

Segmentación de Docentes según su Preparación y Actitud para Incorporar Tecnología en Educación Superior

Lucia Rosario Malbernat

Proyecto DM-ES, Departamento de Sistemas, Universidad CAECE
Olavarria 2464, Mar del Plata
lmalbernat@ucaecemp.edu.ar

Resumen. Se comparten aquí los resultados obtenidos durante la Investigación “Aplicación de técnicas de Data Mining en gestión de docentes de educación superior, DM-ES”, que han permitido definir el perfil innovador de los docentes de 6 unidades académicas a partir de la Preparación y Actitud para incorporar tecnologías de la información y comunicación (TIC) en la práctica docente, aplicando técnicas de segmentación. Cada docente relevado fue asignado a uno de 5 segmentos denominados Innovadores, Flemáticos, Desorientados, Reticentes y Refractarios, teniendo los grupos menos extremos (Flemáticos, Desorientados y Reticentes) algún grado de indiferencia. Para ello, se variaron técnicas, algoritmos, parámetros y herramientas de minería de datos. Los algoritmos utilizados tenían por objetivo conglomerar a los sujetos según su perfil innovador, utilizando un análisis bivariado que tomaba las dimensiones Preparación y Actitud definidas por los indicadores: Capacitación, Experiencia y Dominio de herramientas, en el primer caso, e Interés en capacitación, Valoración del propio Vínculo con las TIC y Valoración de la Educación mediada por TIC, en el segundo.

1 Introducción

Se ha indagado sobre el perfil innovador de los docentes de educación superior según su preparación y actitud para incorporar tecnología en su práctica docente aplicando técnicas de segmentación.

Cada docente relevado fue asignado a uno de 5 segmentos denominados Innovadores, Flemáticos, Desorientados, Reticentes y Refractarios. La cantidad de segmentos surgió a partir del análisis bivariado de los datos, de la aplicación de diversas técnicas de segmentación y del análisis de calidad de los resultados.

El grupo con las más altas preparaciones y actitudes ha sido referido como Innovadores pues puede considerarse que quienes valoran positivamente el uso de las TIC y las han apropiado en sus prácticas docentes son reformadores de su propia práctica y modifican su entorno [3].

El grupo con más bajas preparaciones y actitudes ha sido denominado Refractario, palabra que significa obstinado, pertinaz y refiere a una persona que rehúsa cumplir una obligación, que es opuesto o rebelde a aceptar una idea, opinión o costumbre. Es

decir, ha sido usado para agrupar docentes con actitudes negativas explícitas hacia las nuevas tecnologías.

En medio de los casos extremos (Innovadores y Refractarios) se encontraron los grupos que han sido denominados como Flemáticos, Reticentes y Desorientados, los cuales comparten la característica de no estar resueltos por sí al uso de TIC en sus respectivas prácticas docentes ya que pareciera que despertarles suficiente interés o afecto y asumen una posición más o menos neutral.

Los Flemáticos, más cercanos a los innovadores, presentan un temperamento algo apático ya que actúan con tranquilidad excesiva; no buscan liderar el cambio, pero podría llegar a ser innovadores si se lo propusieran. Los Reticentes, más reservados y desconfiados que los Flemáticos, sin llegar a pertenecer al grupo de los Refractarios, son renuentes y presentan ciertas resistencias o desganadas. Por último, están los que han sido denominados Desorientados por presentar alta vocación por el uso de la tecnología, mostrando, en relación al resto de los docentes, alto puntaje en la variable Actitud pero que, a pesar de ello, no dan cuenta de una preparación acorde, por lo que se estima que no entienden el potencial real, ni el costo ni el impacto que la incorporación de tecnología tendría en su práctica docente.

Se ha podido observar a lo largo de la investigación que el perfil innovador del docente, cuantificado a partir de su preparación y actitud sigue una gráfica de distribución normal o campana de Gauss compatible con cualquier otro tipo de proceso de adopción de innovaciones tecnológicas [7].

