sistema de evaluación en el Modelo De Aprendizaje Social MAS©, puede constituirse como una herramienta de un extraordinario valor para predecir el éxito o fracaso de los estudiantes en cada una de las asignaturas y poder además establecer un perfil de estudiante en riesgo de abandono, tal como se ha advertido en el estudio realizado. El Modelo de Aprendizaje Social MAS© se asienta en una perspectiva de evaluación continua, holística, diacrónica y dinámica que permite ir recogiendo información académica y comportamental de manera constante para detectar posibles problemas en el desempeño de los estudiantes, convirtiéndose los hallazgos que aquí se presentan en una herramienta de predicción de un alto valor para la Corporación.

Las participaciones activas en los foros de debate y en la actividad indagadora son parte esencial del Modelo de Aprendizaje de la Corporación, que ponen en valor la influencia de la participación de los estudiantes en este tipo de entornos (Kokoc y Altun, (2019) y que además deben ser considerados como herramientas de predicción. Desde la segunda semana del curso académico, es posible monitorizar la participación de los estudiantes en el foro de la unidad dos para detectar problemas de rendimiento. En la semana tercera además es posible advertir, a través de la resolución de la evaluación de la unidad y de la entrega de la actividad indagadora, si existe riesgo de fracaso por parte del alumno.

El Sistema de evaluación, se muestra como una herramienta que desde los momentos iniciales del curso, permite establecer qué alumnos tienen mayor riesgo de fracasar en su asignatura y anticipar medidas preventivas y correctivas para poder reorientar la actividad de los estudiantes, tomando como referencia estos indicadores y atendiendo con especial cuidado a aquellos alumnos con menor experiencia en el modelo institucional, y así prevenir el abandono de los estudiantes. La falta de experiencia en la metodología se ha contemplado como otro de los indicadores que hay que tener en cuenta para evitar problemas de fracaso derivados de la falta de participación en las actividades calificables. La Corporación debe conocer este indicador y tratar de elaborar planes de acogida e introducción a la metodología virtual que favorezcan la comprensión del modelo y sus implicaciones.

Por último, futuras investigaciones deberían contemplar otros indicadores sociodemográficos y socio académicos previos, para ampliar la visión general de la herramienta y poder incluir otros factores, además de los contemplados, que pudieran estar afectando al rendimiento de los estudiantes.

5. REFERENCIAS

Alqurashi, E. (2019). Predicting student satisfaction and perceived learning within online learning

environments. *Distance Education*, 40(1), 133-148. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.1080/01587919.2018.1553562>

Berlanga-Silvente, V. y Vilà-Baños, R. (2014). Cómo obtener un Modelo de Regresión Logística Binaria con SPSS. *REIRE, Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 7 (2), 105-118. Accesible en: <http://www.ub.edu/ice/reire.htm>

Bigatel, P. M. & Edel-Malizia, S. (2018). Using the “Indicators of Engaged Learning Online” Framework to Evaluate Online Course Quality. *TechTrends*, 62(1), 58-70. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.1007/s11528-017-0239-4>

Broadbent, J. & Poon, W. L. (2015). Self-regulated learning strategies & academic achievement in online higher education learning environments: A systematic review. *The Internet and Higher Education*, 27, 1-13. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.1016/j.iheduc.2015.04.007>

Choi, H. J., & Park, J. H. (2018). Testing a path-analytic model of adult dropout in online degree programs. *Computers & Education*, 116, 130-138. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2017.09.005>

Choudhury, S., & Pattnaik, S. (2020). Emerging themes in e-learning: A review from the stakeholders' perspective. *Computers & Education*, 144, 103657. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103657>

García, L. (2020). Bosque semántico: ¿educación/enseñanza/aprendizaje a distancia, virtual, en línea, digital, eLearning...? *RIED. Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 23(1), 9-28. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.5944/ried.23.1.25495>

Jacobsen, D. Y. (2019). Dropping out or dropping in? A connectivist approach to understanding participants' strategies in an e-learning MOOC pilot. *Technology, Knowledge and Learning*, 24(1), 1-21. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.1007/s10758-017-9298-z>

Johnston, E. A., Olivas, G. W., Steele, P., Smith, C., & Bailey, L. W. (2019). Virtual reality pedagogical considerations in learning environments. In *Student-Centered Virtual Learning Environments in Higher Education* (21-39). USA. IGI Global.

Kara, M., Erdoğan, F., Kokoç, M., & Cagiltay, K. (2019). Challenges Faced by Adult Learners in Online Distance Education: A Literature Review. *Open Praxis*, 11(1), 5-22. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.5944/openpraxis.11.1.929>

Kim, J., & Maloney, E. (2020). *Learning Innovation and the Future of Higher Education*. Baltimore, Maryland, USA: Johns Hopkins University Press.

Marlon, X. & Meneses, J. (2020). The time factor in studies on dropout in online higher education: Initial review of the literature and future approaches. In *10th EDEN Research Workshop* (357-363), Barcelona, España: European Distance and E-Learning Network.

- Martín-Caro, E., & Marín, A. N. (2018). *Modelo metodológico para el desarrollo del crédito académico del Modelo MAS©*. Recuperado de http://uniasturias.edu.co/SUMMA/pdf/Modelo_MetodológicoISSN-2665-1629.pdf
- Orellana, D., Segovia, N., Grillo Torres, C.M., Valencia Quecano, L.I., Coy Beltrán, H.V. Rodríguez Cánovas, B. (2020a). El perfil del estudiante adulto en educación superior virtual y su influencia en el abandono. In *Innovación Docente e Investigación en Educación y Ciencias Sociales* (235-244). Madrid, España: Dykinson S.L.
- Orellana, D., Segovia, N., Valencia Quecano, L.I., Coy Beltrán, H.V. y Rodríguez Cánovas, B. (2020b). El abandono estudiantil en programas de educación superior virtual: revisión de literatura. In *Innovación Docente e Investigación en Educación* (269-282). Madrid, España: Dykinson S.L.
- Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico-OCDE (2019). *Education at a Glance*. Recuperado de https://read.oecd-ilibrary.org/education/education-at-a-glance-2019_f8d7880d-en
- Segovia, N., Martín-Caro Álamo, E., Orellana, D., Guzmán Rincón, A., Carrillo Barbosa, R.L., Dworaczek Conde, H., Montilla Buitrago, H.Y., Coy Beltrán, H.V. & Valencia Quecano, L.I. (2020). Presencia docente en la enseñanza virtual. In *Innovación Docente e Investigación en Educación y Ciencias Sociales* (223-234). Madrid, España: Dykinson S.L.
- Waheed, H., Hassan, S. U., Aljohani, N. R., Hardman, J., Alelyani, S., & Nawaz, R. (2020). Predicting academic performance of students from VLE big data using deep learning models. *Computers in Human Behavior*, 104, 106189. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2019.106189>