Versión Abierta Español – Portugués

de la

Revista Iberoamericana de Tecnologías del/da Aprendizaje/Aprendizagem

Una publicación de la Sociedad de Educación del IEEE (Capítulo Español)
Uma publicação da Sociedade de Educação do IEEE (Capítulo Espanhol)

MAY. 2018 VOL. 6 NÚMERO/NUMERO 2 (ISSN 2255-5706)

Experiencias Utilizando Códigos QR para Mejorar el Proceso de Enseñanza-Aprendizaje en Asignaturas de Ingeniería Industrial …… ..... *Eloísa Torres-Jiménez, Catalina Rus-Casas, Rubén Dorado Vicente, Miriam Jiménez-Torres* **41**

Incorporación de Soporte Afectivo a un Sistema de Tutorización Inteligente: un Estudio Empírico.... …… *Cristina Cunha-Pérez, Miguel Arevalillo-Herráez, Luis Marco-Giménez, David Arnau* **49**

Personalización de Pruebas para la Autoevaluación Formativa…….. …….…….. *Delia E. Benchoff, Marcela P. González y Constanza R. Huapaya* **57**

Aprendizaje Autorregulado en un Curso de Programación de Computadores……... .. *Jhon Jairo Ramírez Echeverry, Lina F. Rosales-Castro, Felipe Restrepo-Calle, Fabio A. González* **62**

CONSEJO/CONSELHO EDITORIAL

Presidente (Editor Jefe):
Martín Llamas Nistal,
Universidad de Vigo, España

Vicepresidente (Coeditor):
Manuel Castro Gil, UNED, España

Editor Asociado para lengua Portuguesa:
Carlos Vaz do Carvalho,
ISEP, Oporto, Portugal

Secretaría:
Gabriel Díaz Orueta, UNED, España

Miembros:

Manuel Caeiro Rodríguez,
Universidad de Vigo, España

Juan M. Santos Gago,
Universidad de Vigo, España

Francisco J. García Peñalvo,
Universidad de Salamanca, España

Humberto Ramón Álvarez Alvarado,
Universidad Tecnológica de Panamá y LACCEI, Panamá

Jorge Rodríguez,
Western Michigan University,
Kalamazoo, and LACCEI, MI,
EEUU.

José Simó Ten,
Univerisdad Politénica de Valencia, España

Julián Viejo Cortés,
Universidad de Sevilla, España

COMITÉ CIENTÍFICO

Alfonso Lago Ferreiro,
Universidad de Vigo, España

António José Mendes,
Universidade de Coimbra,
Portugal

Antonio Lopez Martin,
Universidad Pública de Navarra, España

António Vieira de Castro,
ISEP, Portugal

Arturo Molina,
Tecnológico de Monterrey,
México

Baltasar Fernández Manjón,
Universidad Complutense de Madrid,
España

Carlos Delgado Kloos,
Universidad Carlos III de Madrid, España

Claudio R. Brito,
International Institute of Education of
COPEC, Brasil

Fernando Pescador,
Universidad Politécnica de Madrid,
España

Gabriel Díaz Orueta, UNED,
España

Francisco J. Azcondo,
Universidad de Cantabria,
España

Francisco Javier Arcega Solsona,
Universidad de Zaragoza,
España

Francisco Jurado,
Universidad de Jaén,
España

Gustavo H. Rossi,
Universidad Nacional de La Plata,
Argentina

Ivan Esparragoza,
Penn State University, EEUU

J. Ángel Velázquez Iturbide,
Universidad Rey Juan Carlos,
España

Jaime Muñoz-Arteaga,
Universidad Autónoma de Aguascalientes, México

Jose Antonio Salvado,
Instituto Politécnico de Castelo Branco,
Portugal

José Bravo Rodríguez,
Universidad de Castilla-La Mancha,
España

José Carlos Lourenço Cuadrado, ISEP,
Portugal

Jose Carlos Meireles Monteiro Metrôlho,
Instituto Politécnico de Castelo Branco,
Portugal

José Carpio,
Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), España

José Palazzo Moreira de Oliveira,
UFRGS, Brasil

Juan C. Burguillo,
Universidad de Vigo, España

Juan Quemada Vives,
Universidad Politécnica de Madrid,
España

Luis Anido Rifón,
Universidade de Vigo,
España

Luis Jaime Neri Vitela,
Tecnológico de Monterrey,
México

M.Felisa Verdejo,
Universidad Nacional de Educación a Distancia, España

Manuel José Fernández Iglesias,
Universidade de Vigo,
España

Manuel Ortega Cantero,
Universidad de Castilla - La Mancha,
España

Maria José Patricio Marcelino,
Universidade de Coimbra,
Portugal

Oscar Martínez Bonastre,
Universidad Miguel Hernández de Elche, España

Pedro C. C. Pimenta,
Universidade do Minho,
Portugal

Raul V. Ramirez Velarde,
Tecnológico de Monterrey,
México

Samuel Cruz-Lara,
Université de Lorraine,
Francia

Vitor Duarte Teodoro,
Universidade Nova de Lisboa,
Portugal

Xabiel García Pañeda,
Universidad de Oviedo,
España

Yannis Dimitriadis,
Universidad de Valladolid,
España

Experiencias Utilizando Códigos QR para Mejorar el Proceso de Enseñanza-Aprendizaje en Asignaturas de Ingeniería Industrial

Eloísa Torres-Jiménez, Catalina Rus-Casas, Rubén Dorado Vicente, Miriam Jiménez-Torres

CÓMO REFERENCIAR ESTE ARTÍCULO:

Eloísa Torres-Jiménez, Catalina Rus-Casas, Rubén Dorado Vicente, Miriam Jiménez-Torres. "Experiences Using QR Codes for Improving the Teaching-Learning Process in Industrial Engineering subjects". IEEE-RITA May 2018, Volume 13, Issue 2, Pages 56-62.

DOI (Digital Object Identifier) : https://doi.org/10.1109/RITA.2018.2831738

***Title*—Experiences Using QR Codes for Improving the Teaching-Learning Process in Industrial Engineering subjects.**

***Abstract*— The number of mobile phones and tablets has notably been raising in last few years, which allows to extend its potential applications. In the field of education, the possibilities offered by augmented reality are yet to be explored. The experience which is proposed in this paper pretends to implement QR codes in subject teaching belonging to an industrial engineering degree. In particular, changes are shown in two subjects (electronic instrumentation and thermal engineering), with the aim to improve the learning process with the use of QR codes in the practices of both subjects. An opinion test was used to evaluate the undergraduate's acceptance rate and satisfaction with this new technology proposed. The results of this survey were satisfactory and support the proposal to use mobile technology as part of the learning process.**

***Index Terms*— Mobile learning; Information and Communication Technologies (ICT); encrypted information; teaching in engineering.**

I. INTRODUCCIÓN

EL sistema universitario español se ha diseñado en el marco común que define el Espacio Europeo de Educación Superior (EEES). Este marco de formación ha impulsado un sistema enseñanza-aprendizaje centrado en el estudiante. En este marco se potencian aspectos como: el uso de las tecnologías de la información y la comunicación, la movilidad, el intercambio cultural y la internacionalización [1-3].

El aprendizaje basado en el estudiante implica adoptar nuevas configuraciones formativas más flexibles y abiertas. Estas sustituirán a las clases magistrales de la enseñanza tradicional. En este sentido, se han impulsado otros conceptos de aprendizaje, entre los que destaca el Blended Learning o docencia semipresencial, también conocida como b-learning. En este tipo de docencia se combina la formación presencial con experiencias de aprendizaje online, lo cual permite reducir el tiempo presencial del estudiante en el aula, además de poder evaluar el trabajo realizado fuera de la misma [4]. Para llevar a cabo un aprendizaje tipo b-learning es necesario desarrollar herramientas adecuadas y sencillas de usar por parte del estudiante. Ambas características ofrecerán al estudiante la posibilidad de controlar algunos factores del proceso de aprendizaje, como el lugar, momento y espacio de trabajo. Esto motiva al estudiante a asimilar los distintos contenidos de las asignaturas y promueve una participación más activa en su proceso de aprendizaje [5].

En el ámbito de la ingeniería, se desarrolla una gran cantidad de material docente para las clases prácticas. Estas clases representan la forma más activa de contribuir a facilitar el desarrollo de destrezas y propiciar la adquisición de competencias. El concepto de "aprender realizando" alienta a los docentes a desarrollar herramientas, tales como los laboratorios virtuales [6, 7]. Otros docentes, se apoyan en metodologías activas de aprendizaje basadas en problemas (Problem Based Learning, PBL). Los resultados con experiencias de PBL confirman la implicación del estudiante tanto en términos de logros académicos como de interés [8].

El continuo avance de las nuevas tecnologías favorece la creación y desarrollo de nuevas técnicas que potencian y contribuyen en el proceso de enseñanza. Estas nuevas técnicas, hacen que la enseñanza sea, además de flexible y abierta, cada vez más interactiva [9-12]. En concreto, el uso cotidiano de las tecnologías móviles favorece la adquisición de nuevos hábitos que potencialmente pueden ayudar en el proceso de enseñanza-aprendizaje. Hay experiencias que

Manuscrito recibido el 12 de septiembre de 2017; revisado 26 de octubre; aceptado 30 de noviembre.

English versión received February, 12th, 2018. Revised February, 16th. Accepted February, 24th.

E. Torres-Jiménez, is with the Department of Mechanical and Mining Engineering of University of Jaen, 23071 Spain. http://orcid.org/0000-0002-9689-1746 (phone: +34 953 21 28 67; e-mail: etorres@ujaen.es).

C. Rus-Casas, is with the Department of Electronic Engineering and Automation of University of Jaen, 23071 Spain. http://orcid.org/0000-0002-6982-4054 (e-mail: crus@ujaen.es).

R Dorado, is with the Department of Mechanical and Mining Engineering of University of Jaen, 23071 Spain. http://orcid.org/0000-0003-1979-7489 (e-mail: rdorado@ujaen.es).

Miriam Jiménez-Torres is with the Department of Electronic Engineering and Automation of University of Jaen, 23071 Spain. https://orcid.org/0000-0002-6330-8630 (e-mail: mjtorres@ujaen.es).

muestran que el uso de tecnologías móviles aumenta la asistencia a clase y la motivación de los estudiantes [9]. Las tecnologías móviles permiten entregar contenidos de aprendizaje sin fronteras de tiempo, con la finalidad de maximizar los tiempos disponibles para el aprendizaje. Se abre la posibilidad de acceder a recursos de aprendizaje adaptados al estilo de aprendizaje del estudiante [10]. Los docentes pueden aprovechar estas nuevas costumbres para mejorar la formación del estudiante en las distintas asignaturas.

Algunas de las actividades que ya hoy día son habituales en la mayoría de universidades son: la gestión vía web para ofrecer una mayor visibilidad a la información útil (oferta académica, recursos bibliográficos, etc.), gestión online de recursos de aprendizaje como contenidos docentes, seguimiento del proceso de enseñanza de los estudiantes, generación de contenidos docentes en abierto para los estudiantes, así como su preparación para la distribución en distintos formatos de materiales docentes, y la presencia en las redes sociales de grupos de trabajo de asignaturas universitarias [1].

Todo esto evidencia que las nuevas tendencias se encaminan por una docencia más cercana al día a día, que posibilite el acercamiento de la docencia al alumnado con herramientas cotidianas, que apoyen su proceso de aprendizaje.

En este artículo se realiza una extensión del trabajo presentado en la decimosegunda edición del congreso Tecnología, Aprendizaje y Enseñanza de la Electrónica (TAEE): Aprendizaje móvil: uso de códigos QR para elaborar materiales docentes. Las diferencias fundamentales entre el este artículo y el presentado en la citada conferencia se detallan a continuación: en primer lugar, la introducción se ha mejorado incorporando una revisión más extensa y actualizada de experiencias docentes en las que se utilizan tecnologías móviles como parte de la metodología docente del profesorado, por lo que se han incluido 7 nuevas referencias. En segundo lugar, se amplía la experiencia propuesta aplicándola a una nueva asignatura. La asignatura añadida es una asignatura troncal de segundo curso común a las cuatro especialidades de ingeniería industrial que se imparten en nuestro centro, de lo que se emana la reproducibilidad de la experiencia en otras materias. Finalmente, señalar que se han eliminado las figuras 2 y 3 y se han añadido otras nuevas, en concreto, las figuras 2, 4, 5 y 8; además, se ha eliminado la tabla 1. Esta experiencia docente se ha llevado a cabo en el marco de un proyecto de innovación docente concedido a los autores del trabajo por la Universidad de Jaén, cuyo título es: "Soporte de Asignaturas técnicas mediante mobile learning (m-learning)" llevado a cabo en una de las titulaciones impartidas por la Universidad de Jaén [13].

El objetivo planteado en esta experiencia consiste en la generación de códigos QR asociados a material docente que ayude al estudiante a realizar fácilmente las prácticas de laboratorio de asignaturas que forman parte del grado de ingeniería industrial. La experiencia se ha puesto en práctica en dos asignaturas; la asignatura de "ingeniería térmica" la cual pertenece a la rama común del grado antes mencionado y la asignatura de "Instrumentación Electrónica", que es una asignatura obligatoria de la rama "ingeniería electrónica industrial". Los códigos QR que se han generado permiten al alumnado acceder de forma rápida y sencilla a los materiales docentes necesarios para realizar las prácticas de laboratorio. Estos materiales incluyen manuales de procedimientos para la realización de las prácticas, descripción del uso y manejo de los equipos del laboratorio y material adicional a consultar previamente a la práctica que permite agilizar el proceso de toma de datos.

Las siguientes secciones se organizan como sigue: en la sección "Aprendizaje móvil en la enseñanza" se hace un análisis del concepto aprendizaje móvil, así como de los diferentes entornos con los que se puede llevar a cabo. En la tercera sección ("Descripción de la experiencia") se describe la experiencia llevada a cabo y se pone de relieve el entorno académico en el que se desarrolla. Finalmente, se muestran los resultados de la encuesta de satisfacción realizada y las conclusiones obtenidas con el uso de códigos QR para elaborar materiales docentes en distintas asignaturas del grado de ingeniería industrial.

II. Aprendizaje Móvil en la Enseñanza

El aprendizaje móvil, o "mobile learning" también conocido como m-learning, es una nueva metodología de enseñanza basada en la utilización de pequeños dispositivos electrónicos con conectividad inalámbrica, como por ejemplo móviles inteligentes (smartphones) o tablets. Hoy en día, el uso de estos terminales está muy extendido. Además, este tipo de terminal posee funcionalidades suficientes como para afrontar y favorecer el aprendizaje convencional.

Una de las características principales de esta modalidad de aprendizaje es la disponibilidad espacial y temporal [7]. Con esta metodología pretendemos facilitar el aprendizaje en cualquier lugar, ya que el acceso se realiza de forma remota, y en cualquier momento, no limitándose a la duración de una clase tradicional. Por tanto, se trata de una metodología que permite un aprendizaje flexible.

Además, favorece el autoaprendizaje del estudiante, permitiéndole realizar un seguimiento interactivo de lo aprendido dentro de una clase presencial. Los dispositivos móviles permiten acceder a la información de forma ininterrumpida y fácil, lo que promueve un aumento de la motivación y del interés del alumnado. Esta nueva metodología aporta a las asignaturas un cambio significativo respecto a la enseñanza tradicional. Los profesores que participamos en esta experiencia buscamos la motivación del estudiante, para ello se diseña una manera de aprender diferente y una oportunidad de enriquecer el aprendizaje del estudiante.

A. ¿Cómo Implementar el Aprendizaje Móvil?

Entre los recursos metodológicos empleados en el aprendizaje móvil se pueden encontrar desde wikis, blogs o RRSS (Redes Sociales) hasta plataformas de aprendizaje, juegos serios, realidad aumentada o códigos QR (Fig. 1).

Las wikis, blogs y RRSS son herramientas que forman parte de lo que se conoce como aplicaciones web 2.0. A nivel educativo, son sitios web donde es posible la creación de un ámbito de trabajo que promueva la colaboración y

Fig. 5. Herramientas del aprendizaje móvil

participación entre el alumnado y el profesorado. Las plataformas de aprendizaje, también denominadas LMS (Learning Management System), son sistemas de gestión del aprendizaje. Se trata de aplicaciones software alojadas e instaladas en un servidor que permiten crear y administrar cursos no presenciales. Además, permiten gestionar labores educativas entre los participantes. Algunas de las más conocidas y utilizadas en educación son Moodle, ILIAS, o Blackboard [7].

Los juegos serios (o Serious Games) son juegos diseñados para la comprensión de ciertos conceptos teóricos. Tratan de aprovechar el aspecto motivador de los video-juegos, aportando valor más allá de la diversión [8].

Finalmente, la realidad aumentada se basa en la incorporación de información generada por ordenador (virtual) a la realidad existente. Esta información puede ser del tipo imagen, texto o un objeto virtual, y aportará datos adicionales al entorno real. Como resultado, se obtiene una imagen de la realidad enriquecida, que aumenta el conocimiento sobre la realidad visible [9].

Por otra parte, un código QR (Quick Response), de respuesta rápida o inmediata, es una imagen que lleva imbuida una información que puede ser interpretada por una tableta o un móvil con conexión a Internet por medio de un hipervínculo de información codificada. Esta información puede ser tan diversa como: una dirección a una página web (URL); texto en diferentes formatos; o enviar un e-mail, un SMS, una localización, un evento o una ubicación.

Los códigos QR, junto con la informática móvil, permiten realizar actividades de realidad aumentada y fomentan el aprendizaje basado en juegos. Además, hacen posible el diseño de material docente que fomente el aprendizaje flexible. Las características de esta tecnología la hacen atractiva para los estudiantes, ya que les supone casi un juego: inmediato, interactivo, multimedia y disponible en cualquier momento.

Actualmente existen experiencias [10,11] en las que el aprendizaje móvil aporta a la enseñanza la posibilidad de acceder fácilmente a los textos que estudiantes y profesores utilizan. En este sentido, se puede decir que los códigos QR hacen posible un aprendizaje adaptado al proceso de enseñanza-aprendizaje de cada estudiante. Este trabajo se enmarca en la implantación en el aula del uso de dispositivos móviles, sus aplicaciones y la tecnología de códigos QR.

B. ¿Por qué Decidimos Utilizar Códigos QR para Implementar el Aprendizaje Móvil en Asignaturas del Grado de Ingeniería Industrial?

En esta experiencia se ha apostado por la generación y utilización de códigos QR como técnica para implementar el aprendizaje móvil por los motivos que a continuación se detallan:

1) En primer lugar, tras una encuesta previa realizada entre el alumnado, hemos detectado que el 100% de los estudiantes disponen de dispositivos móviles capaces de interpretar códigos QR. Por lo que esta tecnología es totalmente accesible al perfil actual del alumnado.
2) En segundo lugar, se quiere destacar que existe una gran cantidad de aplicaciones diseñadas para la creación de códigos QR [12], la mayoría de libre distribución. Además, existen aplicaciones que funcionan online, de forma que no hay necesidad de descargar ningún tipo de software para poder generarlos. En el caso de los códigos QR, hoy día están muy desarrolladas y extendidas las aplicaciones que los leen e interpretan de manera correcta. Descargar en un dispositivo móvil un lector de códigos QR es sencillo y compatible con todos los sistemas operativos móviles existentes en el mercado. Además son aplicaciones en su mayoría gratuitas.
3) El último motivo que nos ha hecho inclinarnos claramente por el uso de códigos QR para elaborar materiales docentes, es la gran cantidad de horas que los estudiantes pasan usando su teléfono móvil. Se trata de una tecnología móvil de fácil uso, y con la que el estudiante posteriormente dispondrá en todo momento del recurso descargado. De esta forma, se fomenta el autoaprendizaje ya que el estudiante puede acceder, cuando así lo precise, a la información que necesita. En este caso, el docente ha facilitado el acceso a esta información por medio de los códigos QR.

A estos tres motivos también hay que unir que existen, a día de hoy, multitud de experiencias similares en el ámbito docente, donde se implementan códigos QR en la enseñanza universitaria. Ámbitos docentes como: física, química, arquitectura y ciencias y tecnologías de la edificación, enseñanza y aprendizaje de lenguas o la informática. [9,13-15].

II. Descripción de la Experiencia

En esta sección se describen brevemente las dos asignaturas en las que se ha puesto en práctica la utilización de los códigos QR, así como el procedimiento llevado a cabo para la puesta en marcha de la experiencia.

A. Entorno Académico en el que se Desarrolla.

La experiencia se ha desarrollado dentro de la Escuela Politécnica Superior de Jaén. En concreto, se ha incluido esta metodología en el desarrollo de las prácticas de laboratorio de dos asignaturas: Instrumentación electrónica e Ingeniería Térmica. Ambas asignaturas tienen una carga lectiva de 6 créditos ECTS, de los cuales 3 y 1 crédito respectivamente, corresponden a prácticas de laboratorio. La

asignatura “Instrumentación Electrónica” es una asignatura troncal perteneciente al grado en Ingeniería Electrónica Industrial que se imparte en el segundo semestre de tercer curso. Mientras que la asignatura “Ingeniería térmica” es una asignatura obligatoria perteneciente al grado en Ingeniería Mecánica que se imparte en el primer semestre de segundo curso.

En la asignatura “Instrumentación Electrónica” el estudiante adquiere conceptos fundamentales de su formación técnica, para el desarrollo de sistemas de medida en cualquier actividad industrial. Por otro lado, la asignatura “Ingeniería térmica”, es una asignatura integrada en el módulo común a la rama Industrial, por lo que se imparten contenidos básicos que debe adquirir un graduado en ingeniería industrial, independientemente de la especialidad que realice.

Tanto en “Instrumentación Electrónica” como en “Ingeniería térmica”, las guías docentes indican que los estudiantes deben adquirir la competencia transversal CT4, es decir, la “capacidad para aplicar nuevas tecnologías incluidas las tecnologías de la información y la comunicación”. Por tanto, podemos decir que la aplicación de los códigos QR al proceso de enseñanza-aprendizaje, ayudará a adquirir esta competencia, además de aquellas más específicas de cada asignatura.

En la docencia teórica de ambas asignaturas, se emplean sesiones magistrales y actividades de resolución de problemas para ilustrar con ejemplos prácticos la parte teórica de la materia impartida. Sin embargo, es en la parte correspondiente a las prácticas de laboratorio, donde se ha planteado el uso de códigos QR para acceder a materiales docentes, como se detalla en el siguiente apartado: “procedimiento llevado a cabo”. Estas prácticas de laboratorio se realizan en sesiones de dos horas y en grupos reducidos de estudiantes, lo cual facilita la aplicación de la metodología propuesta, así como la obtención y análisis de resultados.

A. Procedimiento llevado a cabo

La metodología seguida para determinar qué material docente es más interesante proporcionar al estudiante a través de los códigos QR es la siguiente:

Fig. 5. Códigos QR creados durante esta experiencia.

a) Estudiar qué conceptos, relacionados con la funcionalidad del puesto básico del laboratorio, deben saber los estudiantes para obtener el máximo rendimiento académico de las prácticas.
b) Estudiar los protocolos usados en el manejo del puesto del laboratorio con los que el estudiante puede obtener de forma correcta el intercambio de información entre los diferentes equipos que constituyen el puesto básico.
c) Realizar una revisión sobre los materiales complementarios que se deben proporcionar en cada práctica como: guiones de prácticas, hojas de características, manuales de equipos de laboratorio, acceso a información sobre conceptos previos necesarios para completar la práctica, formularios, cuestionarios, etc.

