

ESTILOS DE APRENDIZAJE Y RENDIMIENTO ACADÉMICO EN ASIGNATURAS UNIVERSITARIAS ORIENTADAS AL APRENDIZAJE DE HERRAMIENTAS INFORMÁTICAS IMPARTIDAS EN FORMATO VIRTUAL

LEARNING STYLES AND ACADEMIC PERFORMANCE IN COLLEGE COURSES LEARNING TOOL ORIENTED COMPUTER TAUGHT IN VIRTUAL FORM

Elena Álvarez¹, Marta Zorrilla²

¹Dpto. de Matemática Aplicada y Ciencias de la Computación, Universidad de Cantabria (España)

²Dpto. de Matemáticas, Estadística y Computación, Universidad de Cantabria (España)

elena.alvarez@unican.es; marta.zorrilla@unican.es

Resumen

En este artículo se analiza la relación entre los estilos de aprendizaje, el rendimiento académico y la actividad de los estudiantes de la asignatura no presencial *Introducción a los Métodos Multimedia* impartida en la Universidad de Cantabria. Los resultados indican que el estilo de aprendizaje del alumnado que cursa esta asignatura es bastante homogéneo y, en consecuencia, no constituye un factor determinante en su rendimiento académico. Se observa además que el principal parámetro que influye en el rendimiento es la actividad online; teniendo el estilo, en el caso de los alumnos que no aprueban, una pequeña influencia.

Se sugiere, como continuación de esta línea de trabajo, determinar si es común en la formación virtual que el rendimiento se relacione con un estilo de aprendizaje común o si bien el estilo de aquellos alumnos que aprueban aparece vinculado a la materia que trate el curso.

Palabras clave: Estilos de aprendizaje, formación virtual, rendimiento académico, estudiantes universitarios.

Abstract

This paper analyses the relationship among learning styles, academic performance and the activity carried out by the students enrolled in the virtual course entitled "Introduction to Multimedia Methods" taught in the University of Cantabria. The results indicate that the students' learning style who attend this course is quite homogeneous and therefore the learning style is not a determining factor in their academic performance. It is also observed that the main parameter which affects their performance is the online activity, having the learning style a small influence in the case of students who fail.

The authors suggest as future work analysing whether performance is related to a common learning style in virtual teaching or conversely the style of those students who pass is bound to the matter concerned the course.

Keywords: Learning styles, virtual teaching, academic performance, undergraduates

INTRODUCCIÓN

La incorporación de internet en la enseñanza es ya una práctica habitual en muchos cursos de formación. Internet, no solo se utiliza como motor de búsqueda de información sino también para desarrollar de forma parcial (blended-learning) o total (e-learning) el proceso de enseñanza. La mejora de los sistemas de gestión de aprendizaje o LMS (Learning Management Systems), gracias a la incorporación de nuevas y más potentes herramientas, ha conseguido, en muy pocos años, potenciar nuevos espacios en los que desarrollar el proceso de enseñanza-aprendizaje.

Las características de estas nuevas aulas virtuales, más flexibles en el tiempo y en el espacio, así como el nuevo escenario que supone la formación por competencias, exige conocer de antemano las características del principal protagonista de este proceso: el alumno. Disponer de esta información permite adaptar materiales de enseñanza y diseñar estrategias personalizadas que contribuyen a una mayor calidad de la enseñanza (Sangineto, Capuano, Micarelli & Gaeta, 2008).

Sin embargo, la personalización del proceso de formación no es una tarea sencilla ya que exige conocer no solo los intereses de los alumnos, sus preferencias, su nivel de conocimiento de partida, etc. sino también la forma particular en la que cada alumno adquiere el conocimiento (Brusilovsky & Millán, 2007).

Rief y Heimburge (1996) señalan que cada persona percibe la información de forma distinta, desarrolla distintas estrategias de aprendizaje y actúan de forma distinta para procesar la información. Estos rasgos individuales con los que un estudiante selecciona, procesa y trabaja la información es lo que definen los distintos estilos de aprendizaje (Keefe, 1979).

El objetivo de este artículo es identificar los estilos de aprendizaje de los alumnos del curso virtual *Introducción a los Métodos Multimedia* impartido en la Universidad de Cantabria y ver si existe alguna correlación entre el estilo de aprendizaje de los alumnos, su perfil (sexo/titulación), la actividad realizada dentro de la plataforma de formación y su rendimiento académico. En este estudio se utilizan técnicas de minería de datos aprovechando la información que registran los sistemas virtuales de aprendizaje.

