



## Los sesgos de elección al rescate de la retención en los MOOCs

*Biases election to rescue retention in MOOCs*



*Manuel Medina-Labrador*

*Gustavo García Vargas*

*Universidad Konrad Lorenz*

*E-mail: [manuel\\_medina@icloud.com](mailto:manuel_medina@icloud.com);*

*[gustavor.garciav@konradlorenz.edu.com](mailto:gustavor.garciav@konradlorenz.edu.com)*

*ORCID ID: [0000-0001-6781-9481](https://orcid.org/0000-0001-6781-9481)*

*[0000-0002-1035-9194](https://orcid.org/0000-0002-1035-9194)*

### **Resumen:**

Luego del éxito de los MOOCs en los últimos años, la baja retención, pone en duda su efectividad. La presente investigación analiza los datos de diferentes MOOCs con los objetivos de determinar los estudiantes y MOOCs con perfiles desertores y encontrar patrones de estudiantes finalizadores, a través de distorsiones de la realidad (sesgos). Se utilizó la técnica de estratificación y predicción, árbol de decisión de tipo CHAID (*Chi-square automatic interaction detector*). Los resultados indican que las variables interés por el certificado, sesgos de elección y edad son las que mejor predicen los perfiles de los estudiantes desertores. Para el caso de los perfiles de los cursos que favorecen la deserción; la duración del MOOC, los sesgos de elección, la cantidad de módulos y el número de profesores muestran el curso con mayor probabilidad de abandono. Los mayores predictores en el interés el certificado final se encuentra descritos por los estudiantes con estudios de licenciatura y del área de interés de negocios. Contrario a lo esperado, se encontró como mayor predictor de la deserción el número incremental de preguntas a lo largo de las diferentes evaluaciones durante el MOOC. La discusión presenta estrategias pedagógicas que benefician directamente la supervivencia de los MOOCs.

*Palabras claves:* CHAID, deserción, Sesgo minucia, MOOC, certificado

**Abstract:**

After the success of the MOOCs of recent years, the low retention, calls into question its effectiveness. The present investigation analyzes the data of different MOOCs with the objectives of determining students and MOOCs with deserting profiles and finding patterns of finalizing students, through distortions of reality (biases). The stratification and prediction technique, CHAID type decision tree (*Chi-square automatic interaction detector*) was used. The results indicate that the variables interest in the certificate, biases of choice and age are what best predict the profiles of the dropout students. In the case of the profiles of the courses that favor the desertion; the duration of the MOOC, the selection biases, the number of modules and the number of teachers show the course with the highest probability of abandonment. Contrary to what was expected, the incremental number of questions during the different evaluations during the MOOC was found to be the greatest predictor of attrition. The discussion presents pedagogical strategies that directly benefit the survival of MOOCs.

**Key words:** CHAID, desertion, Minutia bias, MOOC, certificate,

**1. Introducción**

La educación presencial ha sufrido un proceso de convergencia con la formación en línea desde el 2008. La educación en línea se ha convertido en el modelo de aprendizaje del futuro permitiendo relacionar asícronamente dos factores importantes del aprendizaje como son el maestro y el estudiante, flexibilizando los horarios para que el participante pueda realizar sus obligaciones diarias relacionadas con sus deberes académicos. Mediante la educación en línea se optimizan variables como: costos de matrícula, disponibilidad de tiempo, cobertura estudiantil y flexibilidad (Amaya & Alvarez, 2015; Gütl, Rizzardini, Chang & Morales, 2014; Zambrano, Cano & Presiga, 2017). Así, las universidades e instituciones mundiales se encargan de ofrecer y promover cursos en línea MOOCs (por sus siglas en inglés Massive Online Open Courses) para que las personas puedan acceder sin ninguna restricción, creando oportunidades para "democratizar la educación" (Fernandez-Ferrer, 2017). Por otro lado, unas de las desventajas de los MOOCs son la coherencia entre la enseñanza versus las nuevas tecnologías de aprendizaje y una deserción de alrededor del 90% (Fernandez-Ferrer, 2017; Jordan, 2014).

La deserción es considerada como una disminución en el número de estudiantes desde el principio hasta el final de un programa de aprendizaje específico (Angelino, Williams & Natvig, 2007; Berge & Huang, 2004). Durante el desarrollo del MOOC, los estudiantes toman la decisión de seguir o desertar influenciados por factores propios del estudiante, características del curso e incluso por el interés en el certificado (Gütl, Chang, et al., 2014). Desde la economía conductual, las decisiones son tomadas en dos fases: edición y evaluación. En la fase de edición se ordenan los resultados bajo un esquema heurístico para conocer cuáles son vistos de una manera igual y fijar así un punto de referencia que indica que los resultados más altos son las ganancias y los más bajos las pérdidas. En la fase de evaluación se valoran la utilidad y se selecciona aquella que presenta mayor resultado potencial con sus respectivas probabilidades (Kahneman &

Tversky, 1981; Loewenstein et al., 2010; Thaler & Benartzi, 2004). Sin embargo, la mayor parte de las decisiones son tomadas de forma intuitiva a través de caminos rápidos y sencillos denominados *sesgos* (Kahneman, 2003). Estos sesgos suelen ser utilizados cuando los individuos enfrentan tareas difíciles, desconocidas o bajo presión (Furse, Punj & Stewart, 2016) y ante la aversión a la pérdida de experiencias positivas (Shah & Alter, 2014).