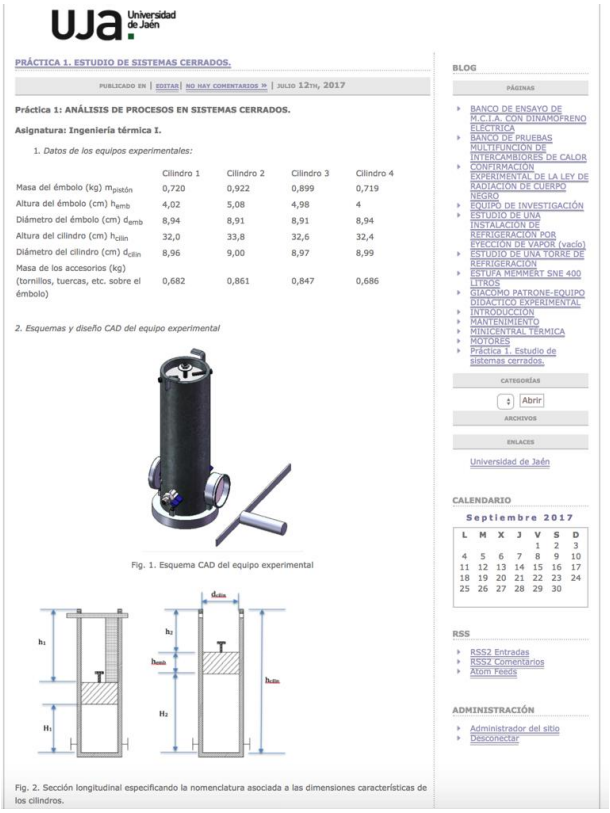
Una vez que se han valorado los materiales utilizados en las prácticas, debemos determinar cuáles son más adecuados para proceder a generar los códigos QR. En esta experiencia se han elaborado códigos QR que permiten obtener documentos en pdf, acceder a páginas web relacionadas con el contenido de las prácticas y rellenar encuestas realizadas mediante formularios de Google. En la Fig. 2 se muestran todos los códigos QR creados durante esta experiencia y se detalla a qué corresponde cada uno. Además, también se han impreso dichos códigos y se han colocado en lugares accesibles para que los estudiantes puedan acceder en cualquier momento a toda la información relacionada con las prácticas y rellenar encuestas creadas mediante formularios (Fig. 3 y 4).

Fig. 2. Imagen del código QR colocado en el generador de funciones del puesto básico del laboratorio.

Fig. 3. Imagen del código QR colocado en el generador de funciones del puesto básico del laboratorio.

Fig. 4. Ejemplo de colocación de los códigos QR en los equipos del laboratorio de máquinas y motores térmicos.

Además de los manuales de los instrumentos que componen el puesto básico del laboratorio, se pueden obtener: los guiones de las prácticas, manuales técnicos, hojas de característica y otra información relacionada con las prácticas de la asignatura, sin más que escanear el código QR. Para completar esta experiencia, se ha desarrollado una página web para las prácticas de Ingeniería térmica y se ha añadido un código QR para complementar los contenidos de la práctica 1 (Fig. 5). En concreto, dentro de esta página se pueden encontrar: datos sobre características de cada equipo que se utiliza en la práctica, el guión de la práctica, contenido multimedia sobre cómo usar instrumentos de medida necesarios, un esquema con las dimensiones características de los equipos y un link a la encuesta de satisfacción.



UJa Universidad de Jaén

PRÁCTICA 1. ESTUDIO DE SISTEMAS CERRADOS.

PUBLICADO EN | EDITAR | NO HAY COMENTARIOS » | JULIO 12TH, 2017

Práctica 1: ANÁLISIS DE PROCESOS EN SISTEMAS CERRADOS.

Asignatura: Ingeniería térmica I.

1. *Datos de los equipos experimentales:*

	Cilindro 1	Cilindro 2	Cilindro 3	Cilindro 4
Masa del émbolo (kg) $m_{pistón}$	0,720	0,922	0,899	0,719
Altura del émbolo (cm) $h_{émb}$	4,02	5,08	4,98	4
Diámetro del émbolo (cm) $d_{émb}$	8,94	8,91	8,91	8,94
Altura del cilindro (cm) h_{cilin}	32,0	33,8	32,6	32,4
Diámetro del cilindro (cm) d_{cilin}	8,96	9,00	8,97	8,99
Masa de los accesorios (kg) (tornillos, tuercas, etc. sobre el émbolo)	0,682	0,861	0,847	0,686

2. *Esquemas y diseño CAD del equipo experimental*

Fig. 1. Esquema CAD del equipo experimental

Fig. 2. Sección longitudinal especificando la nomenclatura asociada a las dimensiones características de los cilindros.

BLOG

PÁGINAS

- BANCO DE ENSAYO DE M.C.I.A. CON DINAMÓFRENO ELÉCTRICA
- BANCO DE PRUEBAS MULTIFUNCIÓN DE INTERCAMBIADORES DE CALOR
- CONFIRMACIÓN EXPERIMENTAL DE LA LEY DE RADIACIÓN DE CUERPO NEGRO
- EQUIPO DE INVESTIGACIÓN
- ESTUDIO DE UNA INSTALACIÓN DE REFRIGERACIÓN POR EYECCIÓN DE VAPOR (vacío)
- ESTUDIO DE UNA TORRE DE REFRIGERACIÓN
- ESTUFA MEMMERT SNE 400 LITROS
- GIACOMO PATRONE-EQUIPO DIDÁCTICO EXPERIMENTAL
- INTRODUCCIÓN
- MANTENIMIENTO
- MINICENTRAL TÉRMICA
- MOTORES
- Práctica 1. Estudio de sistemas cerrados.

CATEGORÍAS

Abrir

ARCHIVOS

ENLACES

Universidad de Jaén

CALENDARIO

Septiembre 2017

L	M	X	J	V	S	D
				1	2	3
4	5	6	7	8	9	10
11	12	13	14	15	16	17
18	19	20	21	22	23	24
25	26	27	28	29	30	

RSS

- RSS2 Entradas
- RSS2 Comentarios
- Atom Feeds

ADMINISTRACIÓN

- Administrador del sitio
- Desconectar

Fig. 5. Web creada para la práctica 1 de Ingeniería térmica a la que se puede acceder mediante códigos QR (https://blogs.ujaen.es/etorres/?page_id=332).

Los códigos QR se proporcionan al alumno previamente a la asistencia al laboratorio, ya que se incluyen en los guiones de las prácticas que están disponibles en la plataforma de docencia virtual de la Universidad de Jaén. Además pueden encontrar estos códigos en el mismo puesto de laboratorio, con lo que si algún estudiante olvida traer el guión de la práctica, podrá conseguirlo de forma rápida. La experiencia evitará los posibles despistes del alumno a la hora de realizar las prácticas del laboratorio, ya que en ocasiones los alumnos no recuerdan todos los procedimientos. En otras ocasiones, necesitan consultar detalles de las hojas de características de los componentes para realizar correctamente la práctica de la sesión (Fig. 6). Al mismo tiempo, tendrán acceso a información adicional, dependiendo de las necesidades de cada estudiante, sobre el equipamiento estudiado, lo cual facilitará la correcta realización de la práctica y permitirá adaptarse a la evolución del aprendizaje de cada estudiante.

De esta forma, se puede proporcionar ayuda contextual que informe sobre la finalidad de los ejercicios propuestos en la práctica. Se obtiene un acceso a la información de forma rápida y se pueden reutilizar los materiales en el caso de que los componentes y/o procedimientos sean comunes en más de una práctica.

III. Resultados Obtenidos

Esta experiencia se ha planteado en el marco de un proyecto de innovación docente en el que se han desarrollado distintas actuaciones para elaborar soporte en asignaturas técnicas mediante mobile learning (m-learning) [8,16,17]. En este trabajo se ha mostrado cómo incluir el aprendizaje móvil en dos asignaturas de ingeniería: “Instrumentación Electrónica” e “Ingeniería térmica”. Esto se ha conseguido implementado materiales docentes a través de códigos QR. El conjunto de códigos que el estudiante descargará en su móvil o tableta a lo largo de las prácticas trata de generar sinergias, entre los objetivos de interés del estudiante por las nuevas tecnologías asociadas a los dispositivos móviles y las competencias propias de la materia (Fig. 7).

Para determinar el grado de satisfacción del alumnado con la implementación de esta nueva metodología en la parte práctica de las asignaturas, se ha desarrollado una

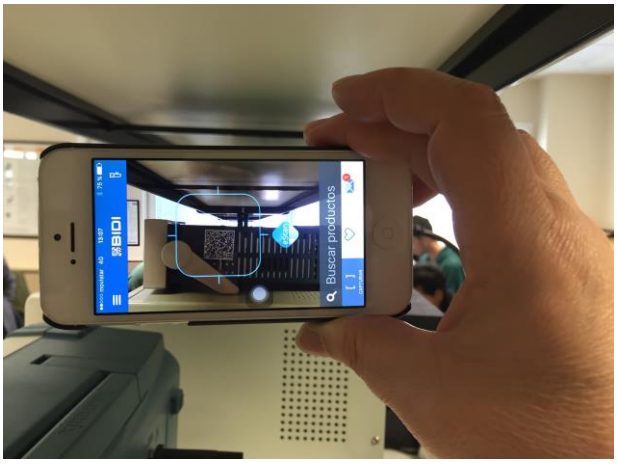
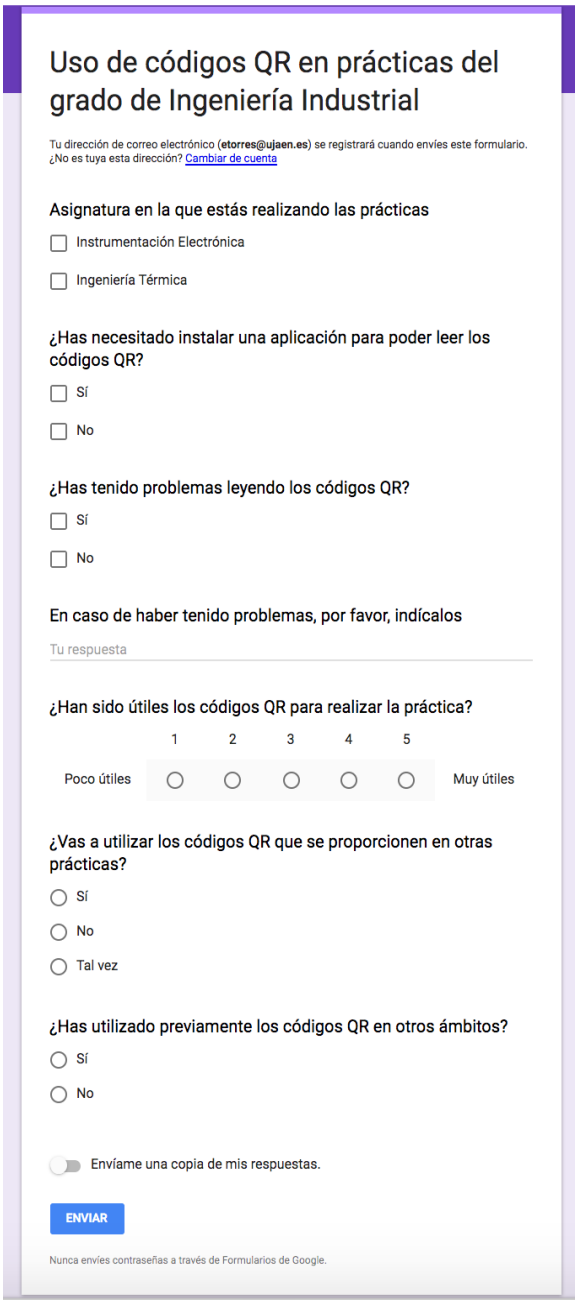


Fig. 6. Imagen de un estudiante escaneando el código QR correspondiente al manual de la fuente de alimentación del laboratorio.

Fig. 7. Fotografías de prácticas en las que el estudiante ha escaneado la información asociada al código QR de la práctica y la tiene presente en el desarrollo de la misma.



Uso de códigos QR en prácticas del grado de Ingeniería Industrial

Tu dirección de correo electrónico (**etorres@ujaen.es**) se registrará cuando envíes este formulario. ¿No es tuya esta dirección? Cambiar de cuenta

Asignatura en la que estás realizando las prácticas

- [ ] Instrumentación Electrónica
- [ ] Ingeniería Térmica

¿Has necesitado instalar una aplicación para poder leer los códigos QR?

- [ ] Sí
- [ ] No

¿Has tenido problemas leyendo los códigos QR?

- [ ] Sí
- [ ] No

En caso de haber tenido problemas, por favor, indícalos

Tu respuesta

¿Han sido útiles los códigos QR para realizar la práctica?

	1	2	3	4	5	
Poco útiles	○	○	○	○	○	Muy útiles

¿Vas a utilizar los códigos QR que se proporcionen en otras prácticas?

- ○ Sí
- ○ No
- ○ Tal vez

¿Has utilizado previamente los códigos QR en otros ámbitos?

- ○ Sí
- ○ No

Envíame una copia de mis respuestas.

ENVIAR

Nunca envíes contraseñas a través de Formularios de Google.

Fig. 8. Encuesta de satisfacción creada mediante un formulario Google.

encuesta de satisfacción mediante un formulario de Google (Fig. 8). Este tipo de formularios pueden estar asociados a una URL, lo que permite a los usuarios acceder a ellos de forma on-line, y asociarles un código QR que agilice el acceso. La URL de la encuesta que se ha creado para esta experiencia es: https://goo.gl/forms/08CInoQ9LYpVf15A3.

A continuación, se presentan las respuestas al cuestionario realizado a los alumnos de la asignatura "Instrumentación electrónica" que hicieron las prácticas durante el curso académico 15/16 (Tabla I). En esta asignatura se encuentran matriculados 41 alumnos de los cuales 36 alumnos han realizado la encuesta de valoración de la experiencia. Con este cuestionario se pretende que los alumnos valoren la aceptación que está teniendo la metodología de aprendizaje móvil propuesta. Además, pretendemos determinar si los alumnos están familiarizados con el uso de los códigos QR y detectar posibles propuestas del alumnado que nos ayuden a decidir si es viable continuar elaborando contenidos de la asignatura en este formato.

De los datos que recoge el cuestionario, observamos que el 75 % de los alumnos considera que los códigos QR, asociados a cada equipo de laboratorio, les han ayudado a realizar la práctica. Por tanto, podemos destacar que el alumnado percibe beneficioso el aprendizaje apoyado por dispositivos móviles, y que el proceso de enseñanza-aprendizaje se ve favorecido por el uso de las técnicas aquí descritas.

También se ha introducido una pregunta de respuesta libre en la que se ha preguntado sobre los contenidos: ¿Qué te gustaría que te proporcionara la asignatura "Instrumentación Electrónica" mediante códigos QR? La respuesta en un 90% de los casos ha sido "los manuales de los equipos del laboratorio y las hojas de características de los componentes usados en prácticas". Respecto a las hojas de características de los componentes, la mayoría coinciden en la justificación de su respuesta y argumentan que: son útiles porque evitaría el hecho de tener que llevar esta información en papel, se agilizaría mucho la consulta, la consulta en el móvil sería bastante cómoda, se usaría en el momento de la conexión y posteriormente para comprobar algunos datos, con lo que podrían trabajar de manera más

TABLA I
CUESTIONARIO REALIZADO A LOS ESTUDIANTES DE LA ASIGNATURA INSTRUMENTACIÓN ELECTRÓNICA

Preguntas planteadas a los estudiantes	Respuestas obtenidas
¿Tuvo que instalar alguna aplicación para hacerlo?	1. Sí: (73,33%) 2. No: (3,33%) 3. Ya la tenía instalada: (23,33%)
¿Ha tenido algún problema con la lectura de los códigos? En caso afirmativo indique cuál	1. Sí: (0,00%) 2. No: (96,67%) 3. ¿qué problema tuvo?: (3,33%) No tenía bien configurada Eduroam.
¿Le ha ayudado a realizar la práctica el disponer del código QR?	1. Sí: (75,00%) 2. No: (25,00%)
¿Vas a consultar los códigos QR proporcionados en las prácticas siguientes?	1. Sí: (100,00%) 2. No: (0,00%)
¿Ha utilizado previamente lectores de códigos QR en otros ámbitos?	1. Sí: (66,67%) 2. No: (33,33%)

organizada durante la realización de las prácticas.

En menor medida, algunos sugirieron que les sería muy útil disponer de material teórico de la asignatura, como por ejemplo las transparencias de clase y cualquier información que facilite la resolución de la práctica para poder enfrentarse a ellas con más seguridad, garantizando en mayor o menor medida, la comprensión de los conceptos asociados a la sesión que estén realizando. Esto último pone de manifiesto que los códigos QR proporcionados complementan a los materiales didácticos tradicionales, y se consigue una docencia más personalizada (b-learning), puesto que cada estudiante usará los que precise en cada momento.

III. Conclusiones

El uso de códigos QR para elaborar materiales docentes ha sido sencillo. Se ha realizado un cuestionario a los estudiantes tras realizar la experiencia. Los resultados de este cuestionario reflejan el alto grado de aceptación de la metodología propuesta entre el alumnado. Un 75% de los estudiantes encuestados afirman que los códigos QR proporcionados les han ayudado a afrontar con más seguridad la realización de las sesiones prácticas de laboratorio. Hemos detectado que el uso de los dispositivos móviles favorece el aprendizaje de manera significativa. Los estudiantes han integrado un elemento de su vida cotidiana en el aprendizaje de la materia. En cierta medida, la metodología implementada en las asignaturas “Instrumentación Electrónica” e “Ingeniería térmica” ha resultado en un aumento de la motivación de los estudiantes, gracias a la incorporación de elementos de aprendizaje móvil.

La estrategia m-learning utilizada ofrece apoyo a los estudiantes en varias asignaturas de los grados de ingeniería industrial, confiriéndole características muy útiles como: flexibilidad de acceso a los materiales docentes, aumentando así la eficacia en la búsqueda de información, y un entorno motivador, ya que implica la utilización de un dispositivo integrado totalmente en la vida de los actuales estudiantes.

Además, tras la realización de esta experiencia, podemos decir que la aplicación de los códigos QR al proceso de enseñanza-aprendizaje, ayuda a adquirir competencias transversales del currículo de un ingeniero industrial (ej. “capacidad para aplicar nuevas tecnologías incluidas las tecnologías de la información y la comunicación”), además de competencias específicas de cada asignatura.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad de Jaén la financiación mediante el proyecto de innovación docente PID25_201416 “Soporte de Asignaturas técnicas mediante mobile learning (m-learning)”, que ha hecho posible la presentación de los contenidos descritos en este trabajo.

Referencias

[1] UNIVERSITIC 2012. “Tendencias TIC para el apoyo a la Docencia Universitaria. Cómo afrontar los cambios y la colaboración intercampus”. Conferencia de Rectores de las Universidades Españolas (CRUE), 2012. ISBN: 978-84-938807-2-9

[2] G. Medina-Sanchez, E. Torres-Jimenez, P. Romero-Carrillo, , R. Dorado-Vicente, “Teaching Technical Communication in English to European Engineering Students”. International Journal Of Engineering Education 2014; 30 (2) pp. 388-399.

[3] E. Torres-Jiménez, P. Romero-Carrillo, J.M. Vasco-Olmo, M.P. Medina-Camacho, G. Medina-Sanchez. “Lab sessions for bilingual engineering students”. EDULEARN12 Proceedings, pp. 5091-5098, 2012. ISBN: 978-84-695-3491-5/ISSN: 2340-1117

[4] J.D. Aguilar-Peña, P. Pérez-Higueras, C. Rus-Casas, F. J. Muñoz-Rodriguez y P.M. Rodrigo-Cruz. “Tool for the design and energy harvesting of grid-connected photovoltaic power installations: PV Excel Jaen 3.0”. XI Congreso de Tecnologías, Aprendizaje y Enseñanza de la Electrónica, TAEE 2014. DOI: 10.1109/TAEE.2014.6900157

[5] J.D. Aguilar et al.; "B-learning of photovoltaics systems using OrCAD PSPICE: "Work in progress"," in Frontiers in Education Conference (FIE), 2014 IEEE , vol., no., pp.1-4, 22-25 Oct. 2014. doi: 10.1109/FIE.2014.7044211

[6] C. Rus-Casas, L. Hontoria, M. Jiménez-Torres, F. J. Muñoz-Rodríguez and F. Almonacid. Virtual laboratory for the training and learning of the subject solar resource: OrientSol 2.0. Presented at XI Congreso de Tecnologías, Aprendizaje y Enseñanza de la Electrónica (TAEE), 2014. 2014. DOI: 10.1109/TAEE.2014.6900129.

[7] P. Fernández Sánchez, A. Salaverría Garnacho, J. González Dacosta y E. Mandado Pérez. El aprendizaje activo mediante la autoevaluación utilizando un laboratorio virtual 2009. IEEE-RITA Vol. 4, Núm. 1, Feb. pp 53-63

[8] M. A. Perales, F. Barrero, S. Luis Toral, “Learning Achievements Using a PBL-Based Methodology in an Introductory Electronics Course” IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje. 2015, VOL. 10, NO. 4, pp:296 doi:10.1109/RITA.2015.2486438

[9] M. Muñoz Organero, P. Muñoz Merino, C.s Delgado Kloos: “Sending Learning Pills to Mobile Devices in Class to Enhance Student Performance and Motivation in Network Services Configuration Courses”, IEEE Trans. Education, 2011, Vol. 99, pp. 1-5

[10] Christian X. Navarro, Ana I. Molina, Miguel A. Redondo, and Reyes Juárez-Ramírez Framework to Evaluate M-Learning Systems:A Technological and Pedagogical Approach VOL. 11, NO. 1, FEBRUARY 2016 33 doi:10.1109/RITA.2016.2518459 pp 33-40

[11] José Martín Molina, David Romero Ambiente de Aprendizaje Móvil Basado en Micro-Aprendizaje IEEE-RITA Vol. 5, Núm. 4, Nov. 2010 pp159-165

[12] F.J. Muñoz-Rodriguez, G. Jiménez-Castillo, C. Rus-Casas, J.I Fernández-Carrasco y E. F. Fernández. “Web app for a remote electronics instrumentation lab”. XI Congreso de Tecnologías, Aprendizaje y Enseñanza de la Electrónica,, TAEE 2014. http://dx.doi.org/10.1109/TAEE.2014.6900130 http://ieeexplore.ieee.org/document/6900130/

[13] Torres-Jiménez, C. Rus-Casas, R. Dorado, M. Jiménez-Torres Aprendizaje móvil: uso de códigos QR para elaborar materiales docentes. 2016. Presented at XII Congreso de Tecnología, Aprendizaje y Enseñanza de la Electrónica (TAEE), pp 211-217 DOI: 10.1109/TAEE.2016.7528363.

[14] P. Romero-Carrillo, E. Torres-Jiménez, G. Medina-Sanchez, J.M. Vasco-Olmo, M.P. Medina-Camacho. “Improving undergraduate technical english via web-based learning management systems”, EDULEARN12 Proceedings, pp. 5987-5993. 2012. ISBN: 978-84-695-3491-5/ISSN: 2340-1117.
E. Torres-Jimenez, C. Rus-Casas, F. Cruz-Peragón, R. Dorado-Vicente (2016) “Simple recipes for constructing educational engineering mobile games”, International Technology, Education and Development Conference INTED2016 Proceedings, 7-9 March, 2016 Valencia, Spain pp. 4376-4384. ISBN: 978-84-608-5617-7/ISSN: 2340-1079. doi: 10.21125/inted.2016.2083.

[15] S. B. Concari. “Tecnologías emergentes ¿cuáles usamos?”. Latin-American Journal of Physics Education Vol. 8, No. 3, Sept. 2014.

[16] C. Cantillo, M. Roura, y A. Sánchez, “Tendencias actuales en el uso de dispositivos móviles en educación”. Educational Portal of the Americas- Department of Human Development, Education and Culture. La Educ@ción Digital Magazine, 147, pp. 1-20, 2012.

[17] M. Monguillot Hernando, C. González Arévalo, M. Guitert Catasús y C. Zurita Mon. “Mobile learning: a collaborative experience using QR codes”. RUSC. Universities and Knowledge Society Journal, vol. 11, núm. 1, pp. 175-19, 2014.