ESTILOS DE APRENDIZAJE

Existen muchas clasificaciones para explicar las distintas preferencias con las que un alumno procesa la información. Algunas de ellas, recogidas en (García, Santizo & Alonso, 2009), son el modelo de Honey y Munford, el de David Kolb, la teoría de las inteligencias múltiples de Howard Gardner, el de Robert Sternberg, el de Grasha-Riechmann, el de Dunn y Dunn, el modelo Vark de Neil Fleming y Colleen Mills, el modelo de tipos de personalidad de Carl Jung, el modelo de Felder y Silverman y el modelo de estilos cognitivos de Witkin y Goodenough.

En este trabajo se ha adoptado el modelo propuesto por Felder y Silverman (1988) ya que ha sido ampliamente probado en entornos educativos virtuales (Carver, Howard & Lane, 1999; Halles & Allinson, 2005). Este modelo permite clasificar a los estudiantes de acuerdo a su habilidad para percibir, organizar, procesar y entender la información. En la Tabla 2 se recogen estas cuatro dimensiones y las características fundamentales de cada uno de los tipos en los que se divide cada dimensión.

El test que permite determinar el estilo de Felder y Silverman, conocido como Index of Learning Styles (Felder & Soloman, 1997), consta de 44 preguntas organizadas en grupos de 11 que evalúan cada una de las cuatro dimensiones descritas en la Tabla 2. Cada pregunta tiene dos posibles respuestas, no necesariamente excluyentes, y debe elegirse aquella de las dos que se considere preferente.

La preferencia por un estilo particular de aprendizaje puede variar en una escala de 1 a 11, pudiendo ser desde muy fuerte (valor 11) a casi inexistente (valor 1). Además se ha de tener

en cuenta que el estilo de aprendizaje no tiene que ser siempre constante, puede ser sensitivo al tiempo y a las circunstancias del sujeto que aprende (Vermunt & Vermetten, 2004).

Dimensiones		Características
<i>Percepción</i> ¿Con qué tipo de organización de la información está más cómodo el estudiante a la hora de trabajar?	Activo	Prefieren realizar actividades prácticas y trabajos grupales
	Reflexivo	Prefiere escuchar y observar. Aprende analizando datos y trabajando solo
<i>Organización</i> ¿Qué tipo de información perciben preferentemente los estudiantes?	Sensitivo	Prefieren memorizar datos y afrontar problemas mediante procedimientos estándar
	Intuitivo	Prefieren innovar y odian la repetición, buscar soluciones a problemas novedosos
<i>Procesamiento</i> ¿Cómo progresa el estudiante en su aprendizaje?	Secuencial	Prefieren que la información se presente gradualmente y en orden creciente de dificultad
	Global	Trabajan mejor lanzándose directamente al material más complejo y difícil.
<i>Compresión</i> ¿A través de qué modalidad sensorial es más efectivamente percibida la información cognitiva?	Visual	Recuerdan mejor lo que ven: cuadros, diagramas, películas, demostraciones.
	Verbal	Recuerdan mejor lo que oyen y dicen. Aprenden eficazmente explicándoles cosas a otras personas.

Tabla 2. Modelo de estilo de Felder y Silverman (Felder & Silverman, 1988)

MINERÍA DE DATOS

Mientras que en la formación presencial el profesor obtiene información del desarrollo y evolución de un alumno a través del contacto personal, cara a cara, en la formación virtual esta información se debe obtener a través del análisis de los datos de actividad que registran los LMS. De este modo se pueden conocer, entre otros, datos relativos al número de accesos y su duración, el tipo de páginas que se visitan con mayor frecuencia, los recursos a los que nunca se accede, las actividades realizadas por los alumnos, con qué desempeño, etc. Esta información permite a los responsables del curso disponer de información cuantitativa y objetiva sobre la forma y el modo en la que los alumnos adquieren sus competencias.

Para su análisis se hará uso de técnicas de minería de datos. La minería de datos constituye un conjunto de técnicas orientadas a la extracción de conocimiento nuevo, no trivial, potencialmente útil y entendible que permite tomar decisiones en cualquier campo de trabajo (negocios, medicina, investigación, etc.). El proceso de extracción de conocimientos requiere de la realización de varias fases que se resumen en (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, & Smyth, 1996):

- Entender el dominio de aplicación y los objetivos que se persiguen.
- Crear el conjunto de datos para cada objetivo concreto. Esta fase incluye tareas de limpieza, eliminación de datos ruidosos, transformación de datos e incorporación de información de contexto.
- Elegir los algoritmos y sus parámetros de acuerdo al tipo de problema, esto es, si es descriptivo o predictivo.
- Ejecutar el o los algoritmos sobre el conjunto de datos.
- Interpretar y validar los resultados.

