

Comportamiento de los estudiantes al conectar al LMS. Estudio de caso en la UNED

Menacho Villa, A., *Student Member, IEEE*, Pérez Molina, C., *Member, IEEE*, and Castro, M., *Fellow, IEEE*

Título— Comportamiento de los estudiantes al conectar al LMS. Estudio de caso en la UNED.

Abstract—Una de las principales ventajas del uso de las Tecnologías de Información y Comunicación (ICTs) en la educación a distancia u *online*, es la información que se puede obtener con respecto a la actividad de los estudiantes durante el proceso de aprendizaje. Al mismo tiempo, las ventajas para los estudiantes son claras dado que las ICT les permiten acceder a la información de las asignaturas en las que están matriculados desde cualquier parte, en cualquier momento.

Conocer cómo los estudiantes se conectan a la plataforma de aprendizaje (*Learning Management System*, LMS) puede ayudar a los profesores a programar mejor las actividades *online* durante el día, la semana o a lo largo del curso, así como a determinar las herramientas que necesitan para conectarse, etc.

Este comportamiento puede ser diferente dependiendo de varios parámetros. El objetivo de este trabajo es encontrar diferencias con otros estudios y posibles patrones de comportamiento de los estudiantes cuando se conectan al LMS, específicamente con la metodología educativa basada en tareas, para tener información que podría ayudar a los profesores como se ha mencionado.

Los resultados muestran que el número de conexiones (*log sessions*) al LMS es menor que en estudios en los que se usan otras metodologías educativas. Además, el tiempo promedio de conexión (sesión de usuario) por estudiante es también más corto. Por otra parte, los estudiantes reducen su actividad en el LMS conforme el curso avanza o aumentan los años matriculados.

Index Terms— educational data mining; task-based; e-learning

Menacho, A., es estudiante de doctorado en el Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica Control, Telemática y Química Aplicada a la Ingeniería (DIEECTQAI), Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), Madrid, España (e-mail: amenacho@ieec.uned.es). ORCID: 0000-0001-5455-4250.

Castro, M., es Catedrático en el Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica Control, Telemática y Química Aplicada a la Ingeniería (DIEECTQAI), Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), Madrid, España (e-mail: mcastro@ieec.uned.es). ORCID: 0000-0003-3559-4235.

Pérez Molina, C., es Profesora Titular en el Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica Control, Telemática y Química Aplicada a la Ingeniería (DIEECTQAI), Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), Madrid, España, (e-mail: clarapm@ieec.uned.es). ORCID: 0000-0001-8260-4155.

I. INTRODUCCIÓN

La incorporación de las tecnologías de información y comunicación (ICT) a los procesos de aprendizaje permite a los usuarios acceder al LMS en cualquier momento, desde cualquier parte, siempre que tengan la posibilidad de acceso a Internet.

Específicamente, la implementación en los últimos años de las comunicaciones móviles ha facilitado el acceso a Internet, y, por tanto, el acceso de los estudiantes al LMS de un modo móvil y ubicuo [1].

Por otra parte, dado que los estudiantes realizan una gran parte del proceso de aprendizaje a través del LMS, esta actividad puede ser grabada y analizada, proporcionando nuevas vías para mejorar los procesos de aprendizaje y enseñanza [2], [3] y entender cómo los estudiantes interactúan con el LMS [4].

Por un lado, la analítica del aprendizaje (*learning analytics*) está considerada como una herramienta efectiva para mejorar los procesos de aprendizaje y enseñanza [5], [6]. Por otro lado, para mejorar los procesos educativos y el medio usado para ellos (LMS), es necesario conocer el comportamiento de los estudiantes hacia el LMS durante su proceso de aprendizaje. Para ello, la minería de datos educativa (*Educational Data Mining*, EDM) es otra importante herramienta [7], [8], [9], [10]. La información que puede ser obtenida desde el LMS con respecto a las actividades de los estudiantes es fundamental para desarrollar nuevas metodologías de enseñanza o para modificar las que están siendo usadas. Del mismo modo, las interacciones entre el estudiante y las nuevas tecnologías deberían ser consideradas [11].

El comportamiento de los estudiantes ha sido analizado para diferentes metodologías educativas usando diversas técnicas: aprendizaje combinado (*blended learning*) usando modelos de vector espacio para visualizar el nivel de actividad de los estudiantes en base a características de Moodle [12]; aprendizaje autorregulado aplicando algoritmos de expectativa/maximización (EM), análisis de varianza (ANOVA) y k-medias con datos extraídos de Moodle [13]; resolución de problemas mediante *Virtual eLearning Analytics Techniques* (VeLA) y Moodle [14]; Aprendizaje basado en proyectos (PBL) realizando análisis descriptivos y análisis de

inteligencia artificial [15]; cursos abiertos en línea usando ANOVA, R y agrupación de conjuntos de datos obtenidos desde CANVAS [16].

Además, en el aprendizaje presencial se han realizado análisis temporales a través de un enfoque de investigación cuantitativa, para complementar el conocimiento general sobre las acciones o reacciones de los estudiantes hacia los materiales, las tareas y la participación en los foros [17].

En este caso, el LMS no registra toda la actividad que los estudiantes realizan en la plataforma; por lo tanto, algunos datos no están disponibles. Por esta razón, los métodos mencionados anteriormente no son adecuados para este caso en estudio.

En los estudios a distancia, el modelo educativo utilizado puede afectar al comportamiento de los estudiantes con respecto al uso del LMS. Obviamente, si el estudiante necesita estar conectado al LMS para realizar algunas tareas, su comportamiento será diferente del que tendría si pudiera realizar la tarea desconectado y solo tuviese subir el trabajo al LMS una vez finalizado. En el caso de la metodología basada en tareas (*task-based*), los estudiantes tienen toda la información necesaria al inicio del curso. Por lo tanto, el tiempo que deberán estar conectados al LMS será más corto que en el caso de, por ejemplo, el modelo basado en la web (*web-based*).

De acuerdo con lo expuesto anteriormente, en este estudio se analizarán algunos datos sobre el comportamiento de los estudiantes, cuando se conectan al LMS, en estudios de master impartidos a distancia usando el modelo educativo basado en tareas.

Para ello, se realizará un análisis de los conjuntos de datos disponibles obtenidos durante los cursos 2014-15, 2015-16 y 2016-17, desde una perspectiva general, por asignatura y por estudiante.