[18] http://www.codigos-qr.com/generador-de-codigos-qr/ [Última consulta: abril 2016]

[19] F. J. Álvarez-Hornos, M. Izquierda Sanchis y A. Cháfer Ortega. "Implantación y evaluación de códigos QR en laboratorios docentes de ingeniería química". Innovación educativa en Ingeniería Química [monográfico]. @tic. revista d'innovació educativa, núm. 13, pp. 88-96, 2014. doi: 10.7203/attic.13.3901

[20] E. Redondo, D. Fonseca, A. Sánchez e I. Navarro. "Mobile learning en el ámbito de la arquitec¬tura y la edificación. Análisis de casos de estudio". Aplicaciones para el aprendizaje móvil en educa¬ción superior [monográfico]. RUSC. Revista de Universidad y Sociedad del Conocimiento, vol. 11, núm 1. pp. 152-174. doi http://dx.doi.org/10.7238/rusc.v11i1.1844

[21] F. Moreira, M.J. Ferreira, S. R. Sobral. "Proposta de um Modelo Blended Mobile Learning Orientado ao Contexto" IEEE-RITA vol. 5, núm. 4, pp. 132-137, Nov. 2010.

[22] G. Jiménez-Castillo, C. Rus-Casas, F. Muñoz-Rodríguez, E. Torres-Jimenez, R. Dorado-Vicente. Developing Virtual Instrument for the Subject Data Acquisition Systems of the Degree in Industrial Electronic Engineering. 9th International Technology, Education and Development Conference Madrid, Spain. 2-4 March, 2015. ISBN: 978-84-606-5763-7 / ISSN: 2340-1079.

[23] R. Dorado-Vicente, E. Torres-Jimenez, C. Rus-Casas, P. Romero-Carrillo, F. Cruz-Peragón. Collaborative Engineering Work Evaluation via Wikis. 9th International Technology, Education and Development Conference Madrid, Spain. 2-4 March, 2015. ISBN: 978-84-606-5763-7 / ISSN: 2340-1079.

Dra. Eloísa Torres-Jiménez, obtuvo su título de Ingeniera Industrial en la Universidad de Castilla la Mancha en el año 2004 y su título de Doctora por la Universidad de Jaén en el 2011. Es profesora contratada doctora en el Departamento de Ingeniería Mecánica y Minera dentro del área de Máquinas y Motores Térmicos de la Universidad de Jaén, en la que imparte docencia de grado y postgrado. Su actividad investigadora se ha centrado en el estudio de energías renovables y, principalmente, en los biocombustibles para motores de combustión interna alternativos. En general, su trabajo de investigación se ve reflejado por las 19 publicaciones en revistas y las 33 comunicaciones en congresos. Parte de esta actividad investigadora está relacionada con el campo de la docencia, donde destaca también la participación en 4 proyectos de innovación docente.

Dr. Rubén Dorado, obtuvo su título de Ingeniero Industrial en la Universidad de Castilla la Mancha en el año 2003 y su título de Doctor por la Universidad de Castilla la Mancha en el 2007. Es profesor titular en el Departamento de Ingeniería Mecánica y Minera dentro del área de Ingeniería de los Procesos de Fabricación, en la que imparte docencia de grado y postgrado. Su actividad investigadora se ha centrado en la aplicación de técnicas CAD para la mejora de procesos de fabricación. En general, su trabajo de investigación se ve reflejado por 29 publicaciones en diferentes revistas. Parte de esta actividad investigadora está relacionada con el campo de la docencia, donde destaca también la participación en 5 proyectos de innovación docente.

Dra. Catalina Rus Casas, obtuvo su título de Ingeniera en electrónica por la Universidad de Granada y es Doctora en Ingeniería por la Universidad de Jaén. Es profesora contratada doctora en el Departamento de Ingeniería Electrónica y Automática dentro del área de Tecnología Electrónica, en la que imparte docencia de grado y postgrado. Toda su actividad investigadora se ha centrado en el estudio y monitorización de sistemas fotovoltaicos. Su formación y experiencia investigadora también se refleja en contribuciones a la docencia en forma de más de 25 publicaciones entre congresos y textos docentes, así como la coordinación, evaluación y participación en casi una decena de proyectos de innovación docente.

Miriam Jiménez Torres, titulada en Ingeniería Técnica Industrial en Electrónica y en Ingeniería de Organización Industrial por la Universidad de Jaén. Ha recibido el premio al mejor expediente en una de sus titulaciones. En sus dos proyectos finales de carrera ha trabajado en el diseño de herramientas software educativas, obteniendo en ambos casos la calificación de matrícula de honor. Actualmente se encuentra realizando un Doctorado en Energías Renovables en esta misma universidad.

Incorporación de Soporte Afectivo a un Sistema de Tutorización Inteligente: un Estudio Empírico

Cristina Cunha-Pérez, Miguel Arevalillo-Herráez, Luis Marco-Giménez, David Arnau

CÓMO REFERENCIAR ESTE ARTÍCULO:

Cristina Cunha-Pérez, Miguel Arevalillo-Herráez, Luis Marco-Giménez, David Arnau. "On Incorporating Affective Support to an IntelligentTutoring System: an Empirical Study". IEEE-RITA May 2018, Volume 13, Issue 2, Pages 63-69.

DOI (Digital Object Identifier): https://doi.org/10.1109/RITA.2018.2831738

***Title*—On incorporating affective support to Intelligent Tutoring Systems: an empirical study.**

***Abstract*—Previous research studies have reported strong evidence that the emotional state of the student may have a considerable impact on their learning. In this paper, we present an empirical study that evidences that it is possible to influence the user's affective state in a controlled way, by adapting the system's response. As part of this study, we have analyzed the affective impact of varying the level of help provided in an existing Intelligent Tutoring System. Results show that it is possible to use classification approaches to predict positive and negative variations in dominance, valence, arousal and performance to a reasonable level of accuracy.**

***Index Terms*—Adaptation; Affective states; Emotion detection; Intelligent Tutoring Systems; Mathematical Problem Solving.**

I. INTRODUCCIÓN

AUNQUE no existe una teoría fundamentada sobre cómo las emociones influyen en el aprendizaje, es razonable considerar que el rendimiento de un estudiante puede verse afectado por sus emociones y sentimientos [1]. En este contexto, investigaciones previas han reportado sólidas evidencias de que el estado emocional del estudiante puede tener un impacto significativo en su motivación y, en consecuencia, en el rendimiento de su aprendizaje [2]. En [3] se demuestra que con tan sólo unos leves cambios positivos en el estado anímico de una persona se generan pensamientos más creativos, flexibles, detallados y eficientes en la resolución de un problema.

Manuscrito recibido el 5 de mayo de 2017; revisado 5 de septiembre; aceptado 12 de enero de 2018.

English versión received February, 23th, 2018. Revised April, 6th. Accepted April, 26th.

Cristina Cunha-Pérez is with the Universidad Católica de Valencia San Vicente Mártir, Spain

(https://orcid.org/0000-0003-4314-6336)

Miguel Arevalillo-Herráez and Luis Marco Giménez are with the Departament d'Informàtica, Escola Tècnica Superior de Enginyeria, Universitat de València, Burjassot, 46100

(https://orcid.org/0000-0002-0350-2079)

(https://orcid.org/0000-0002-3999-0887)

David Arnau is with the Departament. de Didàctica de la Matemàtica, Universitat de València, Avda Tarongers 4, Valencia, 46022

(https://orcid.org/0000-0002-2849-8248)

Desde la perspectiva de las emociones y sentimientos positivos, entre las razones que pueden contribuir a que un estudiante de secundaria o bachillerato sea capaz de resolver un problema aritmético –por ejemplo– se encuentra el placer de la autorrecompensa por haber alcanzado la solución, la satisfacción de obtener una buena calificación, evitar un castigo o, simplemente, complacer a sus padres o a su profesor [4]. De modo equivalente, desde el punto de vista de las emociones y sentimientos negativos, cuando un estudiante percibe que no es capaz de resolver correctamente un ejercicio o un examen, éste tiende a cuestionar su capacidad o incluso a sentirse inútil para los objetivos que se le plantean [5]. En estas situaciones afloran estados emocionales y mentales con una connotación negativa que puede influir del mismo modo en su continuidad y motivación con los objetivos pedagógicos propuestos.

Por todo ello, independientemente del motivo perseguido por un alumno que resuelve satisfactoriamente un problema o del que percibe mermada su capacidad ante la imposibilidad de resolver una prueba, es evidente que existe un componente emocional que relaciona sensaciones (positivas o negativas) con su rendimiento y motivación y, por tanto, con su aprendizaje. Es por esta relación por la que diferentes escenarios educativos consideran la integración de la dimensión cognitiva del estudiante con su dimensión afectiva, con el propósito de alcanzar un aprendizaje adaptativo y personalizado como respuesta combinada a ambas dimensiones.

A pesar de estas evidencias, la mayoría de los Sistemas de Tutorización Inteligente existentes (STI en lo sucesivo) no toman en consideración la dimensión afectiva del alumno, concentrando sus esfuerzos exclusivamente en la maximización del conocimiento a adquirir, sin valorar el impacto que pueden suponer las decisiones de carácter instruccional en las variables afectivas del usuario. Una de las razones de esta decisión se encuentra en la complejidad que supone la detección del estado emocional en entornos educativos, principalmente por dos motivos: 1) el estado afectivo del alumno no sufre grandes cambios durante su aprendizaje; 2) los cambios producidos suelen presentar una intensidad menor que en otros contextos [6].

En este artículo se propone una aproximación *sensor-free* [7], [8], basada en el análisis de patrones de comportamiento

de los alumnos durante su interacción con un STI para la resolución de problemas matemáticos descritos mediante enunciados, con el propósito de determinar el nivel de ayuda óptimo a proporcionar a los estudiantes de acuerdo a su modelo cognitivo y estado afectivo subyacente, basado éste último en las valoraciones reportadas por los mismos sobre las dimensiones de Dominancia (autonomía), Valencia (satisfacción) y Activación (excitación). Nuestros primeros trabajos en esta línea fueron desarrollados en [9][10]. En [9], se presentan los primeros resultados que apoyan la hipótesis presentada en este artículo, considerando como objetivos alternativos maximizar la dominancia o simultáneamente la valencia y la activación. Aunque los resultados en este primer estudio son positivos, se contempla un número reducido de variables de entrada, y se ignora el efecto de la decisión en el rendimiento del estudiante. Las conclusiones derivadas en [9] fueron validadas en [10], artículo en el que se presentan los resultados empíricos derivados de la incorporación del soporte afectivo en el STI. En el presente artículo, extendemos el número de variables utilizadas en el modelado, al tiempo que contemplamos la posibilidad de orientar nuestra estrategia a la maximización del conocimiento adquirido por el estudiante. Para ello, se generaliza el enfoque basado en clasificación supervisada inicialmente presentado en [9][10], utilizando una regresión no lineal que permita modelar la relación entre las variables de entrada y una cantidad continua que representa el conocimiento de estudiante.

El resto del artículo se estructura de la siguiente forma. En la sección II se analizan algunos de los principales retos a los que un diseñador de STI se enfrenta en la determinación de las ayudas instruccionales a proveer a los estudiantes, tomando en consideración no sólo las capacidades cognitivas de los mismos sino también su estado afectivo subyacente. En la sección III se realiza una breve introducción de los STI para la resolución de problemas matemáticos; se resume el diseño e implementación de un STI para el aprendizaje de problemas matemáticos descritos mediante enunciados (HBPS, acrónimo de Solucionador de Problemas Basado en Hipergrafos o *Hypergraph Based Problem Solver* en inglés); y se detalla la aproximación propuesta para dotar a HBPS de capacidades de decisión para ajustar el nivel de ayuda a proporcionar al alumno según su estado afectivo. En la sección IV se describe la creación de los clasificadores afectivos propuestos para su futura incorporación a HBPS y su precisión en la predicción del nivel de ayuda más adecuado a proveer al alumno en función de la dimensión afectiva a mejorar. Por último, en la sección V se concluyen los resultados obtenidos y se definen las líneas de trabajo futuro que darán continuidad al trabajo presentado en este artículo.

II. Retos de los Sistemas de Tutorización Inteligente en la Determinación de las Ayudas Instruccionales a Suministrar

Uno de los grandes retos de STI se encuentra relacionado con el nivel de ayuda más adecuado que puede ser proporcionado al estudiante con el objetivo de optimizar su motivación y, por consiguiente, su aprendizaje final [11]. Argumentos a favor y en contra de las técnicas instruccionales utilizadas para guiar al alumno de forma progresiva hacia la maximización del aprendizaje han sido tratados en numerosas ocasiones en la literatura [12], [13].

Por otro lado, en el aula, frecuentemente los profesores tienen que afrontar otros retos como los relativos a la diversidad de destrezas, conocimientos y motivación de los alumnos, aspecto que dificulta satisfacer las necesidades individuales de cada estudiante. Esto suele producir que algunos sujetos se desvinculen del proceso formativo y no desarrollen las habilidades metacognitivas necesarias para consolidar el aprendizaje, llegando a desarrollar una relación afectiva más negativa hacia las matemáticas que el resto de sus compañeros [14]. Adicionalmente, los alumnos suelen presentar dificultades en la extrapolación de los conocimientos adquiridos durante la resolución de un problema concreto a otros nuevos contextos o, incluso, para abordar pequeñas variaciones dentro del mismo contexto [15].

En este sentido, de modo similar a las estrategias seguidas en el aula, donde el profesor adapta su dinámica formativa en función del estado del auditorio para minimizar situaciones de aburrimiento, frustración o abandono, y más específicamente en el caso de la tutorización individualizada (escenario alumno-profesor) donde la adaptación se realiza personalizada al perfil cognitivo del alumno y a su estado afectivo [16], los STI que incorporan este tipo de soporte imitan el comportamiento del tutor analizando no sólo el perfil cognitivo del estudiante tutorizado, sino también su estado afectivo para intentar maximizar su experiencia en el aprendizaje a través de la aplicación de diferentes estrategias instruccionales, como por ejemplo la adaptación del nivel de dificultad del problema, la provisión de ayudas, de mensajes explicativos o motivacionales, etc.

En el diseño de cualquier STI que incorpore soporte afectivo es fundamental definir claramente qué se entiende como estado afectivo, cómo debe ser modelado internamente y cómo responder adecuadamente según el estado del estudiante. No es lo mismo que el STI intente determinar un conjunto de estados concretos como la frustración, el aburrimiento o la felicidad, o que se limite a discriminar valores para las dimensiones de Dominancia, Valencia y Activación. Las estrategias instruccionales del STI como respuesta a las acciones y el estado del alumno podrán tener mayor o menor granularidad dependiendo de los estados afectivos definidos por el STI.

En el mismo nivel de importancia se encuentra cómo el STI recaba la información afectiva del usuario. Su estado puede ser inferido mediante el uso de diferentes técnicas como el análisis de la expresión facial, seguimiento de ojos o tamaño de las pupilas [17]–[19], movimientos corporales [17], [20], señales fisiológicas [21],[22], patrones de comportamiento [7], [23] o autoevaluaciones procedentes de los usuarios [21], [24]. Cualquiera de ellas podrá servir para que el STI pueda predecir el estado afectivo del estudiante y ajustar su comportamiento en concordancia. No obstante, todas estas técnicas presentan limitaciones: las autoevaluaciones podrían no reflejar el verdadero estado emocional del estudiante por miedo a no cumplir las

expectativas y las señales fisiológicas pueden presentar grandes variaciones entre diferentes personas o incluso ser malinterpretadas [25]; las técnicas basadas en visión pueden ser imprecisas, verse afectadas por la iluminación, por el fondo, por rotaciones de la cara u oclusiones; los patrones de comportamiento podrían no ser suficientes por sí mismos para la determinación del estado afectivo del estudiante. Estas limitaciones pueden reducirse mediante aproximaciones multimodales, las cuales suelen presentar, en general, un rendimiento superior que sus equivalentes unimodales [26].

III. Propuesta para la Incorporación de Soporte Afectivo a un STI para la Resolución de Problemas Matemáticos

Los STI han sido ampliamente usados en diversos contextos educativos [27], [28]. En particular, un gran número de sistemas basados en computador han sido diseñados centrándose en las dificultades prácticas relacionadas con diferentes aspectos de la aritmética y el álgebra lineal [29]. Una de estas dificultades se encuentra en la resolución de problemas verbales descritos mediante enunciados. Muchas de las propuestas existentes en la literatura han sido abordadas de forma generalista, como en AnimalWatch [30], MathCAL [31], Ms. Lindquist [32], HERON [33] o PAT (Practical Algebra Tutor) [34].

Cuando los estudiantes inician su aprendizaje en la resolución de problemas matemáticos mediante notación formal, suelen encontrarse bastantes dificultades en la asimilación del mecanismo de traslación del enunciado descrito en lenguaje natural a ecuaciones matemáticas y su resolución final [35], [36]. Desde la perspectiva de un STI, ésta es una etapa difícil de supervisión debido, principalmente, a que el estudiante puede usar diferentes caminos de resolución para un mismo enunciado. Algunos sistemas resuelven estas dificultades mediante la imposición de restricciones en los caminos de resolución de los problemas, las cantidades que pueden ser nombradas mediante letras o el tipo de ecuaciones permitidas, como en PAT o en Algebra Cognitive Tutor [37]. Otra práctica común para resolver estas dificultades consiste en la adopción de una aproximación de resolución guiada, tal y como se realiza en Ms. Lindquist.

Con el propósito de minimizar las dificultades con las que los alumnos suelen encontrarse durante el aprendizaje de la aritmética y el álgebra, fundamentalmente la transcripción de los enunciados verbales a notación simbólica, se ha realizado un intensivo trabajo, por ejemplo [38]–[40]. Esta línea de investigación incluye el diseño de un STI para el aprendizaje de la aritmética y el álgebra lineal [41], denominado HBPS, fundamentado en la provisión de diferentes niveles de ayuda como mecanismo de soporte instruccional para alcanzar la resolución de los problemas matemáticos propuestos por el STI. El núcleo de HBPS se basa en la implementación de un motor de inferencia y un mecanismo de representación del conocimiento, ambos fundamentados en un lenguaje descriptivo basado en hipergrafos, así como en el uso de esquemas conceptuales para representar el conocimiento del estudiante. HBPS fue evaluado en un entorno educativo real, mostrando ganancias significativas en el aprendizaje para el grupo experimental que usó el soporte del STI, frente al grupo de control al que no se le facilitó ningún mecanismo de tutorización inteligente [41].

Dado que el estado emocional del estudiante puede tener un impacto significativo en su motivación y, consecuentemente, en el rendimiento de su aprendizaje, se propone dotar a HBPS de capacidades de decisión basadas no sólo en el modelo cognitivo del alumno sino también en su estado afectivo, basado éste en las dimensiones de Dominancia, Valencia y Activación. A este fin, se propone una aproximación de tipo *sensor-free* que haga uso de datos de bitácora (ficheros log) recopilados de forma automática y de cuestionarios de autoevaluación cumplimentados por los estudiantes que interactúan con el STI, con el propósito de que las ayudas instruccionales provistas al estudiante tomen en consideración su estado afectivo subyacente. Las dimensiones afectivas que se contemplan son las propuestas en el modelo emocional de Russell y Mehrabian [42], comúnmente conocido como modelo PAD (*Pleasure-Arousal-Dominance*), extensivamente utilizado en la literatura relacionada con la detección del estado afectivo de un usuario [43], [44]. En este modelo, cada emoción puede situarse en un espacio tridimensional cuyos ejes son las tres dimensiones del modelo mencionadas. La Valencia representa si la emoción es negativa (disgusto) o positiva (placer). La Activación se refiere al grado de excitación que conlleva la emoción, y la Dominancia se relaciona con el sentimiento de autonomía/dependencia. Estas tres dimensiones son el resultado de un amplio estudio con 200 sujetos, en el que les solicitó definir un conjunto de emociones en términos de 42 términos afectivos, asignando puntuaciones numéricas a cada uno [45]. Las dimensiones se corresponden con los componentes principales, justifican gran parte de la varianza en las puntuaciones reportadas por los usuarios, y proporcionan una descripción suficientemente comprehensiva de cualquier estado emocional [42].

Las propuestas de enfoques sensor-free son escasas en la literatura, y fundamentalmente se basan en construir un detector emocional basado en datos de interacción [46-50]. Las principales razones que motivaron la elección de este tipo de aproximación para la predicción del estado afectivo del estudiante frente a otras soluciones basadas en sensores físicos son: 1) menor coste económico que el que puede suponer una aproximación basada en sensores; 2) menor intrusividad; 3) en ocasiones los sensores no proporcionan la precisión requerida o resulta compleja su correcta ubicación y calibración; 4) el uso de sensores físicos pueden distraer a los usuarios y afectar al rendimiento de sus tareas; 5) no siempre es posible el uso de sensores en el aula o en entornos reales durante largos períodos de tiempo.

Para implementar y evaluar la propuesta perseguida en este artículo, es decir la incorporación a un STI de un núcleo afectivo para la determinación del nivel de ayuda más adecuado a proveer al alumno, se diseñó una experimentación en un colegio público español en el que participaron 48 estudiantes de 5º curso de Primaria, con edades comprendidas entre los 10 y los 11 años. Todos los estudiantes utilizaron HBPS para la resolución de 10

problemas aritméticos diseñados con diferentes niveles de complejidad. El nivel de ayuda proporcionado por el STI fue determinado en tiempo de ejecución aleatoriamente para cada alumno y problema, aunque el alumno dispuso de la libertad para solicitar más ayudas, hasta el punto de alcanzar el máximo nivel de ayuda posible en el que se le proporciona el desarrollo matemático completo para la acción o paso que está intentando resolver.

Tras la finalización de cada uno de los ejercicios propuestos, al alumno se le presentó un test SAM (*Self-Assessment Manikin*) [51] para autoevaluar su estado afectivo en las dimensiones de Valencia, Activación y Dominancia. Estos test son formularios exclusivamente pictóricos para que el usuario valore y puntúe en una escala de cinco valores, o nueve considerando las posibles puntuaciones entre valores intermedios, su estado emocional como respuesta a la reacción de un estímulo. Debido a su diseño no verbal, este tipo de test es idóneo para su utilización en cualquier ámbito, edad del usuario o entorno cultural. En la figura 1 se muestra el test SAM computarizado utilizado en HBPS, con una escala de nueve posibles valores enteros en el rango [1, 9]. La primera fila del test se relaciona con la Valencia (positiva-negativa); la siguiente corresponde a la Activación (relajación-excitación); la última fila del test permite valorar la Dominancia percibida por el alumno (dependencia-autonomía).

Estas valoraciones, junto con los datos recabados por el STI durante su interacción con el estudiante, conformaron las entradas para la creación, entrenamiento y evaluación de los clasificadores propuestos para la predicción del nivel de ayuda más adecuado a proveer al estudiante como una función de la dificultad del problema a resolver, su competencia en la resolución de problemas aritméticos y sus valoraciones afectivas. Con estos datos se construyeron cuatro clasificadores: tres de ellos con el propósito de mejorar el estado afectivo del usuario sobre las dimensiones de Dominancia, Valencia y Activación; y un cuarto con el objetivo de maximizar el nivel de conocimiento adquirido.

Los clasificadores fueron entrenados con los datos de entrada definidos en la tabla I. Las entradas para cada uno de los clasificadores utilizados en la fase de predicción durante la operación con el STI se describen en la tabla II.

Las salidas de los clasificadores durante la fase de predicción para Dominancia, Valencia y Activación, consistieron en dos valores reales representando la probabilidad de pertenencia a las clases {+1, -1} para cada posible nivel de ayuda susceptible de ser provisto al alumno en cada paso de la resolución del problema actual. Estas dos clases corresponden al conjunto de connotaciones y estados positivos o negativos para cada una de las dimensiones afectivas consideradas. En el caso de la Valencia, asociados a estados agradables y desagradables; en Activación, a estados de excitación y relajación; y en Dominancia, asociados a estados de autonomía y dependencia, respectivamente.

La salida del clasificador para la maximización del conocimiento adquirido por el estudiante, consistió en un conjunto de valores reales en el intervalo [0, 1] para cada posible nivel de ayuda a proporcionar al alumno. Estos valores sirvieron para cuantificar numéricamente el conocimiento que el usuario previsiblemente adquiriría después de alcanzar la resolución del problema propuesto tras la aplicación del nivel de ayuda correspondiente.