Los sesgos de elección han sido utilizados con resultados positivos en diferentes áreas como la salud (Loewenstein *et ál.*, 2010; Kullgren et al., 2013) y financiera (Thaler & Benartzi (2004). Con base en las investigaciones de Loewenstein et al., (2010) es posible aprovechar los errores producidos por los sesgos para producir una conducta que les convenga, favoreciendo los intereses no solo de los oferentes sino también de los usuarios. Algunos de los sesgos más estudiados fueron: *la minucia, del presente* y las *opciones por defecto*. El *sesgo de minucia* consiste infravalorar los resultados con números pequeños, sea de pérdidas o ganancias, (e.g. un estudiante que invierte poco tiempo en contestar una prueba con pocas preguntas revalorará basado en el costo beneficio sus resultados si no lo aprueba, porque no ha perdido mucho, ya que lo invertido fue poco). Igualmente se incluye dentro de este sesgo la infravaloración de consecuencias aplazadas; que permite solo ver los beneficios actuales y no las consecuencias en el futuro; (e.g. un estudiante que aprueba un examen con pocas preguntas infravalorará el efecto gradual de las preguntas y las consecuencias en el futuro por no conocer la totalidad de los contenidos que debería tener). Por otro lado, *el sesgo del presente* contiene dos tendencias, (a) sobrevalorar los costos y los beneficios ahora, con respecto a los que se recibirán en el futuro, un participante puede considerar que si hay muchas preguntas en la primera prueba, el curso será difícil, no asumirá los sacrificios inmediatos y se impondrá los efectos de perder y (b) la tendencia a sobredimensionar los costos y beneficios, convirtiéndolos en motivadores de recompensa por el buen comportamiento y castigo por el malo, fomentando la conducta. Finalmente, el *sesgo de las opciones por defecto* se refiere a la tendencia de decidir la opción que ofrece menor resistencia, es decir hacer lo que venga dado automáticamente (e.g. un estudiante decidirá quedarse ante la existencia de un número constante de preguntas que le representan siempre el mismo costo).

Ante el alto porcentaje de deserción en los MOOCs, la literatura presenta diferentes modelos para conocer los factores que influyen en la deserción y disponer de decisiones favorables en grandes conglomerados diferentes al educativo. Conociendo el impacto de los MOOC y siendo el abandono uno de los principales problemas, el presente estudio pretende (a) identificar los perfiles de estudiantes con mayor probabilidad de abandono, (b) jerarquizar las variables internas de los MOOCs como predictores de la deserción para establecer estrategias que permitan que muchos más estudiantes puedan incrementar su participación durante el desarrollo de los MOOCs, ya que de acuerdo con el Modelo de deserción para Entornos de Aprendizaje Abiertos (AMOES) propuesto por Gütl,

Chang et al., (2014), las actividades que se proponen dentro de un MOOC influyen en la deserción. Y finalmente, (c) Perfilar los estudiantes que compraron el certificado final, puesto que, según Greene et al., (2015) y Gütl, Rizzardini, et al., (2014) la probabilidad de deserción aumenta cuando hay bajo interés en el certificado.

Para lograr los objetivos se utilizó el algoritmo de árboles de decisión, el cual es una técnica estadística para estratificar y filtrar variables en torno a una variable dependiente. El resultado es una representación gráfica y analítica de todos los eventos que puedan suceder basados en una decisión en determinado momento, para predecir de forma probabilística un estado ante un número de posibilidades (Shmueli, Bruce, Yahav, Patel y Lichtendahl, 2017). Existen diferentes estudios sobre la deserción utilizando esta herramienta, tanto fuera de línea como en los cursos digitales. En los cursos fuera de línea, los árboles de decisión pudieron determinar el perfil de los estudiantes con más bajo y alto rendimientos en ciencias de acuerdo con los resultados de las pruebas Pisa-España (Martín, Casas, Molima & Muñoz, 2018). Los resultados de Topirceanu y Grossecck (2017) indican que los perfiles desertores se caracterizan por haber pagado el certificado, tener nivel educación de postgrado, ser del género masculino y no estar interesados en el autodesarrollo (Fernandez-Ferrer, 2017). Nagrecha, Dillon y Chawla (2017) utilizaron los árboles de decisión para cada una de las semanas de duración del curso, con el fin de conocer cómo cambian las variables que pronostiquen la deserción de forma longitudinal. Los hallazgos anteriores sirven a los desarrolladores de MOOCs para construir estrategias que permitan personalizar los contenidos, disminuir la deserción e ir en la dirección de la expansión del conocimiento de forma democrática.

## 2. Método

Esta investigación presenta un análisis basado en 22.466 estudiantes de 14 diferentes MOOCs durante el 2017 y 2018. Utilizando la técnica predictiva de clasificación ad hoc de árboles de decisión con el algoritmo CHAID (*Chi-square automatic interaction detect*) se encontraron y crearon los segmentos con los perfiles de los estudiantes desertores y no desertores (Shmueli, Bruce, Yahav, Patel y Lichtendahl, 2017). Este método en cada paso eligió la variable independiente (predictora) que mostró la asociación más fuerte con la variable dependiente (Breiman, Friedman, Olshen & Stone, 1984). Los análisis fueron realizados con el programa IBM SPSS Statistics versión 25.

Para examinar los resultados y encontrar la forma en como fluye el modelo se utilizaron las variables independientes: género, edad, disciplina del MOOC, cantidad de experiencia previa, país, idioma, nivel educativo, cantidad de datos perdidos al momento del registro, interés por el certificado y grupo de cantidad de preguntas. Este estudio incluyó los siguientes datos: Información demográfica (género, nivel de educación, edad

y país). Participación en el curso (cantidad de datos perdidos al momento del registro, duración del curso, disciplina del MOOC, interés por el certificado final, sesgos de elección, experiencia previa en otros MOOCs y nivel educativo de los docentes). Deserción (cantidad de individuos que lograron llegar hasta la última semana del curso). En el caso del perfil (c) se incluyeron: género, nivel educativo, rango de edad, país, experiencia previa en MOOCs, disciplina del curso y cantidad de datos perdidos al momento del registro.