El presente artículo es la extensión del artículo publicado en la conferencia EDUCON [18]. Este artículo fue elegido por EDUCON2018 entre los mejores de autores Ibero-Americanos para su extensión y envió a IEEE-RITA. En esta actualización se ha incluido el análisis de los años posteriores, así como un análisis de la evolución de las conexiones (sesiones) a lo largo del curso.

II. ESTUDIO DE CASO

La Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED) es la mayor Universidad en España, con más de 200.000 estudiantes. Esta Universidad ha experimentado una gran evolución desde sus orígenes, cuando usaba el correo postal, el teléfono y el papel para todo el proceso educativo a distancia. Con la evolución de las Tecnologías de Información y Comunicación en España [19], todo este proceso ha pasado a realizarse en línea (*online*). Esta propiedad hizo de la UNED una de las primeras universidades que desarrollaron esta modalidad de estudio (eLearning).

Por otro lado, la evolución de las ICT ha afectado también

al comportamiento de los estudiantes; inicialmente, el uso de ordenadores personales, Internet y ADSL limitaba el acceso de los estudiantes al LMS a sus hogares. Posteriormente, con la aparición de los teléfonos inteligentes (*smartphones*), redes sin cable (*wireless*) y la telefonía 4G, los estudiantes tienen la posibilidad de estar permanentemente conectados.

Durante el presente trabajo, la población de estudio será el grupo de estudiantes matriculados en el Máster en Sistemas Electrónicos de Información y Comunicación., impartido conjuntamente por la UNED y la Universidad Paisii Hilendarski de Plovdiv, Bulgaria, durante los cursos 2014-15, 2015-16 y 2016-17. Se analizará su comportamiento al conectarse al LMS.

Es la primera vez que se imparte un Master en la Escuela de Ingenieros de la UNED conjuntamente con una Universidad de otro país, usando la metodología educativa basada en tareas. Por lo tanto, es interesante comprender el comportamiento de los estudiantes cuando se conectan al LMS, con el fin de determinar posibles diferencias de comportamiento con respecto a otros tipos de enseñanza.

Este master oficial, certificado por la Agencia Nacional de Evaluación de la Calidad y Acreditación (ANECA), consta de 13 asignaturas, entre obligatorias y optativas. Es necesario superar 11 de ellas (8 obligatorias, 2 optativas y el trabajo final de master). Se debe remarcar que, siendo la UNED una verdadera Universidad en línea (*online*), es habitual encontrar estudiantes que trabajan al tiempo que estudian. Por tanto, la mayoría de estudiantes necesitarán más de un curso para finalizar los estudios de un master de un año. En concreto, el número de estudiantes matriculados, el número total de asignaturas en las que están matriculados y el promedio de asignaturas por estudiante en los años de estudio, se muestra en la Tabla I. En total, 76 estudiantes se han matriculado en el programa de master durante los cursos analizados.

Como se puede observar, el número de estudiantes matriculados se incrementa cada año, pero el número promedio de asignaturas en las que están matriculados decrece. Dado que la mayoría de estudiantes no finaliza el master en un año, algunos de ellos se matriculan solo en las asignaturas pendientes para acabar. En cualquier caso, el número de asignaturas matriculadas está lejos del necesario para completar el master en un solo curso.

Tabla I: DATOS DE ESTUDIANTES Y ASIGNATURAS MATRICULADAS

Datos de estudiantes y asignaturas matriculadas por curso			
Año	Nº de estudiantes	Nº de asignaturas matriculadas	Promedio asignaturas/estudiante
2014-15	33	201	6,09
2015-16	44	258	5,86
2016-17	51	278	5,45

En este caso, se analizarán los grupos de datos proporcionados por la plataforma Alf usada por la UNED, específicamente aquellos relacionados con las sesiones de usuario de los estudiantes en el LMS. Los datos disponibles en

la plataforma son: un identificador de sesión, el nombre del estudiante, fecha y hora de inicio de la sesión (conexión), la duración estimada de la sesión y los diferentes accesos.

En este master se usa el modelo educativo basado en tareas, en el que se proporciona toda la información que se necesita al inicio del curso. En algunas asignaturas, las tareas a realizar se presentan a lo largo del curso, según un calendario previo.

III. METODOLOGÍA

En la actualidad, se han desarrollado un gran número de algoritmos para analizar diferentes aspectos del proceso de aprendizaje: comportamientos, resultados de los estudiantes, profesores y plataformas educativas [20], [21], [22], [23]. En este trabajo, se realizará un análisis inicial del comportamiento de los estudiantes matriculados en un master impartido de forma online, enfocado en las potenciales diferencias causadas por la metodología educativa usada (*task-based learning*).

El conjunto de datos obtenido ha sido recolectado por asignatura y por curso. Es necesario aclarar que cada vez que un alumno accede al LMS se genera una nueva sesión de usuario, pero el estudiante puede acceder a diferentes asignaturas dentro de la misma sesión. Por tanto, el número de asignaturas a las que se ha accedido es mayor que el número de sesiones. En la Tabla II se muestra el número de sesiones y el número de accesos a las diferentes asignaturas por curso. Por esta razón, dado que la plataforma no permite distinguir el tiempo empleado en cada asignatura, durante cada sesión, solo se analizará la duración total de las sesiones de los estudiantes.

En algunos casos, se ha perdido la información de parte de las sesiones de unos pocos estudiantes matriculados en algunas asignaturas. Para evitar distorsiones de los datos relacionados con las asignaturas, todos los datos relativos a estos estudiantes han sido eliminados de las asignaturas afectadas. Solo han sido utilizados datos completos; por lo tanto, el número real de sesiones y accesos es un poco mayor que los aquí mostrados.

Los datos a analizar son la fecha y la hora de la conexión y la duración de la sesión, desde dos perspectivas diferenciadas: por un lado, el comportamiento del grupo de estudiantes en cada asignatura y, por otro lado, el comportamiento de los estudiantes individualmente en relación a todas las asignaturas en las que están matriculados. El resto de datos disponibles en la plataforma no ha sido considerado en este trabajo.