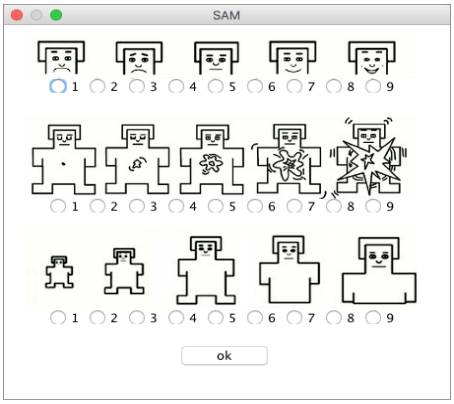


Fig. 1. Test SAM usado en el HBPS para la valoración de las tres dimensiones afectivas (Valencia, Activación y Dominancia, en este orden)

TABLA I
ENTRADAS DE LOS CLASIFICADORES DURANTE ENTRENAMIENTO

	Entradas
Comunes a ambos clasificadores	*1. Nivel de ayuda facilitado al alumno*
	2. Nivel de conocimiento adquirido por el alumno en el problema anterior en el intervalo [0, 1]
	3. Porcentaje de ayudas solicitadas por paso en el problema anterior
	4. Porcentaje de pasos con solicitud de ayuda en el problema anterior
	5. Nivel de conocimiento medio adquirido por todos los usuarios para el problema anterior
	6. Porcentaje medio de ayudas solicitadas por todos los usuarios en cada paso para el problema anterior
	7. Porcentaje medio de pasos con solicitud de ayuda realizadas por todos los usuarios para el problema anterior
	8. Nivel de conocimiento medio adquirido por todos los usuarios para el problema actual
	9. Porcentaje medio de ayudas solicitadas por todos los usuarios en cada paso para el problema actual
	10. Porcentaje medio de pasos con solicitud de ayuda realizadas por todos los usuarios para el problema actual
Etiquetas para cada clasificador	*11. Etiqueta para el clasificador de DOMINANCIA: Cambio en la Dominancia reportada por el usuario tras la realización del problema, con valores {-1, +1}*
	11. Etiqueta para el clasificador de VALENCIA: Cambios en la Valencia reportados por el usuario tras la realización del problema, con valores {-1, +1}
	11. Etiqueta para el clasificador de ACTIVACIÓN: Cambios en la Activación reportados por el usuario tras la realización del problema, con valores {-1, +1}
	11. Etiqueta para el clasificador sobre CONOCIMIENTO: Nivel de conocimiento adquirido por el usuario tras la realización del problema, con valores en el intervalo [0, 1]

IV. Implementación de los Clasificadores Propuestos y Evaluación de la Calidad Predictiva

Para la construcción de los clasificadores afectivos propuestos fueron evaluados varios de los métodos de clasificación habitualmente empleados en la literatura: máquinas de soporte vectorial o SVM (*Support Vector Machines*) [52]; vecino más próximo o K-NN (*K Nearest Neighbor*) [53]; árboles de decisión LMT basados en regresión logística (*Logistic Model Trees*) [54] o árboles de decisión basados en el algoritmo C4.5 (también denominado J48 en algunos paquetes de minería de datos) [55]; así como redes de neuronas artificiales como el perceptrón multicapa [56].

El rendimiento de cada uno de los métodos fue valorado mediante dos medidas: 1) cobertura, también conocida como sensibilidad o exhaustividad, definida como el porcentaje de aciertos frente al total de las muestras; y 2) área bajo la curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) [57], medida gráfica representativa de la calidad predictiva del sistema, mostrando mayor precisión cuanto más próxima se encuentra la curva del borde superior izquierdo de la gráfica (valor del área próxima a la unidad, aspecto indicativo de que existe mayor tasa de aciertos y menores falsos positivos). En general, valores del área bajo la curva ROC por encima de 0,70 representan un buen rendimiento del sistema de predicción, aunque este umbral dependerá del contexto de aplicación del sistema evaluado.

La precisión obtenida para cada uno de los métodos de clasificación propuestos se muestra en la tabla III. En ella se observa que el método que proporciona mayoritariamente mejores resultados para las tres dimensiones es SVM. Por este motivo se optó por una implementación de tipo SVM con kernel radial mediante la librería LibSVM para la construcción de los clasificadores afectivos. Los parámetros para la SVM fueron escogidos mediante una estrategia de búsqueda exhaustiva de tipo *Grid Search*, habitualmente utilizada en este tipo de situaciones.

En la tabla IV se muestran los parámetros de los clasificadores creados mediante SVM y la precisión alcanzada durante la etapa de entrenamiento, determinada ésta mediante una estrategia de validación cruzada de tipo *leave-one-out cross-validation*, en la que se crean N modelos tomando como conjunto de entrenamiento en cada iteración N-1 muestras y dejando sólo una de ellas para la fase de test.

Las matrices de confusión obtenidas tras la fase de entrenamiento para cada uno de los clasificadores afectivos, junto con la valoración de su rendimiento en términos de cobertura, se describen en las tablas V–VII.

Estas matrices permiten comprobar visualmente el rendimiento y la calidad predictiva del sistema mediante una representación tabular, mostrando, por un lado, las instancias reales de las clases (observaciones) y por otro las predicciones obtenidas para cada clase, siendo el número de predicciones correctas aquellas que se encuentran en la diagonal de la matriz. En este sentido, y de acuerdo a los datos obtenidos en la evaluación de los diferentes métodos de clasificación detallados en la tabla III, la matriz de confusión de la tabla V muestra la capacidad predictiva del clasificador implementado para Dominancia, con una cobertura media del 64,5% para un total de 234 muestras. De modo similar, la tabla VI resume el rendimiento del clasificador creado para la dimensión de Valencia, con una cobertura media del 70,2% para un total de 171 muestras. Por último, en la tabla VII se observa que el clasificador para Activación obtiene una precisión media en término de cobertura del 70,2% para un total de 179 muestras evaluadas. Estos valores de precisión, con valores de cobertura media situados entre el 64,5% y el 70,2%, representan un indicador moderado-alto de la capacidad predictiva de los clasificadores propuestos.

De modo equivalente, en la figura 2 se muestran gráficamente las curvas ROC obtenidas para cada uno los clasificadores afectivos sobre las dimensiones de Dominancia, Valencia y Activación. Los valores del área ROC obtenidos para los tres clasificadores propuestos (en

Tabla II
Entradas de los Clasificadores en la Fase de Predicción

Entradas
1. Nivel de conocimiento adquirido por el usuario en el problema anterior, con valores en el intervalo [0,1]
2. Porcentaje de ayudas solicitadas en cada paso del problema anterior
3. Porcentaje de pasos con solicitud de ayuda en el problema anterior
4. Nivel de conocimiento medio adquirido por todos los usuarios para el problema anterior
5. Porcentaje medio de ayudas solicitadas por todos los usuarios en cada paso para el problema anterior
6. Porcentaje medio de pasos con solicitud de ayuda realizadas por todos los usuarios para el problema anterior
7. Nivel de conocimiento medio adquirido por todos los usuarios para el problema actual
8. Porcentaje medio de ayudas solicitadas por todos los usuarios en cada paso para el problema actual
9. Porcentaje medio de pasos con solicitud de ayuda realizadas por todos los usuarios para el problema actual

Tabla III
Rendimiento de los Diferentes Métodos de Clasificación Evaluados para la Construcción de los Clasificadores Afectivos

Método	Dominancia	Valencia	Activación
SVM	64,5% (0,694)	70,2% (0,763)	66,5% (0,670)
K-NN	63,7% (0,625)	64,3% (0,691)	57,5% (0,530)
LMT	64,1% (0,668)	68,4% (0,734)	63,1% (0,677)
C4.5	65,4% (0,629)	63,2% (0,628)	56,4% (0,582)
Perceptrón	65,0% (0,677)	60,8% (0,624)	58,7% (0,558)

% cobertura media y área ROC entre paréntesis

Tabla IV
Parámetros de la SVM para los Clasificadores Afectivos Implementados

Clasificador	C	G	Precisión	ROC
DOMINANCIA	10	0,01	64,5 %	0,694
VALENCIA	100	0,01	70,2 %	0,763
ACTIVACIÓN	10	0,01	66,5 %	0,670

torno a 0,70), refuerzan las evidencias de la buena capacidad predictiva de los mismos.

El clasificador para la predicción del nivel de ayuda óptimo para la maximización del conocimiento fue implementado mediante una máquina de regresión de vector de soporte o SVR (*Support Vector Regression*) con kernel radial. Los parámetros de la SVR fueron optimizados mediante una búsqueda exhaustiva de tipo *Grid Search*, obteniendo como óptimos los valores *C=10* y *G=0,01* con un error cuadrático medio (RMSE) de 0,2239, lo que supone obtener un sesgo relativamente reducido en las predicciones dirigidas a la maximización del conocimiento del estudiante en el rango [0, 1].

V. Conclusiones y Trabajos Futuros

En este artículo se ha presentado una propuesta *sensor-free* basada en el análisis de patrones de comportamiento del alumno durante su interacción con un STI para la resolución de problemas matemáticos descritos mediante enunciados (HBPS), empleando para ello un enfoque de resolución aritmético, junto a las valoraciones sobre su estado emocional en las dimensiones de Dominancia, Valencia y Activación.

El objetivo de esta aproximación es poder determinar el nivel de ayuda instruccional más adecuado para alcanzar la solución a cada uno de los problemas propuestos por el STI, intentando mejorar cada una de las dimensiones afectivas del alumno, así como su aprendizaje y conocimiento final adquirido. Como resultado, el motor de decisión para la provisión del nivel de ayuda más adecuado tomará en consideración tanto la información del problema que se está resolviendo en cada momento como el modelo cognitivo del estudiante y su estado afectivo durante su interacción con el STI, permitiendo dotar a HBPS de capacidades de decisión de carácter afectivo.

Para ello han sido implementados cuatro clasificadores: tres de ellos para la predicción del nivel de ayuda más adecuado para la mejora de las dimensiones afectivas correspondientes a Dominancia, Valencia y Activación; y, adicionalmente, un cuarto para la maximización del conocimiento final del alumno tras la resolución del problema propuesto. La precisión alcanzada por los clasificadores afectivos durante la fase de entrenamiento se situó en el rango 64-70%, presentando el clasificador para Valencia una precisión más elevada, con un promedio del 70%. Este resultado es consistente con investigaciones previas en las que también se reportan resultados más elevados en la dimensión de la Valencia [43], [58]. Por otro lado, el clasificador implementado con el propósito de maximizar el conocimiento final del estudiante reportó predicciones con un error cuadrático medio de 0.2239.

Estos resultados evidencian la posibilidad de intervenir sobre las variables afectivas del estudiante mediante estrategias que permitan ajustar la respuesta del STI de modo que ésta influya en su estado afectivo y, previsiblemente, en su rendimiento final. Es decir, analizando el contexto formativo en que se está trabajando en cada momento, el modelo cognitivo del alumno y su estado afectivo, consideramos que resulta factible proporcionar al alumno un nivel de ayuda determinado que le permita alcanzar la solución al problema propuesto, mejorando su interés, participación y motivación y, en consecuencia, su aprendizaje. Con el propósito de validar esta hipótesis, se prevé incorporar estos clasificadores en HBPS y evaluar esta nueva versión del STI en un entorno educativo real, con el objetivo de analizar los resultados reportados por los estudiantes en lo que se refiere a su estado afectivo en las dimensiones de la Dominancia, la Valencia y la Activación, así como el rendimiento sobre la adquisición de conocimiento.

Tabla V
Matriz de confusión y rendimiento del clasificador para la dimensión de Dominancia

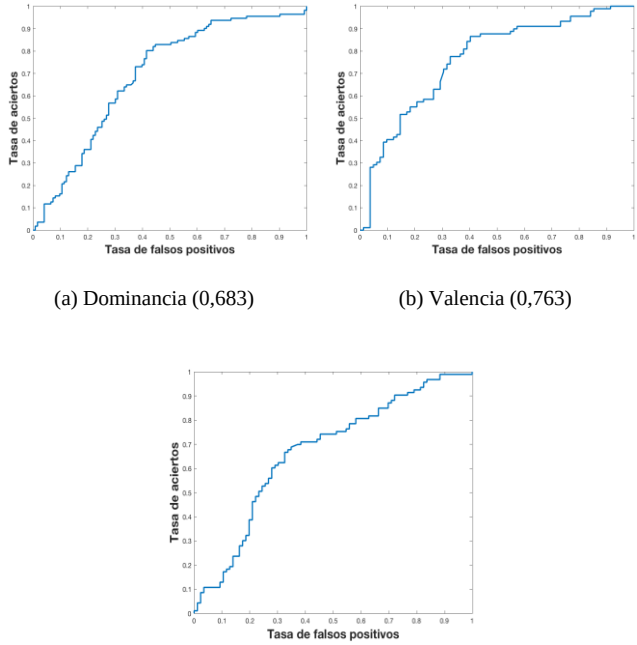
Dominancia	Negativa	Positiva	Cobertura
Negativa (N = 111)	73	38	65,8 %
Positiva (N = 123)	45	78	63,4 %
Promedio (N = 234)	-	-	**64,5 %**

Tabla VI
Matriz de confusión y rendimiento del clasificador para la dimensión de Valencia

Valencia	Negativa	Positiva	Cobertura
Negativa (N = 89)	63	26	70,8 %
Positiva (N = 82)	25	57	69,1 %
Promedio (N = 171)	-	-	**70,2 %**

Tabla VII
Matriz de confusión y rendimiento del clasificador para la dimensión de Activación

Activación	Negativa	Positiva	Cobertura
Negativa (N = 93)	65	28	69,9 %
Positiva (N = 86)	32	54	62,8 %
Promedio (N = 179)	-	-	**66,5 %**



(a) Dominancia (0,683) (b) Valencia (0,763)

(c) Activación (0,670)

Fig. 2. Áreas ROC para los clasificadores afectivos (valores del área bajo la curva entre paréntesis)

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha contado en parte con el apoyo del Ministerio de Economía y Competitividad y la Generalitat Valenciana, a través de los proyectos TIN2014-59641-C2-1-P y GV2016-118, respectivamente.

REFERENCIAS

[1] S. Brand, T. Reimer, and K. Opwis, "How do we learn in a negative mood? Effects of a negative mood on transfer and learning," *Learn. Instr.*, vol. 17, no. 1, pp. 1–16, 2007.

[2] M. Ainley, "Connecting with Learning: Motivation, Affect and Cognition in Interest Processes," *Educ. Psychol. Rev. 18*, pp. 391–-405, 2006.

[3] A. Isen, "Positive Affect and Decision Making, Handbook of emotions, M," *Lewis J Haviland-Jones Ed*, pp. 417–435, 2000.

[4] M. H. Immordino-Yang and A. Damasio, "We feel, therefore we learn: The relevance of affective and social neuroscience to education," *Mind Brain Educ.*, vol. 1, no. 1, pp. 3–10, 2007.

[5] B. Kort, R. Reilly, and R. W. Picard, "An Affective Model of Interplay between Emotions and Learning: Reengineering Educational Pedagogy-Building a Learning Companion.," in *icalt*, 2001, vol. 1, pp. 43–47.

[6] O. C. Santos, "Emotions and Personality in Adaptive e-Learning Systems: An Affective Computing Perspective," in *Emotions and Personality in Personalized Services: Models, Evaluation and Applications*, Cham: Springer International Publishing, 2016, pp. 263–285.

[7] R. S. d Baker *et al.*, "Towards Sensor-Free Affect Detection in Cognitive Tutor Algebra," *Int. Educ. Data Min. Soc.*, 2012.

[8] L. Paquette *et al.*, "Sensor-Free or Sensor-Full: A Comparison of Data Modalities in Multi-Channel Affect Detection.," *Int. Educ. Data Min. Soc.*, 2016.

[9] M. Arevalillo-Herráez, L. Marco-Giménez, D. Arnau, J.A. González-Calero, "Adding sensor-free intention-based affective support to an Intelligent Tutoring System," *Knowl.-Based Syst.*, no. 132, pp. 85-93, 2017

[10] M. Arevalillo-Herráez, D. Arnau, F. J. Ferri, O. C. Santos, GUI-driven intelligent tutoring system with affective support to help learning the algebraic method, in IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2017, pp. 2867-2872

[11] S. K. D'Mello, S. D. Craig, and A. C. Graesser, "Multimethod Assessment of Affective Experience and Expression During Deep Learning," *Int J Learn Technol*, vol. 4, no. 3/4, pp. 165–187, Oct. 2009.

[12] J. R. Hill and M. J. Hannafin, "Teaching and learning in digital environments: The resurgence of resource-based learning," *Educ. Technol. Res. Dev.*, vol. 49, no. 3, pp. 37–52, 2001.

[13] R. S. Baker, A. T. Corbett, K. R. Koedinger, and I. Roll, "Detecting When Students Game the System, Across Tutor Subjects and Classroom Cohorts," in *User Modeling 2005: 10th International Conference, UM 2005, Edinburgh, Scotland, UK, July 24-29, 2005. Proceedings*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005, pp. 220–224.

[14] B. P. Woolf *et al.*, "The Effect of Motivational Learning Companions on Low Achieving Students and Students with Disabilities," in *Intelligent Tutoring Systems*, vol. 6094, 2010, pp. 327–337.

[15] D. Carraher and A. Schliemann, "The Transfer Dilemma," *J. Learn. Sci.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–24, Jan. 2002.

[16] M. R. Lepper, M. Woolverton, D. L. Mumme, and J. Gurtner, "Motivational techniques of expert human tutors: Lessons for the design of computer-based tutors," *Comput. Cogn. Tools*, vol. 1993, pp. 75–105, 1993.

[17] A. Kapoor and R. W. Picard, "Multimodal affect recognition in learning environments," in *Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia*, 2005, pp. 677–682.

[18] N. Bosch, Y. Chen, and S. D'Mello, "It's written on your face: detecting affective states from facial expressions while learning computer programming," in *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, 2014, pp. 39–44.

[19] J. Whitehill, Z. Serpell, Y.-C. Lin, A. Foster, and J. R. Movellan, "The faces of engagement: Automatic recognition of student engagement from facial expressions," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 5, no. 1, pp. 86–98, 2014.

[20] S. Mota and R. W. Picard, "Automated Posture Analysis for Detecting Learner's Interest Level," in *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2003. CVPRW '03. Conference on*, 2003, vol. 5, pp. 49–49.

[21] S. K. D'Mello, "Emotional Rollercoasters: Day Differences in Affect Incidence during Learning.," in *FLAIRS Conference*, 2014.

[22] P. Arnau-González, M. Arevalillo-Herráez, N. Ramzan, " Fusing highly dimensional energy and connectivity features to identify affective states from EEG signals," *Neurocomputing*, no. 244, pp. 81-89, 2017

[23] I. A. Khan, W.-P. Brinkman, and R. Hierons, "Towards estimating computer users' mood from interaction behaviour with keyboard and mouse," *Front. Comput. Sci.*, vol. 7, no. 6, pp. 943–954, 2013.

[24] O. C. Santos, S. Salmeron-Majadas, and J. G. Boticario, "Emotions detection from math exercises by combining several data sources," in *International Conference on Artificial Intelligence in Education*, 2013, pp. 742–745.

[25] R. A. Sottilare and M. D. Proctor, "Passively Classifying Student Mood and Performance within Intelligent Tutors.," *Educ. Technol. Soc.*, vol. 15, no. 2, pp. 101–114, 2012.

[26] S. K. D'Mello and J. Kory, "A review and meta-analysis of multimodal affect detection systems," *ACM Comput. Surv. CSUR*, vol. 47, no. 3, p. 43, 2015.

[27] J. Gálvez, E. Guzmán, and R. Conejo, "A blended E-learning experience in a course of object oriented programming fundamentals," *Knowl.-Based Syst.*, vol. 22, no. 4, pp. 279–286, 2009.

[28] A. Ferreira and J. Atkinson, "Designing a feedback component of an intelligent tutoring system for foreign language," *Knowl.-Based Syst.*, vol. 22, no. 7, pp. 496–501, 2009.

[29] R. N. R. Christopher R. Rakes Jeffrey C.Valentine, Maggie B.McGatha, "Methods of Instructional Improvement in Algebra: A Systematic Review and Meta-Analysis," *Rev. Educ. Res.*, vol. 80, no. 3, pp. 372–400, 2010.

[30] C. R. Beal, I. M. Arroyo, P. R. Cohen, and B. P. Woolf, "Evaluation of animal watch: An intelligent tutoring system for arithmetic and fractions," *J. Interact. Online Learn.*, vol. 9, no. 1, pp. 64–77, 2010.

[31] K.-E. Chang, Y.-T. Sung, and S.-F. Lin, "Computer-assisted learning for mathematical problem solving," *Comput. Educ.*, vol. 46, no. 2, pp. 140–151, 2006.

[32] N. T. Heffernan and K. R. Koedinger, "An Intelligent Tutoring System Incorporating a Model of an Experienced Human Tutor," in *Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, London, UK, UK, 2002, pp. 596–608.

[33] K. Reusser, "Computers As Cognitive Tools," Hillsdale, NJ, USA: L. Erlbaum Associates Inc., 1993, pp. 143–177.

[34] K. R. Koedinger and J. R. Anderson, "Illustrating Principled Design: The Early Evolution of a Cognitive Tutor for Algebra Symbolization," *Interact. Learn. Environ.*, vol. 5, no. 1, pp. 161–179, 1998.

[35] E. A. Croteau, N. T. Heffernan, and K. R. Koedinger, "Why Are Algebra Word Problems Difficult? Using Tutorial Log Files and the Power Law of Learning to Select the Best Fitting Cognitive Model," in *Intelligent Tutoring Systems, 7th International Conference, ITS 2004, Maceiò, Alagoas, Brazil, August 30 - September 3, 2004, Proceedings*, 2004, pp. 240–250.

[36] F. E, "Educational Algebra: A Theoretical and Empirical Approach," Boston, MA: Springer US, 2008, pp. 141–161.

[37] S. Ritter, J. R. Anderson, K. R. Koedinger, and A. Corbett, "Cognitive tutor: Applied research in mathematics education," *Psychon. Bull. Rev.*, vol. 14, no. 2, pp. 249–255, 2007.

[38] D. Arnau, M. Arevalillo-Herráez, L. Puig, and J. A. González-Calero, "Fundamentals of the design and the operation of an intelligent tutoring system for the learning of the arithmetical and algebraic way of solving word problems," *Comput. Educ.*, vol. 63, pp. 119–130, Apr. 2013.

[39] D. Arnau, M. Arevalillo-Herráez, and J. A. Gonzalez-Calero, "Emulating Human Supervision in an Intelligent Tutoring System for Arithmetical Problem Solving," *IEEE Trans. Learn. Technol.*, vol. 7, no. 2, 2014.

[40] J. A. González-Calero, D. Arnau, L. Puig, and M. Arevalillo-Herráez, "Intensive scaffolding in an intelligent tutoring system for the learning of algebraic word problem solving," *BJET*, vol. 46, no. 6, pp. 1189–1200, 2015.

[41] M. Arevalillo-Herráez, D. Arnau, and L. Marco-Giménez, "Domain-specific knowledge representation and inference engine for an Intelligent Tutoring System," *Knowl.-Based Syst.*, vol. 49, pp. 97–105, Sep. 2013.