### 3. Muestra

La población analizada estuvo conformada por los participantes de diferentes MOOCs (N=38.946), que tomaron los cursos durante el final de 2017 y comienzos del 2018. Fueron excluidos del estudio: menores de 18 años y estudiantes que prefirieron realizar el MOOC a su propio ritmo (por fuera de las fechas estipuladas para las actividades planeadas), resultando 22.446 participantes. Los datos perdidos de los participantes al momento de la inscripción fueron de cero a cinco ( $M=0.83$ ,  $SD= 1.22$ ). El 84.1 % de los participantes no tenían experiencia previa con otros MOOCs y los restantes lo habían realizado en un plazo menor a un año. Respecto a la nacionalidad eran mayoritariamente colombianos (ver Tabla 1). Los MOOCs analizados fueron ofrecidos en una plataforma mundial que tenían filiación con una universidad colombiana y pertenecieron a diferentes disciplinas: Salud (19.3%), Comunicación (18.4 %), Matemáticas (17.2%), Sociales (13.8%), Ecología (13.1 %), Filosofía (12.1 %) y Derecho (6.1%).

Tabla 1  
*Información demográfica de los registrados en todos los MOOC*

Género	Femenino (52%), Masculino (%), otros (7%)
Idioma	Español (48%), Inglés (5%), Francés (1%), sin reportar (46%)
Nivel educativo (años de estudio)	Elemental (26.1%), Secundaria Juvenil (25.9%), Secundaria (0.1%), Asociado (14.2%), Licenciatura (2.5%), Maestría (18.1%), ninguno (0.3%), otros (3.7 %), sin reportar (9.1%)
Rangos de edad	18 a 28 (41.2%), 28 a 38 (28.4%), 38 a 48 (13.1%), 49 a 58 (6.5%), 58 a 68 (1.8%), >68 (0.2%), sin reportar (8.8%).

Fuente: Declaración propia.

### 4. Instrumento

La recolección de los datos se realizó a través de tres formularios: (a) Formulario de Inscripción con las características demográficas de los estudiantes (género, edad, experiencia previa, idioma, país y nivel académico); (b) Formulario de Preguntas

semanales, que presentó las diferentes preguntas sobre los contenidos académicos del curso a modo de selección múltiple. La cantidad de preguntas fueron diferentes para cada MOOC y fueron realizadas por los profesores que desarrollaron el curso; (c) Formulario de Interés por el Certificado que contenía la pregunta sobre si quería comprar digitalmente el diploma de aprobación del curso.

#### 4.1. Procedimiento

Los estudiantes fueron reclutados mediante publicidad digital durante un periodo de dos meses. El costo del certificado fue 49 USD independiente del área y duración del MOOC. Los estudiantes conocieron una fecha de inicio única, después de la cual ningún otro estudiante pudo ser vinculado. El formulario de Preguntas fue presentado en el último día de la semana, con una única oportunidad para responder y sin posibilidades de volver atrás para reconsiderar las respuestas. La fecha límite para contestar fue de un día y sirvió como seguimiento para conocer la deserción periódica y final. Los cursos fueron catalogados en diferentes grupos de preguntas (agrupación por sesgo) de acuerdo con el número de preguntas de cada evaluación (ver Tabla 2). La cantidad total de preguntas por MOOC fueron diferentes y se encontraron entre el rango de 16 a 66 al final del curso.

### 5. Resultados

Los análisis se realizaron para encontrar el perfil de: (a) los cursos con mayor deserción, (b) los estudiantes desertores y (c) los estudiantes que compraron el certificado. Para los perfiles (a) y (b), se consideró como variable dependiente haber finalizado el curso (Gütl, Chang et al., 2014) y para el perfil (c) *haber comprado el certificado*. La técnica de árboles de decisión encontró el perfil que contiene la mayor probabilidad de deserción o compra del certificado. Los resultados describen grupos con diferentes perfiles estableciendo las variables significativas en la distribución de la variable deserción y otras variables influenciadoras, formulando los grupos homogéneos con la mayor probabilidad de deserción.

Tabla 2  
Cantidad de preguntas por semana en los MOOC

Agrupación por sesgo	Cantidad de preguntas por semanas del MOOC										Duración MOOC/semanas
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Presente	5	5	5	4							4
Presente	10	7	10	10							4

Minucia	7	14	4	7	6	9	3	16	8	
Minucia	5	6	5	7	4	5	4	5	5	9
Minucia	4	5	5	5						4
Minucia	10	11	10	10						4
Minucia	0	10	5	5	5					5
Minucia	4	4	4	7	10					5
Minucia	0	0	10	0	0	4	0	0	7	5
Minucia	0	11	10	10	10					5
Opciones por defecto	4	4	4	4						4
Opciones por defecto	4	4	4	4						4
Opciones por defecto	10	10	10	10						4
Opciones por defecto	5	5	5	5	5	5				6

Fuente: Declaración propia. Sesgo por cantidad de preguntas; presente (de más a menos), sesgo minucia (de menos a más) y sesgo por defecto (sin variaciones).

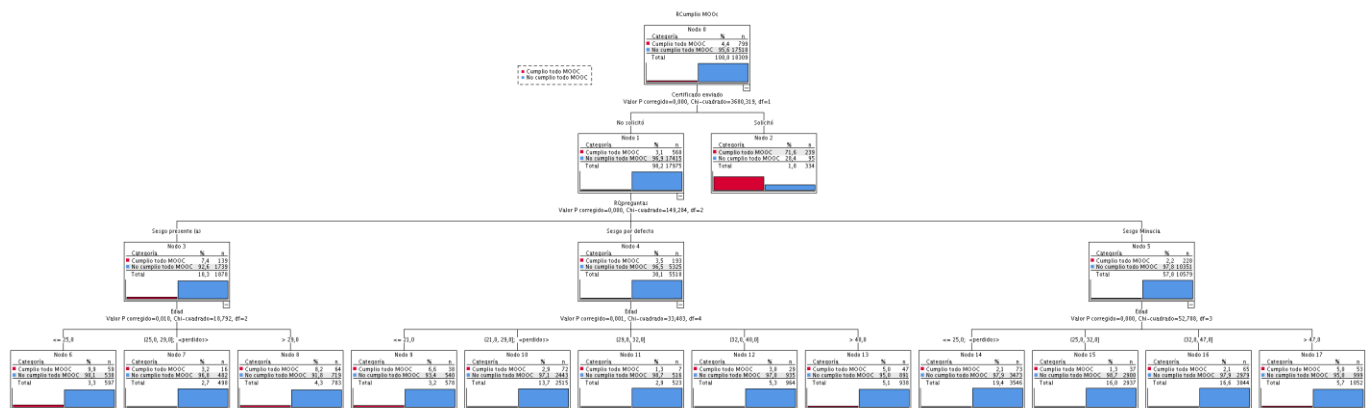
### 5.1. Perfiles de estudiantes retenidos y desertores