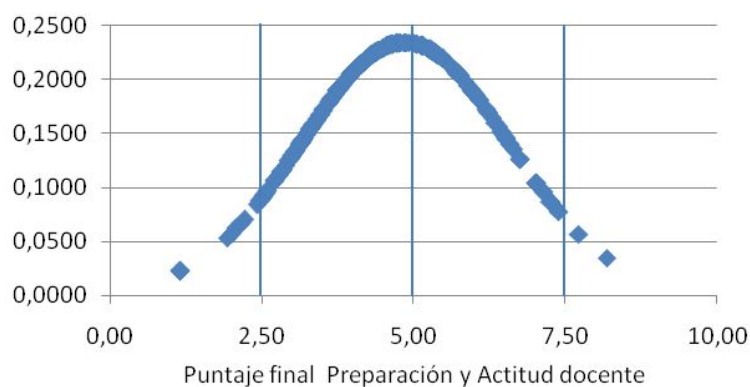


Gráfico 1. Distribución del Perfil innovador del total de la muestra

El tradicional modelo de Rogers de Adopción de la Innovación muestra que, al principio, pocos innovadores adoptan una innovación (tan sólo el 2,5% de la población) pero que estos están acompañados de los adoptantes tempranos (13,5%).

En todas las muestras y en todos los procesamientos realizados a lo largo de la investigación, el segmento denominado Innovador ha resultado cercano a la sumatoria

de ambos grupos aunque se observó que las unidades académicas con mayor cultura tecnológica y antecedentes de capacitación docente incrementaban ligeramente el número de Innovadores y disminuían el de Reticentes, segmento compatible con el grupo denominado por Rogers como Rezagados.

El término Rezagado no ha sido adoptado en esta investigación por considerarse que los docentes que actualmente rechazan de plano la innovación educativa basada en la incorporación de nuevas tecnología posiblemente no lleguen a incorporar las nuevas tendencias educativas en el tiempo en que se consideren nuevas, ya que son muy dinámicas. Con lo cual, es factible que, para cuando un docente identificado hoy como Reticente las adopte, hayan dejado de ser nuevas tecnología para ceder el paso a otras tendencias.

Lo que el modelo de Rogers denomina mayoría temprana (34%) y mayoría tardía (34%) puede ser comparado con lo que inicialmente en esta investigación, cuando se evaluaban sólo 3 segmentos, fue denominado clúster de Indiferentes.

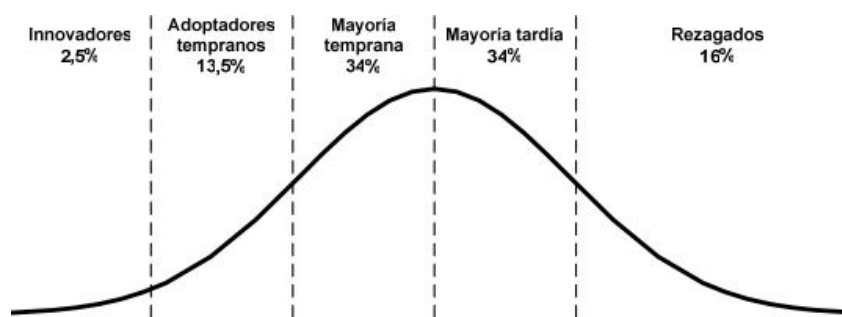


Gráfico 2. Curva de adopción de innovaciones de Rogers

Sin embargo, esa segmentación presentaba clústeres de dudosa calidad, en relación a sus medidas internas y externas (cohesión interna y separación externa), lo que llevó a continuar estudiando las diversas muestras hasta encontrar los 5 grupos a los que finalmente se arribó.