[42] A. Mehrabian, “Pleasure-arousal-dominance: A general framework for describing and measuring individual differences in Temperament,” *Curr. Psychol.*, vol. 14, no. 4, pp. 261–292, 1996.
[43] S. Koelstra *et al.*, “DEAP: A Database for Emotion Analysis; Using Physiological Signals,” *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 3, no. 1, pp. 18–31, Jan. 2012.
[44] C. Navarretta, “Predicting emotions in facial expressions from the annotations in naturally occurring first encounters,” *Knowl.-Based Syst.*, vol. 71, pp. 34–40, 2014.
[45] J.A. Russell, and A. Mehrabian (1977). Evidence for a three-factor theory of emotions. Journal of research in Personality, 11(3), 273-294.
[46] R.S. d Baker , S.M. Gowda , M. Wixon , J. Kalka , A.Z. Wagner , A. Salvi , V. Aleven , G.W. Kusbit , J. Ocumpaugh , L. Rossi , Towards sensor-free affect detection in cognitive tutor algebra., Int. Educ. Data Min. Society (2012) .
[47] S.K. D’Mello , S.D. Craig , A. Witherspoon , B. Mcdaniel , A. Graesser ,Automatic detection of learners affect from conversational cues, User Model. User Adapt Interact. 18 (1–2) (2008) 45–80 .
[48] C. Conati , H. Maclaren , Empirically building and evaluating a probabilistic model of user affect, User Model. User Adapt Interact. 19 (3) (2009) 267–303 .
[49] J. Sabourin , B. Mott , J.C. Lester , Modeling learner affect with theoretically grounded dynamic Bayesian networks, in: International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction, Springer, 2011, pp. 286–295 .
[50] L. Paquette , J. Rowe , R. Baker , B. Mott , J. Lester , J. DeFalco , K. Brawner , R. Sotti- lare , V. Georgoulas ,Sensor-free or sensor-full: a comparison of data modalities
[51] M. M. Bradley and P. J. Lang, “Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential,” *J. Behav. Ther. Exp. Psychiatry*, vol. 25, no. 1, pp. 49–59, 1994.
[52] C. Cortes and V. Vapnik, “Support-vector networks,” *Mach. Learn.*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
[53] T. Cover and P. Hart, “Nearest neighbor pattern classification,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, Jan. 1967.
[54] N. Landwehr, M. Hall, and E. Frank, “Logistic Model Trees,” *Mach Learn*, vol. 59, no. 1–2, pp. 161–205, May 2005.
[55] J. R. Quinlan, *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1993.
[56] F. Rosenblatt, “Principles of neurodynamics. perceptrons and the theory of brain mechanisms,” DTIC Document, 1961.
[57] K. A. Spackman, “Signal Detection Theory: Valuable Tools for Evaluating Inductive Learning,” in *Proceedings of the Sixth International Workshop on Machine Learning*, San Francisco, CA, USA, 1989, pp. 160–163.
[58] M. Soleymani, J. Lichtenauer, T. Pun, and M. Pantic, “A Multimodal Database for Affect Recognition and Implicit Tagging,” *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 3, no. 1, pp. 42–55, Jan. 2012.

Cristina Cunha Pérez es BBA de la Universidad Nacional de Educación a Distancia, España, en 2002; Licenciada en Educación para Escuela Secundaria, especialidad en inglés, por la Universidad Católica de Valencia (UCV), España, en 2010. Licenciada en Educación Especial para Discapacidades por la UCV, España, en 2012; postgraduada en Enseñanza y Aprendizaje en Educación Superior de la UCV, España, en 2013; y doctorada en Educación por la UCV, España, en 2017. Desde 2001 hasta la actualidad trabaja como profesora asociada en la Universidad Católica de Valencia, España.

Miguel Arevalillo Herráez recibió el título en Informática en la Universidad Técnica de Valencia, España, en 1993; licenciado en Informática por la Universidad John Moores de Liverpool, Reino Unido, en 1994; licenciado en Enseñanza y Aprendizaje en Educación Superior y también doctorado en 1997, ambos por la Liverpool John Moores University, Reino Unido. Trabajó como investigador postdoctoral y profesor titular en la Universidad John Moores de Liverpool hasta 1999. Luego, se fue a trabajar para la industria privada por un año y regresó a la enseñanza en 2000. Lideró los títulos de Informática y Negocios en la Universidad Mediterránea de Ciencia y Tecnología hasta 2006. Luego se trasladó a la Universidad de Valencia, donde actualmente trabaja como profesor titular.

Luis Marco Giménez recibió el título en informática en la Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), España, en 1999; Licenciado en Ingeniería Informática por la UNED, España, en 2005; titulado en Enseñanza y Aprendizaje en Educación por la Universidad Politécnica de Valencia, España, en 2005; licenciado en Software Libre por la Universitat Oberta de Cataluña, España, en 2011; y doctorado en Informática en 2017 por la Universitat de València (España). Trabajó como profesor para el grado de Informática en la UNED, España, de 2007 a 2009. Desde 1994 trabaja en el Departamento de Informática de la Agencia Tributaria en el Ministerio de Finanzas y Servicio Civil de Valencia.

David Arnau recibió la licenciatura en Física de la Universidad de Valencia, España, y en 2010, el doctorado en Educación Matemática. Enseñó matemáticas y física en enseñanza secundaria durante 13 años. Actualmente es profesor asociado en el Departamento de Didáctica de las Matemáticas de la Universidad de Valencia. Sus intereses de investigación incluyen la educación en álgebra y el desarrollo de entornos de aprendizaje interactivo para la enseñanza y el aprendizaje de la resolución de problemas de palabras.

Personalización de Pruebas para la Autoevaluación Formativa

Delia E. Benchoff, Marcela P. González y Constanza R. Huapaya

CÓMO REFERENCIAR ESTE ARTÍCULO:

Delia E. Benchoff, Marcela P. González y Constanza R. Huapaya. "Personalization of Tests for Formative Self-Assessment". IEEE-RITA May 2018, Volume 13, Issue 2, Pages 70-74.

DOI (Digital Object Identifier): https://doi.org/10.1109/RITA.2018.2831759

***Title*- Personalized tests for formative self-evaluation**

***Abstract*- This article presents the design and application of personalized formative self-assessment tests, in the framework of adaptive learning in Virtual Learning Environments (VLE). The tests were customized taking into account the predominant learning styles in the groups and the knowledge level of the domain item. The experience compares two groups of university students, belonging to different semesters of the same course, following the approach of continuous improvement. The results show significant improvement in the learning process in the second group, which is shown in the results of midterm exams.**

***Index Terms*-Educational technology, Learning systems, Formative assessment, Personalized tests, Self- evaluation.**

I. INTRODUCCIÓN

LA personalización del aprendizaje se encuentra relacionada con el cambio de enfoque educativo que se dirige desde un modelo centrado en el docente, hacia la perspectiva que acentúa el aprendizaje del estudiante. En el ámbito del e-learning, los sistemas de gestión del aprendizaje (LMS) ofrecen una multiplicidad de herramientas que facilitan el diseño y construcción de Ambientes Virtuales de Aprendizaje (AVAs). [1]. En estos ambientes, los profesores orientan y guían el proceso de aprendizaje, generando interacciones entre estudiantes, docentes y recursos pedagógicos. En función de las características del estudiante, la personalización del aprendizaje puede entenderse como la adecuación de la pedagogía, contenidos y el diseño del ambiente virtual para satisfacer las necesidades cognitivas, estilos y preferencias de los estudiantes, entendidos como individualidades [2]. Así, los enfoques orientados a la personalización, intentan fomentar un aprendizaje más efectivo, activo, eficiente y satisfactorio para sus destinatarios [3].

Estrechamente vinculada a la personalización, la adaptación ha planteado nuevos desafíos en el e-learning. Puede entenderse como un método para crear una experiencia de aprendizaje para el alumno, que tiene en cuenta por un lado, la adaptación de los contenidos: aquellos que resulten más significativos de acuerdo a las necesidades del estudiante; y por otro, la adaptación de la presentación de dichos contenidos, para que el proceso de aprendizaje, resulte más eficiente.

En este contexto, este trabajo presenta una experiencia de personalización y adaptación del aprendizaje realizada en una misma asignatura de cursado cuatrimestral, comparando el desempeño de los estudiantes pertenecientes a diferentes cuatrimestres. Para un contenido en particular, se diseñaron y aplicaron pruebas de autoevaluación formativa en el AVA Moodle, que se personalizaron en base a los estilos de aprendizaje predominantes, y teniendo en cuenta el conocimiento previo respecto del ítem de dominio (contenido evaluado). La adaptación de las pruebas se llevó a cabo empleando la herramienta *cuestionario* del Moodle, como complemento de las clases presenciales de la asignatura. Posteriormente, se compararon los rendimientos en los exámenes parciales, para el ítem de dominio. Todo el proceso de personalización y adaptación fue evaluado por el equipo de trabajo, siguiendo el enfoque de mejora continua y de acuerdo al Ciclo Deming PDCA, compuesto de cuatro etapas cíclicas: Plan, *planificar*; Do, *hacer*; Check, *controlar;* Act, *actuar*. El ciclo posee dos ventajas principales: 1) aumenta la eficiencia de las tareas y el desempeño de los recursos, y 2) implementa mejoras a partir de la medición de la actividad. De esta manera, el enfoque permite optimizar la eficiencia y eficacia de los procesos y productos de cualquier organización. [4]. La revisión del proceso al finalizar el primer cuatrimestre, permitió introducir mejoras en el diseño y presentación de las pruebas de autoevaluación, al grupo de estudiantes del 2º cuatrimestre, quienes mostraron un mejor resultado en sus exámenes parciales.

II. LA EVALUACIÓN FORMATIVA

La evaluación formativa, operación que permite la recolección de la información cuando los procesos se encuentran en curso de desarrollo [5], se enfoca en el estudiante, considerándolo un agente activo en la construcción de conocimiento. Al anticipar el recorrido en función de las características particulares de los alumnos, este proceso permite relevar la adquisición de

Manuscrito recibido el 26 de diciembre de 2017; revisado 29 de enero de 2018; aceptado 3 de marzo de 2018.

English versión received April, 10th, 2018. Revised April, 14th. Accepted April, 24th.

D. E. Benchoff es Jefe de Trabajos Prácticos en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Mar del Plata. Investigadora del Instituto de Psicología Básica Aplicada y Tecnología, IPSIBAT(UNMdP – CONICET) (e-mail: ebenchoff.sead@gmail.com)

(https://orcid.org/0000-0001-5467-579X)

M. P. González es Profesora Adjunta en la Facultad de Psicología de la Universidad Nacional de Mar del Plata. Investigadora del Instituto de Psicología Básica Aplicada y Tecnología, IPSIBAT (UNMdP – CONICET) (e-mail: mpgonza@mdp.edu.ar)

(https://orcid.org/0000-0001-7176-7194).

C. R. Huapaya es Profesora Titular en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Mar del Plata. Investigadora del Instituto de Psicología Básica Aplicada y Tecnología, IPSIBAT (UNMdP – CONICET) (e-mail: huapaya@fi.mdp.edu.ar).

(https://orcid.org/0000-0001-9219-0291)

conocimientos, y realizar los ajustes necesarios que garanticen un mejor aprovechamiento del aprendizaje.

En este mismo sentido, la *Evaluación orientada al aprendizaje* [6], afirma que para contribuir eficazmente en la mejora, la evaluación debe concordar con los objetivos y contenidos, involucrar activamente a los estudiantes y proponer retroalimentación de manera oportuna, ya que propicia el compromiso del alumno con su proceso de aprendizaje.

Moodle ofrece herramientas eficaces que permiten la implementación exitosa de estos principios. Tanto las denominadas *actividades*: cuestionarios, foros, encuestas, glosario, tareas, wiki, entre otras; como los *recursos*: archivos, carpetas, etiquetas, inserción de URL; las herramientas de Moodle poseen alternativas de configuración que posibilita la regulación de los intentos de resolución de ejercicios, la inclusión de material de ayuda en variedad de formatos, emitir mensajes de retroalimentación y diversidad en los modos de calificación. Dichas herramientas favorecen la interacción docente estudiante, la de los estudiantes entre sí y con los materiales de estudio, contribuyendo al proceso de evaluación formativa y al diseño adaptativo de aprendizaje.

III. Los Estilos de Aprendizaje

Los estudiantes presentan diversidad en cuanto a sus preferencias y necesidades vinculadas al aprendizaje. Esta diversidad indica diferentes estilos de aprendizaje, que pueden definirse como modos particulares de seleccionar, procesar, absorber y retener información nueva, conformando patrones individuales de aprendizaje, flexiblemente estables, y que varían de persona en persona. [7]

En este sentido, resulta muy importante diseñar la adaptación de modo tal que considere los estilos de aprendizaje, y, si bien la discusión alrededor del tema se encuentra abierta en cuanto a la diversidad de modelos existentes, numerosos estudios particularmente referidos al aprendizaje en línea, destacan evidencias sobre la influencia positiva tanto en el rendimiento como en el proceso de aprendizaje, al personalizar los diseños instruccionales. [9], [9].

En este trabajo se aplicó el instrumento denominado Index of Learning Styles (ILS) [10], propuesto por Felder y Silverman, investigadores pertenecientes a la Universidad de Carolina del Norte (EEUU). Este modelo es uno de los más utilizados dado que se dirige de manera específica al ámbito universitario y fue desarrollado originalmente para estudiantes de ingeniería, como es nuestro caso. El ILS ha sido ampliamente validado [11, 12, 13], y la literatura indica una notoria aplicación en otros ámbitos de conocimiento, existiendo traducciones del instrumento al español [14, 15, 16, 17, 18].

El ILS es un cuestionario de 44 preguntas de opción múltiple que evalúa las preferencias de estilos de aprendizaje a través de cuatro dimensiones o dominios, que presentan a su vez, dos categorías cada uno. Las dimensiones y su respectivas categorías son: Procesamiento de información: estudiantes Activos o Reflexivos; Percepción de información: Sensitivos o Intuitivos; Recepción de información: estudiantes preferentemente Verbales o Visuales y Comprensión de la información, cuyas categorías representan estudiantes Secuenciales o Globales.

IV. Conocimiento Previo

El conocimiento previo, entendido como el bagaje de ideas y conceptos que las personas poseen previamente en su memoria a largo plazo, organizado en un formato de redes semánticas, es considerado como uno de los factores influyentes en el aprendizaje. La puesta en relación entre la novedad y el conocimiento previo, resulta esencial en el desarrollo del proceso enseñanza y aprendizaje, puesto que los nuevos aprendizajes, se asentarán sobre los anteriores. [19]. De acuerdo al marco del aprendizaje significativo, quien aprende, construye significados, no reproduce simplemente lo que lee o lo que se le enseña. Dicha significatividad supone establecer relaciones entre el conocimiento nuevo y el que ya se posee previamente. [20]. En este trabajo, se indagó el conocimiento previo (CP) de los estudiantes, por medio de una encuesta diagnóstica sobre el tema que luego sería planteado en las pruebas de autoevaluación (cuestionarios en Moodle) y como uno de los temas de los exámenes parciales.

V. Presentación de la Experiencia

La asignatura elegida fue Fundamentos de la Informática del primer año de la carrera Ingeniería en Informática de la Universidad Nacional de Mar del Plata.

El tema evaluado fue Algoritmia, destacado por ser transversal a las materias troncales de la carrera.

Como insumos de la personalización de las pruebas, se usaron los resultados de la encuesta diagnóstica de CP sobre el ítem de dominio, y los estilos de aprendizaje predominantes. [21]

La encuesta diagnóstica indagó el nivel de conocimientos sobre el tema, y se establecieron3 niveles: CP Nulo, Bajo, y Medio/Alto. Los estilos de aprendizaje predominantes identificados fueron: activo, secuencial y visual. Dada la complejidad y laboriosidad que requiere el diseño y construcción de las pruebas, en esta etapa se tuvieron en cuenta los estilos de aprendizaje dominantes en el grupo, para la personalización y adaptación de las pruebas. Los estilos identificados anticipan la preferencia por una modalidad de aprendizaje dinámica con el material didáctico y el trabajo en grupo (extremo activo), con interés por los detalle y siguiendo un orden lógico, paso a paso, en la solución de problemas (extremo secuencial), y empleando representaciones visuales, diagramas de flujo, videos (extremo visual). [22]

Posteriormente a la implementación y resolución de las pruebas personalizadas, se evaluó el desempeño de los alumnos participantes, en el ítem correspondiente a Algoritmia, durante el 1º y 2º examen parcial de la asignatura. Con estos datos, se comparó el desempeño en ambos cuatrimestres, teniendo en cuenta los niveles de conocimiento previo de la temática.

A. Participantes

La experiencia se desarrolló con un total de 44 estudiantes, 18 del primer cuatrimestre (1º C) y 26 del segundo cuatrimestre (2º C). Se detalla en la Tabla I la distribución de los estudiantes (E) en los grupos según nivel de conocimiento, por cuatrimestre.

TABLA I
DISTRIBUCIÓN DE ESTUDIANTES (E) SEGÚN CUATRIMESTRE Y CONOCIMIENTO PREVIO EN EL ÍTEM DE DOMINIO

Conocimiento previo	E: 1º C	E: 2º C
Nulo	4	16
Bajo	11	4
Medio/Alto	3	6
Total E por cuatrimestre	**18**	**26**

Cabe aclarar que para la comparación de los rendimientos posterior entre ambos cuatrimestres, se trabajaron los datos conformando dos grupos de CP: Nulo/Bajo y Medio/Alto.

B Pruebas de Autoevaluación Formativa

La herramienta Cuestionario de Moodle se seleccionó por considerarse la más apropiada a los fines perseguidos, utilizando preguntas del tipo de emparejamiento y retroalimentación inmediata con CBM (Certainty Based Marking).

Durante el proceso de personalización de las pruebas se crearon las actividades atendiendo a los estilos de aprendizaje dominantes: se destacó la interacción dinámica con el material presentado y la aplicación del conocimiento en la resolución de los cuestionarios, atendiendo a la preferencia de estilo activo; se diseñó la presentación gradual de los ejercicios con restricciones, tanto de *acceso* como de *temporalización*, en razón de la preferencia de estilo secuencial; y para la preferencia visual se ofrecieron materiales visuales previos a la resolución de los ejercicios, a modo de repaso, para quienes poseen algún CP, y retroalimentación combinada con materiales de estudio y ejemplos visuales como diagramas, videos, imágenes y textos complementarios.

Las pruebas de autoevaluación formativa se adaptaron en el AVA Moodle, mediante la restricción de acceso a cada cuestionario, según el nivel de conocimiento previo en el tema, de cada estudiante. En la figura 1 se muestra la cantidad y organización de ejercicios por nivel de CP. El cuestionario contó con un total de 10 ejercicios, en un orden creciente de complejidad e integración. Los estudiantes de CP Nulo, debían responder el cuestionario completo, cuyo puntaje esperado total era de 17 puntos. Para los estudiantes de CP Bajo, el cuestionario contó con siete ejercicios, donde el primer ejercicio se correspondió con el cuarto del cuestionario completo, es decir, iniciaban en un nivel de complejidad media; el puntaje en este caso fue de 14 puntos. Finalmente, los estudiantes de CP Medio/Alto, resolvieron los tres ejercicios de mayor complejidad del cuestionario original, y el puntaje esperado fue de 6 puntos.

Para el grupo del primer cuatrimestre, la adaptación tuvo en cuenta los siguientes parámetros:

- Temporalización: solamente con fecha de apertura posterior a las clases teóricas y prácticas presenciales.
- Intentos ilimitados
- Preguntas con retroalimentación combinada en caso de respuestas correctas, parcialmente correctas o incorrectas.

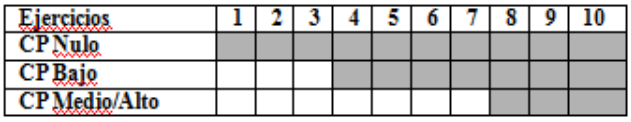


Fig. 1: Diseño de los cuestionarios según CP

- Restricción de acceso por nivel de conocimiento sobre el ítem evaluado.

En el segundo cuatrimestre, y a partir de la mejora continua de los procedimientos, se modificó el parámetro de *Intentos ilimitados*, a sólo dos intentos. Asimismo, se reformó la realización de los ejercicios de la guía práctica usando papel y lápiz, previa al abordaje del Cuestionario. Los demás parámetros se mantuvieron iguales a los del primer cuatrimestre.

La comparación entre los grupos de estudiantes de ambos cuatrimestres se realizó en base a un conjunto de variables, que se formularon teniendo en cuenta por un lado, el puntaje otorgado a la resolución del Cuestionario, identificando a los estudiantes que alcanzaron el puntaje esperado y a quienes lograron un puntaje menor al esperado; y, por otra parte, la calificación asignada al ítem correspondiente, evaluado en cada examen parcial. En este último caso, las variables estiman la cantidad de estudiantes que obtuvieron calificaciones por la resolución exitosa del ítem o más de un 50% del mismo, y los estudiantes calificados al resolver menos del 50% del ítem evaluado. Con este planteo, se esperaba precisar la comparación del desempeño de los grupos entre ambos cuatrimestres, haciendo foco en el proceso de adquisición de aprendizajes para el ítem evaluado. A continuación se presentan las variables estudiadas:

1) Cuestionario de Moodle:
   A) Estudiantes con puntaje esperado
   B) Estudiantes con puntaje menor al esperado.
2) Ítem de dominio del primer examen parcial:
   C) Estudiantes con calificación mayor o igual al 50% del puntaje asignado al ítem.
   D) Estudiantes con calificación menor al 50% del puntaje asignado al ítem.
3) Ítem de dominio del segundo parcial:
   E) Estudiantes con calificación mayor o igual al 50% del puntaje asignado al ítem.
   F) Estudiantes con calificación menor al 50% del puntaje asignado al ítem.

VI. RESULTADOS

En términos generales, los resultados muestran un mejor desempeño durante el segundo cuatrimestre, respecto del primero. Este avance se observa tanto para la resolución del cuestionario en Moodle, como para el ítem de dominio en ambos exámenes parciales. Dado que los estudiantes de CP Nulo y Bajo no evidenciaron diferencias significativas en la resolución de la prueba de autoevaluación (Cuestionario), se decidió realizar la comparación con los exámenes parciales, estableciendo dos grupos en torno al conocimiento previo, en ambos cuatrimestres En tal sentido, se muestra primeramente, los resultados del grupo de CP Nulo/Bajo, en relación con el rendimiento en los exámenes parciales, para todas las variables identificadas.

A. Grupo CP Nulo/Bajo

En la figura 2 se aprecian los porcentajes correspondientes a las seis variables en estudio. Como puede observarse, se presenta un notorio progreso en el 2º cuatrimestre, en el que se realizaron los ajustes en la adaptación, de acuerdo al enfoque de mejora continua implementado. En el primer cuatrimestre, el 67% de los

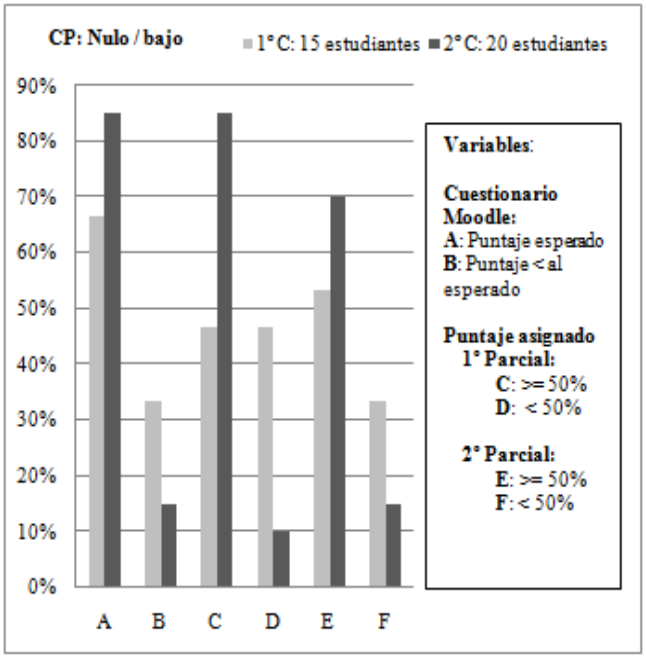


Fig. 2 Porcentajes de las seis variables para la comparación de resultados en ambos cuatrimestres para estudiante con Conocimiento Previo Nulo o Bajo

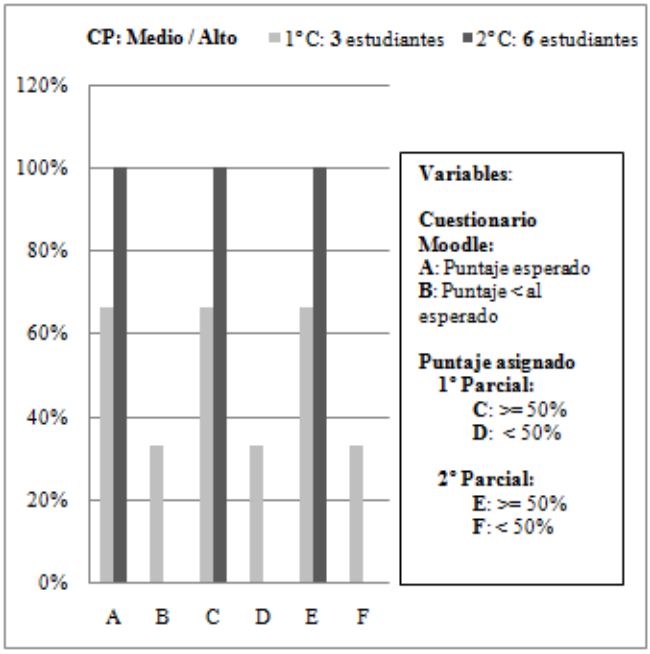


Fig. 3 Porcentajes de las seis variables para la comparación de resultados en ambos cuatrimestres para estudiantes con Conocimiento Previo Medio o Alto

estudiantes logró el puntaje esperado en la prueba personalizada (variable A), mientras que en el 2º cuatrimestre, lo alcanza el 85%. Por otra parte, respecto de los alumnos con puntaje menor al esperado (variable B), se muestra que el 33% del grupo del 1º cuatrimestre se ubica en esta posición, frente al 15% del 2º cuatrimestre.