Las técnicas de minería de datos provienen de muy diversas disciplinas: estadística, bases de datos, visualización y aprendizaje máquina (machine learning). En general se clasifican en función del problema al cual responden, esto es, si es una técnica descriptiva o predictiva. Dentro de las descriptivas se encuentran las técnicas de agrupamiento (también llamado clustering) y de reglas de asociación las cuales persiguen encontrar patrones que describan los

datos. En las técnicas predictivas se incluyen aquellas orientadas a la clasificación y predicción, esto es, a determinar el valor de una variable en función de otras. Las más utilizadas en la minería de datos aplicada a entornos educativos (Educational Data Mining) son: clasificación, agrupamiento, reglas de asociación, y análisis de secuencias (Romero & Ventura, 2010).

En este trabajo se utilizan técnicas de clustering, con objeto de descubrir el patrón de comportamiento de los alumnos en el curso y su relación con los estilos de aprendizaje, y de clasificación para construir un modelo de rendimiento en la asignatura, que nos permita conocer cuáles son las variables que más influyen para superar con éxito el curso.

DESARROLLO DEL TRABAJO

Descripción de la asignatura y del perfil del alumnado

Para el estudio llevado a cabo se ha considerado la asignatura Introducción a los Métodos Multimedia que forma parte de la oferta de la Universidad de Cantabria dentro del Campus Virtual Compartido del G9 (<https://www.uni-g9.net/portal/index.jsp>). La docencia de estas asignaturas es totalmente a distancia.

Algunas de estas asignaturas conforman itinerarios formativos vinculados a áreas de conocimiento que dan lugar a un diploma universitario. La asignatura anteriormente citada forma parte del Módulo III (Diseño y desarrollo de materiales multimedia para la enseñanza) del itinerario Tic en la Enseñanza. Tiene una carga de 6 créditos y se desarrolla en el segundo cuatrimestre de cada curso académico. El análisis que se describe en este artículo se ha realizado con los datos de los cursos académicos 2009-10 y 2010-11.

La asignatura se organiza en cuatro bloques temáticos cuya duración aproximada es de un mes. Para cada bloque se incluyen varias sesiones de trabajo, de una duración media de 2 horas, en las que se describen los objetivos de la sesión, las páginas html explicativas del contenido teórico y los ejercicios prácticos guiados. Estos ejercicios incorporan videotutoriales y animaciones flash que muestran la realización de cada práctica paso a paso.

Si bien para cursar esta asignatura se exige cumplir ciertos prerrequisitos (conocimientos de programación en algún lenguaje y perfil científico-técnico), viene siendo una constante cada año que se ha impartido la asignatura, que un número elevado de alumnos se matricule sin cumplirlos. Aunque algunos de ellos indican que se matriculan como segunda opción, la razón que manifiestan de forma más habitual es que no habían leído la guía académica de la asignatura para hacer la matrícula. En la Tabla 3 se recogen los datos sobre el número de alumnos matriculados, el número de alumnos que entregan la primera tarea (a la tercera semana de comenzar el curso) y el número de alumnos que consiguen superar el curso.

Curso	Matriculados	Realizan encuesta estilos	No hacen la primera entrega	Presentados /suspensos junio
2009-10	76	50	38 (31 de ellos menos de una hora conectados)	28/9
2010-11	67	36	30 (22 menos de una hora conectados)	29/2

Tabla 3. Datos alumnos matriculados

Con el fin de conocer el perfil de los estudiantes matriculados en la asignatura, los alumnos realizan una encuesta en la que se les preguntan, entre otros datos, su edad, sexo y titulación, sus conocimientos de partida en relación con la asignatura y su interés por matricularse en el curso. La Tabla 4 recoge los datos más significativos obtenidos de esa encuesta que contestaron el 45% y el 46% de los alumnos matriculados en los cursos 2009-10 y 2010-11 respectivamente.

Como la asignatura tiene como prerrequisito que el alumno debe poseer un perfil científico-técnico, en el apartado titulación se ha considerado, para el estudio realizado, que las titulaciones se distribuyan en tres grupos: ingeniería, letras (resto de titulaciones que no son ingeniería) y otras (titulaciones no especificadas por el alumno al rellenar la encuesta).