TABLA II: NÚMERO DE SESIONES Y ACCESOS A LAS ASIGNATURAS POR CURSO

Número de sesiones y accesos a las asignaturas por curso		
Curso	Número de sesiones	Número de accesos a asignaturas
2014-15	7.133	13.171
2015-16	8.368	15.498
2016-17	7.100	11.816

A. Hora de conexión

Analizando los datos de la hora de conexión (inicio de sesión), se pueden obtener varias variables:

1. Distribución horaria de los accesos
2. Distribución anual de los accesos
3. Disponibilidad horaria del acceso a Internet

B. Fecha de conexión

Estudiando la distribución de las fechas de conexión a lo largo del curso se puede determinar los periodos en los que los estudiantes realizan una mayor actividad en el LMS. Del mismo modo, se puede determinar la actividad de los estudiantes a lo largo de la semana.

C. Duración de las sesiones

Los datos proporcionados por la plataforma son estimaciones del tiempo que ha durado la sesión, de acuerdo a los sellos de tiempo entre interacciones (*timestamps of the hits*). Estos están basados en las interacciones que el usuario ha hecho dentro de cada sesión y teniendo en cuenta que, si el tiempo entre dos interacciones es mayor de 10 minutos, se considerará una sesión diferente.

Estos datos no son suficientes para determinar el tiempo real que los estudiantes dedican al estudio, pero pueden al menos indicar el tiempo que el estudiante ha estado ligado a la actividad de aprendizaje, dado que no parece lógico estar conectado al LMS si el estudiante no está realizando ninguna actividad relacionada con los estudios.

D. Número de conexiones

El número total de veces que el estudiante se conecta al LMS da una idea de la frecuencia con la que el estudiante retoma el proceso de aprendizaje. Es evidente que el hecho de que el estudiante no esté conectado no significa que no esté estudiando. Esto es mucho más claro en el caso de la metodología educativa basada en tareas. Sin embargo, la conexión confirma esta actividad: el estudiante está consultando contenidos, leyendo mensajes en foros, etc.

El número de conexiones realizada por cada estudiante varía enormemente. Se han encontrado estudiantes que se han conectado en muy pocas ocasiones y estudiantes que presentan un promedio de casi 3 conexiones diarias a lo largo del curso. Este último número de conexiones es alto para el modelo educativo utilizado en este master.

IV. ANÁLISIS GENERAL DE DATOS

El registro de las conexiones fue realizado entre el 1 de octubre y el 30 de septiembre de cada curso. La primera conexión se produjo el 13 de octubre de 2014, primer día del curso; la última el 30 de septiembre de 2017, último día del periodo analizado. El número de días en los que algún estudiante se ha conectado al LMS durante el curso, el día con más conexiones y el máximo número de conexiones se muestran en la Tabla III.

TABLA III: DÍAS CON CONEXIÓN Y MÁXIMOS DE CONEXIONES

Número de días con conexión, día con más conexiones y máximo número de conexiones			
Curso	Número de días con conexión	Día con más conexiones	Máximo número de conexiones
2014-15	354	14-diciembre-2014	78
2015-16	366	15-febrero- 2016	84
2016-17	365	20-diciembre- 2016	101

Considerando la distribución de las conexiones durante los años estudiados, se puede observar que ocurren principalmente en el periodo entre las 8:00 y las 23:59 horas, lo que corresponde con un patrón horario europeo. El número de conexiones se reduce considerablemente durante la noche.

La distribución de las conexiones a lo largo del día durante los cursos analizados se puede apreciar claramente en la Figura 1.

Aunque estas conexiones se distribuyen a lo largo del día, hay un incremento de estas entre las 17:00 y las 20:00 horas, lo que corresponde con el fin de la jornada laboral. Es importante remarcar que este comportamiento es similar a lo largo de los cursos analizados. La hora promedio de todas las conexiones y la desviación estándar se muestra en la Tabla IV.

Dado que la mayoría de los estudiantes trabaja mientras estudian el master, durante la mañana se conectan a la plataforma o bien usando dispositivos de su lugar de trabajo o a través de dispositivos móviles (*smartphones*).

Como ejemplo, en la Figura 2 se muestra la distribución de todas las conexiones al LMS (hora de inicio de sesión) durante el curso 2015-16. Se obtienen resultados similares para los otros cursos analizados.

TABLA IV: HORA PROMEDIO DE LAS CONEXIONES Y DESVIACIÓN ESTÁNDAR POR CURSO

Hora promedio y desviación estándar por curso		
Curso	Hora promedio	Desviación estándar
2014-15	15:23:11	0,2232146
2015-16	15:37:31	0,216678794
2016-17	15:22:34	0,22629316

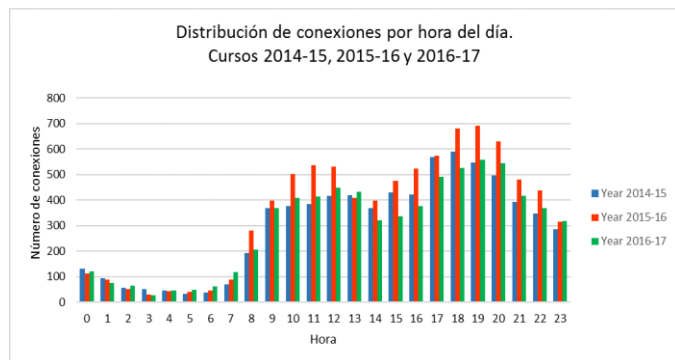


Figura 1: Distribución horaria de las conexiones por hora durante los cursos 2014-15, 2015-16 y 2016-17.

La distribución de las conexiones a lo largo del año varía entre el inicio y el final del curso. En la primera parte del curso, el número de conexiones es mayor y decrece conforme el curso progresa. Teniendo en cuenta que el número de asignaturas es mayor en el primer semestre que en el segundo, la diferencia entre ambos semestres disminuye. Como era de esperar, también hay una significativa reducción de conexiones durante los periodos de vacaciones (Navidades, Semana Santa). Aumenta nuevamente en las fechas próximas a los exámenes y en las fechas de publicación de calificaciones. Durante el verano, el número de conexiones se reduce drásticamente dado que solo usan la plataforma los alumnos que no aprobaron en la convocatoria ordinaria (junio), o aquellos que se presentarán a la convocatoria extraordinaria (septiembre).

Es importante recalcar que, en el caso de la UNED, donde la mayoría de los estudiantes trabaja al tiempo que estudia, es muy común que los estudiantes dejen algunas asignaturas atrás, debido a que tienen menos tiempo para estudiar que los estudiantes a tiempo completo. Como se ha indicado, el número de conexiones aumenta en las fechas próximas a la publicación de notas de la convocatoria extraordinaria.