Se analizó la probabilidad de retención y deserción en todos los MOOCs y se obtuvieron 17 nodos terminales luego de haber incluido las variables predictoras: género, nivel educativo, país, interés por el certificado, rango de edad, cantidad de datos perdidos al momento del registro, experiencia previa y sesgo de elección. El número mínimo de casos por el nodo padre fueron 1000 y por el nodo hijo 500. El número máximo de iteraciones fue 100 y cambios mínimos de la casilla prevista de 0.001. Se estimó una validación por división muestral de asignación aleatoria con una muestra de entrenamiento del 80%.

La figura 1 muestra el árbol resultante que señala los nodos que contienen las variables asociadas con los estudiantes que desertaron al final del MOOC. Los resultados de clasificación son coherentes con la estimación del riesgo y que el modelo clasifica de forma correcta, aproximadamente al 99.5% de los individuos en general (Riesgo= 0.036, DS=0.001). De manera específica para el atributo de la variable independiente se ofrece una probabilidad mayor del 97.3 % de acierto (Riesgo 0.043, DS=0.03). El nodo cero muestra que la probabilidad de retención es del 4.4% (N=799) y la de desertar del curso es del 95.6% (N=17.510), seguidamente se observa que la variable dependiente se ramifica en los nodos 1 y 2, pertenecientes a la variable con mayor capacidad predictora; el interés

por el certificado del curso. El nodo 2, es un nodo terminal y contiene al perfil de los estudiantes que sí manifestaron interés por el certificado, con una probabilidad de terminar el curso del 71.6%. Posteriormente la variable con mayor influencia son los sesgos, pertenecientes a los nodos 3, 4 y 5. El nodo 6, muestra la mayor probabilidad de retención (9.9%, N= 59) y pertenece al perfil de los estudiantes con edad menor o igual a 25 años, que contestaron muchas preguntas al comienzo y pocas al final (sesgo del presente) y no estaban interesados en el certificado. Se muestra que las mayores probabilidades de deserción se encuentran en los estudiantes del nodo 11 y 15. En el nodo 15 se encuentran los estudiantes que tienen 25 a 32 años, pertenecientes al grupo de la minucia y que no tienen interés por el certificado (98.7%, N=2.900). El nodo 11 agrupo a estudiantes que tienen entre 29 a 32 años, hacen parte del grupo de opciones por defecto y no están interesados en el certificado, quienes tienen una probabilidad de abandono del 98.7% (N= 516). El sesgo con menor probabilidad de abandono se encuentra en el nodo 2 (28.4%), definido como los estudiantes que compraron el certificado.

Figura 1. Perfil de los consumidores del certificado final.



Fuente: elaboración propia

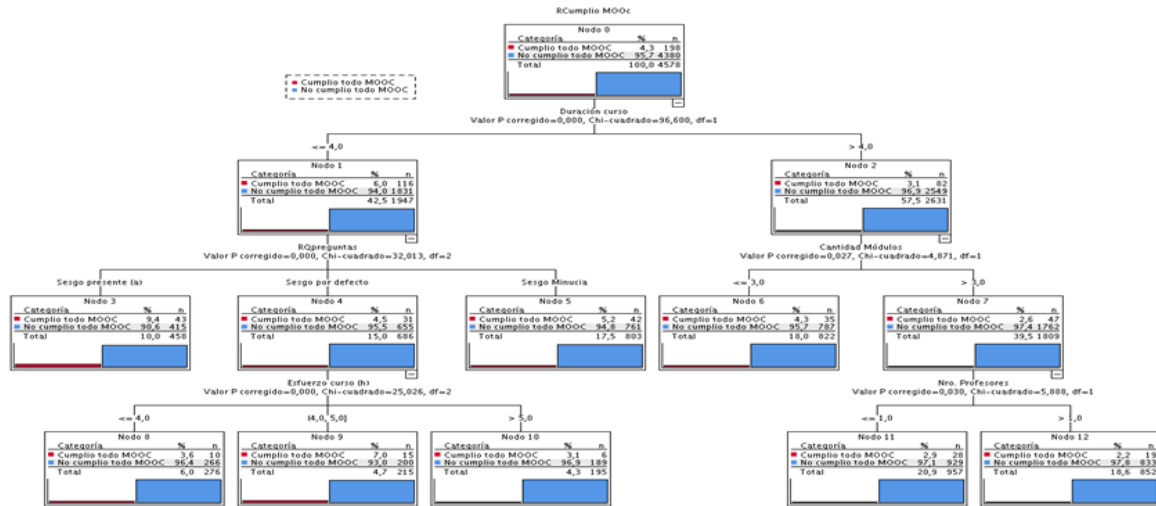
## 5.2. Perfiles de MOOCs retenedores y desertores

En la figura 2 se presenta el árbol de decisión que describe los perfiles de los MOOCs en los cuales se da la mayor probabilidad retención y deserción. Las variables predictoras incluidas fueron nivel educativo de los profesores, cantidad de módulos, duración del MOOC, dedicación al curso en horas, área del MOOC, nivel de dificultad del MOOC, número de profesores, subtítulos en los videos y sesgos de elección. La clasificación de la muestra de entrenamiento clasifica de forma correcta y concuerda con la muestra de prueba (95.5% y 95.7%) respectivamente con un Riesgo y DS similar (R-Muestra= 0.045, DS= 0.002, R-Prueba= 0.043, DS= 0.003).