Curso	Sexo		Media Edad	Titulación			Interés por cursar la asignatura
	Hombre	Mujer		Ing.	Letras	Otras	
09-10	71%	29%	24 años	51%	29%	20%	71% Libertad horaria 14% Contenidos específicos
10-11	62%	38%	22'4 años	63%	27%	10%	86% Libertad horaria 13% Contenidos específicos

Tabla 4. Perfil del alumnado

METODOLOGÍA

Una vez analizado el objetivo que se quería alcanzar con este trabajo, la primera tarea fue identificar la información que podría servirnos para relacionar los estilos de aprendizaje con el perfil del alumno (sexo/titulación) y con la actividad del estudiante dentro de la plataforma virtual. Los datos recopilados se obtuvieron de las siguientes fuentes:

- Encuesta de Felder y Soloman (Felder & Soloman 1997) sobre estilo de aprendizaje realizada a los alumnos al comienzo del curso.
- Encuesta para detectar anomalías en el desarrollo del curso. Se propone como actividad al mes de comenzar la asignatura y se pregunta por el perfil del alumno, su percepción del desarrollo del curso, su motivación para realizarlo, etc.
- Datos obtenidos de la plataforma LMS que aloja a la asignatura virtual. Estos datos cuantifican el uso por parte de los alumnos de las principales herramientas de comunicación y de las páginas de contenido (número total de mensajes leídos y contestados en el foro y en el correo, tiempo empleado, etc.)

La información recopilada se introdujo en una base de datos para su preprocesado y posteriormente se generaron diferentes conjuntos de datos de acuerdo al objetivo que se pretende analizar: patrón de aprobados por estilos de aprendizaje, por uso de herramientas del LMS, modelo de rendimiento, etc. Se ha utilizando para este análisis Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis), herramienta open source de la Universidad de Waikato (Witten & Frank, 2005). Weka permite realizar todas las fases del proceso de extracción de conocimiento ofreciendo un amplio conjunto de técnicas para realizar el preprocesado, la obtención de modelos de clasificación, agrupamiento y búsqueda de asociaciones, así como para visualizar y validar los resultados.

RESULTADOS Y CONCLUSIONES

De la encuesta realizada a los alumnos sobre estilos de aprendizaje en los cursos 2009-10 y 2010-11 se obtuvieron 76 respuestas. En la Figura 1 se muestra el número de alumnos que aprobaron (A), suspendieron (S) o abandonaron (N) según las cuatro dimensiones de Felder y Silverman. Puede observarse que el estilo dominante de los alumnos es secuencial, visual, sensorial y activo y que este comportamiento es común entre los alumnos que aprueban y entre los que no se presentan o suspenden.

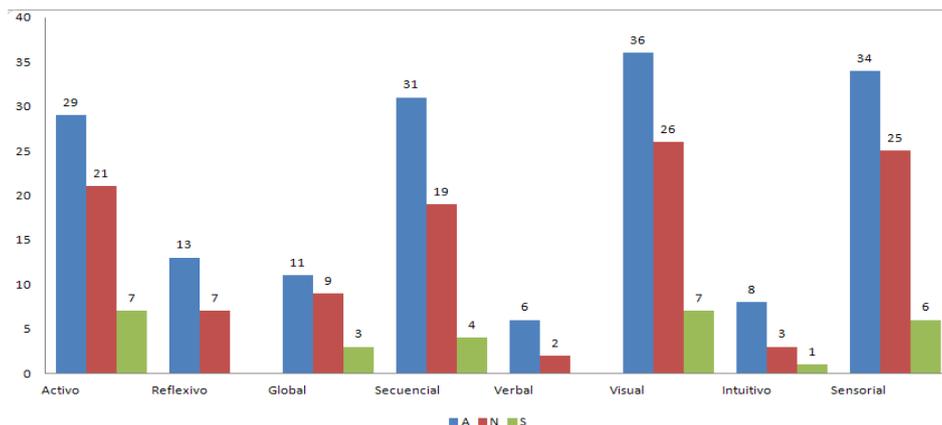


Figura 1. Estilos de aprendizaje /rendimiento

En la Tabla 5 se recoge las distintas dimensiones de los estilos, con la frecuencia de alumnos existente en cada una de ellas según la calificación obtenida en el curso.