Además, en los cursos 2015-16 y 2016-17 las semanas de exámenes pueden ser claramente identificadas porque no se realizaron conexiones al LMS en estos periodos.

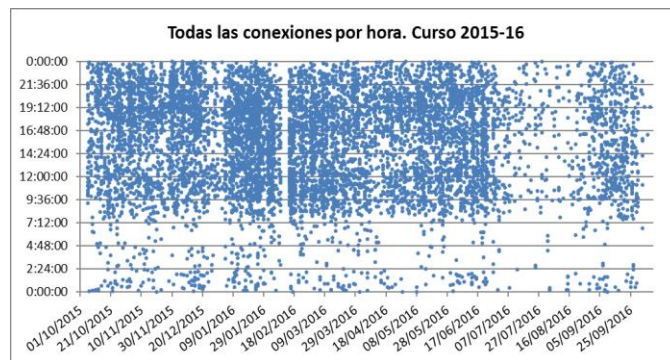


Figura 2: Distribución de todas las conexiones por hora durante el curso 2015-16.

Como ejemplo, en la Figura 3 se muestra el número de sesiones de estudiantes en el LMS por día durante el curso 2014-15.

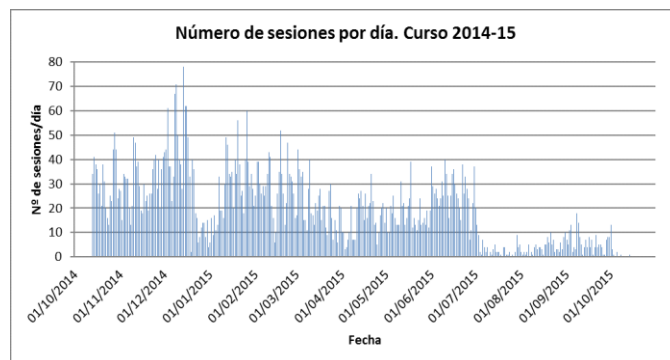


Figura 3: Número de sesiones por día durante el curso 2014-15.

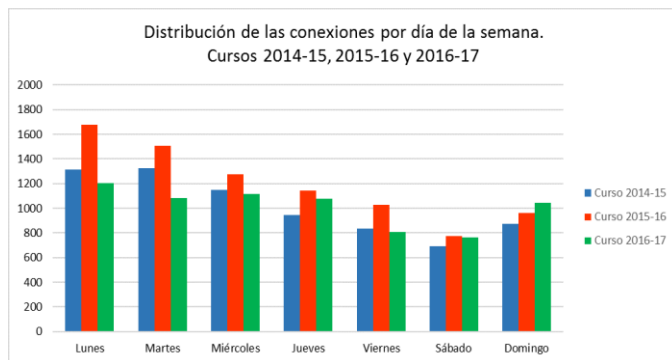


Figura 4: Distribución de las conexiones por día de la semana.

Por otro lado, las conexiones al LMS como un conjunto a lo largo de la semana muestran, con pequeñas diferencias entre los tres cursos analizados, una mayor actividad durante los días laborables, especialmente al inicio de la semana. Este número se reduce al mínimo durante el sábado, con un repunte en domingo (Figura 4).

Este comportamiento es similar a lo largo de los tres cursos analizados.

V. ANÁLISIS DE DATOS POR ASIGNATURA

El número de accesos al contenido de las diferentes asignaturas ha sido 13.171, 15.498 and 11.816 cada año respectivamente. Tal como se ha indicado anteriormente, la diferencia en el número de conexiones reales es debido a que los estudiantes han accedido al contenido de más de una asignatura durante algunas sesiones.

El número total de sesiones por asignatura es menor que en estudios que usan otras metodologías educativas [24], [25], [14] [17].

La Tabla V muestra el número de accesos totales al LMS y el número de accesos promedio por estudiante, calculado de acuerdo al número de estudiantes matriculados en cada asignatura. Solo se han considerado los estudiantes de los que se tienen datos completos.

Se hace evidente que el valor promedio de las conexiones durante el primer semestre (69,64, 62,98 y 54,53 conexiones por estudiante y curso respectivo) es mayor que el valor promedio del segundo semestre (56,98, 57,17 y 33,70 por estudiante y curso respectivo). Esto vendría a reflejar que los estudiantes, en cierto modo, reducen su actividad en la plataforma de aprendizaje debido a causas que no han sido determinadas en este estudio.

Número de conexiones por asignatura y promedio por estudiante				
		Número de conexiones por asignatura Promedio por estudiante		
Asignatura		2014-15	2015-16	2016-17
1º semestre	IITS	2.064 73,71	1.388 63,09	1.789 77,78
	IRTC	1.183 65,72	1.610 70	1.774 65,70
	IT	1.422 94,80	2.009 74,40	1.585 54,65
	EICS	2.016 100,80	1.326 66,30	1.485 67,5
	ICTRECS	1.082 63,65	1.428 69,42	999 47,57
	FMT	153 19,13	728 34,66	307 13,95
	2º semestre	MPT	1.199 47,96	1.458 54
MICS		1.094 60,78	1.363 64,90	799 42,05
PS		310 38,75	790 71,81	178 29,66
ME		378 42,00	374 37,4	232 23,2
SMC		524 65,50	978 54,33	686 40,35
CM		844 93,78	685 62,27	481 37
WC		902 50,11	1.331 55,45	855 32,88

Los valores promedio de conexiones por estudiante son muy diversos entre las diferentes asignaturas. EICS es la asignatura con más accesos, (100,8 en el año 2014-15), mientras que FMT fue la asignatura con menos accesos (13,95 en el curso 2016-17).

Desde el punto de vista del profesorado, las asignaturas con más estudiantes matriculados pueden proporcionar datos más relevantes. Estas asignaturas son IITS y EICS, esta última con la mayor tasa de conexiones por estudiante.

Teniendo en cuenta que la asignatura IITS se imparte durante el primer semestre, la distribución de sus conexiones dibuja un patrón similar a la distribución de todas las conexiones durante el curso. En otras palabras, revela un mayor número de conexiones durante diciembre y antes de los exámenes y un menor número de conexiones durante Navidades.