Al analizar el árbol de decisión se observaron 12 nodos, la variable con mayor influencia tanto en la retención como la deserción es la duración del curso. El nodo 2, muestra que la mayor probabilidad de abandono se encuentra en los MOOCs que duran más de cuatro semanas (96.9%, N=2549). El sesgo con mayor probabilidad de deserción se encuentra en el nodo cuatro (95.5%, N=655). Por otro lado, el nodo 3 agrupa a los participantes con mayor probabilidad de retención y perfila a los MOOCs que tenían muchas preguntas evaluativas al inicio y pocas al final (sesgo del presente), con una duración de menor o igual a cuatro semanas (9.4%, N=43). La mayor probabilidad del conjunto de variables se encuentra en el nodo 12, con una probabilidad de deserción de 97.8% (N=832) y descrito como el curso que tiene más de un profesor, con más de tres módulos y con una duración mayor a cuatro semanas. siendo al mismo tiempo la mayor deserción es nodo 9 (93%, N=200) que corresponde a los cursos con un esfuerzo en horas de la probabilidad de deserción de todo el conjunto. El segundo nodo con menor probabilidad de cuatro a cinco, del sesgo por defecto y con una duración menor a cuatro semanas.

Figura 2. Perfil de MOOCs desertores. Arbol de decisión según culminación del MOOC.



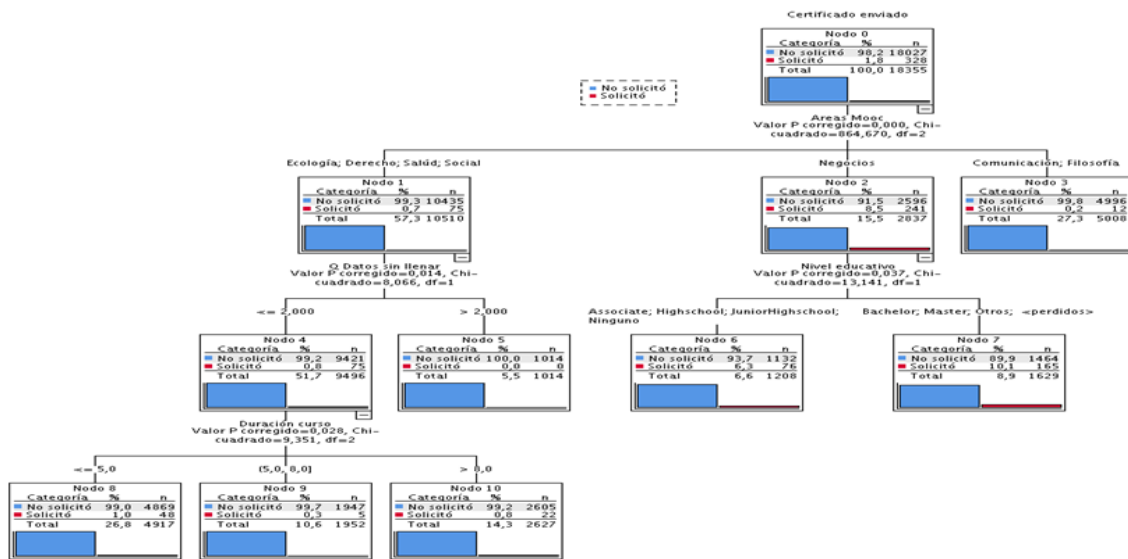
Fuente: elaboración propia

### 5.3. Perfil de consumidores del certificado

Luego de describir los perfiles de los estudiantes y cursos desertores, esta sección presenta cuales variables predicen el interés por el certificado. La clasificación de la muestra de entrenamiento clasifica de forma correcta y concuerda con la muestra de prueba (98.2% y 98.3%) respectivamente con un Riesgo y DS similar (R-Muestra= 0.018, DS= 0.001, R-Prueba= 0.017, DS= 0.002). La figura 3 despliega el árbol de decisión según las variables independientes: nivel educativo, edad, cantidad de datos sin llenar al momento del registro, género, área del MOOC, duración del curso, cantidad de módulos, nivel

educativo de los profesores, nivel de dificultad del curso, número de profesores, experiencia previa en MOOC y dedicación al curso en horas. Los resultados evidencian que la variable predictora en la compra del certificado son las áreas del MOOC, siendo las áreas de ecología, derecho, salud y sociales las que tienen menor probabilidad de compra (0.7%). El nodo 7 presenta la mayor probabilidad de adquirir el certificado (10.1%, N=165), perteneciente a los estudiantes con grado licenciatura, máster y del área de negocios; por otro lado, los estudiantes del nodo 5 no comprarían el certificado y son descritos como los participantes que dejaron de llenar más de dos datos al momento del registro y que tienen interés en las áreas de ecología, derecho, salud y sociales.

Figura 3. Perfil de los consumidores del certificado final.