Dimensión	Número de alumnos				Porcentaje		
	T	A	S	N	A	S	N
Activo/Intuitivo/Verbal/Secuencial	1	1			1,3 %		
Activo/Intuitivo/Visual/Global	4	3		1	3,9 %		1,3 %
Activo/Intuitivo/Visual/Secuencial	4	3	1		3,9 %	1,3 %	
Activo/Sensorial/Verbal/Secuencial	3	1		2	1,3 %		2,6 %
Activo/Sensorial/Visual/Global	13	5	3	5	6,5 %	3,9%	6,5 %
Activo/Sensorial/Visual/Secuencial	32	16	3	13	78 %	3,9%	16,9%
Reflexivo/Intuitivo/Verbal/Global	1	1			1,3 %	1,3 %	
Reflexivo/Intuitivo/Visual/Global	1			1	1,3 %		
Reflexivo/Intuitivo/Visual/Secuencial	1			1	1,3 %		
Reflexivo/Sensorial/Verbal/Global	1	1			1,3 %	1,3 %	
Reflexivo/Sensorial/Verbal/Secuencial	2	2			2,6%		
Reflexivo/Sensorial/Visual/Global	3	1		2	1,3%		2,6%
Reflexivo/Sensorial/Visual/Secuencial	11	8		3	10,4%		3,9%

Tabla 5. Estilos de aprendizaje /rendimiento

Las figuras 2 y 3 resumen la intensidad de preferencia del estilo dominante de los alumnos que aprueban la asignatura y de aquellos que no se presentan o suspenden. Se observa que los alumnos que aprueban son mayoritariamente activos (equilibrio), sensoriales (preferencia moderada), visuales (preferencia muy fuerte) y secuenciales (equilibrio). Aquellos que no se presentan o suspenden son mayoritariamente activos (preferencia moderada), sensoriales (preferencia moderada), visuales (preferencia moderada) y secuenciales (equilibrio).

Para determinar si existe alguna influencia del género y/o de la titulación con el rendimiento en el curso se dispuso únicamente de los datos de 54 alumnos. Los gráficos de la Figura 4 muestran que en porcentaje aprueban más hombres que mujeres siendo un mayor número de hombres los que aprueban en el caso de ingeniería y sensiblemente mayor las mujeres en el caso de las que estudian carreras de letras. En la imagen de la izquierda se observa que el 60% de las mujeres aprueban frente al 74% de los hombres y en la imagen de la derecha que el porcentaje de los alumnos que cursan ingeniería y aprueban es del 83%, 53% de letras y un 50% de otra carrera.

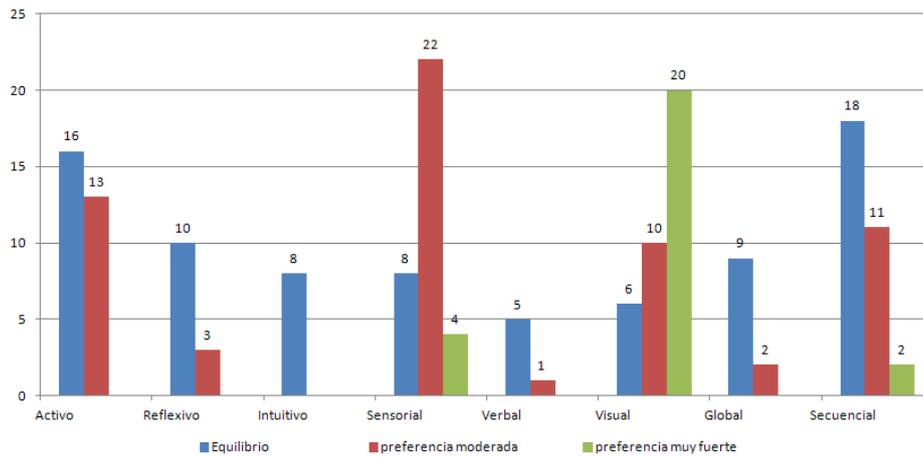


Figura 2. Intensidad de preferencia de los alumnos que aprueban

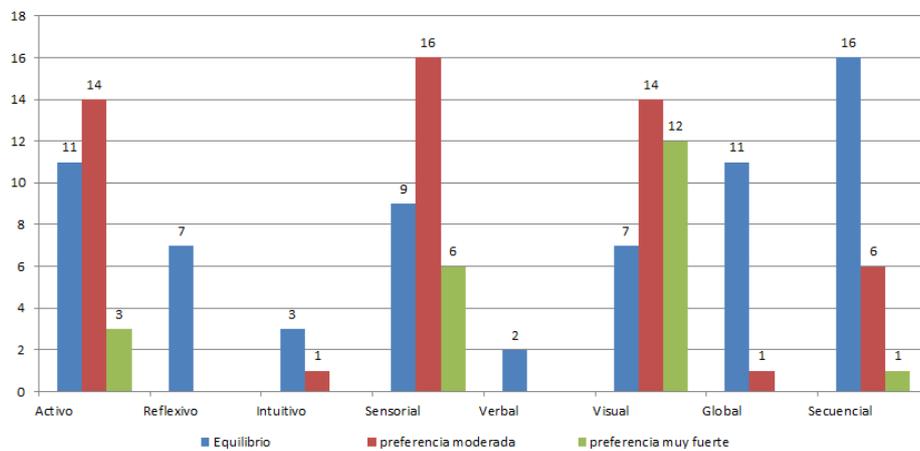


Figura 3. Intensidad de preferencia de los alumnos que no se presentan o suspenden