Las conexiones a la asignatura IITS entre las 9:00 y las 21:00 horas son uniformes, como se muestra en la Figura 5; aunque el mayor número de conexiones se concentra entre las 17:00 y las 19:00 horas. Como se indicó previamente, este comportamiento es similar al mostrado por los datos obtenidos para todas las conexiones durante los tres cursos analizados. Este asunto resulta importante cuando se trata de planificar actividades que requieren la conexión al LMS en una determinada hora.

TABLA V: NÚMERO TOTAL DE CONEXIONES POR ASIGNATURA Y

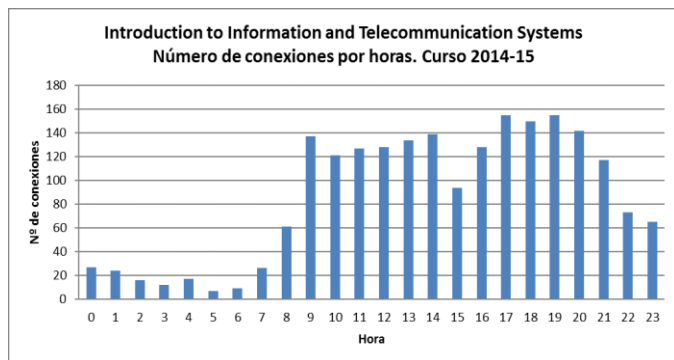


Figura 5: Distribución de las conexiones por hora en la asignatura IITS, curso 2014-15.

En el caso de la asignatura EICS, la distribución de las conexiones sigue el mismo patrón que el indicado para la asignatura IITS. De igual modo, la distribución de conexiones por hora es relativamente menos uniforme entre las 9:00 y las 21:00 horas, con un periodo de pico entre las 17:00 y las 19:00 horas.

Por lo tanto, considerando los datos de las asignaturas más representativas por el número de estudiantes, la mayoría de las conexiones por hora se producen entre las 9:00 y las 21:00 horas, con valores máximos entre las 17:00 y las 19:00 horas.

Asignaturas con menor porcentaje promedio de conexiones también tienen un número menor de alumnos que se presentaron a examen, probablemente porque la carga de trabajo que requiere el master es mayor de la esperada por los estudiantes. Este aspecto no sorprende en el caso de estudiantes que trabajan al tiempo que estudian.

VI. ANÁLISIS DE DATOS POR ESTUDIANTE

Los datos obtenidos de todos los estudiantes son muy irregulares, tanto entre las sesiones de un mismo estudiante, como entre estudiantes, como se esperaba. La presencia significativa de sesiones de larga duración (algunas de ellas próximas a 2 horas) resulta sorprendente. Podría apuntar a un escenario en el que el estudiante está conectado al LMS mientras está estudiando o trabajando en alguna tarea a realizar. Pero esto no puede ser confirmado.

Por otro lado, sesiones de muy corta duración, menos de un minuto, son muy frecuentes, lo que podría indicar que el estudiante se conecta justo para hacer una consulta, ver un mensaje publicado en los foros, etc.

Dado que los estudiantes se pueden suscribir a un servicio para recibir por email los nuevos mensajes publicados en los foros, estas sesiones cortas pueden estar relacionadas con esto.

La duración total estimada de las conexiones de todos los estudiantes durante el curso es de 2.464 horas y 50 minutos (curso 2014-15), 3.032 horas y 45 minutos (curso 2015-16) y 3.015 horas y 55 minutos (curso 2016-17), una considerable cantidad de tiempo.

Dado que el número de asignaturas en las que está matriculado cada alumno es diferente, el promedio de conexiones por asignatura y estudiante también ha sido

analizado. Considerando que el número promedio de conexiones hecho por el número total de estudiantes durante el curso 2014-15 es 37,44 por asignatura, la Figura 6 muestra la disparidad de comportamientos entre estudiantes durante este curso. Como era de esperar, resultados similares se han obtenido en los otros cursos analizados.

La desviación estándar con respecto al número de conexiones es de 32,71, la cual es alta con respecto al valor promedio. Si los valores extremos, que podrían introducir distorsión, se eliminan de este cálculo, se obtiene un valor promedio de 40,65 y una desviación estándar de 21,01. Podemos observar que la desviación estándar está cerca del 50% del valor promedio.

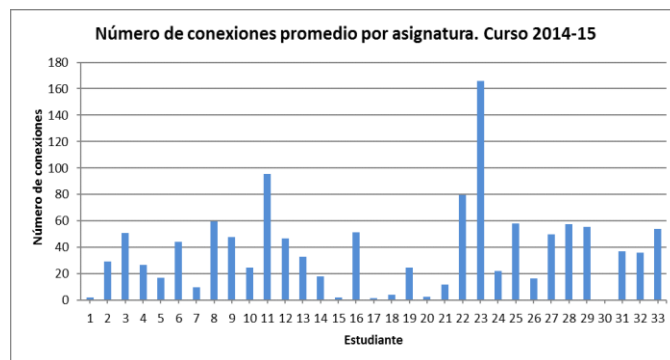


Figura 6: Promedio de conexiones por asignatura y estudiante, curso 2014-15.

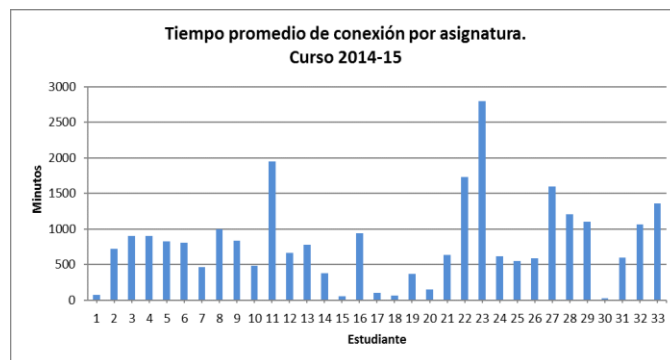


Figura 7: Tiempo total promedio de conexión de los estudiantes al LMS por asignatura, curso 2014-15.

Además, la Figura 6 muestra que algunos estudiantes prácticamente no usan el LMS durante el curso. Este es uno de los principales problemas en el caso de los estudios *online*: el abandono.

Considerando el tiempo total promedio de conexión por asignatura, los resultados son muy similares a los anteriores. Sin embargo, los tiempos totales promedio de conexión por asignatura son algo más homogéneos. En otras palabras, las diferencias entre estudiantes, con las excepciones mencionadas anteriormente, se reducen. El tiempo total promedio de conexión por asignatura del total de los estudiantes es de 13 horas y 23 minutos durante el curso 2014-15, 11 horas 17 minutos durante el curso 2015-16 y 10 horas 57 minutos durante el curso 2016-17.