Fuente: elaboración propia

## 6. Conclusiones

Los datos muestran la desventaja de los MOOC en cuanto a las cifras de deserción 95.6%, así como la influencia de la heterogeneidad relacionada no solo con los perfiles de los estudiantes sino con las características de las evaluaciones realizadas a lo largo del curso. El algoritmo CHAID identificó que el interés por el certificado, los sesgos de elección y la edad, como los tres mejores predictores de la deserción. Los resultados de la variable interés en el certificado concuerda con las investigaciones de Adamopoulos (2013) que indican que la motivación por certificado final disminuye la deserción. La variable siguiente más predictora en la deserción de un estudiante es el sesgo de elección a modo de cantidad de preguntas. La mayor probabilidad de deserción (98.7%) se encuentra en los perfiles de estudiantes que pertenecen al *sesgo de la minucia* y que se encuentran entre 25 y 32 años. Estos resultados coinciden básicamente con los obtenidos en el AMOES

de Adamópoulos (2013), donde se determina que la deserción está influenciada por los diferentes perfiles de los estudiantes y los exámenes. Estos hallazgos también concuerdan a su vez con lo encontrado por Liu *et ál.*, (2013) donde se estimó que dentro de un MOOC la primera prueba tiene una importancia del 44%, la segunda 33%, la tercera 26% y la cuarta 0.4%. Resultados muy similares se encuentran reportados Hone y El Said (2016) donde se registra que la deserción ocurre dentro de la primera semana. Los resultados obtenidos respecto a la influencia del sesgo de la minucia comprueban la hipótesis de este estudio y son coherentes con lo utilizado por Loewenstein *et ál.*, (2010) en otras áreas diferentes al aprendizaje en línea. Los estudiantes de los MOOCs son propensos a infravalorar los resultados de los números pequeños, favoreciendo la relación costo beneficios de modo prospectivo.

Los resultados del nodo 6 de los perfiles de los estudiantes menores de 25 años de edad y pertenecientes al sesgo del presente, concuerda con los resultados de Kullgren *et ál.*, (2013) donde un grupo de personas obesas restaron importancia al esfuerzo mínimo diario requerido para adelgazar porque se sobrevaloran el optimismo y solo se ve los beneficios actuales, sin considerar lo difícil que sería seguir perdiendo peso en las semanas siguientes. Thaler y Benartzi (2004) lograron que empleados ahorraran dinero, comenzando por pequeñas cantidades ahora a diferencia de grandes en el futuro a través de un sacrificio pequeño inmediato.

Los resultados de este estudio respecto a los perfiles de los MOOCs con mayor probabilidad de deserción aportan que la variable duración del curso es la que mayor influencia tiene en la deserción y permite distinguir que los cursos largos, más de cuatro semanas, son los que presentan las mayores probabilidades de deserción (Adamópoulos, 2013; Gómez-Sermero y Alemán de la Garza, 2016). De acuerdo con lo que señala Jordan (2015), si bien los MOOCs se caracterizan por ser flexible (Ulrich & Nedelcu, 2014), el límite de la duración ideal de un curso se encuentra una vez se sobrepasan las cuatro semanas. El árbol de decisión también señala al nodo 12 número de profesores como el mayor predictor de la deserción. Este resultado revela la importancia del efecto del docente sobre la deserción y confirma las relaciones encontradas en diferentes estudios (Angelino, Lorraine, Williams, Frankie & Natvig, 2007; Cormier & Siemens, 2010; Evans & Myrick, (2015); Gamage, Fernando & Perera, 2015; Ulrich & Nedelcu, 2014). El sesgo de elección es otra variable que permite distinguir los cursos con mayor probabilidad de deserción. En este caso la mayor probabilidad de deserción se encuentra en el grupo del sesgo por defecto, mostrando que la inclinación de los creadores de los cursos por realizar actividades sin variaciones y de forma automática, pueden conducir a desertar. De acuerdo al AMOES (Gütl, Chang et al., 2014), las actividades que se proponen dentro de un MOOC hacen parte de los factores de deserción y permanencia y afectan positivamente de las estrategias de retención de los estudiantes.

Las áreas de estudio de MOOC emergen como la segunda variable con mayor capacidad predictiva al momento de comprar el certificado del curso, siendo mayormente importante las áreas de ecología, derecho, salud y sociales. Esta variable aparece constantemente relacionada con la deserción, de acuerdo con Adamópoulos (2013), Gütl, Chang et al., (2014) y Hone y El Said (2016) y presente en diferentes modelos de deserción: Modelo de persistencia compuesto (Rovai, 2003), Modelo SIEME (Chyung, 2004), Modelo de abandono en adultos para aprendizaje en línea (Park, 2007) y AMOES (Gütl, Chang et al., 2014). Resulta clave que los más interesados en el certificado sean los estudiantes con grado de licenciatura y maestría, que se encuentren en las áreas de negocios.

Ante los esfuerzos pedagógicos que realizan los diseñadores de los MOOCs, es importante determinar estrategias que disminuyan la deserción, ya que una de las ventajas de los MOOCs es alta demanda, la baja barrera de entrada respecto de requerimientos previos de edad, género, conocimientos, país, idioma y horarios. Los resultados favorecen centrarse de manera estratégica en los sesgos de elección, puesto que presenta un nuevo camino pedagógico para la elaboración de cantidad de preguntas, áreas de interés, perfilación de los estudiantes y estrategias de sostenimiento monetario de los MOOCs. Los resultados encontrados durante esta investigación ayudan a rescatar la supervivencia de los MOOCs y a completar las reflexiones expuestas por Fernández-Ferrer (2017) sobre si la efectividad de los cursos abiertos y en línea eran una ficción o una realidad en cuanto a democratizar la educación. Si bien las nuevas alternativas propuestas para generar MOOCs con enfoques sociales, ya sea de adaptación universitaria, incorporación preuniversitaria o formaciones ante crisis sanitarias, permiten aumentar la cobertura del conocimiento y gestionar la información, la utilización de estrategias provenientes de la psicología económica pueden permitir que cada vez más sea el número de estudiantes retenidos dentro de un curso hasta el final.

Como desventaja se muestra la cantidad de datos perdidos al momento del registro que pueden ayudar a establecer estrategias pedagógicas más personalizadas. Este estudio coincide con los aportes de Loewenstein et al., (2010) donde se profundiza sobre la alternativa de “sacar provecho de los errores de los consumidores para ganar todos y equilibrar el terreno de juego entre los oferentes y los consumidores” (p. 38). La idea de utilizar sesgos de elección no es equivocada en la medida que los objetivos que se persiguen actúan en el propio interés de los estudiantes, explotan positivamente los errores producidos por los caminos cortos de decisión, funcionan en una gran cantidad de personas y no solamente para los desarrolladores.