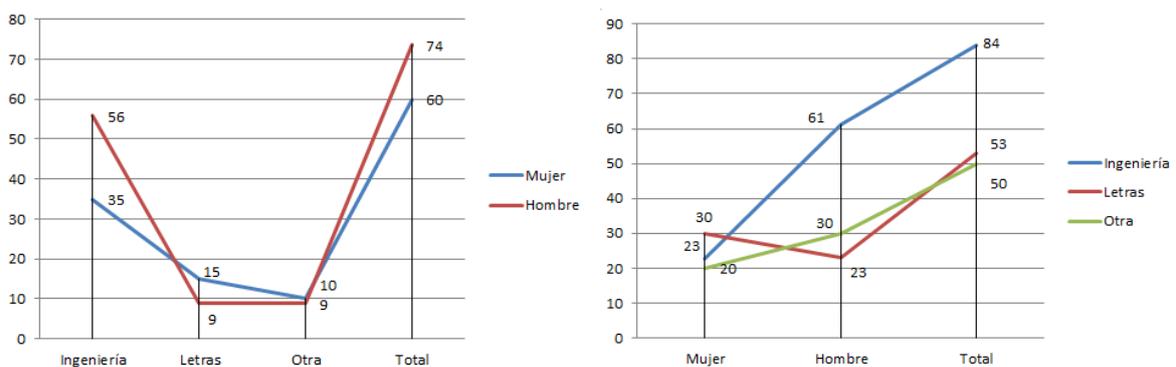


Figura 4. Género y aprobados (izquierda), Titulación y aprobados (derecha)

Una vez realizado el análisis exploratorio de los datos, se realizó un clustering con objeto de descubrir el patrón de los alumnos que realizan este curso en función de su estilo de aprendizaje, carrera y sexo. La técnica utilizada es SimpleKMeans (Witten & Frank, 2005). Observando la Figura 5 se puede concluir que el perfil mayoritario de los alumnos del curso analizado es un hombre, que estudia una carrera de ingeniería y que su estilo de aprendizaje es activo, sensorial, visual y secuencial y que aprueba la asignatura (37 de 54 lo hacen, 7 suspenden y 10 no se presentan). Puede deducirse también que las mujeres que estudian ingeniería son más activas y secuenciales mientras que las que estudian una carrera de letras son más reflexivas y globales.

```

kMeans
*****

Number of iterations: 3
Within cluster sum of squared errors: 71.0
Missing values globally replaced with mean/mode

Cluster centroids:

Attribute      Full Data      Cluster#
                (54)          0          1          2
                (54)          (33)          (8)          (13)
-----
A
Reflexivo      Activo          Activo      Reflexivo     Activo
Sensorial      Sensorial       Sensorial   Sensorial     Sensorial
Visual         Visual          Visual      Visual        Visual
Global         Secuencial      Secuencial  Global        Secuencial
carrera        ingenieria      ingenieria  letras        ingenieria
sexo           hombre          hombre      mujer         mujer

Clustered Instances

0      33 ( 61%)
1       8 ( 15%)
2      13 ( 24%)

```

Figura 5. Estilos de aprendizaje, género y titulación

A continuación se analizó si existía relación entre el estilo de aprendizaje y la actividad realizada por los alumnos en el curso virtual. Se consideraron para ello 9 atributos cuantitativos de actividad: mensajes leídos en el foro (Fleido), mensajes escritos en el foro (Fescrito), mensajes leídos en el correo (Mleido), mensajes escritos en el correo (Mescrito), tiempo total de conexión a la asignatura medido en minutos (tiempototal), tiempo medio de conexión a la semana (mediatiemposemana), número de sesiones totales en el cuatrimestre (numsesiones), número de sesiones de media a la semana (mediasesionessemana) y páginas visitadas durante todo el cuatrimestre (clicktotales), además de los estilos de aprendizaje y la calificación final (A: aprobado; N: no presentado; S: suspendido).