2. Análisis de los datos

Se aplicaron técnicas descriptivas de clasificación mediante el análisis de conglomerados (clústeres o segmentos) [6] que dieron lugar a la identificación, primero de 3, luego de 4 y finalmente de 5 grupos de docentes homogéneos que fueron analizados según sus similitudes, es decir la cohesión interna (dispersión alrededor de la media del grupo), y sus divergencias, manifestadas por la distancia intra grupos, la distribución de los sujetos en los clústeres y el contexto conocido, hasta alcanzar la que fue considerada mejor segmentación (compuesta por 5 grupos).

La noción de lo que constituye una buena segmentación o buen agrupamiento depende, además de las métricas de calidad, de cuestiones contextuales o visibles ya que los grupos útiles no siempre surgen automáticamente de los métodos sino que requieren de la capacidad humana para su definición [1].

Las cuestiones contextuales que se tuvieron en cuenta a lo largo de esta investigación fueron el entorno, el alcance del uso de la información a la que se estaba arribando, los destinatarios y los procesos de toma de decisión vinculados con dicha información. En este sentido, la información obtenida ha sido de utilidad, por ejemplo, para el diseño de una Propuesta de Capacitación Docente de la que da cuenta [4], que dio lugar a la capacitación de sujetos ubicados en distintos segmentos, de acuerdo con sus respectivos perfiles innovadores.

Las variables de entrada utilizadas en el proceso de segmentación han sido Preparación (P) y Actitud (A) de los docentes para incorporar TIC, calculadas para cada sujeto a partir de la información recopilada mediante el uso de un instrumento diseñado ad hoc, cuya primera versión está tratada en [5] y operacionalizadas en los indicadores cuantitativos Capacitación, Experiencia y Dominio de herramientas, para el caso de la Preparación, e Interés en capacitación, Valoración del propio Vínculo con las TIC y Valoración de la Educación mediada por TIC, en el caso de la Actitud. En [5] también se describe el modelo original que permitió la cuantificación de dichos indicadores.

Así, cada sujeto x (docente) quedó cuantitativamente representado por un par ordenado (P_x, A_x) , donde P_x y A_x , podían tomar valor en el rango decimal $[0;10]$.

En relación a las técnicas de segmentación, las mayormente exploradas fueron: Una basada en k -particiones, tradicionalmente conocida como k -medias [2], y otra probabilística, denominada Expectation Maximization o EM.

Las herramientas informáticas para el análisis de los datos que se destacaron durante el análisis fueron Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis), PSPP (Perfect Statistics Professionally Presented) y RapidMiner versión Starter, aunque también se ejecutaron los algoritmos a través de aplicaciones desarrolladas sobre DBMS y se complementaron los análisis estadísticos, de calidad y gráficos mediante planillas de cálculos.

El algoritmo finalmente seleccionado como más apropiado para realizar la segmentación que se estaba realizando, luego del análisis de calidad de clústeres, fue K-means, corrido en el programa Weka, con k (cantidad de clusters) = 5, aplicando 10 iteraciones. La generación de los 5 grupos obtuvo la división más equilibrada de la muestra, con la menor dispersión alrededor de la media del grupo (presentando mayor cohesión interna) así como también la mayor separación intra clústeres.

3. Resultados sucesivos

Los resultados obtenidos con la muestra fueron comparados con los resultados de sub muestras categorizadas por género, unidad académica, tipo de gestión de la

institución (pública o privada), rango etario, cargo docente, dedicación, disciplina habilitante del título del docente, etc. En ningún caso se detectaron diferencias sustantivas, siguiendo todas las sub muestras.

Inicialmente, se generaron con el algoritmo k-means 3 segmentos: Aproximadamente el 22% de la muestra correspondió a un grupo de docentes identificados como Refractarios, el 62% a Indiferentes y el 16% a Innovadores [3].