En conclusión, un número exigente de preguntas durante las primeras semanas de un MOOC aumenta la retención. Como la retención se ve afectada por diferentes variables, futuros programas pueden incluir además reforzadores desde la semana inicial donde se presenta la mayor deserción, variándolos hasta la última semana donde los riesgos de

deserción son bajos (Ferschke, Yang, Tomar & Rosé, 2015; Greene, Oswald & Pomerantz, 2015; Rosé, Carlson, Ynad, Wen, Resnick, Godman & Sherer, 2014; Yang, Wen, Howley, Kratt & Rosé, 2015). Por otro lado, una desventaja de este análisis es que no incluye variables como conocimientos previos Clow (2013), participación en el foro (Gamage, Fernando & Perera, 2015), visualización de videos (Yousef, Chatti, Schroeder & Wosnitza, 2014) y gamificación (Gené, Núñez & Blanco, 2014) que también tan demostrado estar asociadas con la disminución de la deserción.

### Agradecimientos

Universidad Javeriana Bogotá

### Referencias bibliográficas

- Adamopoulos, P. (2013, Diciembre ). *What Makes a Great MOOC? An Interdisciplinary Analysis of Student Retention in Online Courses*. Paper presented at the Thirty Fourth International Conference on Information Systems, 1-21. Milan, Italy.
- Angelino, L. M., Williams, F. K., & Natvig, D. (2007). Strategies to engage online students and reduce attrition rates. *Journal of Educators Online*, 4(2), 1-14. <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ907749.pdf>
- Amaya, M., & Alvarez, M. V. (2015, Diciembre). Beneficios de los MOOC en la Educación Superior. Memorias del Encuentro Internacional de Educación a Distancia. Guadalajara, México. <http://www.udgvirtual.udg.mx/remedied/index.php/memorias/article/view/75/105>
- Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., & Stone, C.J. (1984). Classification and regression trees. Monterey, CA: Wadsworth and Brooks-Cole
- Berge, Z. L., & Huang, Y. P. (2004). 13: 5 A Model for Sustainable Student Retention: A Holistic Perspective on the Student Dropout Problem with Special Attention to e-Learning. *Doesnews (online)*, 13(5). [www.researchgate.net/profile/Zane\\_Berge/publication/237429805](http://www.researchgate.net/profile/Zane_Berge/publication/237429805)
- Cormier, D., & Siemens, G. (2010). Through the open door: Open courses as research, learning, and ! engagement. *Educause*, 45 (4), 30-39. <https://er.educause.edu/~media/files/article-downloads/erm1042.pdf>
- Chyung, S. Y. (2004, Junio). Hoping to reduce attrition? Follow the SIEME model and investigate motivation-hygiene factors. In *Distance Teaching & Learning conference*. Madison at the 20th Annual conferene on distance teaching and learning, Madison, WI, EU.

- Evans, S., & Myrick, J. G. (2015). How MOOC instructors view the pedagogy and purposes of massive open online courses. *Distance Education*, 36(3), 295-311. doi: 10.1080/01587919.2015.1081736
- Fernández-Ferrer, M. (2017). Democratizando la educación a nivel mundial: ¿ Ficción o realidad? El papel de los cursos en línea masivos y abiertos. *Revista profesorado*.21(2), 445-457.
- Ferschke, O., Yang, D., Tomar, G., & Rosé, C. P. (2015, June). Positive impact of collaborative chat participation in an edX MOOC. *Trabajo presentado en International Conference on Artificial Intelligence in Education*, 115-124. doi: 10.1007/978-3-319-19773-9\_12
- Furse, D., Punj. G., & Stewart, D. (1984). A typology of individual search strategies among purchasers of new automobiles. *Journal Consumer Research*, 10(4), 417-43. doi: 10.1086/208980
- Gamage, D., Fernando, S., & Perera, I. (2015, August). Quality of MOOCs: A review of literature on effectiveness and quality aspects. In *Ubi-Media Computing (UMEDIA), 2015 8th International Conference on* (pp. 224-229). IEEE. doi: 10.1109/UMEDIA.2015.7297459
- Gené, O. B., Núñez, M. M., & Blanco, Á. F. (2014, Octubre). Gamification in MOOC: Challenges, Opportunities and Proposals for Advancing MOOC Model. In *Proceedings of the Second International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality*. New York, EU. doi: 10.1145/2669711.2669902
- Gomez-Zermeño, M., & Alemán De la Garza, L. (2016). Research Analysis On Mooc Course Dropout And Retention Rates. *Turkish Online Journal of Distance Education-TOJDE*. 17(2), 3-11.
- Greene, JA, Oswald, CA, y Pomerantz, J. (2015). Predictors of Retention and Achievement in a Massive Open Online Course. *American Educational Research Diario*, 52,925-955. doi: 10.3102/0002831215584621
- Gütl, C., Chang, V., Hernández Rizzardini, R., & Morales, M. (2014). Must we be concerned with the Massive Drop-outs in MOOC? - An Attrition Analysis of Open Courses. (561533-EPP-1-2015-1-ES-EPPKA2- CBHE-JP). En memorias del *International Conference of Interactive Collaborative Learning, ICL2014*. [http://www.mooc-maker.org/wp-content/files/WPD1.6\\_INGLES.pdf](http://www.mooc-maker.org/wp-content/files/WPD1.6_INGLES.pdf)
- Gütl, C., Rizzardini, R. H., Chang, V., & Morales, M. (2014). Attrition in MOOC: Lessons Learned from Drop- Out Students. In *Learning Technology for Education in Cloud-MOOC and Big Data: Third International Workshop* (Vol. 446, pp. 37-48). doi:10.1007/978-3-319-10671-7\_4
- Hone, K. S., & El Said, G. R. (2016). Exploring the factors affecting MOOC retention: A survey study. *Computers & Education*, 98, 157-168. doi: 10.1016/2016.03.016