Con objeto de facilitar la interpretación del patrón se discretizaron las variables numéricas en 5 intervalos de igual frecuencia. Se optaron por 5 intervalos con objeto de que se tuviera una distribución de datos lo más equilibrada posible. La Figura 6 recoge el modelo obtenido. En él se observan 5 clusters, marcados esencialmente por la actividad realizada en el curso. El cluster 0 recoge a los alumnos que abandona y que realizan muy poca actividad, probablemente la típica de los primeros días para saber cómo es el curso y qué se exige; el cluster 4, recoge aquellos que después de intentarlo desarrollando la primera entrega, deciden abandonar. El resto de clusters muestran a los que aprueban desarrollando distinto grado de actividad en los distintos recursos.

```

kMeans
*****

Number of iterations: 5
Within cluster sum of squared errors: 299.0
Missing values globally replaced with mean/mode

Cluster centroids:

Attribute      Full Data      Cluster#
                (77)          0          1          2          3          4
                (77)          (16)          (15)          (14)          (17)          (15)
-----
Reflexivo      Activo          Activo          Activo          Activo          Activo
Sensorial      Sensorial       Sensorial       Sensorial       Sensorial       Sensorial
Visual         Visual          Visual          Visual          Visual          Visual
Global         Secuencial      Secuencial      Secuencial      Secuencial      Secuencial
Fleido         '(-inf-22]'    '(-inf-22]'    '(101.5-230.5]' '(230.5-inf]'   '(47.5-101.5]' '(-inf-22]'
Fescrito       '(-inf-0.5]'  '(-inf-0.5]'  '(-inf-0.5]'   '(6.5-inf]'     '(-inf-0.5]'   '(-inf-0.5]'
Mleido         '(0.5-3.5]'   '(-inf-0.5]'  '(7.5-19]'     '(19-inf]'      '(3.5-7.5]'    '(0.5-3.5]'
Mescrito       '(0.5-3.5]'   '(-inf-0.5]'  '(7.5-19]'     '(19-inf]'      '(3.5-7.5]'    '(0.5-3.5]'
tiempototal   '(338.5-995]' '(-inf-338.5]' '(1436-2008]'  '(2008-inf]'    '(995-1436]'   '(338.5-995]'
numsesiones   '(17-62]'     '(-inf-17]'   '(105.5-139]' '(139-inf]'     '(62-105.5]'   '(17-62]'
mediatiemposemana '(60-94.5]'  '(-inf-19.5]' '(94.5-124.5]' '(124.5-inf]'   '(60-94.5]'    '(19.5-60]'
mediasesionessemana '(3.5-6.5]'  '(-inf-0.5]' '(3.5-6.5]'   '(8.5-inf]'     '(3.5-6.5]'    '(0.5-3.5]'
clicktotales  '(353.5-916]' '(-inf-353.5]' '(1265.5-1761.5]' '(1761.5-inf]' '(916-1265.5]' '(353.5-916]'
Copy of A      A              N              A              A              A              N

Clustered Instances

0      16 ( 21%)
1      15 ( 19%)
2      14 ( 18%)
3      17 ( 22%)
4      15 ( 19%)

```

Figura 6. Patrón de estilos, actividad y rendimiento

Finalmente, con objeto de descubrir las variables que más determinan el éxito en la asignatura, se construyeron diversos clasificadores utilizando la técnica J48 (árbol de decisión), Naive Bayes (probabilístico) y OneR (basado en reglas). En todos ellos se marca que la superación de la asignatura viene muy determinada por la variable “mediasesionessemana”. Como se puede observar en la Figura 7, con una precisión del 76% se puede establecer si aprobarán o no la asignatura mediante este atributo, influyendo ligeramente el estilo activo/reflexivo cuando el número de sesiones por semana no es alta.

```

=== Classifier model (full training set) ===

J48 pruned tree
-----

mediasesionessemana = '(-inf-3.5]': N (22.0/3.0)
mediasesionessemana = '(3.5-5.5]':
| Reflexivo = Reflexivo: A (4.0/1.0)
| Reflexivo = Activo: S (4.0/1.0)
mediasesionessemana = '(5.5-6.5]': A (9.0/1.0)
mediasesionessemana = '(6.5-8.5]': A (12.0/2.0)
mediasesionessemana = '(8.5-inf)': A (13.0/1.0)

Number of Leaves :    6
Size of the tree :    8

Time taken to build model: 0 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      49           76.5625 %
Incorrectly Classified Instances    15           23.4375 %
Kappa statistic                    0.5654
Mean absolute error                 0.2129
Root mean squared error             0.3825
Relative absolute error             56.7734 %
Root relative squared error         88.6669 %
Total Number of Instances          64

```

22 instancias de las cuales 3 están mal clasificadas

Figura 7. Modelo de rendimiento

CONCLUSIONES

Los entornos formativos virtuales suponen nuevos espacios de aprendizaje que facilitan, además de recursos y comunicación, valiosa información respecto al perfil del alumnado, la forma en la que éste adquiere el conocimiento y la manera en que utiliza las herramientas disponibles en estos entornos. Esta información resulta imprescindible para establecer metodologías de enseñanza-aprendizaje personalizadas que redundarán, sin duda, en la calidad del proceso formativo.