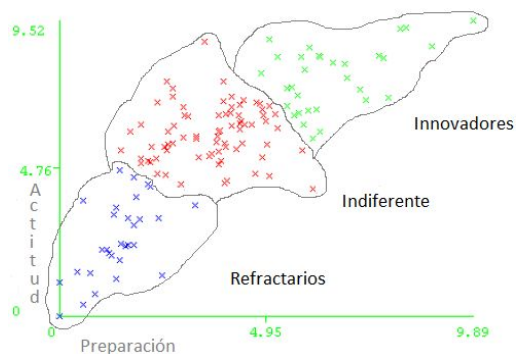


Gráfico 3. Weka: K-means con K=3

Al aplicar el algoritmo EM, se obtuvieron resultados distintos a k-means. Con Weka, para 3 grupos, utilizando una distribución normal, los clústeres quedaron conformados con un 22,5% de sujetos Refractarios, 55% de Indiferentes y 22,5% de Innovadores.

Para mejorar la conformación de los segmentos, se observaron los resultados para K-means, con K = 4, ya que se detectó que, lo que inicialmente fue denominado clúster de Indiferentes, tenía instancias que tendían a acercarse a los Refractarios e instancias fronterizas con los Innovadores.

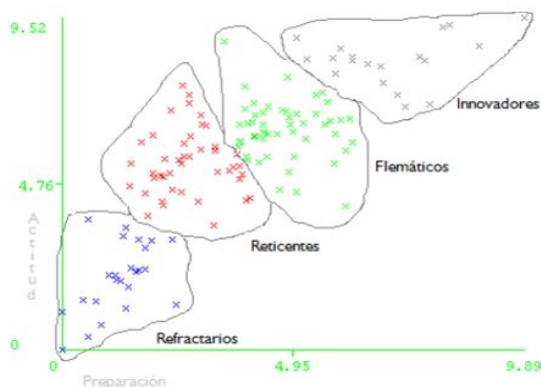


Gráfico 4. Weka: K-means con K=4

Al primer grupo, cercano a los Refractarios, se lo llamó provisionalmente Reticiente y al segundo, cercano a los Innovadores, Flemático.

El algoritmo EM aportó, por su parte, 2 clúster centrales que continuaron siendo mayoritarios (próximos al 68% del total), destacándose por su tamaño, consecuencia de absorber algunos Refractarios (cerca del 20%) y casi el 40% de los Innovadores, lográndose la mayor similitud con el modelo de Rogers. Así, lo que originalmente se consideró grupo de Indiferentes, también con esta segmentación, fue dividido en el clúster de Reticentes, cercano a los Refractarios (Mayoría tardía) y el de Flemáticos (Mayoría temprana), vecino al grupo de los innovadores. Los Refractarios pasaron a incluir cerca del 17% de los sujetos y los Reticentes, al 16%.

Al aplicar el algoritmo EM en las distintas herramientas fueron necesarias entre 10 y 13 iteraciones, observándose en todas las pruebas que se trataba del algoritmo que más iteraciones requería, abonando su reputación de ser un algoritmo lento [8] a pesar de tener, igual que K-means, complejidad computacional lineal.

A continuación, se analizaron los resultados de aplicar K-means en Weka, seleccionando el valor 5 para k. En este caso, los clústeres de los extremos (Refractarios e Innovadores) no sufrieron modificación significativa.

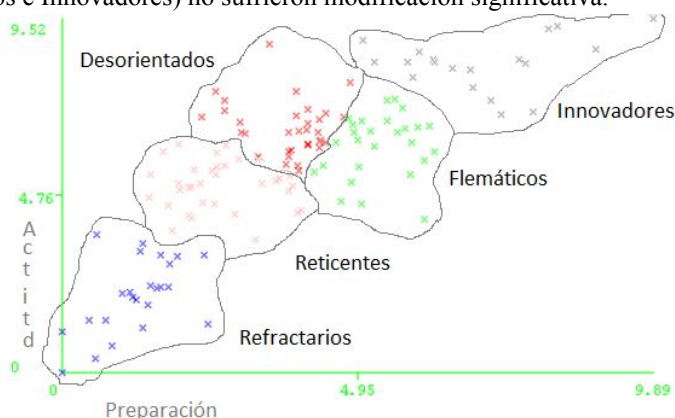


Gráfico 5. Weka: K-means con K=5

El 25% de los sujetos analizados continuaron estables en el grupo de Refractarios y el 14% en el grupo de Innovadores, pero se encontró un grupo dentro de los Indiferentes que se nominó Desorientado por interpretarse que poseía alto nivel de actitud con baja preparación, por debajo de la media, tal lo explicado en la Introducción. La generación de 5 grupos obtuvo la división más equilibrada de la muestra, con una varianza no mayor a 5%.