- Jordan, K. (2014). Initial trends in enrolment and completion of massive open online courses Massive Open Online Courses. *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 15(1), 133-160. doi: 10.19173/15i1.1651
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1981). The framing of decisions and the psychology of choice. *Science, New Series*, 211 (4481), 453-458. doi: 0.1126/science.7455683
- Kahneman, D. (2003). Mapas de racionalidad limitada: Psicología para una economía conductual. *Revista Asturiana de Economía*, 28(5), 182-225.
- Kullgren, J., Troxel, A., Loewenstein, G, Asch, D., Norton, L., Wesby, L, Tao, Y., Zhu, J., & Volpp, k. (2013). Individual vs. Group-Based Incentives for Weight Loss: A Randomized, Controlled Trial. *Ann intern Med.*, 158(7), 505-514. doi: 10.7326/0003-4819-158-7-201304020-00002.
- Liu, M., Kang, J., Cao, M., Lim, M., Ko, Y., & Weiss, A. S. (2013). Understanding MOOCs as an Emerging Online Learning Tool: Perspectives From the Students. In *E-Learn: World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education* (pp. 2008-2015). <https://www.learntechlib.org/p/115173>
- Loewenstein, G., Leslie, J., & Volpp, K. (2010, 10 de mayo). Aprender de los errores de los consumidores para ayudarles a tomar mejores decisiones. *Harvard Deusto business review*. (190), p. 31-38. [https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/30784522/Aprender\\_de\\_los\\_errores\\_de\\_los\\_consumidores\\_para\\_ayudarles\\_a\\_tomar\\_mejores\\_decisiones.pdf](https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/30784522/Aprender_de_los_errores_de_los_consumidores_para_ayudarles_a_tomar_mejores_decisiones.pdf)
- Martín, E. L., Casas, E. E., Molina, E. C., & Muñoz, I. A. (2018). ¿Qué nos dice PISA sobre la enseñanza y el aprendizaje de las ciencias? Una aproximación a través de árboles de decisión= What does PISA tell us about the teaching and learning of sciences? An approach through decision trees. *Revista de educación*, (382), 133-162. doi: 10.4438/1988-592X-RE-2018-382-395
- Nagrecha, S., Dillon, J. Z., & Chawla, N. V. (2017, April). MOOC dropout prediction: lessons learned from making pipelines interpretable. In *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web Companion* (pp. 351-359). International World Wide Web Conferences Steering Committee. doi:10.1145/3041021.3054162
- Ortega, J. L. (2015). Diferencias y evolución del impacto académico en los perfiles de Google Scholar Citations: Una aplicación de árboles de decisión. *Revista Española de Documentación Científica*, 38(4), 102. doi:10.3989/2015.4.1225
- Park, J. H. (2007). Factors Related to Learner Dropout in Online Learning. *Proceedings of the 2007 Academy of Human Resource Development Annual Conference*, 25(1), 1-8. doi:/10.1016/j.sbspro.2013.06.100
- Rosé, C. P., Carlson, R., Yang, D., Wen, M., Resnick, L., Goldman, P., & Sherer, J. (2014, March). *Social factors that contribute to attrition in MOOCs*. Poster presentado en

*the first ACM conference on Learning@ scale conference* (pp. 197-198). doi: 10.1145/2556325.2567879

Rovai, A. P. (2003). In search of higher persistence rates in distance education online programs. *Internet and Higher Education*, 6 (1),1-16. doi:10.1016/S1096-7516(02)00158-6

Shah, A., & Alter., A. (2014). Consuming experiential categories. *Journal of consumer research*, 41(12), 965-977. doi: 10.1086/677893

Shmueli, G., Bruce, P. C., Yahav, I., Patel, N. R., & Lichtendahl Jr, K. C. (2017). *Data mining for business analytics: concepts, techniques, and applications in R*. New Jersey, EU: Ediorial John Wiley & Sons.

Topîrceanu, A., & Grosseck, G. (2017). Decision tree learning used for the classification of student archetypes in online courses. *Procedia Computer Science*, 112, 51-60. doi: 10.1016/2017.08.021

Thaler, R. & Benartzi, S. (2004). Save More Tomorrow: Using Behavioral Economics to Increase Employee Saving. *Journal of Political Economy*, 112, 164-187. doi: 10.1086/380085

Ulrich, C., & Nedelcu, A. (2015). Moocs in our university: Hopes and worries. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 180, 1541-1547. doi: 10.1016/j.sbspro.2015.02.304

Yang, D., Wen, M., Howley, I., Kraut, R., & Rose, C. (2015, marzo). *Explorar el efecto de confusión en los foros de discusión de mooc*. In Proceedings of the second (2015) ACM conference on learning@ scale (pp. 121-130). doi: 10.1145/2724660.2724677

Yousef, A. M. F., Chatti, M. A., Schroeder, U., & Wosnitza, M. (2014, July). What drives a successful MOOC? An empirical examination of criteria to assure design quality of MOOCs. In *Advanced Learning Technologies (ICALT), 2014 IEEE 14th International Conference on* (pp. 44-48). IEEE. doi: 10.1109/ICALT.2014.23

Zambrano, J., Cano, L., & Presiga, K. (2017). Virtualidad y MOOC desde la perspectiva de estudiantes universitarios. *Virtualidad, Educación y Ciencia*, 8(15), 106-119. <https://revistas.unc.edu.ar/index.php/vesc/article/view/18961>

### Cómo citar este artículo:

Medina- Labrador, M. y García Vargas, G. (2020). Los sesgos de elección y su influencia en la deserción de los MOOCs. *Profesorado. Revista de Currículum y Formación de Profesorado*, 24(3), 423-439. DOI: 10.30827/profesorado.v24i3.8274