En esta comunicación se analiza la aplicación de distintas técnicas de minería de datos para identificar si los alumnos que presentan un determinado estilo de aprendizaje, o un determinado perfil (sexo/titulación), tienen comportamientos comunes respecto a su rendimiento académico y al uso de herramientas del curso (foro, correo y contenidos).

Del estudio realizado se desprende que existe un grado alto de homogeneidad en el estilo de aprendizaje de los alumnos de la asignatura objeto de investigación, Introducción a los Métodos Multimedia. El análisis por clúster realizado permite identificar el estilo dominante como activo, sensorial, visual y secuencial que encaja con el perfil de la asignatura y cómo ésta está planificada. Asimismo se puede indicar que coincide con el estilo de la profesora.

Respecto a la relación entre estilos de aprendizaje y el rendimiento académico se aprecia que tanto los alumnos que aprueban la asignatura como los que suspenden o no se presentan tienen el mismo estilo, no siendo por tanto este factor determinante a la hora de superar el curso. Tampoco se observa diferencias significativas entre el género y el rendimiento académico y el género y los estilos de aprendizaje.

Se observa, sin embargo, entre el grupo de alumnos que aprueban y los que no se presentan o suspenden una diferencia notable en cuanto a su actividad online, teniendo el último grupo

una actividad significativamente inferior al primero. Finalmente se extrae que el trabajo continuado durante el cuatrimestre es el que permite superar la asignatura.

Como línea de futuro se analizarán otros cursos virtuales de diferente temática y quizá de nueva impartición (para evitar inercias de matriculados en función de resultados en cursos anteriores) con objeto de revelar si la formación virtual está más orientada hacia un estilo de aprendizaje u otro, esto es, que quienes deciden cursar estudios de forma virtual tienen un estilo de aprendizaje que los diferencia de aquellos que prefieren la docencia presencial.

REFERENCIAS

- Brusilovsky, P. & Millán, E. (2007). User Model for Adaptive Hypermedia and Adaptive Educational Systems, In *The adaptive web*, Peter Brusilovsky, Alfred Kobsa, and Wolfgang Nejdl (Eds.). Lecture Notes in Computer Science, 4321, 3-53.
- Carver, C. A, Howard, R.A.& Lane, W.D. (1999). Addressing Different Learning Styles through Course Hypermedia. *IEEE Transactions on Education*, 42(1), 33-38.
- García, J.L., Santizo, J. A. & Alonso, C. M. (2009). Instrumentos de medición de estilos de aprendizaje. *Revista Estilos de Aprendizaje*, nº4, Vol. 4. 1-23.
- Halles, J. & Allinson, C. W. (1996). The implications of Learning Styles for Training and Development: a Discussion of the Matching Hypothesis. *British Journal of Management*, 7, 63-73.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth, P. (1996). The KDD process for extracting useful knowledge from volumes of data. *Communications of the ACM*, 39, 27-34.
- Felder, R.M. & Silverman, L.K. (1988). Learning and Teaching Styles in Engineering Education. *Engineering Education*, 78(7) 674-681.
- Felder, R. M., & Soloman, B. A. (1997). Index of Learning Styles questionnaire. Retrieved 30 April, 2006, from <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>
- Keefe, J. W. (1979). Learning style: An overview. In *NASSP's Student learning styles: Diagnosing and prescribing programs* (pp. 1-17). Reston, VA: National Association of Secondary School Principals.
- Rief, S.F. & Heimburge, J. A. (1996). *How to reach and teach all students in the inclusive classroom: Ready-to-use strategies, lessons and activities for teaching students with diverse learning needs*. West Nyack, NY: The Center for Applied Research in Education.
- Romero, C. & Ventura, S. (2010). Educational Data Mining: A Review of the State of the Art. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*. 40 (6), 601 - 618.
- Sanginetto, E. Capano, N. Micarelli, A.& Gaeta, M., (2008). *Adaptive course generation through learning styles representation*, *Universal Access in the Information Society*, 7(1-2), 1-23.
- Vermunt, J. & Vermetten, Y. (2004) Patterns in Student Learning: Relationships between Learning Strategies, Conceptions of Learning, and Learning Orientations. *Educational Psychology Review*, 16 (4), 359-384.
- Witten, I. H.& Frank, E. (2005). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques* (2nd ed.). Morgan Kaufmann