A diferencia de lo que venía pasando hasta el momento, al procesar los datos con RapidMiner, utilizando k-means con K = 5, varió notoriamente la composición de los clústeres de modo que el clúster de Reticentes fue conformado por el 14% de la muestra, 23% correspondió al grupo con baja preparación y alta actitud (Desorientado), los Reticentes conformaron el grupo más denso con el 51% de los

docentes, un 8% correspondió a los Flemáticos que presentaron muy alta preparación y actitud, ya que menos del 5% quedó en el grupo de Innovadores.

Así, se pasó de la composición más equilibrada y homogénea en cuanto a la conformación de los grupos, obtenida en Weka, a una propuesta de agrupamiento que continuaba teniendo un clúster (el de los Reticentes) con una probabilidad de pertenencia de un sujeto mayor al 50%, contra una probabilidad de pertenencia al grupo de innovadores de menos del 5%, razón por la cual fue descartado.

4. Conclusiones

Tanto la Curva de Adopción de Innovaciones de Rogers como esta investigación, desarrollada en distintas unidades académicas, tanto de gestión pública como privada, ayudan a recordar que es no pertinente intentar incorporar nuevas tecnologías en la gestión educativa de manera rápida, compulsiva y global. Es mejor comenzar aprovechando el impulso de los innovadores y de los adoptadores tempranos para luego ir involucrando paulatinamente a los demás, así como también convenciendo y capacitando a los más indiferentes.

Se entiende propicio aprovechar el propio impulso de los Innovadores proporcionándoles los recursos necesarios y convirtiéndolos en líderes del cambio, motivar a los Flemáticos para sumarse rápidamente a la innovación, derribar las barreras de los Reticentes, formar a los Desorientados y evitar, desde algún lugar, que queden afuera del cambio los más Refractarios.

Referencias

1. Frawley, W.J. Piatetsky-Shapiro, G. Matheus C.J., Knowledge Discovery in Databases: An Overview. AAAI Fall 1992, California (1992) 57-70
2. Hartigan J. Wong A. A k-means clustering algorithm. Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics), Vol. 28, No. 1 <http://www.jstor.org/stable/2346830> (1979)
3. Malbernat L.R. Incorporating virtual activities in Higher Education: a mathematical model for describing teachers according to their skills. XVIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación, CACIC 2013, RedUnci ISBN 978-987-23963-1-2 (2013) 609-619.
4. Malbernat L.R. Malbernat Capacitación docente: propuesta para incorporar TIC en educación superior IX Congreso de Tecnología en Educación y Educación en Tecnología, TE&ET, La Rioja, Argentina ISBN 978-987-24611-1-9 (2014) 174-183
5. Malbernat, L.R. Innovación en Educación universitaria: Factibilidad de incorporar actividades virtuales según las competencias docentes. Tesis de Maestría de la Universidad Nacional de Mar del Plata. Facultad de Ciencias Económicas y Sociales. Argentina (2012).
6. Peña D. Análisis de Datos Multivariantes Mc Graw-Hill / Interamericana de España ISBN 9788448136109 (2002)
7. Rogers R. (ed.). Teaching information skills: a review of the research and its impact on education. Londres: Bowker-Saur (1993)
8. Xu, L. Jordan M.I On Convergence Properties of the EM Algorithm for Gaussian Mixtures. Neural Computation 8, 129-151, Massachusetts Institute of Technology (1996)