Respecto del ítem de dominio en el primer examen parcial, también se observa un mejor desempeño para ambas variables C y D comparando ambos cuatrimestres. Mientras que en el primer cuatrimestre, los porcentajes fueron similares para las dos variables (47%); en el segundo cuatrimestre, los resultados muestran el incremento de alumnos que obtuvieron una calificación mayor o igual al puntaje asignado (85%) y el descenso a un 10% de estudiantes con puntaje menor al asignado. Cabe aclarar que los porcentajes faltantes corresponden a alumnos ausentes a la evaluación parcial.

En el segundo parcial, se mantiene el progreso en los desempeños. La mayoría de los estudiantes del 2º cuatrimestre (70%), obtienen calificaciones mayores o iguales al 50% del puntaje asignado, frente al 53% en el primer cuatrimestre para la misma variable. También se reduce el porcentaje de estudiantes que obtiene calificaciones menores al puntaje asignado.

B. Grupo CP Medio/Alto

Los estudiantes pertenecientes al grupo de CP Medio/Alto, también mostraron mejorías en todas las variables estudiadas, al comparar el desempeño entre los dos cuatrimestres. En la figura 3 se resume estos resultados.

El desempeño en la prueba de autoevaluación en Moodle, muestra que en el primer cuatrimestre, el 67% alcanzó el puntaje esperado, y el 33% un puntaje menor; mientras que en el segundo cuatrimestre, el 100% de los alumnos lograron el puntaje esperado en la autoevaluación.

Respecto del ítem evaluado en los exámenes parciales, se observan similares porcentajes: todos los estudiantes del segundo cuatrimestre resuelven el ítem evaluado con más del 50% del puntaje asignado, mientras que en el grupo del primer cuatrimestre, el 67% de los estudiantes logra una calificación con más del 50% del puntaje asignado, y el 33% obtiene una calificación menor.

VII. Análisis y Conclusiones

Los resultados muestran un mejor desempeño para el grupo de estudiantes del segundo cuatrimestre, comparado con el grupo del primero, en todas las variables definidas. Se destaca especialmente el proceso de los alumnos con conocimiento previo Nulo/Bajo, al incrementar su rendimiento en el puntaje esperado para el Cuestionario en Moodle, y los puntajes asignados al ítem de dominio, en las dos evaluaciones parciales. De esta manera, se entiende que los estudiantes que iniciaron su proceso con escasa o ninguna información previa sobre el tema, pudieron construir nuevas redes de conocimientos que resultaron significativas al poder ser aplicadas con éxito en la resolución de los ejercicios propuestos.

En este sentido, se infiere una relación positiva entre el logro alcanzado por los estudiantes, y los procedimientos de personalización y adaptación aplicados a las pruebas de autoevaluación formativa. Al considerar al estudiante como foco del diseño pedagógico, la personalización se basó en la identificación de los estilos de aprendizaje, junto al diagnóstico del conocimiento previo. Con estos insumos, se planteó una adaptación en el proceso de aprendizaje, representada por las pruebas de autoevaluación, que, desde el b-learning, complementaron la enseñanza presencial.

Asimismo, la mejora continua del proceso de adaptación llevada a cabo por el equipo de trabajo, permitió introducir cambios en el diseño de las pruebas para el segundo cuatrimestre. Tales modificaciones combinaron la restricción a sólo dos intentos de respuesta a la autoevaluación, con la indicación de realizar los ejercicios de la guía práctica usando papel y lápiz, antes del Cuestionario. Los resultados obtenidos luego de estas acciones, indicarían que efectivamente se mejoró el proceso de aprendizaje, por un lado, al controlar la posibilidad de

respuesta al cuestionario por ensayo y error (situación factible con los intentos ilimitados), y por otro, al reforzar la práctica mediante la ejercitación previa. Sumado a ello, la efectiva retroalimentación específica, especialmente en respuestas incorrectas, y que se incluye como una guía en la resolución de problemas, completó una secuencia didáctica que favoreció el logro de un mejor desempeño.

Finalmente, el análisis de las tendencias en el ámbito del aprendizaje en línea, indica que la personalización basada en la identificación de los estilos de aprendizaje favorece las alternativas de adaptación, permitiendo optimizar los diseños de instrucción centrados en el estudiante [7]

REFERENCIAS

[1] D. Leris y M. L. Sein-Echaluce, "Aprendizaje: un objetivo del paradigma educativo centrado en el aprendizaje," *ARBOR Ciencia, Pensamiento y Cultura*, Vol. 187, pp 123-134, Extra 3 - Diciembre 2011.

[2] A. Klašnja-Milićević, B. Vesin, M. Ivanovic, Z. Budimac y L. Jain, *E-Learning Systems Intelligent Techniques for Personalization.* Springer. 2017. (eBook) Part 2 Chapter 2 pp. 21-26

[3] P. Brusilovsky, "Methods and techniques of adaptive hypermedia," *User Modeling and User Adapted Interaction*, Vol. 6, no. 2-3, pp 87-129, Julio 1996.

[4] J. Jimeno Bernal, (2013, Agosto 23) "Ciclo PDCA (Plan, Do, Check, Act): El círculo de Deming de mejora continua," *PDCA Home* Disponible en: https://www.pdcahome.com/5202/ciclo-pdca/

[5] A. Camilloni, "Sobre la evaluación formativa de los aprendizajes," *Quehacer educativo. Revista de la Federación Uruguaya de Magisterio.* Año XIV, no. 68, pp. 6-12, 2004.

[6] D. Carless, "Learning-oriented assessment: conceptual bases and practical implications," *Innovations in Education and Teaching International*, Vol. 44, no. 1, pp. 57–66, Febrero 2007, (online). DOI: 10.1080/14703290601081332.

[7] A. Klašnja-Milićević, B. Vesin, M. Ivanovic, Z. Budimac, y L. Jain, (2017). *E-Learning Systems Intelligent Techniques for Personalization*. Springer. 2017. (eBook) Part 2 Chapter 3 pp. 27-36.

[8] E. Popescu, "Adaptation provisioning with respect to learning styles in a web-based educational system: An experimental study," *Journal of Computer Assisted learning*, Vol. 26 (4), Julio 2010, pp. 243–257.

[9] C. Watkins, "Meta-learning in classrooms." *Scott & Hargreaves (eds)* Sage *Handbook of Learning*, 2015, pp. 321.

[10] B. A. Soloman, y R. Felder, "Index of learning styles questionnaire," NC State University. 2005. Disponible en: https://www.webtools.ncsu.edu/learningstyles/

[11] Felder, R. y J. Spurlin, "Applications, reliability, and validity of the Index of Learning Styles," *International Journal of Engineering Education*, Vol. 21(1), 2005, pp. 103 – 112.

[12] T. A. Litzinger, S. H. Lee, J. C. Wise y R. M. Felder, "A Study of the reliability and validity of the Felder-Soloman Index of Learning Styles", in *2005 Proc. American Society for Engineering Education Annual Conference & Exposition, EE.UU*, pp. 1-16.

[13] M. S. Zywno, "A contribution to validation of score meaning for Felder Soloman's Index of Learning Styles", in *2003 Proc. American Society for Engineering Education Annual Conference & Exposition, EE. UU.*, pp. 23-25.

[14] J. Rodríguez, "Educación médica. Aprendizaje basado en problemas", *Médica Panamericana, México*, 2002. Capítulo 3 pp. 25-45.

[15] M. Aragón e Y. Jiménez, "Diagnóstico de los estilos de aprendizaje en los estudiantes: estrategia docente para elevar la calidad educativa", *CPU-e. Revista de Investigación Educativa*, 2009, no. 9, pp. 1-21

[16] R. Zatarain y M. Barrón, "Herramienta de autor para la identificación de estilos de aprendizaje utilizando mapas auto-organizados en dispositivos móviles", *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 2011, Vol. 13, no. 1 pp. 43-55.

[17] J. Rodríguez, G. Fajardo, F. Higuera y J. González, "Estilos de aprendizaje en internos de pregrado". *Revista Hospital Gral. Dr. M. Gea González*, 2006, Vol. 7, no. 3, pp. 102-107.

[18] C. Huapaya, L. Guccione, D. Benchoff, F. Lizarralde y M. Gonzalez, "Adaptation Improvement using Fuzzy Logic". *Journal of Computer Science & Techonology*, 2015, Vol. 15 no. 2 pp. 143-148.

[19] M. Carretero, "*Constructivismo y educación*", Ed. Progreso. México, 1997.

[20] D. P. Ausubel, J. D. Novack y H. Hanesian, "*Psicología Educativa*", Ed. Trillas. México, 1983.

[21] M. González, D. Benchoff, C. Huapaya, C. Remon, "Aprendizaje Adaptativo: Un Caso de Evaluación Personalizada", *Revista Iberoamericana de Tecnología en Educación y Educación en Tecnología*, no. 19, 2017, pp. 65-72 Disponible: http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/61262

[22] R. Felder & L. Silverman, 1988, "Learning and teaching styles in engineering education". *Engineering Education*, no. 78, pp. 674–681. Disponible: http://www4.ncsu.edu/unity/lockers/users/f/felder/public/Papers/LS-1988.pdf

D. E. Benchoff es Jefe de Trabajos Prácticos en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Mar del Plata. Investigadora del Instituto de Psicología Básica Aplicada y Tecnología, IPSIBAT (UNMdP – CONICET) (e-mail: ebenchoff.sead@gmail.com, ORCID: 0000-0001-5467-579X).

M. P. González es Profesora Adjunta en la Facultad de Psicología de la Universidad Nacional de Mar del Plata. Investigadora del Instituto de Psicología Básica Aplicada y Tecnología, IPSIBAT (UNMdP – CONICET) (e-mail: mpgonza@mdp.edu.ar, ORCID: 0000-0001-7176-7194).

C. R. Huapaya es Profesora Titular en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Mar del Plata. Investigadora del Instituto de Psicología Básica Aplicada y Tecnología, IPSIBAT (UNMdP – CONICET) (e-mail: huapaya@fi.mdp.edu.ar ,ORCID: 0000-0001-9219-0291).

Aprendizaje Autorregulado en un Curso de Programación de Computadores

Jhon Jairo Ramírez Echeverry, Lina F. Rosales-Castro, Felipe Restrepo-Calle, Fabio A. González

CÓMO REFERENCIAR ESTE ARTÍCULO:

Jhon Jairo Ramírez Echeverry, Lina F. Rosales-Castro, Felipe Restrepo-Calle, Fabio A. González. "Self-regulated learning in a computer programming course", en IEEE-RITA May 2018, Volume 13, Issue 2, pp. 75-83

Doi: https://doi.org/10.1109/RITA.2018.2831758

***Title*— Self-regulated learning in a computer programming course**

***Abstract*— this article contains an exploratory study on self-regulation by a group of students during a second-year computer programming course (data structures). Self-regulation was measured through the implementation of an instrument that evaluates motivation and learning strategies. From the results of the implementation, the relation between self-regulation and academic performance among the students was studied through a correlation analysis and other multivariate analyses. The results show new empirical pieces of evidence on the role played by self-regulation within the educational context of computer programming, and suggest which combination of factors allows to discriminate the population subgroups between high and low academic performances, according to self-regulated learning variables.**

***Index Terms*— Computer science education, Self-regulated learning, Computer programming education.**

I. Introducción

La autorregulación en el aprendizaje es el proceso que efectúa el aprendiz para controlar su cognición, conductas y motivación con el fin de alcanzar sus metas de aprendizaje, también implica controlar las características del entorno [34]. En palabras de Zimmerman [35], la autorregulación es un proceso autodirigido por medio del cual los aprendices transforman sus habilidades mentales en destrezas necesarias para aprender.

Manuscrito recibido el 9 de junio de 2017; revisado 21 de febrero 2018; aceptado 22 de marzo 2018.

English versión received March, 3rd, 2018. Revised April, 18th. Accepted April, 26th

J. J. Ramírez Echeverry es miembro del Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica. Universidad Nacional de Colombia. Bogotá, Colombia. e-mail: jjramireze@unal.edu.co.

(https://orcid.org/0000-0002-6499-1785)

L. F. Rosales-Castro es miembro del grupo de Investigación MindLab del Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial. Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia. e-mail: lfrosalesc@unal.edu.co.

F. Restrepo-Calle es miembro del Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial. Universidad Nacional de Colombia Bogotá, Colombia. e-mail: ferestrepoca@unal.edu.co.

(https://orcid.org/0000-0003-4226-1324)

F. A González es director del grupo de Investigación MindLab del Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial. Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia. e-mail: fagonzalezo@unal.edu.co.

(https://orcid.org/0000-0001-9009-7288)

En el contexto de la formación de los ingenieros, saber desarrollar programas de computador (diseño de algoritmos y su implementación) es una competencia fundamental. Entre los objetivos de aprendizaje más relevantes en este ámbito se incluyen [1]: analizar y entender el funcionamiento de programas; conocer uno o más lenguajes de programación; desarrollar programas (diseñar, implementar, probar y depurar); seleccionar adecuadamente las estructuras de datos y los algoritmos, entre otros. Estas tareas requieren de esfuerzos cognitivos de orden superior como la solución de problemas aplicando conceptos vistos en clase [2]; asimismo, exigen actitudes comportamentales como el estudio y la práctica por fuera del salón de clases [3]. En otras palabras, aprender a programar computadores implica comprender conceptos complejos que exigen esfuerzos cognitivos que el estudiante activa en el aula de clase y que continúan en momentos extra-clase (trabajo práctico extra-clase), esto hace que el proceso de autorregulación en el aprendizaje sea clave cuando se tiene como objetivo aprender a programar computadores.

El objetivo del presente artículo es estudiar la autorregulación de los estudiantes en un curso avanzado de programación de computadores, estructuras de datos, y su relación con su desempeño académico. En este contexto, se formularon dos preguntas de investigación:

1) ¿Cómo es la motivación por aprender y qué estrategias de aprendizaje usan los estudiantes que cursan la asignatura de Estructuras de Datos en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Colombia - Bogotá?
2) ¿Existen relaciones entre el rendimiento académico y la motivación por aprender; y entre el rendimiento académico y las estrategias de aprendizaje que emplean los estudiantes de la asignatura Estructuras de Datos en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Colombia - Bogotá?

La importancia de responder a las preguntas planteadas en este estudio radica en que a partir del conocimiento de estas variables y sus relaciones, en el contexto educativo específico de asignaturas de programación de computadores, se podrán plantear ajustes a las estrategias de enseñanza-aprendizaje usadas en estas clases. El objetivo es que los docentes tengan información para plantear actividades que busquen facilitar al estudiante la autorregulación de su aprendizaje en contextos educativos de programación de computadores. Asimismo, se podrá

ofrecer información a los estudiantes con el fin de que identifiquen sus debilidades y fortalezas en sus procesos de autorregulación del aprendizaje. Como contribución a la literatura existente, este artículo presenta nuevas evidencias empíricas sobre el papel de la autorregulación en contextos educativos de aprendizaje de programación de computadores y muestra qué combinación de factores permite discriminar los subgrupos poblacionales de alto y bajo rendimiento académico de acuerdo con variables de la autorregulación en el aprendizaje.

Un total de 86 estudiantes de pregrado de la asignatura Estructuras de Datos participaron en este estudio, quienes hacían parte de dos cohortes o periodos académicos del año 2015. Para la recolección de evidencias acerca de la motivación epistémica de los estudiantes y las estrategias de aprendizaje que emplean en la asignatura, se les solicitó diligenciar el cuestionario de autoinforme MSLQ-Colombia [31]. Por otra parte, el rendimiento académico de los estudiantes se consideró como el resultado de su evaluación sumativa, en una escala de cero (0.0) a cinco (5.0). Con estos datos se extrajeron estadísticas descriptivas de las variables de autorregulación en el aprendizaje y del rendimiento académico de los estudiantes para caracterizar la población participante; y posteriormente, se exploraron las relaciones existentes entre el rendimiento académico y las variables de autorregulación en el aprendizaje mediante análisis de correlaciones y un análisis más detallado por medio de árboles de regresión.

El resto de este artículo está organizado de la siguiente forma: la Sección 2 describe los antecedentes y trabajos relacionados; la Sección 3 presenta los métodos empleados en este estudio; en la Sección 4 se detallan los resultados obtenidos; en la Sección 5 se presenta la discusión de los resultados para responder las dos preguntas de investigación; y por último, en la Sección 6 se exponen las conclusiones del trabajo.

II. Autorregulación en el Aprendizaje

La autorregulación en el aprendizaje, entendida como un proceso, es susceptible de ser interpretada por medio de modelos. Existen diferentes planteamientos acerca de los componentes implicados y cómo interactúan dichos componentes en el proceso de autorregulación en el aprendizaje. Los modelos planteados por la teoría socio-cognitiva del aprendizaje se destacan por su amplia aceptación. Uno de esos modelos es la Estructura General del Aprendizaje Autorregulado de Pintrich [24]. Según este modelo, el estudiante puede autorregular su cognición, motivación (afecto), actitud y contexto cuando aprende.

La autorregulación de la cognición y las conductas con el fin de aprender se logra aplicando estrategias. Las estrategias de aprendizaje son operaciones mentales o actividades que realizan las personas con el fin de facilitar la tarea de aprender [36]. En palabras de Salmerón y Gutiérrez Braojos [37] las estrategias de aprendizaje son el pivote de la autorregulación en el aprendizaje. La práctica de autorregular el aprendizaje, aplicando estrategias, es importante porque además de facilitar la realización de las tareas, también permite al estudiante entender la naturaleza de su funcionamiento cognitivo y las razones del éxito o fracaso en el objetivo de aprender [22]. Su práctica supone por parte del aprendiz la acumulación de conocimiento metacognitivo; es decir, conocimiento sobre sí mismo acerca de cómo aprende y conocimientos sobre variables referentes a la naturaleza de las tareas: objetivos de la tarea y dificultad para lograrlos, naturaleza de los contenidos a aprender y requisitos para realizar las tareas. Asimismo, supone para el aprendiz la acumulación de experiencia acerca de cómo y qué estrategias le permiten alcanzar los objetivos de aprendizaje [22].

La autorregulación en el aprendizaje también involucra estrategias para controlar la motivación. La motivación por aprender es una variable personal y se constituye por elementos como el interés que tiene el estudiante por realizar la tarea de aprendizaje, sus expectativas de éxito en el proceso de aprender, sus expectativas frente al proceso de evaluación, la valoración que le otorga a la tarea de aprendizaje que va a realizar, entre otras. Para autorregular la motivación el estudiante debe ser consciente del nivel de motivación que le despierta la tarea de aprender y buscar posibles formas para mantener o incrementar dicho nivel en medio del proceso de aprendizaje.

Normalmente los estudios que buscan relacionar el rendimiento académico con la autorregulación se han centrado en encontrar correlaciones significativas entre variables cuantitativas que representan el nivel motivacional o el nivel de uso de estrategias de aprendizaje por parte de los estudiantes y la variable de rendimiento académico. Para caracterizar de manera cuantitativa la motivación o el uso de estrategias es usual usar instrumentos de autoinforme como el MSLQ [32], e.g., en los estudios llevados a cabo en [6, 8, 13]. Sin embargo, vale la pena llamar la atención que un análisis de correlaciones permite identificar una relación lineal existente entre dos variables, pero puede ser necesario hacer otros análisis para explorar cuando dicha relación no es bivariable sino multivariante [21].

Debido a la importancia de la autorregulación en los contextos educativos de programación de computadores, ésta se ha estudiado en ambientes universitarios. Por ejemplo, Nelson et al. [19] estudiaron los perfiles de motivación y autorregulación en el aprendizaje que adoptan los estudiantes en cursos básicos de ciencias de la computación dirigidos a ingenierías. Por otra parte, Ambrosio et al. [20] presentaron un estudio del perfil de 190 estudiantes de cursos de introducción a la programación con respecto a sus actitudes y conductas de autorregulación en el aprendizaje. Los datos sugieren que los estudiantes tienen un perfil muy similar en cuanto a actitudes y comportamientos relacionados con: estrategias de aprendizaje, percepción de la auto-eficacia, y organización de las actividades de estudio. Algunos estudios sugieren que la orientación vocacional de los estudiantes hacia carreras relacionadas con las ciencias de la computación y la información está determinada en muchos casos por variables como la autoeficacia y el soporte social (aprendizaje con pares) [7]. En conclusión, aunque se puede afirmar que la motivación y la utilización de estrategias presentan rasgos similares entre los estudiantes de Ingeniería, la variable de autorregulación tiene un alto componente personal y dependiente del ambiente de aprendizaje [23]. Por lo tanto, cuando se desea estudiar esta variable en una población de estudiantes, es necesario realizar estudios específicos que permitan caracterizarla.

III. Métodos

A. Población participante

1) Contexto de la asignatura

La asignatura Estructuras de Datos es un curso de programación de computadores, ubicada en segundo año de los planes de estudio de ingeniería en la Universidad Nacional de Colombia - Bogotá. El objetivo general de esta asignatura es conocer e implementar las principales estructuras de datos para solucionar problemas de manejo de información.

El método de la asignatura se basa en clases magistrales por parte del profesor y el desarrollo de trabajos prácticos por parte de los estudiantes dentro y fuera del tiempo de clase. Los trabajos prácticos consisten en diseñar y codificar programas de computador en lenguaje Java.

La evaluación de la asignatura consiste en la calificación de los trabajos prácticos (50%), un examen parcial (25%) y un examen final (25%). Durante las 16 semanas de duración del curso se desarrollan 7 proyectos (trabajos prácticos), cada uno conformado por cinco problemas de programación; es decir, cada estudiante desarrolla 35 programas durante el período académico. Para la entrega de los proyectos el estudiante cuenta con un plazo que oscila entre una y dos semanas.

Los proyectos se dividen en tres momentos. Un primer momento en el que se asignan los problemas de programación y los estudiantes comienzan a solucionarlos con la asistencia del equipo docente. Un segundo momento en el que cada estudiante debe terminar el proyecto de manera independiente en tiempo extra-clase. Finalmente, un tercer momento en el que el estudiante realiza la entrega del proyecto para la evaluación de los programas; esta evaluación la lleva a cabo el docente con la asistencia de una herramienta de calificación automática (juez en línea). El juez en línea es un sistema web que les permite a los estudiantes remitir soluciones a problemas de programación planteados por el profesor. A través de este sistema los estudiantes reciben retroalimentación en tiempo real y de manera automática sobre la corrección de las soluciones[2].