La Figura 7 presenta el tiempo total promedio por asignatura y estudiante durante el curso 2014-15.

En este caso, curso 2014-15, la desviación estándar con respecto al tiempo total promedio de conexión por asignatura es de 590 minutos/año. Del mismo modo, si los valores que pueden crear distorsión se eliminan de estos cálculos, se pueden obtener un valor promedio de 14 horas y 46 minutos y una desviación estándar cercana a 408 minutos.

Incluso después de no considerar a los estudiantes cuyos datos son extremos, la desviación estándar es próxima al 50% con respecto al valor promedio, concretamente 51.68%.

Es también importante conocer el tiempo total de conexión al LMS de cada estudiante, dado que podría orientarnos con respecto al tiempo que los estudiantes están involucrados en el proceso de aprendizaje.

La Tabla VI muestra el tiempo total estimado que los estudiantes han estado conectados al LMS durante los cursos analizados, donde solo los estudiantes de los que se han podido obtener todos los datos han sido considerados. Obviamente, hay grandes diferencias entre estudiantes.

Como se puede observar, el tiempo estimado de conexión decrece. Esto puede deberse, por un lado, al hecho de que los estudiantes matriculados en diferentes años reducen su actividad en el LMS y, por otro lado, a la última asignatura en la que los estudiantes están matriculados (Trabajo Final de Master). Esta última asignatura tiene un número de conexiones menor que el resto.

Analizando el número total de horas que los estudiantes han estado conectados al LMS, se observa grandes diferencias entre estudiantes. Así, es interesante analizar los datos obtenidos de algunos estudiantes concretos, quienes pueden representar diferentes patrones de comportamiento.

TABLA VI: TIEMPO ESTIMADO DE CONEXIÓN AL LMS Y PROMEDIO POR ESTUDIANTE

Tiempo estimado de conexión al LMS		
Curso	Tiempo total estimado de conexión	Promedio por estudiante
2014-15	2713h 28'	82h 14'
2015-16	2892h 25'	67h 16'
2016-17	2981h 34'	60h 51'

Un primer patrón está representado por un bajo número de conexiones. Estos estudiantes no realizan el examen. En estos casos, la explicación más probable es que los estudiantes se han matriculado en más asignaturas de las que pueden llevar adelante según su tiempo libre para estudiar.

Un segundo patrón es el estudiante “conectado”, quien podría ser el estudiante que se conecta al LMS muchas más veces de las necesarias. Un ejemplo es el comportamiento del estudiante 23, quien ha realizado un elevado número de conexiones diarias, especialmente durante la primera mitad del

curso. Durante la segunda mitad, el número de sesiones es más razonable, pero aún alto.

Considerando el número de asignaturas en las que este estudiante está matriculado, él/ella ha realizado al menos 830 conexiones a lo largo del curso. Como recordatorio, el número de días a lo largo del curso con alguna conexión de estudiantes fue de 354. Por lo tanto, este estudiante realizó 3 conexiones diarias la mayoría de los días. Concretamente, el número promedio de sus conexiones diarias es de 3,66, con un pico de 30 conexiones el 3 de diciembre de 2014. Este es un valor alto, mucho más si se tiene en cuenta que este número es un promedio.

Adicionalmente, este estudiante ha estado conectado al LMS más de 233 horas a lo largo del curso (Figura 7). Tal cantidad de conexiones diarias no está justificada en una metodología basada en tareas por las razones ya expuestas.

Un tercer caso es el estudiante “promedio”, quien se aproxima a los valores promedio obtenidos, excluyendo los estudiantes con los menores y mayores números de conexiones por asignatura y tiempos de conexión por asignatura. Un ejemplo es el estudiante 13. Concretamente, este estudiante presenta un número promedio de conexiones por asignatura de 33,09 y un tiempo promedio de conexión por asignatura de 777 minutos. Este estudiante está matriculado en 11 asignaturas, un número por encima del promedio.

De acuerdo a los datos, la distribución horaria de las conexiones del estudiante 13 coincide solo parcialmente con los datos generales. Esta distribución se desplaza (en retraso) entre 4 y 5 horas con respecto a los datos generales. Quizás, dado que este estudiante está matriculado en más asignaturas que el promedio de todos los estudiantes, necesita alargar su jornada; por lo tanto, tiene más conexiones al final del día.

Otro estudiante que se ha conectado periódicamente al LMS es el estudiante 6. Ella/Él presenta los datos promedio de conexiones por asignatura y el tiempo promedio de conexión por asignatura más próximos a los valores promedio corregidos (sin considerar a los estudiantes con datos extremos). Este estudiante presenta 44 conexiones promedio por asignatura y un tiempo promedio de conexión por asignatura de 805 minutos, aunque el número de asignaturas en las que está matriculado es inferior al promedio.

La Figura 8 muestra cómo la distribución por hora de las conexiones del estudiante 6 a lo largo del día difiere enormemente de los valores promedios presentados anteriormente.

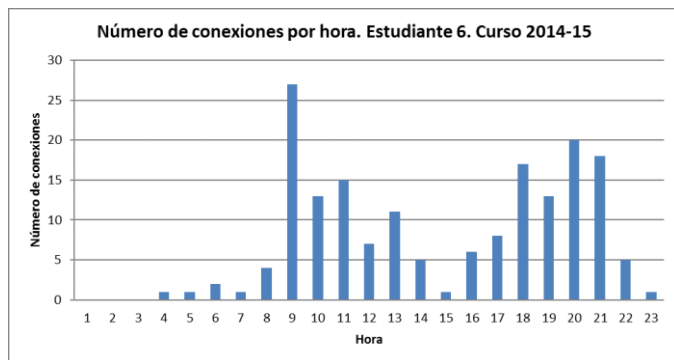


Figura 8: Distribución horaria de las conexiones del estudiante 6. Curso 2014-15.

En ambos casos (estudiantes 6 y 13), sus respectivos patrones temporales no coinciden con el patrón obtenido del conjunto de los estudiantes. Desde el punto de vista del LMS, estas diferencias horarias presentan ventajas dado que el uso de la plataforma se distribuye en el tiempo. Sin embargo, complica la elección de la hora apropiada desde el punto de vista de la planificación de actividades que necesitan ser realizadas a una hora concreta.