El docente se encarga de la evaluación de aspectos relacionados con el diseño de la solución o del planteamiento del problema [38]. Por otra parte, el juez online verifica otros aspectos como la sintaxis, semántica y eficiencia. La evaluación sintáctica se refiere a que el programa está construido de conformidad con las reglas sintácticas del lenguaje de programación; la evaluación semántica consiste en verificar que el programa funcione de acuerdo con la especificación dada por el enunciado del problema; y la evaluación de la eficiencia comprueba que el programa consume la menor cantidad (o una cantidad razonable) de recursos de procesamiento y memoria. La retroalimentación sobre estos tres aspectos es inmediata cada vez que el estudiante somete el programa a evaluación por parte de la herramienta. Esto facilita que el estudiante identifique de forma casi inmediata si su programa resuelve el problema de forma efectiva o qué tipo de aspectos debería revisar. Si el programa no cumple con dichos requisitos, el estudiante cuenta con dos horas para corregirlo durante el tiempo de la entrega del proyecto.

[2] https://www.domjudge.org/

2) Participantes

Para la realización de este estudio se pidió la participación a 86 estudiantes de la asignatura Estructuras de Datos de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Colombia. Los estudiantes pertenecían a dos cohortes académicas: 44 estudiantes del primer período académico del año 2015 (2015 - 1) y 42 estudiantes del segundo período académico del mismo año (2015 - 2). Los estudiantes estaban matriculados en los programas de Ingeniería de Sistemas y Computación e Ingeniería Mecatrónica. La media de la edad de los estudiantes participantes fue 22,18 años (desviación típica: 3,16 años).

B. Recolección de evidencias

1) Caracterización de la motivación y estrategias de aprendizaje

Con el fin de recoger información acerca de la motivación epistémica de los estudiantes y las estrategias de aprendizaje que usan en la asignatura, se solicitó a los participantes diligenciar el cuestionario de autoinforme MSLQ - Colombia [31]. Para diligenciar el MSLQ-Colombia, el estudiante se adhiere por medio de una escala de aceptabilidad de siete niveles tipo Likert, común para todos los ítems: uno (1) si la afirmación del ítem no corresponde con su realidad y siete (7) si la afirmación aplica totalmente. La estructura dimensional del MSLQ-Colombia permite recoger información sobre siete aspectos de la motivación epistémica (30 preguntas) y once estrategias de aprendizaje (45 preguntas) como se presenta en la Tabla I.

La aplicación del cuestionario se hizo en la semana cinco (5) del curso para ambas cohortes académicas; de esta forma, se espera que los estudiantes en este momento del curso hayan empleado estrategias para aprender en la asignatura, hayan construido sus propias metas de aprendizaje y expectativas, y por último, que hayan sido evaluados.

2) Rendimiento académico

En este estudio se entendió la variable rendimiento académico como los resultados de la evaluación sumativa, obtenidos por los estudiantes en la asignatura. Esta evaluación se realiza en una escala de cero (0.0) a cinco

Tabla I
Aspectos de Motivación Epistémica y Estrategias de Aprendizaje Medidos con el MLSQ - Colombia

	Aspecto
Motivación	Metas intrínsecas (MI) Metas extrínsecas (ME) Valoración de la tarea (VT) Expectativas de autoeficacia para el aprendizaje (AA) Expectativas de aprendizaje para el rendimiento (AR) Creencias de control del aprendizaje (Control) Ansiedad frente al proceso de evaluación (Ansiedad)
Estrategias de aprendizaje	Memorización de ideas (Memorización) Organización de ideas (Organización) Elaboración de ideas (Elaboración) Metacognición - planeación (Planeación) Metacognición - monitoreo (Monitoreo) Metacognición - ajuste del método (Cambio método) Pensamiento crítico (PC) Esfuerzo Administración del tiempo (Tiempo) Aprendizaje con pares (Ayuda) Lugar de estudio (Lugar)

(5.0), donde se considera aprobado a partir de tres (3.0).

Como se mencionó anteriormente, la evaluación en esta asignatura se constituye por la calificación de los proyectos (programas de computador) y la presentación de dos exámenes parciales.

IV. Resultados

Los resultados de este trabajo están organizados en dos grupos con el fin de responder a cada una de las preguntas de investigación: estadísticas descriptivas de las variables de autorregulación en el aprendizaje y del rendimiento académico de los estudiantes; y estudios de las relaciones entre el rendimiento académico y las variables de autorregulación en el aprendizaje. Para el estudio de las relaciones se analizaron si existían correlaciones significativas bivariadas entre las variables y, además, se hizo una exploración de relaciones multivariantes a través de árboles de regresión; esta exploración tuvo como objetivo clasificar el rendimiento académico de los participantes de acuerdo con los aspectos más discriminantes de la autorregulación en el aprendizaje.

A. Estadísticos descriptivos

1) Motivación por aprender y estrategias de aprendizaje

Para cada aspecto motivacional y para cada estrategia existe un grupo de afirmaciones a las que el estudiante se adhiere por medio de una escala Likert (de 1 a 7), en el MSLQ-Colombia. A partir de las respuestas dadas por los estudiantes se obtuvo el promedio aritmético para cuantificar cada una de las variables de la autorregulación en el aprendizaje.

Las Figuras 1 y 2 muestran los aspectos asociados con la motivación y las estrategias de aprendizaje, respectivamente, para las dos cohortes del estudio (2015-1 y 2015-2); en azul las respuestas de los estudiantes del primer semestre del año 2015 y en rojo los estudiantes del segundo semestre.

Los resultados de la Figura 1 indican que el control del aprendizaje y la valoración de la tarea son los dos aspectos con mayor puntuación en ambas cohortes. Este resultado indica que los estudiantes de esta asignatura se sienten responsables de su proceso de aprendizaje y que consideran los contenidos de la clase como altamente pertinentes para su formación profesional. Todos los aspectos relacionados con la motivación presentan valores medio-altos que en todos los casos, excepto para la ansiedad, están asociados con una motivación alta por aprender; este resultado es positivo en términos del compromiso que pueden asumir los estudiantes frente a sus tareas de aprendizaje en esta asignatura. Sobre el aspecto de ansiedad, presenta un valor ligeramente superior al valor medio que se puede asociar a inquietud o angustia en el proceso de evaluación.

Para identificar si existen diferencias estadísticas significativas entre las medias de los aspectos de la autorregulación de la motivación (Figura 1), se realizaron análisis de varianza. Se contrastó la hipótesis nula de que son iguales las medias de los diferentes aspectos de motivación, frente a la hipótesis alternativa de que por lo menos una de las medias difiere de las demás en cuanto a su valor esperado. El análisis de varianza se hizo por medio del SPSS V. 22, corriendo la prueba ANOVA de un Factor e identificando si las varianzas eran o no homogéneas por medio de la prueba de Levene. Debido a que las varianzas resultaron no homogéneas, y por lo tanto se rechazó la hipótesis nula, se hizo la prueba post hoc de Tamhane para encontrar las agrupaciones de los aspectos de la autorregulación de la motivación, acorde con las diferencias significativas de sus promedios. Se encontraron dos agrupaciones:

1) Agrupación 1: los aspectos con media más alta. Incluye el control del aprendizaje, valoración de la tarea, expectativas de autoeficacia para el rendimiento y expectativas de autoeficacia para el aprendizaje.
2) Agrupación 2: los aspectos con media más baja. Incluye la orientación hacia metas de aprendizaje intrínsecas,

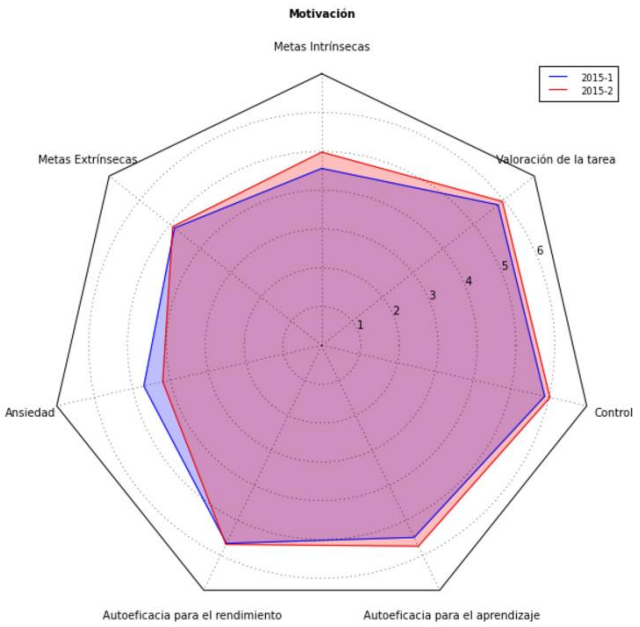


Fig. 1. Gráfico de radar con los aspectos asociados a la motivación por aprender.

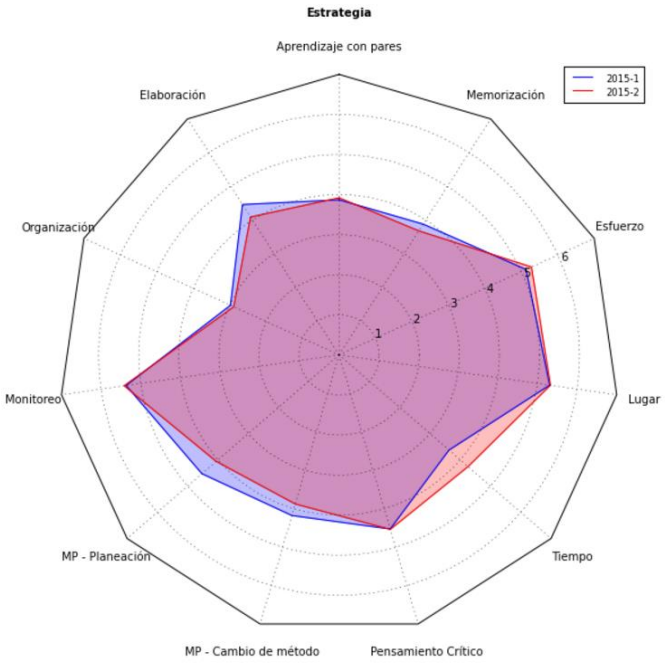


Fig. 2. Gráfico de radar con los aspectos asociados a las estrategias de aprendizaje.

orientación hacia metas de aprendizaje extrínsecas y la ansiedad ante la evaluación.

Con los datos de la Figura 2 se realizaron los mismos análisis de varianza descritos para los aspectos de autorregulación de la motivación, identificando tres agrupaciones de estrategias acordes con la aparición de diferencias significativas en el promedio de puntuación obtenido por todos los estudiantes que cursaron la asignatura:

1) Agrupación 1: las estrategias de aprendizaje que más usan los estudiantes son monitorear la atención durante las clases y durante el proceso de estudio con el fin de identificar los conceptos que no entienden, controlar las condiciones del lugar de estudio para evitar distracciones y esforzarse con el fin de finalizar las tareas que se asignan en la asignatura.
2) Agrupación 2: las estrategias usadas medianamente por los estudiantes. Incluye planeación de lo que se desea aprender, pensamiento crítico, elaboración de ideas, ajustes al método de estudio, memorización de ideas, aprendizaje con los pares y administración del tiempo de estudio.
3) Agrupación 3: la estrategia de aprendizaje menos utilizada por los estudiantes en esta asignatura fue la organización de ideas.

2) Rendimiento académico de los estudiantes

La Tabla II presenta los estadísticos descriptivos del rendimiento académico de los estudiantes. Para cada una de las cohortes se indica el número de estudiantes, los promedios ($\bar{x}$) y las desviaciones estándar (σ) de los estudiantes que aprobaron y que no aprobaron la asignatura; finalmente se indica cuántos estudiantes abandonaron el curso. El total de estudiantes participantes en el estudio se indica como la muestra (n), quienes obtuvieron una calificación mayor o igual a 3.0 como Aprobado, quienes obtuvieron una calificación inferior a 3.0 como No aprobado, y por último, el grupo de estudiantes que canceló la asignatura y no terminó el curso como Abandono.

En promedio, entre las dos cohortes, la tasa de aprobación del curso fue del 63.9% de los estudiantes inscritos, mientras que la tasa de reprobación fue del 20.9% y la de abandono del 15.2%. También, merece la pena resaltar que los promedios y las desviaciones estándar se mantienen iguales para las dos cohortes en los casos de toda la muestra y el grupo de estudiantes que aprobaron la asignatura. Para los estudiantes que no aprobaron la asignatura el promedio y la desviación estándar son similares. Finalmente, la cantidad de estudiantes que abandonó la asignatura fue muy superior en la primera cohorte.

B. Relaciones entre el rendimiento académico y variables de autorregulación en el aprendizaje

Con el ánimo de explorar si existen relaciones entre el rendimiento académico en la asignatura Estructura de Datos y la autorregulación en el aprendizaje de los estudiantes, se hicieron análisis estadísticos que permitieran hacer alguna inferencia. En primer lugar, se hizo análisis de correlaciones para identificar si había relaciones lineales entre cada aspecto motivacional y el rendimiento académico; asimismo, si existían relaciones lineales entre cada estrategia de aprendizaje y el rendimiento académico. En segundo lugar, se construyó un árbol de regresión cuya variable dependiente fue el rendimiento académico y las variables independientes fueron los aspectos motivacionales y las estrategias de aprendizaje. Los análisis de correlaciones y la construcción del árbol se hicieron con el software SPSS V. 21.

1) Análisis de correlaciones

Se analizó si las variables medidas con el MSLQ-Colombia y el rendimiento académico presentaban distribución normal por medio de la prueba de Kolmogorov-Smirnov. Debido a que la variable rendimiento académico no tenía una distribución normal fue necesario calcular correlaciones bivariadas de Spearman. La Tabla III muestra los valores de las correlaciones que presentaron significancia estadística a niveles $\boldsymbol{\alpha}$=0.05. Además, se detallan con "*" las correlaciones cuya significancia fue muy significativa ($\boldsymbol{\alpha}$=0.01).

En los resultados anteriores se destaca que las expectativas de autoeficacia para el rendimiento, las expectativas de autoeficacia para el aprendizaje y el valor que se otorga a la tarea presentaron correlaciones lineales positivas con el rendimiento académico de los estudiantes de ambas cohortes. Sobre este resultado vale la pena aclarar que las correlaciones entre el rendimiento académico y las expectativas de autoeficacia para el rendimiento podrían presentar una sobrevaloración debido a que el momento en que los estudiantes diligenciaron el MSLQ-Colombia ya conocían algunos resultados de la evaluación sumativa de la asignatura. Salvo esta situación, este resultado es relevante dado que estos tres aspectos motivacionales fueron los únicos que mantuvieron correlaciones con el rendimiento académico en ambas cohortes, entre los 18 elementos estudiados de la autorregulación en el aprendizaje. Por lo tanto, valdría la pena realizar estudios complementarios para buscar posibles explicaciones al papel que juegan estos aspectos en el proceso de aprendizaje de la asignatura Estructura de Datos.

Para el rendimiento académico de los estudiantes de la primera cohorte se destaca que sólo hubo correlaciones con aspectos motivacionales (AR, AA, VT, ansiedad (negativa) y control del aprendizaje). Para el rendimiento académico de los estudiantes de la segunda cohorte hubo correlaciones con aspectos motivacionales (AR, AA y VT) y con las estrategias de aprendizaje pensamiento crítico (PC), monitoreo del proceso de aprendizaje (Metacognición - monitoreo) y administración del tiempo de estudio (Tiempo).

2) Clasificación detallada del rendimiento académico

Con el ánimo de estudiar con un mayor nivel de detalle las relaciones entre el rendimiento académico y la autorregulación en el aprendizaje, se construyó un modelo predictivo utilizando como variable dependiente el rendimiento académico y como variables independientes los elementos de la autorregulación en el aprendizaje. El modelo se basó en un árbol de regresión el cual se entrenó con los datos recolectados en ambas cohortes académicas.

Una de las ventajas de los árboles de regresión es que permiten identificar fácilmente aquellos factores o variables que poseen mayor capacidad predictiva. El árbol de regresión que se obtuvo identificó como variables más discriminantes dos aspectos motivacionales: expectativas de autoeficacia para el aprendizaje y ansiedad. La Figura 3 muestra una versión simplificada del árbol con estas dos

TABLA II
ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES POR COHORTE

	2015-1				2015-2			
	NÚMERO DE ESTUDIANTES	%	CALIFICACIÓN		NÚMERO DE ESTUDIANTES	%	CALIFICACIÓN	
			$\bar{x}$	σ			$\bar{x}$	σ
Total	42	100	3.1	1.1	44	100	3.1	1.1
Aprobado	25	59.5	3.6	0.6	30	68.2	3.6	0.6
No Aprobado	8	19.0	1.5	0.9	10	22.7	1.7	1.0
Abandono	9	21.4	SD*		4	9.1	SD*	

*SD Sin Datos

variables, las cuales permiten dividir a los estudiantes en 3 grupos: grupo 1, estudiantes con un valor bajo de autoeficacia para el aprendizaje; grupo 2, estudiantes con un valor alto de autoeficacia para el aprendizaje y un valor bajo de ansiedad y grupo 3, estudiantes con un valor alto de autoeficacia para el aprendizaje y un valor alto de ansiedad.

La Figura 4 muestra una representación gráfica y detallada de los resultados del árbol de regresión. Las coordenadas de cada punto están dadas por las medias de las expectativas de autoeficacia para el aprendizaje (eje X) y las medias de la ansiedad (eje Y) que obtuvieron los estudiantes participantes. Adicionalmente, cada punto es representado mediante un color que indica el rendimiento académico de los estudiantes que cursaron esta asignatura: rojo, representa rendimientos de 0.0 a 2.9 (No aprobado); verde, indica rendimientos entre 3.0 y 3.9 (Aprobado - intermedio) y azul, rendimientos entre 4.0 y 5.0 (Aprobado - alto). Los grupos identificados por el árbol de regresión se visualizan como regiones separadas por líneas.

Los resultados en el eje X muestran que un puntaje alto en autoeficacia para el aprendizaje, independiente de la media en la ansiedad (eje Y), está relacionado con un buen desempeño académico; una media por encima de 5.4 en la autoeficacia para el aprendizaje implicó rendimientos académicos superiores a 3.0 (35 estudiantes que aprobaron la asignatura); solamente 3 rendimientos por debajo de la nota aprobatoria se encuentran en esta región de la gráfica. Un puntaje bajo en autoeficacia para el aprendizaje, menor o igual a 5.4, discriminó entre rendimientos académicos Aprobado - alto y los demás niveles; solamente tres estudiantes con rendimientos Aprobado - alto se ubicaron en esta región de la figura. Este resultado también indica que si la media de autoeficacia para el aprendizaje es baja, no hay diferenciación entre rendimientos académicos No aprobado y Aprobado - intermedio.

Por otra parte, la ansiedad (eje Y) ayuda a discriminar los grupos de rendimientos académicos entre Aprobado - intermedio y Aprobado - alto, así: en la Figura 3 se observa que los estudiantes que obtuvieron una media alta en expectativas de autoeficacia para el aprendizaje y una media alta en la ansiedad (por encima de 4.3) también obtuvieron un rendimiento académico Aprobado - intermedio. Esto se cumple para 11 de los 13 rendimientos académicos que se ubican en la parte superior derecha de la gráfica. Se observa además que en la región inferior derecha de la gráfica, se ubican la mayoría de los rendimientos académicos Aprobado - alto (11 de los 14), es decir, los estudiantes con mejores rendimientos académicos también presentaron altas expectativas de autoeficacia para el aprendizaje y baja ansiedad (por debajo de 4.3). No obstante, en este último grupo también se ubicaron 10 estudiantes con rendimientos académicos Aprobado - intermedio y 1 estudiante que no aprobó la asignatura.

TABLA III
CORRELACIONES ENTRE LAS VARIABLES DE LA AUTORREGULACIÓN EN EL APRENDIZAJE Y EL RENDIMIENTO ACADÉMICO (EVALUACIÓN SUMATIVA EN LA ASIGNATURA)

Variable	2015 – 1		2015 – 2	
	Correlación	p	Correlación	p
Autoeficacia para el rendimiento	0.626*	0.001	0.729*	0.000
Autoeficacia para el aprendizaje	0.477	0.018	0.494*	0.001
Valoración de la tarea	0.452	0.027	0.363	0.018
Ansiedad	-0.466	0.022		
Creencias del control del aprendizaje	0.505	0.012		
Pensamiento crítico			0.307	0.048
Monitoreo			0.360*	0.019
Tiempo			0.376*	0.014

* α=0.01

V. DISCUSIÓN

A partir de las estadísticas descriptivas se puede afirmar que los estudiantes participantes tienen en un nivel medio-alto en su motivación epistémica; los autores del MSLQ indican que valores por encima de 4.00 se pueden considerar como aceptables [32]. En este estudio los participantes obtuvieron el menor valor en el aspecto de metas intrínsecas (promedio: 4.56 en la cohorte 2015-1). Es importante aclarar que en el aspecto de ansiedad hubo un promedio de 4.20 (cohorte 2015-2); pero éste es el único aspecto en el que se espera que sus puntuaciones sean lo más bajas posibles.

El ordenamiento por agrupaciones, con el análisis de diferencias significativas, ayudó a clarificar que los estudiantes de esta asignatura, en ambas cohortes, presentaron altos niveles en sus creencias de control del aprendizaje, valoración de la tarea, expectativas de

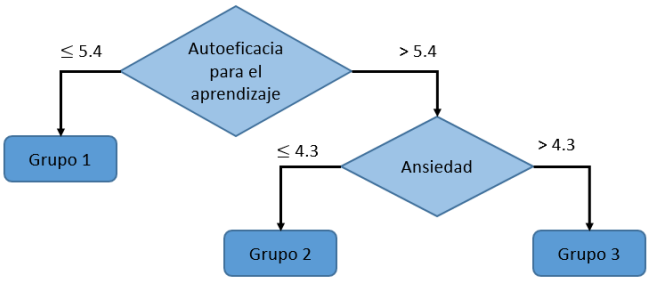


Fig. 3. Árbol de regresión para la predicción del rendimiento académico

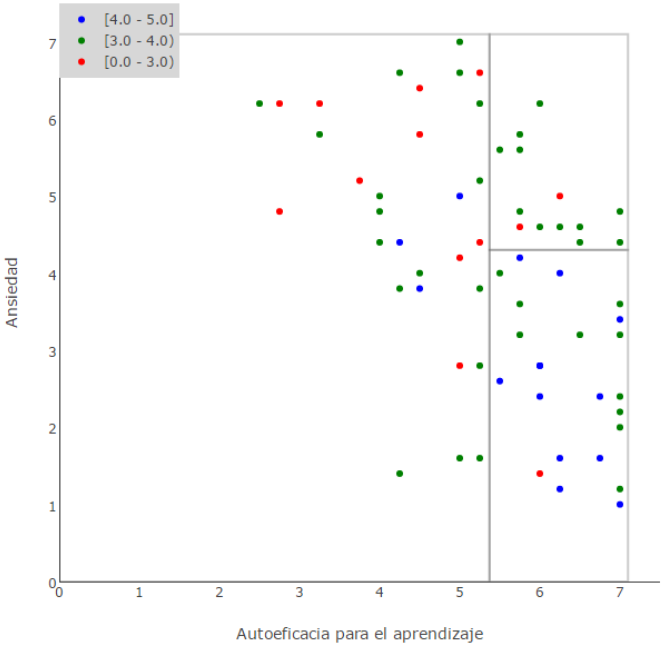


Fig. 4. Ansiedad vs. Expectativas para la autoeficacia para el aprendizaje en relación con el rendimiento académico. Tres clases representando los rendimientos académicos: estudiantes que no aprobaron la asignatura (rojo), los que obtuvieron aprobado - intermedio (verde) y los que obtuvieron aprobado - alto (azul).

autoeficacia para el rendimiento y expectativas de autoeficacia para el aprendizaje. Vale la pena resaltar que a excepción de valoración de la tarea, los otros tres aspectos hacen parte del componente de expectativas de la dimensión motivacional. Este componente abarca las creencias de los estudiantes acerca de su probabilidad de éxito o de falla en la tarea de aprender y en el rendimiento académico en la asignatura; un valor alto en estos aspectos suele mediar en el logro de altos rendimientos en la evaluación sumativa [29].