Análisis adicionales no han confirmado otros patrones de comportamiento, como ya se ha indicado en estudios previos [16].

Otro aspecto a ser analizado es la posible diferencia en el número de conexiones a asignaturas entre el primer y el segundo semestre.

Durante el curso 2016-17, solo en 20 (16,26 %) de las 123 asignaturas matriculadas en el segundo semestre el número de accesos fue mayor que los accesos a asignaturas del primer semestre.

Además, analizando el comportamiento de los estudiantes matriculados durante dos cursos, el promedio de tiempo conectado por asignatura fue mayor durante el primer año que durante el segundo en el 67% de los casos. En los casos de estudiantes matriculados durante tres cursos, el promedio de tiempo conectado por asignatura fue mayor en el primer curso que en el tercero en el 86% de los casos.

De acuerdo a estos datos y los anteriores, se puede confirmar que los estudiantes reducen su actividad en el LMS durante la segunda mitad del curso. Similares resultados se han obtenido para otros cursos analizados. Estos datos confirman los valores indicados en la Tabla V.

En la Figura 9 se observa un ejemplo de cómo el número de accesos a las asignaturas del segundo semestre del curso es menor en la mayoría de los casos que los accesos a asignaturas del primer semestre.

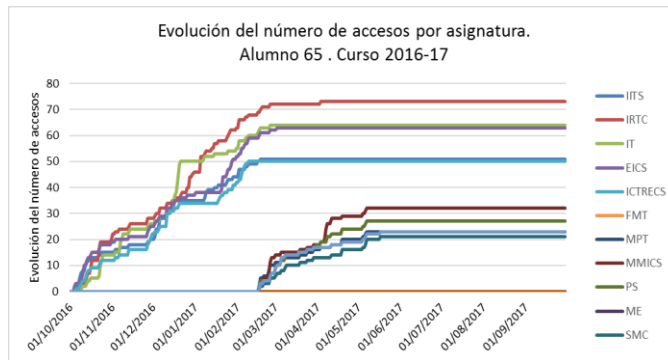


Figura 9: Evolución de los accesos a las diferentes asignaturas del estudiante 65 a lo largo del curso 2016-17.

CONCLUSIONES

De los datos obtenidos se puede concluir que los estudiantes se conectan al LMS a cualquier hora del día. Dado que la gran mayoría de ellos trabaja al tiempo que estudia, se puede asumir que, o bien se conectan desde el lugar de trabajo, usando ordenadores de la compañía, o bien usan dispositivos móviles que permiten esta conexión. Este aspecto es importante desde el punto de vista de la implementación de aplicaciones móviles.

La hora promedio de inicio de sesión (alrededor de las 15:00 horas) puede ser considerada como hora central del día de acuerdo a la zona horaria europea. Esto confirma que la distribución de las conexiones se realiza principalmente durante el día. El mayor número de conexiones al LMS se produce entre las 17:00 y las 20:00 horas, por lo tanto, este podría ser considerado el mejor periodo para la programación de actividades en línea. Este comportamiento se repite año tras año.

Sin embargo, si el comportamiento de los estudiantes es analizado separadamente, se observan diferencias significativas. Estas están relacionadas con sus patrones diarios; por lo tanto, en el caso de la programación de actividades por asignatura, cada asignatura debería ser analizada según los estudiantes matriculados en ella cada curso, con el fin de encontrar la hora más apropiada.

El número de conexiones a lo largo de la semana es mayor en los primeros días y se reduce progresivamente hasta que llega el fin de semana (incluyendo el viernes). De nuevo, este comportamiento se repite a lo largo de los cursos.

El número de accesos a las diferentes asignaturas en las que los alumnos están matriculados decrece durante la segunda mitad del curso, lo que significa que la actividad de los estudiantes en el LMS decrece conforme progresa el curso. Esta conclusión está soportada por estudios previos [16]. Del mismo modo, los estudiantes matriculados durante más de un curso reducen su actividad en el LMS a lo largo de los cursos.

La duración total estimada de las sesiones de usuario representa un valor importante para el modelo educativo basado en tareas (*task-based*), donde no es necesario conectarse tan frecuentemente o estar conectado mientras se realizan la mayoría de actividades. Sin embargo, este valor es

significativamente menor que los valores obtenidos con otros modelos educativos, como se estimó inicialmente.

Este hecho implica que la metodología educativa debería ser tenida en cuenta cuando se desarrollen métodos para el estudio del comportamiento, resultados, etc.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen el soporte proporcionado por la Escuela Internacional de Doctorado de la UNED ya que este trabajo es parte de la tesis doctoral de Antonio Menacho. Igualmente agradecen el soporte de los proyectos: e-Madrid-CM – Investigación y Desarrollo de Tecnologías Educativas en la Comunidad de Madrid – P2018/TCS-4307, e-LIVES. e-Learning InnoVative Engineering Solutions- Erasmus+ Capacity Building in Higher Education - 585938-EPP-12017-1-FR-EPPKA2-CBHE-J, PILAR, Platform Integration of Laboratories based on the Architecture of visiR - Erasmus+ Strategic Partnership nº 2016-1-ES01-KA203-025327 y finalmente, el soporte de la ayuda de la Escuela de Ingenieros de la UNED ‘Investigación en e-Learning’, Ref. 2016-IEE16.