El ordenamiento por agrupaciones también identificó que la orientación de las metas de aprendizaje hacia factores intrínsecos o extrínsecos y la ansiedad fueron los aspectos de la motivación con menor puntuación. En particular, el aspecto de ansiedad presentó promedios de 4.70 (2015-1) y 4.20 (2015-2) que pueden ser considerados como altos; esta situación indica que los estudiantes tienen altos niveles de ansiedad cuando presentan las evaluaciones en esta asignatura. De acuerdo con otros estudios, la ansiedad frente al proceso de evaluación puede originarse en que los estudiantes consideran que tienen debilidades cognitivas en el tema que se les está evaluando, que les falta habilidad para enfrentarse a procesos de evaluación, entre otros [29].

Teniendo en cuenta que un alto nivel de ansiedad suele estar acompañado por bajos niveles de expectativas y, además, que en los resultados de este estudio se obtuvieron altos niveles de expectativas para el rendimiento, expectativas para el aprendizaje y ansiedad, se decidió hacer un análisis de correlaciones para verificar las relaciones existentes entre estas tres variables. Los resultados indicaron que entre las expectativas de autoeficacia para el aprendizaje y la ansiedad existe una correlación significativa de -0.500. Además, se obtuvo una correlación significativa similar entre la autoeficacia para el rendimiento y la ansiedad (-0.322). Esto sugiere que los estudiantes que presentan altos niveles de expectativas, tienden a presentar niveles de ansiedad bajos, y viceversa. Esto indica que los altos niveles en estas tres variables no corresponden a los mismos estudiantes, resultado que es acorde con los componentes de la motivación presentados en [29].

Por otra parte, se encontró que los estudiantes en esta asignatura usan altamente las estrategias de aprendizaje de monitoreo, lugar y esfuerzo. Esto indica que los estudiantes acostumbran estar atentos durante las clases y durante su tiempo de estudio con el fin de identificar los conceptos que no entienden, controlan las condiciones del lugar de estudio para evitar distracciones y se esfuerzan con el fin de finalizar las tareas de la asignatura. Por el contrario, la estrategia que menos utilizan los estudiantes es la selección y organización de ideas. Esta estrategia es de tipo cognitiva porque sirve para procesar la información de las temáticas de la asignatura, su bajo uso indica que los estudiantes de esta asignatura no acostumbran a organizar la información antes de desarrollar los ejercicios de programación que se les propone en esta clase.

En cuanto al análisis de correlaciones entre los aspectos de la autorregulación del aprendizaje y el rendimiento académico de los estudiantes, se evidenciaron los siguientes resultados:

1) La relación principal entre el rendimiento académico y los factores de autorregulación en el aprendizaje se da con aspectos motivacionales. Esta conclusión se soporta en la aparición de correlaciones entre el rendimiento académico y los mismos aspectos de motivación en las dos cohortes académicas estudiadas. Las expectativas de autoeficacia para el rendimiento, expectativas de autoeficacia para el aprendizaje y la valoración de la tarea fueron los aspectos que mantuvieron relaciones con el rendimiento académico en ambas cohortes. Es decir, se puede plantear como hipótesis que los estudiantes de esta asignatura que tienen mayor nivel de confianza en sus capacidades pueden obtener mejores rendimientos académicos; y al contrario, aquellos estudiantes con menor confianza pueden obtener rendimientos académicos más bajos.
2) Acerca de las correlaciones entre el rendimiento académico y las estrategias de aprendizaje, administración del tiempo de estudio, monitoreo del proceso de aprendizaje y pensamiento crítico, éstas pueden deberse al tipo de tareas que los estudiantes hacen en esta asignatura. Estos resultados coinciden con lo hallado por Gynnil, Holstad y Myrhaug; ellos encontraron que los estudiantes de ingeniería obtienen mejores rendimientos académicos a medida que usan más las estrategias de auto-monitoreo como autoevaluación y seguimiento a la comprensión de las

temáticas [33]. El análisis de los problemas que se plantean en los proyectos, el planteamiento de algoritmos que debe desarrollar el estudiante y la validación de resultados del ejercicio de programación son tareas de aprendizaje que exigen altamente la destinación de tiempo extraclase, la identificación de los conceptos que no se comprenden y el pensamiento crítico. Sin embargo, llama la atención que este mismo resultado no hubiera ocurrido para el rendimiento académico de los estudiantes de la primera cohorte.

Los resultados del árbol de regresión permitieron entender mejor los análisis de correlaciones. Dichos resultados dan indicios que el éxito en los procesos de evaluación en esta asignatura (rendimiento académico) está unido a una relación compleja entre las expectativas de autoeficacia en el aprendizaje y la ansiedad. Los altos rendimientos fueron obtenidos por estudiantes con alto nivel de autoconfianza para aprender los temas de la asignatura, unido a un bajo nivel de ansiedad frente a la evaluación. Los rendimientos académicos medios los lograron estudiantes con altos niveles de expectativas en el aprendizaje y de ansiedad. Finalmente, los rendimientos académicos bajos corresponden principalmente a estudiantes con bajos niveles de expectativas en el aprendizaje.

La correlación positiva entre las variables expectativas de autoeficacia en el aprendizaje y el rendimiento académico ha sido encontrada en estudios previos sobre autorregulación en el aprendizaje. Asimismo ocurre con la correlación negativa entre ansiedad y el rendimiento académico [39-40]. La aparición de estas correlaciones en este estudio puede considerarse como una evidencia empírica adicional a la literatura existente en el tema. Sin embargo, la relación compleja entre las expectativas de autoeficacia para el aprendizaje, la ansiedad y el rendimiento académico, en entornos de aprendizaje de programación de computadores, es un hallazgo novedoso que requiere estudios adicionales con el fin de explorar las posibles causas de esta relación. Por ejemplo, se podrían realizar estudios en otros contextos donde la metodología de evaluación del aprendizaje sea similar a la presentada en este trabajo para identificar si se presentan relaciones similares. Asimismo, explorar las causalidades de esta relación compleja, en el contexto específico en el que se hizo este estudio, por medio de métodos cualitativos como entrevistas, grupos focales, observaciones, entre otros.

VI. Conclusiones

Este artículo presentó un estudio exploratorio de la autorregulación en el aprendizaje de los estudiantes de dos cohortes académicas de la asignatura Estructuras de Datos, en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Colombia - Bogotá. Se analizaron dos dimensiones de la autorregulación: la motivación y las estrategias de aprendizaje que usan los estudiantes. Se obtuvieron estadísticas descriptivas para estas dos dimensiones a partir del MSLQ-Colombia. Además, se estimaron estadísticas descriptivas del rendimiento académico de los estudiantes. Por otra parte, se exploraron posibles relaciones entre la autorregulación y el rendimiento académico de los estudiantes.

Se encontró que, en general, la motivación por aprender es alta en los siete aspectos analizados. En particular, las creencias de control del aprendizaje, la valoración de la tarea y las expectativas de autoeficacia en el aprendizaje y en el rendimiento fueron los aspectos de mayor puntuación. La orientación de las metas de aprendizaje hacia factores intrínsecos y extrínsecos y la ansiedad fueron las menores puntuadas, pero por encima de 4.2; lo que indica puntajes por encima del valor medio de la escala. Acerca de las estrategias de aprendizaje, se encontró que los estudiantes suelen monitorear su proceso de aprendizaje, controlar las condiciones del lugar de estudio y esforzarse para finalizar sus tareas de aprendizaje. En cambio, la estrategia de seleccionar y organizar las ideas de los temas que estudian fue la menos utilizada por los estudiantes. Vale resaltar que el perfil de los estudiantes en su motivación y el uso de estrategias de aprendizaje fue muy similar en ambas cohortes.

En cuanto a las relaciones entre el rendimiento académico y la motivación por aprender; y entre el rendimiento académico y las estrategias de aprendizaje, se encontró que únicamente las variables motivacionales mantuvieron una correlación significativa con el rendimiento académico de los estudiantes de ambas cohortes.

El tipo de análisis que se hizo en este estudio sugiere la conveniencia de emplear herramientas como los árboles de regresión adicional a los análisis de correlaciones bivariadas. Esto permite explorar relaciones entre diferentes variables con un grado de granularidad más fino. En este estudio se pudo encontrar que las variables de la autorregulación en el aprendizaje que mejor discriminan los estudiantes con rendimientos académicos altos, intermedios y bajos son la autoeficacia para el aprendizaje y la ansiedad.

No obstante, a los resultados obtenidos en este estudio, se sugiere realizar análisis complementarios con entrevistas y observaciones para indagar las causas por las que la motivación por aprender guarda una estrecha relación con el rendimiento académico de los estudiantes de esta asignatura.

Referencias

[1] M. Sahami and S. Roach, "Computer science curricula 2013 released," Communications of the ACM, vol. 57, no. 6, pp. 5–5, Jun. 2014.

[2] J. Carter et al., "How shall we assess this?," ACM SIGCSE Bulletin, vol. 35, no. 4, p. 107, Dec. 2003.

[3] S. Alhazbi, "Using e-journaling to improve self-regulated learning in introductory computer programming course," 2014 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON), pp. 352–356, Apr. 2014.

[4] C. VanZile-Tamsen and J. A. Livingston, "The Differential Impact of Motivation on the Self-Regulated Strategy Use of High- and Low-Achieving College Students," Journal of College Student Development, vol. 40, no. 1, pp. 54–60, 1999.

[5] E. C. K. Cheng, "The role of self-regulated learning in enhancing learning performance," The International Journal of Research and Review, vol. 6, no. 1, pp. 1–16, Mar. 2011.

[6] S. Bergin, R. Reilly, and D. Traynor, "Examining the role of self-regulated learning on introductory programming performance," Proceedings of the 2005 international workshop on Computing education research - ICER ’05, pp. 81–86, Oct. 2005.

[7] M. B. Rosson, J. M. Carroll, and H. Sinha, "Orientation of undergraduates toward careers in the computer and information sciences," ACM Transactions on Computing Education, vol. 11, no. 3, pp. 1–23, Oct. 2011.

[8] E. Yukselturk, and S. Bulut. “Predictors for student success in an online course”. Educational Technology & Society, vol 11, no 1, pp. 71-83. 2007

[9] D. DiFrancesca, J. L. Nietfeld, and L. Cao, "A comparison of high and low achieving students on self-regulated learning variables," Learning and Individual Differences, vol. 45, pp. 228–236, Jan. 2016.
[10] J. M. Alberola and A. Garcia-Fornes, "Using feedback for improving the learning process in programming courses," IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologias del Aprendizaje, vol. 9, no. 2, pp. 49–56, May 2014.
[11] M. Komarraju and D. Nadler, "Self-efficacy and academic achievement: Why do implicit beliefs, goals, and effort regulation matter?," Learning and Individual Differences, vol. 25, pp. 67–72, Jun. 2013.
[12] K. Nandagopal and K. A. Ericsson, "An expert performance approach to the study of individual differences in self-regulated learning activities in upper-level college students," Learning and Individual Differences, vol. 22, no. 5, pp. 597–609, Oct. 2012.
[13] A. M. Kosnin. "Self-Regulated Learning and Academic Achievement in Malaysian Undergraduates". International Education Journal, vol 8, no. 1, pp. 221-228. 200
[14] D. J. Lynch.."Motivational factors, learning strategies and resource management as predictors of course grades". College Student Journal, vol 40, no.2. pp 423-428.2006.
[15] V. Kumar et al., "Effects of self-regulated learning in programming," Fifth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT'05), pp. 383–387, 2005.
[16] M. Manso-Vazquez and M. Llamas-Nistal, "A monitoring system to ease self-regulated learning processes," IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologias del Aprendizaje, vol. 10, no. 2, pp. 52–59, May 2015.
[17] O. Ortiz, P. M. Alcover, F. Sanchez, J. A. Pastor, and R. Herrero, "M-learning tools: The development of programming skills in engineering degrees," IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologias del Aprendizaje, vol. 10, no. 3, pp. 86–91, Aug. 2015.
[18] C. S. Chen. "Self - regulated Learning Strategies and Achievement in an Introduction to Information Systems Course". Information Technology, Learning, and Performance Journal, vol 20, no 1, pp 11–23. 2002.
[19] K. G. Nelson, D. F. Shell, J. Husman, E. J. Fishman, and L.-K. Soh, "Motivational and self-regulated learning profiles of students taking a Foundational engineering course," Journal of Engineering Education, vol. 104, no. 1, pp. 74–100, Dec. 2014.
[20] A. P. Ambrosio, L. Almeida, A. Franco, S. Martins, and F. Georges, "Assessment of self-regulated attitudes and behaviors of introductory programming students," 2012 Frontiers in Education Conference Proceedings, pp. 1–6, Oct. 2012.
[21] P. Embrechts, A. McNeil and D. Straumann, "Correlation: Pitfalls and Alternatives". Risk Magazine, pp 69–71.1999.
[22] A. García, Tesis doctoral: Incidencia de un enfoque basado en la autonomía de aprendizaje en la adquisición del inglés, Donostia: Servicio Editorial de la Universidad del País Vasco, 2008.
[23] D. Schunk, «Social Cognitive Theory and Self-Regulated Learning,» de Self-Regulated Learning and Academic Achievement, New York, Springer, 1989, pp. 83-110.
[24] P. Pintrich, «The role of goal orientation in self-regulated learning,» de Handbook of Self-regulation, M. Boekaerts, P. R. Pintrich y M. Zeidner, Edits., San Diego, CA: Academic Press., 2000, pp. 451-502.
[25] M. Marugán, L. Martín, J. Catalina y J. Román, «Cognitive elaboration strategies and their content nature in university students,» Psicología Educativa, vol. 19, nº 1, pp. 13-20, 2013.
[26] P. Pintrich, «A Conceptual Framework for Assessing Motivation and Self-Regulated Learning in College Students,» Educational Psychology Review., vol. 16, nº 4, pp. 385-407, December 2004
[27] A. Brown, «Metacognition, executive control, self-regulation, and other more mysterious mechanisms.,» de Metacognition, motivation, and understanding., F. E. Weinert y R. H. Kluwe, Edits., Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum., 1987, pp. 65-116.
[28] J. M. Román y S. Gallego, ACRA escalas de estrategias de aprendizaje., Madrid: TEA Ediciones, 1994.
[29] W. McKeachie, P. Pintrich, Y.-G. Lin y D. Smith, Teaching and Learning in the College Classroom. A Review of the Research Literature., Michigan: National Center for Research to Improve Postsecondary Teaching and Learning, NCRIPTAL, 1987.
[30] J. Beltrán, «Estrategias de Aprendizaje,» Revista de Educación, nº 332, pp. 55-73, 2003.
[31] J. J. Ramírez-Echeverry, A. García-Carrillo y F. A. Olarte Dussán, «Adaptation and Validation of the Motivated Strategies for Learning Questionnaire - MSLQ - in Engineering Students in Colombia,» International Journal of Engineering Education, vol. 32, nº 4, pp. 1774-1787, 2016.
[32] P. Pintrich y A. Others, «A Manual for the Use of the Motivated Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ),» Office of Educational Research and Improvement, Washington, DC, 1991.
[33] V. Gynnild, A. Holstad y D. Myrhaug, «Identifying and promoting self-regulated learning in higher education: roles and responsibilities of student tutors,» Mentoring & Tutoring: Partnership in Learning, vol. 16, nº 2, pp. 147-161, 2008.
[34] M. Boekaerts, S. Maes y P. Karoly, «Self-Regulation Across Domains of Applied Psychology: Is there an Emerging Consensus?,» Applied Psychology, vol. 54, nº 2, pp. 149-154, 2005.
[35] B. Zimmerman, «Developing self-fulfilling cycles of academic regulation: An analysis of exemplary instructional models,» de Self-regulated learning: From teaching to self-reflective practice, D. Schunk y B. Zimmerman, Edits., NY, US: Guilford Publ., 1998a, pp. 1-19
[36] C. Weinstein y R. Mayer, «The teaching of learning strategies.,» de Handbook of Research on Teaching., M. Wittrock, Ed., New York, MacMillan, 1986, pp. 315-327.
[37] H. Salmerón y C. Gutierrez-Braojos, «La competencia de aprender a aprender y el aprendizaje autorregulado.,» Revista de Currículum y Formación del Profesorado, vol. 16, pp. 5-13, 2012.
[38] Ala-Mutka, K. M. A Survey of Automated Assessment Approaches for Programming Assignments. Computer Science Education, 15(2), 83–102. 2005.
[39] Zimmerman, B. J., & Kitsantas, A. «Homework practices and academic achievement: The mediating role of self-efficacy and perceived responsibility beliefs». Contemporary Educational Psychology, 30(4), 397–417. 2005. http://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2005.05.003
[40] P. Pintrich, E. DeGroot and T. García, «Student Motivation and Self-Regulated Learning in Different Classroom Context». In The International Congress of Psychology, Bruselas, 1992.

Jhon Jairo Ramírez Echeverry recibió el Ph.D. en Ingeniería de Proyectos y Sistemas en 2017 por la Universitat Politècnica de Catalunya – BarcelonaTech (España). Recibió la Maestría en Ingeniería de Telecomunicaciones y el título de Ingeniero Electrónico de la Universidad Nacional de Colombia. Actualmente es Profesor Asociado del Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad Nacional de Colombia - Bogotá. Sus áreas de investigación son Educación en Ingeniería y Sistemas de Telecomunicaciones Electrónicas.

Lina Fernanda Rosales-Castro es Ingeniera de Sistemas y Computación de la Universidad Nacional de Colombia – sede Bogotá (2016). Actualmente es estudiante del programa de Maestría en Ingeniería de Sistemas y Computación de la misma universidad y es miembro del grupo de Investigación MindLab del Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial en la Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia.

Felipe Restrepo-Calle es Profesor Asistente en el Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial en la Universidad Nacional de Colombia, sede Bogotá. Recibió el título de Ingeniero de Sistemas y Computación y el de Magíster en Instrumentación Física en la Universidad Tecnológica de Pereira (Colombia) en 2004 y 2007, respectivamente. Recibió el título de Doctor por la Universidad de Alicante (España) en 2011 (cum laude). Ha realizado estancias postdoctorales en la Universidad de Sevilla (España) y en la Universidade Federal do Rio Grande do Sul (Brasil). Sus áreas de interés incluyen: lenguajes de programación, diseño de sistemas embebidos confiables y educación en ingeniería. Actualmente lidera el grupo de investigación PLaS (Programming Languages and Systems) y es el Coordinador de la Maestría en Ingeniería de Sistemas y Computación en la Universidad Nacional de Colombia.

Fabio A. González es Profesor titular del Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial de la Universidad Nacional de Colombia, sede Bogotá. Es Ingeniero de Sistemas y Magíster en Matemáticas, de la Universidad Nacional de Colombia, MSc y PhD en Ciencias de la Computación de la Universidad de Memphis, Estados Unidos. Ha sido profesor visitante de la Universidad de Louisville y la Universidad de Houston en Estados Unidos y Paris Tech en Francia. Lidera el grupo de investigación MindLab (Machine Learning Perception and Discovery Lab, http://mindlaboratory.org). Su trabajo de investigación se enfoca en los fundamentos de aprendizaje de máquina y recuperación de información y su aplicación en el análisis de imágenes y texto, visión por computador y minería de datos. Ha participado en diversos proyectos de investigación internacionales y nacionales. Cuenta con más de 150 publicaciones científicas en revistas, libros y conferencias internacionales.

VAEP-RITA (http://webs.uvigo.es/cesei/VAEP-RITA)

Revisores

A

Carlos Alario Hoyos
Ainhoa Álvarez
Humberto R. Álvarez A.
Francisco Javier Álvarez Rodríguez
Rita Arauz de Takakuwa
Juan Ignacio Asensio Pérez
Alejandro Ayala
Francisco Javier Azcondo

B

Francisco Javier Basogain Olabe
Andrea Bellucci
Manuel Benito
Aranzazu Berbey Alvarez
Oriol Borrás
Felix Buendia
Juan Carlos Burguillo Rial

C

Pedro Cacique
Manuel Caeiro Rodríguez
Germán Carro
Jose Carlos Castillo Montoya
Álvaro Castro González
Cristian Cechinel
Alamgir Choudhury
César Collazos
Miguel Ángel Conde
Juan Cruz-Benito

D

Claudia Deco
Juan Manuel Dodero
Elena Domínguez Romero

F

Ramón Fabregat
Patricia Margarida Farias Coelho
Valeria Farinazzo Martins
Camino Fernández Llamas
Miguel Ferrando
Debora Ferreira
Begoña Ferrero Martin

G

Xabiel García Pañeda
Javier García Zubía
Alicia García-Holgado
Miriam Gil Garzón
Carina Soledad González González
Daniel Gutierrez Reina

L

Manuel Lama Penín
Beatriz Legerén Lago
Faraón Llorens
Maria del Carmen Llorente Cejudo

M

Ángeles Manjarrés Riesco
Sergio Martín
Pablo Martín-Ramos
Oscar Martínez Bonastre
Fernando A. Mikic-Fonte
Norma Miller
Xavier Molero
Ana Isabel Molina Díaz
Pablo Molins Ruaro
Javier Montefort
Alvaro Montero
Asuncion Morales Santana
Veronica Moreno
Iveth del Rosario Moreno González
Jesús Moreno León
Lourdes Moreno López
Jose Miguel Mota
Roberto Muñoz
Pedro José Muñoz Merino
Mario Muñoz Organero
Jaime Muñoz-Arteaga

N

Leonardo Ramon Nunes de Sousa
António José Nunes Mendes

O

Francisco Javier Oliver
Teresa Onorati
Pablo Orduña

P

Beatriz Pacheco
Manuel Palomo Duarte
Rafael Pastor Vargas
Rita Pereira
Diana Rosario Pérez Marín
Ana Pinto

R

Gustavo Ribeiro da Costa Alves
Humberto Rodriguez
Jorge Rodríguez
Miguel Rodríguez Artacho
Luis G. Rodriguez V
Arturo Rojas
Marcos Román González
Marco Romano
Susana Romero
Pablo Eduardo Romero-Carrillo
Salvador Ros
Catalina Rus-Casas

S

Hamadou Saliah-Hassane
Elio San Cristóbal Ruíz
Mónica Sánchez
Juan Manuel Santos Gago
María Luisa Sein-Echaluce Lacleta
José Luis Sierra Rodríguez
Ismar Frango Silveira
Hanna Skorczynska
Eduardo Antonio Soto Rodríguez

T

Ana Tajadura Jiménez
Romero Tori

V

Lino Valdenebro
Carlos Vaz de Carvalho
Jesús Ángel Velázquez Iturbide
Julián Viejo Cortés
Klinge Villalba

Z

Telmo Zarraonandia

Asistente Técnico de Edición: Diego Estévez González,
Universidad de Vigo, España

VAEP-RITA es una publicación lanzada por el Capítulo Español de la Sociedad de Educación del IEEE (CESEI). Nuestro agradecimiento a los apoyos recibidos desde el año 2006 por el Ministerio Español de Educación y Ciencia a través de la acción complementaria TSI2005-24068-E y del Ministerio Español de Ciencia e Innovación a través de las TSI2007-30679-E y TIN2009-07333-E/TSI. Gracias también a la Universidade de Vigo y a FEUGA por el apoyo en esta nueva etapa.

VAEP-RITA es una publicación de la Sociedad de Educación del IEEE, gestionada por su Capítulo Español y apoyada por la Universidade de Vigo, España.

VAEP-RITA é uma publicação da Sociedade de Educação do IEEE, gerida pelo Capitulo Espanhol e apoiada pela Universidade de Vigo, España.

VAEP-RITA is a publication of the IEEE Education Society, managed by its Spanish Chapter, and supported by the Universidade de Vigo, Spain.