REFERENCIAS

- [1] Martin, Sergio, Gabriel Diaz, Inmaculada Plaza, Elena Ruiz, Manuel Castro, and Juan Peire. State of the Art of Frameworks and Middleware for Facilitating Mobile and Ubiquitous Learning Development. Mobile Applications: Status and Trends. Vol. 84, 2011.
- [2] Conde, Miguel Á., Francisco J. García-Peñalvo, María J. Rodríguez-Conde, Marc Alíer, María J. Casany, and Jordi Pigüille. "An Evolving Learning Management System for New Educational Environments using 2.0 Tools." *Interactive Learning Environments* 22, no. 2 (03/04, 2014): 188-204.
- [3] Guenaga, M. y Garaizar, P. Del Análisis del Aprendizaje a su Mejora: Retos y Oportunidades. VAEP-RITA Vol. 3, Núm. 4, Dic. 2015.
- [4] McKenna, Gary, Gavin Baxter, and Thomas Hainey. "Adopting a Virtual Learning Environment Towards Enhancing Students' Self-Efficacy." *Jnl of Applied Research in HE* 9, no. 1 (02/06; 2017/11, 2017): 54-69.
- [5] Martin, Florence & Ndoye, Abdou & Wilkins, Patricia. (2016). Using Learning Analytics to Enhance Student Learning in Online Courses Based on Quality Matters Standards. *Journal of Educational Technology Systems*. 45. 165-187. 10.1177/0047239516656369.
- [6] Billy Tak, Ming Wong. "Learning Analytics in Higher Education: An Analysis of Case Studies." *Asian Assoc Open Uni Jnl* 12, no. 1 (05/02; 2017/10, 2017): 21-40.
- [7] Srinivas, Anuradha. (2015). Improving Learning Management System using Data Mining. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*. 4. 710.
- [8] Márquez, C. , Romero, C. y Ventura, S. Predicción del fracaso escolar mediante técnicas de minería de Datos. *IEEE-RITA* Vol. 7, Núm. 3, Nov. 2012.
- [9] Feng, M., Bienkowski, M., Means, B.: Enhancing teaching and learning through educational data mining and learning analytics: An issue brief. Tech. rep., U. S. Department of Education (2012).
- [10] Psaromiligkos, Y., Orfanidou, M. Kytagiás, C., Zafiri, E. (2009). Mining log data for the analysis of learners' behaviour in web-based learning management systems. In *Operational Research Journal*, 1-14.
- [11] Cantabella, M.; López-Ayuso, B.; Muñoz, A.; Caballero, A. (2016). Una herramienta para el seguimiento del profesorado universitario en entornos virtuales de aprendizaje. *Revista Española De Documentación Científica*, 39(4), 1-15. doi:10.3989/redc.2016.4.1354.
- [12] Rosalina Rebuscas Estacio, Rodolfo Callanta Raga Jr, (2017) "Analyzing students online learning behaviour in blended courses using Moodle", *Asian Association of Open Universities Journal*, Vol. 12 Issue: 1, pp.52-68, DOI: 10.1108/AAOUJ-01-2017-0016.
- [13] R. Cerezo, M. Sanchez-Santillan, J.C. Nunez, and M.P. Paule. Different patterns of students' interaction with moodle and their relationship with achievement. In *Proc. 8th International Conference on Educational Data Mining*, 2015.
- [14] M. A. Conde, F. J. Garcia-Penalvo, D. A. Gomez-Aguilar, and R. Theron, "Exploring Software Engineering Subjects by Using Visual Learning Analytics Techniques,". *IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*, vol. 10, no. 4, pp. 242-252, 2015.
- [15] Hung, J. L., & Zhang, K. (2008). Revealing online learning behaviours and activity patterns and making predictions with data mining techniques in online teaching. *MERLOT Journal of Online Learning and Teaching*, 4(4), 426-437.
- [16] Conijn, R.; Van Zaanen, M. (2017). Trends in student behaviour in online courses. *Proceedings of the 3rd International Conference on Higher Education Advances*. Editorial Universitat Politècnica de València. 649-657. doi:10.4995/HEAD17.2017.5337
- [17] Abdullahi, A., Makhtar, M., Safie, S. (2018). The patterns of accessing learning management system among students. *Indonesian Journal of accessing learning management system among students*. Vol. 13, No. 1, January 2019, pp. 15~21. DOI: 10.11591/ijeees.v13.i1.pp15-21.
- [18] A. Menacho, M. Castro and C. Pérez-Molina. Mining LMS students' data on online task-based master degree studies, 2018 *IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, Tenerife, 2018, pp. 661-668. DOI: 10.1109/EDUCON.2018.8363294
- [19] RED.es - Observatorio Nacional de las Telecomunicaciones y de la SI. Evolución del número de clientes de la telefonía móvil en España, 20-10-2015 <http://www.ontsi.red.es/ontsi/es/indicador/evoluci%C3%B3n-del-n%C3%B1mero-de-clientes-de-telefon%C3%ADa-m%C3%B3vil-en-espa%C3%B1a>.
- [20] Aslam, Shafiq & Ashraf, Imran. (2014). Data Mining Algorithms and their applications in Education Data Mining. *Computer Science in Economics and Management*. 2. 2321-7782.
- [21] Dipesh Walte, Hari Reddy, Vivek Ugale, Amol Unwane (2014). Overview of algorithms in Educational Data Mining for Higher Education: An Application Perspective. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*. Vol. 3 Issue 2, February – 2014. ISSN: 2278-0181.
- [22] C. Romero, S. Ventura and E. García. Data Mining in Course Management Systems: MOODLE Case Study and Tutorial. *Computers & Education*. 51(1), 368-384, 2008-
- [23] C. Romero and S. Ventura. Educational Data Mining: A Survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications*, 33(1), 135-146, 2007.
- [24] Martínez, D. D. (2017). Profesorado en formación y ambientes educativos virtuales. *Campus Virtuales*, 6(2), 69-78. (www.revistacampusvirtuales.es).
- [25] Nyeki, Lajos. (2009). LMS usage mining in distance education. https://www.researchgate.net/publication/235856490_LMS_USAGE_MINING_IN_DISTANCE_EDUCATION.

A. Menacho (StM'14) es Ingeniero Técnico Industrial en Electrónica Industrial por la UNED, Madrid, Graduado en Ingeniería Industrial y Automática por la Universidad de León y Master Universitario en Energías Renovables por la Universidad SP-CEU, Madrid, todas ellas en España. Ha desarrollado su carrera profesional como Ingeniero en campo en compañías privadas, siempre en el área de la electrónica de potencia.

M. Castro (F'08) es Ingeniero Industrial y Doctor Ingeniero Industrial por la Universidad Politécnica de Madrid, España. Es autor de numerosas publicaciones en revistas de prestigio y conferencias. El Dr. Manuel Castro ha colaborado en numerosos proyectos de investigación. Actualmente es Catedrático en la Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED).

C. Pérez (M'12) es Licenciada en Física por la Universidad Complutense de Madrid y Doctora Ingeniera Industrial por la Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED). Ha trabajado como investigadora en varios proyectos nacionales y europeos y ha publicado diferentes informes técnicos y artículos de investigación para revistas y conferencias internacionales, así como libros educativos.

En la actualidad es Profesora Titular de Ingeniería de Sistemas y Automática en el Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica Control, Telemática y Química Aplicada a la Ingeniería de la Escuela de Ingenieros Industriales de la Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED).