



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

METODOLOGÍA DE ANÁLISIS DE INTERVENCIONES PARA APOYAR LA AUTORREGULACIÓN EN ESCENARIOS DE APRENDIZAJE BASADOS EN MOOCS

DIEGO ANDRÉS SAPUNAR OPAZO

Tesis para optar al grado de
Magíster en Ciencias de Ingeniería

Profesores Supervisores:
MAR PÉREZ SANAGUSTÍN
JORGE BAIER

Santiago de Chile, Julio 2020

© MMXX, Diego Andrés Sapunar Opazo



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

METODOLOGÍA DE ANÁLISIS DE INTERVENCIONES PARA APOYAR LA AUTORREGULACIÓN EN ESCENARIOS DE APRENDIZAJE BASADOS EN MOOCS

DIEGO ANDRÉS SAPUNAR OPAZO

Tesis presentada a la Comisión integrada por los profesores:

MAR PÉREZ SANAGUSTÍN

JORGE BAIER

JORGE MUÑOZ GAMA

JOSÉ A. RUIPÉREZ VALIENTE

ALFONSO CRUZ

Para completar las exigencias del grado de
Magíster en Ciencias de Ingeniería

Santiago de Chile, Julio, 2020

*A Paulina y Raúl, mis padres que
siempre me han apoyado.*

AGRADECIMIENTOS

Una tesis de magíster es un proceso largo y minucioso, se requiere de mucho esfuerzo y dedicación. Es un proceso que tiene altos y bajos, que constantemente te desafía a lidiar con incertezas propias del trabajo de investigación e incertezas personales. Así, para la realización de una tesis de magíster se necesitan dos principales ingredientes: pasión y apoyo. Por un lado, sentir pasión por lo que estás haciendo día a día, entendiendo de manera holística el trabajo e impacto que estás generando. Por otro lado, el apoyo de las múltiples personas que te rodean es fundamental, quienes te ayudan a superar los momentos bajos y a celebrar los momentos altos.

Agradezco a Mar, mi profesora guía, quien me ha enseñado mucho. Me demostró que con pasión y dedicación se logran los objetivos. Le agradezco profundamente por haber confiado en mis capacidades, por haber estado presente y acompañarme durante todo el proceso. También agradezco a Jorge Baier, mi profesor guía, quien, sin haber trabajado juntos directamente, confió en mí y se embarcó en mi proceso de tesis.

A mis compañeros de investigación, con quienes siempre he podido contar. En especial a Ronald, quien me ha enseñado la templanza y sabiduría que se necesitan en momentos turbulentos. A Jorge Maldonado, quien me ha enseñado a ser un soñador y no tener miedo a equivocarse. A Isabel, quien me ha demostrado que siempre se pueden hacer las cosas más rápidas de las que uno cree. Finalmente, a todo el equipo, profesores, compañeros e investigadores que siempre han estado dispuesto a ayudarme. Agradezco a la comisión Europea *Erasmus+* que me apoyaron bajo los proyectos *LALA Project* y *MOOC-Maker Project*.

A mi familia, en especial a mis padres, que siempre me han apoyado en todas mis decisiones y sueños, quienes nunca me han dado un no por respuesta. Agradecerles por su cariño incondicional, por enseñarme siempre a ser un luchador y vivir la vida con pasión. Especialmente agradezco a mi Nona, quién siempre demostró que la generosidad, es la mejor

cualidad de un ser humano y por siempre cuidarme, y estoy seguro de que sigue haciéndolo, donde sea que esté.

A mis amigos de la vida, quienes constantemente me sacan de la rutina. Estos últimos años no hubieran sido lo mismo sin ellos, excelentes compañeros y amigos, y que siempre han estado presentes.

INDICE GENERAL

AGRADECIMIENTOS.....	iv
INDICE GENERAL	vi
INDICE DE TABLAS	ix
INDICE DE FIGURAS	x
RESUMEN.....	xi
ABSTRACT.....	xii
1. Introducción	1
1.1 Motivación.....	1
1.2 Objetivos y pregunta de investigación.....	4
1.3 Metodología	5
1.4 Organización de la tesis	7
1.5 Contribuciones	8
2. Estado del arte.....	10
2.1 MOOCs y Blended Learning.....	10
2.2 La importancia de la autorregulación en escenarios educativos basados en MOOCs ..	12
2.3 Apoyando la autorregulación.....	15
2.3.1 NoteMyProgress.....	17
2.4 Indicadores	19
2.5 Arquitecturas para el análisis de datos educativos.....	22
3. Propuesta metodológica para el análisis de datos educativos en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs.....	26
3.1 Fase 1: Adquisición de datos	28
3.2 Fase 2: Integración de datos	29
3.3 Fase 3: Indicadores	30
3.4 Fase 4: Modelamiento	31
3.5 Fase 5: Reporte	31
4. Caso de estudio experimental: Aplicación de la propuesta metodológica en dos cursos en línea basados en MOOCs	32
4.1 Contexto	32
4.1.1 Intervención para apoyar las estrategias de autorregulación: NMP	33
4.1.2 Muestra	33

4.2	Propuesta metodológica aplicada	34
4.2.1	Fase 1: Adquisición de datos	34
4.2.2	Fase 2: Integración de datos	36
4.2.3	Fase 3: Indicadores	36
4.2.4	Fase 4: Modelamiento	38
4.2.5	Fase 5: Reporte	39
4.3	Resultados	40
4.4	Conclusiones de la aplicación de la metodología	41
5.	<i>Caso de estudio experimental: Aplicación de la propuesta metodológica en un curso de aprendizaje mezclado basado en un MOOC.....</i>	43
5.1	Contexto	43
5.1.1	Muestra	45
5.1.2	Intervención para apoyar las estrategias de autorregulación: gestión del tiempo y la planificación estratégica	46
5.2	Propuesta metodológica aplicada	47
5.2.1	Fase 1: Adquisición de datos	47
5.2.2	Fase 2: Integración de datos	50
5.2.3	Fase 3: Indicadores	50
5.2.4	Fase 4: Modelamiento	52
5.2.5	Fase 5: Reporte	53
5.3	Resultados	54
5.3.1	RQ1: ¿Hay alguna relación entre el apoyo tecnológico del SRL y las notas que obtienen los estudiantes en el curso?	55
5.3.2	RQ2: ¿Hay alguna relación entre el apoyo tecnológico del SRL y la forma en que los estudiantes perciben su gestión del tiempo en el curso?	56
5.3.3	RQ3: ¿Cómo la relación entre el apoyo tecnológico del SRL y el compromiso de los estudiantes con el contenido del curso se manifiesta en términos de su comportamiento?	56
5.4	Conclusiones de la aplicación de la metodología	57
6.	<i>Conclusiones.....</i>	59
	<i>Bibliografía</i>	61
	<i>A N E X O S</i>	73
	<i>Anexo A : Contribuciones principales</i>	74
	A.1. Characterizing Learners' Engagement in MOOCs: An Observational Case Study Using the NoteMyProgress Tool for Supporting Self-Regulation	74
	A.2. A MOOC-based flipped experience: scaffolding SRL strategies improves learners' time management and engagement	74
	<i>Anexo B : NoteMyProgress</i>	75
	B.1. Plugin de NoteMyProgress.....	75
	B.2. Tablero de NoteMyProgress.....	77

<i>ANEXO C: Programa oficial del curso del caso de estudio oservacional de aprendizaje mezclado</i>	<i>81</i>
<i>ANEXO D: Implementación de Código para el análisis de intervenciones para apotar la autorregulación en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs</i>	<i>82</i>
D.1. Código de implementación del caso de estudio experimental puramente en línea	82
D.2. Código de implementación del caso de estudio experimental aprendizaje mezclado	82

INDICE DE TABLAS

<i>2-1. Ejemplos de indicadores propuestos en la bibliografía actual, tanto de alto como de bajo nivel.....</i>	<i>21</i>
<i>4-1. Interacciones con Coursera y NMP del estudio de caso experimental puramente en línea.....</i>	<i>37</i>
<i>5-1. Descripción de las fuentes de información del caso de estudio de aprendizaje mezclado.....</i>	<i>49</i>
<i>5-2. Interacciones con Coursera y NMP del estudio de caso experimental de aprendizaje mezclado.....</i>	<i>50</i>

INDICE DE FIGURAS

<i>2-1. Arquitectura de referencias utilizada para esta tesis.....</i>	<i>24</i>
<i>3-1. Etapas de la propuesta metodológica para el análisis de datos educacionales en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs.....</i>	<i>27</i>

RESUMEN

Las Instituciones de Educación Superior (IES) se han visto obligadas a adaptar y transformar su misión educativa, situando la innovación como el centro de sus procesos de aprendizaje y enseñanza. Una de las innovaciones clave que han surgido en las IES para enfrentar estos cambios son los MOOCs (de sus siglas en inglés, *Massive Open Online Courses*), siendo un catalizador para la generación de distintos cambios. Estos cambios han conllevado a la digitalización de materiales para ofrecer formación en línea y la transformación de las prácticas más tradicionales hacia prácticas de aprendizaje mezclado. Sin embargo, la utilización de los MOOCs en las IES conlleva varios retos que las instituciones deben afrontar. En primer lugar, los estudiantes no están habituados a aprender en formatos en línea o mezclados y carecen de las competencias necesarias para hacerlo. En la bibliografía actual, una de las competencias clave para el buen desempeño en este tipo de prácticas es la autorregulación. Para enfrentar esto, la comunidad científica se ha centrado en el desarrollo de herramientas para apoyar la autorregulación y en analizar su impacto en el desempeño de los estudiantes. Sin embargo, aún son pocas las evidencias científicas de cómo este tipo de apoyos ayuda a los estudiantes a ser más exitosos en sus cursos. Más aún, faltan propuestas metodológicas que permitan entender como una intervención que apoya a la autorregulación de los alumnos en escenarios educativos basados en MOOCs, tanto en línea como mezclados, impactan en el comportamiento y en el desempeño de los estudiantes. Con el fin de contribuir a esta línea de trabajo, esta tesis tiene como objetivo principal desarrollar una propuesta metodológica basada en técnicas de análisis de datos para entender el comportamiento de los estudiantes en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs. Luego, esta propuesta es aplicada a dos casos reales, uno puramente en línea y otro de aprendizaje mezclado. La propuesta metodológica desarrollada consiste en cinco fases y es aplicada con éxito a ambos casos de estudio.

Palabras Claves: Cursos Masivos Abiertos en Línea, Analíticas de Aprendizaje, Análisis de Datos, Datos Educativos, Aprendizaje Mezclado, Arquitecturas de Análisis de Datos.

ABSTRACT

Higher Education Institutions (HEIs) have been forced to adapt and transform their educational mission, placing innovation at the center of their learning and teaching processes. One of the key innovations that have emerged in HEIs to face these changes are the MOOCs, being a catalyst for different changes. These changes have led to the digitization of materials to provide online education and the transformation of the traditional practices to blended learning practices. However, the use of MOOCs in HEIs brings with it several challenges that institutions have to face. Firstly, students are not used to learn in online or blended formats and have a lack of the necessary skills to do so. In the current literature, one of the key competencies for good performance in these types of practices is self-regulation. To address this, the scientific community has focused on developing tools to support self-regulation and on analyzing its impact on students' performance. However, there is still little scientific evidence of how this type of support helps students to be more successful in their courses. Moreover, there is a lack of methodological proposals that allow us to understand how an intervention that supports student self-regulation in educational settings based on MOOCs, both online and blended, impacts on student behavior and performance. In order to contribute to this line of work, the main objective of this thesis is to develop a methodological proposal based on data analysis techniques to understand student behavior in MOOC-based learning scenarios. This proposal is applied to two real cases, one purely online and one of blended learning. The methodological proposal developed consists of five phases and is successfully applied to both case studies.

Keywords: Massive Open Online Courses, Learning Analytics, Data Analysis, Educational Data, Blended Learning, Data Analysis Architectures.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Motivación

Las Instituciones de Educación Superior (IES) se han visto obligadas a adaptar y transformar su misión educativa, situando la innovación como el centro de sus procesos de aprendizaje y enseñanza. Estas transformaciones son la respuesta a los cambios en el panorama educativo influenciado por varios factores, como los cambios de regulación (por ejemplo, el proceso de Bologna en Europa), cambios demográficos de los estudiantes (Kezar & Holcombe, 2017; Shay, 2016), cambios tecnológicos y un entorno profesional en constante transformación (Ehlers & Kellerman, 2019; Häkkinen et al., 2017).

Una de las innovaciones clave que han surgido en las IES para enfrentar estos cambios son los MOOCs (de sus siglas en inglés, *Massive Open Online Courses*). Los MOOCs fueron descritos por los medios de comunicación como el tsunami de la educación superior, un fenómeno que cuestionó el modelo educativo tradicional. Aunque hoy en día ya se sabe que los MOOCs no han significado una transformación como la que se esperaba, sí que han sido el catalizador para producir cambios importantes. Estos cambios han conllevado a la digitalización de materiales para ofrecer formación en línea y la transformación de las prácticas más tradicionales hacia prácticas de aprendizaje mezclado (o *Blended Learning* (BL) en inglés). De hecho, hoy en día, muchas instituciones trabajan en la creación de contenidos digitales para utilizarlos luego como parte de su currículum tradicional tanto en cursos completamente en línea como en prácticas BL, como la Clase Invertida (o *Flipped Classroom* (FC) en inglés), una de las más extendidas.

Sin embargo, la utilización de los MOOCs en las IES conlleva varios retos que las instituciones deben afrontar. En primer lugar, los estudiantes no están habituados a aprender en formatos en línea o mezclados y carecen de las competencias necesarias

para hacerlo. En la bibliografía actual, una de las competencias clave para el buen desempeño en este tipo de prácticas es la autorregulación. Es decir, la capacidad de planificar, gestionar y controlar el aprendizaje para lograr los objetivos propuestos (Panadero, 2017; Pintrich, 1999). En este tipo de escenarios educativos, se solicita al estudiante una mayor autonomía para apropiarse de su propio aprendizaje. En segundo lugar, las instituciones necesitan entender el impacto que estos nuevos escenarios educativos tienen en el aprendizaje de sus estudiantes. Para ello, deben invertir en equipos especializados capaces de diseñar intervenciones para apoyar a sus estudiantes en este tipo de prácticas, así como diseñar metodologías de análisis de datos que permitan analizar su impacto.

En los últimos años, la comunidad de investigación de Tecnología Educativa (o *Educational Technology* en inglés), con la colaboración de las IES, se han dedicado a investigar cómo enfrentar estos dos grandes retos. Por un lado, varios investigadores se han volcado en el estudio de la autorregulación de los estudiantes en escenarios educativos MOOCs y mezclados. Uno de los ejes de investigación en esta línea ha sido el desarrollo de herramientas tecnológicas para apoyar la autorregulación de los estudiantes. Estas herramientas tienen como objetivo guiar al estudiante en su proceso de aprendizaje para ayudarlo a conseguir sus metas, como *NoteMyProgress* (Pérez-Álvarez, Pérez-Sanagustín y Maldonado-Mahauad, 2018), *Learning Tracker* (Davis, Chen, Jivet, Hauff y Houben, 2016), *MyLearningMentor* (Alario-Hoyos, Estévez-Ayres, Pérez-Sanagustín, Leony y Delgado-Kloos, 2015), *ProSolo* (Milikic, Gasevic y Jovanovic, 2018) o *SRLx* (Davis, Triglianios, Hauff y Houben, 2018). Por otro lado, investigadores en el área de la Analítica de Aprendizaje (o *Learning Analytics* en inglés), se han dedicado a desarrollar metodologías para el análisis de los datos generados por los estudiantes en escenarios MOOCs y mezclados con el fin de entender mejor el impacto en el aprendizaje de estos nuevos modelos. Estas metodologías tienen como objetivo gestionar, tratar y analizar la cantidad masiva de datos almacenados por las plataformas MOOCs. Muchos investigadores de este área, han desarrollado

metodologías basadas en el análisis de trazas para entender mejor cómo los estudiantes regulan su aprendizaje (Kizilcec, Pérez-Sanagustín y Maldonado-Mahauad, 2017; Littlejohn, Hood, Milligan y Mustain, 2016; Maldonado-Mahauad, Pérez-Sanagustín, Kizilcec, Morales y Munoz-Gama, 2018) y en definir indicadores que permitan comprender la relación que tiene la autorregulación con el desempeño de los estudiantes en el curso (Davis et al., 2017; Davis et al., 2018; Milikić et al., 2018).

Sin embargo, y a pesar de los esfuerzos de la comunidad científica en el desarrollo de herramientas para apoyar la autorregulación y en analizar su impacto en el desempeño de los estudiantes, aún son pocas las evidencias científicas de cómo este tipo de apoyos ayuda a los estudiantes a ser más exitosos en sus cursos. Más aún, faltan propuestas metodológicas que permitan entender como una intervención que apoya a la autorregulación de los alumnos en escenarios educativos basados en MOOCs, tanto en línea como mezclados, impactan en el comportamiento y en el desempeño de los estudiantes.

Con el fin de contribuir a esta línea de trabajo, esta tesis tiene como objetivo principal **desarrollar una propuesta metodológica basada en técnicas de análisis de datos para entender el comportamiento de los estudiantes en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs**. La metodología propuesta es analizada en la evaluación de dos casos de estudio experimentales de escenarios de aprendizaje basados en MOOCs desarrollados en la Pontificia Universidad Católica de Chile. Ambos casos de estudio evalúan la intervención de la herramienta *NoteMyProgress* (NMP) (Pérez-Álvarez et al., 2018). NMP es una herramienta desarrollada por la misma Universidad para apoyar la autorregulación de los estudiantes en cursos desplegados en la plataforma Coursera. NMP consta de visualizaciones con gráficos interactivos para ayudar a los alumnos a seguir su actividad en el curso en tiempo real. El primer caso de estudio experimental analiza el impacto de la herramienta NMP en dos cursos puramente en línea. Se analizan en este caso las trazas de 263

estudiantes. En el segundo caso de estudio experimental se analiza el impacto de la herramienta NMP en un curso mezclado basado en un MOOC en la plataforma Coursera con 242 estudiantes. Ambos casos de estudio, que tienen a su vez sus propias preguntas de investigación e hipótesis, buscan también responder la pregunta de investigación que guiará toda la tesis: **¿Se pueden adaptar metodologías de análisis de datos existentes para evaluar una intervención de apoyo a la autorregulación en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs?**

1.2 Objetivos y pregunta de investigación

De la pregunta de investigación que guía todo el proyecto: **¿Se pueden adaptar metodologías de análisis de datos existentes para evaluar una intervención de apoyo a la autorregulación en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs?**, se deriva el siguiente objetivo general de la tesis: **desarrollar una propuesta metodológica basada en técnicas de análisis de datos para entender el comportamiento de los estudiantes en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs.**

Los objetivos específicos corresponden a:

1. Exploración de metodologías existentes de análisis de datos para modelar y analizar la actividad de los estudiantes en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs.
2. Propuesta de una metodología para modelar y analizar la actividad de los estudiantes en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs a partir de la

adaptación de metodologías existentes, así como los indicadores asociados a esta.

3. Evaluación de la propuesta metodológica mediante su aplicación en dos casos reales: (1) caso puramente en línea y (2) caso de aprendizaje mezclado, para así validar esta propuesta.

1.3 Metodología

El trabajo desarrollado en esta tesis se divide en cuatro grandes etapas:

Etapas I. Una búsqueda bibliográfica relativa a escenarios de aprendizaje basados en MOOCs y la autorregulación en este tipo de escenarios. También se desarrolla una búsqueda bibliográfica de las técnicas, metodologías e indicadores existentes para el análisis de datos educativos basados en MOOCs.

Etapas II. Se propone una metodología basada en técnicas, arquitecturas e indicadores previamente explorados con el fin de analizar el comportamiento de los estudiantes en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs.

Etapas III. La propuesta metodológica se evalúa aplicándola en un escenario educativo basado en MOOC puramente en línea. Específicamente, con el fin de proporcionar nuevos resultados empíricos y pruebas adicionales sobre la relación entre el compromiso y el apoyo a la autorregulación, se realizó un estudio de caso experimental interviniendo dos MOOCs en la plataforma Coursera con una herramienta tecnológica para el apoyo a la autorregulación de los estudiantes. Específicamente, se analizó la siguiente pregunta de investigación: **¿Cómo afecta el uso de una herramienta tecnológica para el apoyo a la autorregulación como complemento de un MOOC a la participación y el rendimiento de los alumnos con un perfil de autorregulación distinto?** Se comparó el nivel de participación

con los recursos del curso (frecuencia de interacción con videos, actividades de evaluación y materiales complementarios) de un total de 263 alumnos, algunos utilizaron la herramienta de forma voluntaria y otros no la utilizaron en absoluto. Además, se analizaron los perfiles de autorregulación auto informados de los alumnos y si éstos tienen una influencia en la participación de los alumnos con el contenido del curso y/o en el uso de la herramienta. Es decir, se analizó la participación de manera holística considerando la frecuencia de las interacciones tanto con el contenido del curso como con las funcionalidades de la herramienta.

dos escenarios educativos basados en MOOCs, uno puramente en línea y otro BL (siguiendo la metodología de Clase Invertida). En estos casos de estudio experimentales, se busca entender cuál es el efecto de apoyar la autorregulación de los estudiantes en este tipo de escenarios educativos.

Etapas IV. La propuesta metodológica se evalúa aplicándola en un escenario educativo basado en MOOC de aprendizaje mezclado. Específicamente, se presenta un estudio experimental en un curso de Ingeniería organizado como un FC con un MOOC en la plataforma Coursera. El principal objetivo de este diseño experimental es analizar el compromiso y el rendimiento de los estudiantes en un curso de FC basado en un MOOC al proporcionar un apoyo a la autorregulación que proporciona información a los estudiantes sobre su actividad en el MOOC durante las sesiones fuera de clase. Se intervino un curso de Ingeniería con N=242 estudiantes divididos en grupos de control (CG, por sus siglas en inglés) (N=109) y experimental (EG, por sus siglas en inglés) (N=133). Ambos grupos fueron expuestos al mismo apoyo a la autorregulación, pero el grupo experimental también tuvo un apoyo tecnológico adaptativo como complemento del MOOC que les proporcionó a los estudiantes una retroalimentación visual de sus actividades en el curso. En consecuencia, el objetivo de este estudio es responder a la siguiente pregunta de investigación global: **¿Cómo un apoyo tecnológico a la autorregulación (para apoyar la gestión del tiempo y la planificación estratégica) que proporciona a los estudiantes información**

sobre su actividad en el MOOC afecta a la participación y el rendimiento de los estudiantes en un curso de FC basado en MOOC?

Etapa V. Se procede a determinar qué fases y actividades de la propuesta metodológica es necesario adaptar para cada uno de los casos, de forma de poder formular la propuesta metodológica de manera más robusta.

1.4 Organización de la tesis

El **capítulo 2**, “Estado del arte”, presenta en primer lugar qué son los MOOCs y el aprendizaje mezclado, nuevas tendencias de educación. En segundo lugar, se presenta la importancia de la autorregulación en escenarios educativos basados en MOOCs como también experiencias previas de apoyo a la autorregulación en este tipo de escenarios de aprendizaje. En tercer lugar, se plantea un análisis de la bibliografía en relación con qué indicadores han sido utilizados previamente para medir la autorregulación en escenarios educativos basados en MOOCs, como también a que arquitecturas de análisis de datos se han utilizado previamente para el análisis de datos educativos.

El **capítulo 3**, “Propuesta metodológica para el análisis de datos educativos en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs”, presenta la propuesta metodológica con sus características generales y una descripción de cada una de sus fases.

El **capítulo 4**, “Caso de estudio experimental: aplicación de la propuesta metodológica en dos cursos en línea basados en MOOCs”, presenta la aplicación de la propuesta metodológica en un curso en línea basado en MOOC. Comienza con una contextualización del caso de estudio experimental. Luego, se presenta la aplicación de la propuesta metodológica, los resultados obtenidos y las principales conclusiones.

El **capítulo 5**, “Caso de estudio experimental: aplicación de la propuesta metodológica en un curso de aprendizaje mezclado basado en un MOOC”, presenta la aplicación de la propuesta metodológica en un escenario de aprendizaje mezclado basado en MOOC. Comienza con una contextualización del caso de estudio experimental. Luego, se presenta la aplicación de la propuesta metodológica, los resultados obtenidos y las principales conclusiones.

El **capítulo 6**, “Conclusiones”, presenta un análisis de cómo se ha aplicado la metodología propuesta en el capítulo 3 a los dos casos de estudio experimentales, revisando las similitudes y aspectos comunes. Finalmente, se plantea como la metodología debe adaptarse a otro tipo de escenarios de aprendizaje basados en MOOCs

1.5 Contribuciones

Esta tesis tiene como contribución principal una propuesta metodológica basada en técnicas de análisis de datos para entender el comportamiento de los estudiantes en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs.

Para evaluar esta contribución principal se analizan dos casos de estudio experimentales, donde se aplica la propuesta metodológica para el análisis del comportamiento y perfiles de los estudiantes. Específicamente se busca entender cómo un apoyo tecnológico que proporciona a los estudiantes información sobre su actividad en el MOOC para ayudarles en su autorregulación afecta a su participación y rendimiento en un escenario en línea y en un escenario de aprendizaje mezclado.

Las contribuciones principales de esta tesis se reflejan en dos publicaciones científicas: (1) ***Characterizing Learners’ Engagement in MOOCs: An Observational Case Study Using the NoteMyProgress Tool for Supporting Self-Regulation*** (ver Anexo A.1), artículo publicado en la revista *IEEE Transactions on*

Learning Technologies (TLT) que presenta la aplicación de la metodología propuesta a tres cursos en línea basados en MOOCs; y (2) ***A MOOC-based flipped experience: scaffolding SRL strategies improves learners' time management and engagement*** (ver Anexo A.2), artículo enviado a la revista *Computer Applications in Engineering Education* que presenta la aplicación de la metodología propuesta a un curso de aprendizaje mezclado basado en MOOC.

Además, a lo largo del trabajo de investigación, se han realizado tres contribuciones adicionales: (1) **Observatorio MOOC UC: la Adopción de MOOCs en la Educación Superior en América Latina y Europa** (Pérez-Álvarez, Maldonado-Mahauad, Rendich, Sapunar-Opazo y Pérez-Sanagustín, 2017), artículo que presenta el Observatorio UC, una plataforma web que ofrece visualizaciones interactivas sobre la adopción de MOOCs en América Latina; (2) ***NoteMyProgress: A Tool to Support Learners' Self-Regulated Learning Strategies in MOOC Environments*** (Pérez-Álvarez, Maldonado-Mahauad, Sapunar-Opazo y Pérez-Sanagustín, 2017), estudio que presenta NMP, una herramienta diseñada para apoyar la autorregulación en cursos MOOCs; y (3) ***Analyzing learners' activity beyond the MOOC*** (Sapunar-Opazo, Pérez-Álvarez, Maldonado-Mahauad y Pérez-Sanagustín, 2018), estudio que presenta un estudio exploratorio de 61 estudiantes de 3 MOOCs, donde se analiza qué tipo de información visitan los estudiantes fuera del MOOC durante sus sesiones de estudio.

2. ESTADO DEL ARTE

2.1 MOOCs y Blended Learning

Los MOOCs son cursos en línea dirigidos a la participación ilimitada y el acceso abierto a través de la web (Kaplan & Haenlein, 2016). Los MOOCs son una tendencia de educación disruptiva. Por un lado, iniciativas como Coursera, Udacity, edX o MiríadaX replican un sistema más tradicional (xMOOCs) (Siemens, 2012). Por otro lado, iniciativas de MOOCs basados en una pedagogía conectivista (cMOOCs) (Siemens, 2005) están permitiendo difundir el aprendizaje en diferentes áreas y campos, superando los cursos tradicionales en línea (Hill, 2012). En consecuencia, cada vez más instituciones se están uniendo al movimiento MOOC (por ejemplo, Coursera cuenta con más de 70 instituciones afiliadas, mientras que edX y MiríadaX tienen más de 20 socios). Cada vez más educadores están empezando a ofrecer cursos MOOCs. Por otro lado, en los últimos años, los MOOCs se han convertido en uno de los recursos más utilizados por las IES para así desarrollar escenarios de aprendizaje mezclado (o *Blended Learning* (BL) en inglés) (Graham, 2016).

El BL se suele definir como un enfoque pedagógico (Dziuban, Hartman y Moskal, 2004; Eugenia, 2018) que combina e integra experiencias de aprendizaje o actividades que tienen lugar en espacios de aprendizaje virtual con actividades que tienen lugar cara a cara (o *face-to-face* (f2f) en inglés) en un espacio físico (Garrison & Kanuca, 2004; Graham, 2006). Las IES han puesto en marcha a lo largo de estos años una gran diversidad de experiencias educativas BL basadas en MOOCs (Delgado-Kloos, Munoz-Merino, Alario-Hoyos Estevez Ayres & Fernandez-Panadero, 2015; Pérez-Sanagustín, Hilliger, Alario-Hoyos, Delgado-Kloos & Rayyan, 2016; Zhang, 2013). Una de las más populares es la denominada Clase Invertida (o *Flipped Classroom* (FC) en inglés) (O’Flaherty & Phillips, 2015). La FC se ha definido como una forma de BL que estructura el curso en diferentes fases

que tienen lugar fuera del aula. Los estudiantes fuera del aula deben repasar el contenido teórico y práctico por sí solos, mientras que en el aula practican los conocimientos adquiridos, mediante participación y actividades activas de aprendizaje (Bergmann & Sams, 2012).

La mayoría de las experiencias BL con MOOCs siguen la metodología FC. Trabajos previos, demuestran que la FC tiene varios beneficios para el aprendizaje (Alexander et al., 2019; Broadbent, 2017; O’Flaherty & Phillips, 2015): (1) promueve la flexibilidad de aprendizaje, permitiendo a los estudiantes aprender a su propio ritmo; (2) promueve el aprendizaje activo dentro del aula, ofreciendo oportunidades para desarrollar las habilidades de comunicación y el trabajo en equipo; (3) fomenta la responsabilidad de los estudiantes en su propio proceso de aprendizaje y (4) mejora la motivación de los estudiantes en el curso. Además, investigadores que han aplicado la metodología FC en cursos de Ingeniería, demostraron un incremento de la satisfacción y motivación de los estudiantes (Kiat & Kwong, 2014; Tague & Baker, 2014), y una mejora en el rendimiento de los estudiantes en comparación al enfoque tradicional (Amresh, Carberry & Femiani, 2013; Dang & Gajski, 2014).

Sin embargo, y a pesar de los efectos positivos de la metodología FC, también se destacan en la bibliografía las principales limitaciones y dificultades para llevar a cabo este tipo de prácticas. Estas dificultades se derivan principalmente del inevitable período de adaptación de los estudiantes, relacionadas con la falta de capacidad de los estudiantes para autorregular su propio aprendizaje. En primer lugar, los estudiantes tienen dificultades en la gestión del tiempo para completar las tareas previas a la clase y comprender su alineamiento con esta (Ghadiri, Qayoumi, Junn, Hsu & Sujitparapitaya, 2013; Lai y Hwang, 2016). En segundo lugar, los estudiantes son críticos y reacios para asumir la responsabilidad de su propio proceso de aprendizaje (O’Flaherty & Phillips, 2015), prefiriendo a menudo combinar este modo de aprendizaje con enfoques más tradicionales (Zappe., Leicht, Messner, Litzinger & Lee, 2009).

En esta tesis se propone una metodología para analizar escenarios educativos basados en MOOCs, y es aplicada a dos experiencias: uno puramente en línea y otro BL (siguiendo la metodología FC), y entender cuál es el efecto de apoyar la autorregulación de los estudiantes en estos escenarios educativos.

2.2 La importancia de la autorregulación en escenarios educativos basados en MOOCs

La autorregulación (o *Self-Regulated Learning* (SRL) en inglés) es un proceso complejo que implica la capacidad de comprometerse con procesos cognitivos, metacognitivos, afectivos y motivacionales para alcanzar los objetivos de aprendizaje (Pintrich, 2000; Zimmerman & Schunk, 2011). Para alcanzar estos objetivos, los alumnos deben ser capaces de iniciar cambios de comportamiento, que se manifiestan como acciones o estrategias y perseverar hasta que tengan éxito. Las estrategias de autorregulación se han organizado ampliamente en tres tipos: (1) cognitivas, (2) metacognitivas y (3) de gestión de recursos (Pintrich, 1999). Las estrategias cognitivas se refieren a aquellas estrategias que los estudiantes utilizan en la adquisición, almacenamiento y recuperación de información. Las estrategias metacognitivas se refieren a aquellas acciones que los alumnos realizan para supervisar y reflexionar sobre su proceso de aprendizaje con el fin de lograr un objetivo (es decir, planificación estratégica, autovigilancia y autoevaluación). Las estrategias de gestión de recursos se refieren a las acciones que los estudiantes utilizan para administrar su entorno de aprendizaje y los recursos producidos, como la gestión del tiempo, la regulación, la búsqueda de ayuda y la organización del entorno de estudio.

Varios estudios sugieren que la autorregulación del aprendizaje tiene un efecto directo en la participación de los alumnos en las actividades de aprendizaje de los

MOOCs. Littlejohn et al. (2016), por ejemplo, descubrieron que los alumnos con perfiles de SRL altos tienden a participar más en las actividades y materiales asociados con sus necesidades o intereses individuales, mientras que los alumnos con perfiles de SRL bajos completan todas las actividades y evaluaciones para obtener un certificado y completar el curso. Entonces, según el nivel de su perfil de autorregulación, los alumnos participan más estratégicamente en las actividades y materiales del curso. Kizilcec et al. (2017) observaron que los alumnos participan repetidamente en estrategias metacognitivas, como el establecimiento de objetivos y la planificación estratégica, se comprometen más con las evaluaciones propuestas en el curso y con el examen del material estudiado anteriormente. Maldonado-Mahauad et al. (2018) observaron que los alumnos con perfiles de autorregulación similares pueden participar en el material del curso de diferentes maneras. Por ejemplo, los alumnos con un perfil de autorregulación elevado tienden a participar más en los vídeos (categorizados en inglés como *Comprehensive Learners*), mientras que otros alumnos con el mismo perfil de autorregulación participan más en las evaluaciones (categorizados en inglés como *Targeting Learners*). Estos estudios aportan pruebas empíricas de que las estrategias de autorregulación de los alumnos, así como sus perfiles de autorregulación, pueden tener un efecto positivo en su participación en el curso.

La capacidad de autorregulación del estudiante es también crucial para tener éxito en los escenarios BL, y específicamente en la metodología FC, donde el papel del profesor es secundario y se espera que los estudiantes sean capaces de auto-dirigir su aprendizaje como parte central de las tareas de aprendizaje fuera de clase. De hecho, los investigadores han demostrado que existe un vínculo entre las estrategias de autorregulación de los estudiantes y el rendimiento en las prácticas de la FC. Esta asociación se basa en trabajos anteriores que demuestran que los estudiantes no siempre tienen éxito en la regulación de su aprendizaje en entornos de tecnología mejorada como la metodología de la FC (por ejemplo, Lee, Lim & Grabowski, 2009). Los estudiantes no logran elegir estrategias de aprendizaje óptimas (Winne

& Jamieson-Noel, 2003) y fracasan en informar y reconocer cuáles son las estrategias que aplican (Dziuban et al., 2004; Zhou & Winne, 2012). Además, trabajos anteriores muestran que las diferencias en el rendimiento académico de los alumnos están asociadas a su capacidad de aplicación de estrategias de aprendizaje autorregulado (Broadbent y Fuller-Tyszkiewicz, 2018). Los alumnos con perfiles de SRL más altos son capaces de planificar y gestionar estratégicamente su tiempo de estudio, por lo que completan sus tareas a tiempo (Broadbent, 2017) y se comprometen mejor con las metodologías de BL como la FC (Chen, Whan y Chen, 2014; Lai y Hwang, 2016). Los investigadores que analizan el comportamiento de los estudiantes a partir de los datos de seguimiento muestran que: (1) el compromiso de los estudiantes con el contenido del curso en el tiempo fuera de la clase se correlaciona positivamente con los resultados y logros de la evaluación formativa (Wang, 2017), y (2) los estudiantes que experimentan con diferentes estrategias de aprendizaje y, por lo tanto, con un SRL más activo, tuvieron un rendimiento del curso más alto que los que se limitaron a resolver tareas de evaluación sumativa (Jovanović, Gašević, Dawson, Pardo & Mirriahi, 2017).

Estos hallazgos tienen dos implicaciones principales. Primero, la autorregulación de los estudiantes es crítica para que participen en los métodos de la FC para controlar su proceso de aprendizaje y rendimiento (Mason, Shuman & Cook, 2013; McLaughlin et al., 2013). Segundo, los estudiantes necesitan un apoyo de SRL capaz de hacerlos conscientes de las estrategias de aprendizaje que están aplicando, para que puedan ajustar y planificar mejor su proceso de aprendizaje en este tipo de prácticas (Sun, Wu & Lee, 2016). En particular, los trabajos previos proporcionan pruebas que demuestran que las estrategias de gestión del tiempo y de planificación estratégica son fundamentales para tener éxito en la FC y el BL (Bishop & Verleger, 2013; O’Flaherty & Phillips, 2015). Por ejemplo, Broadbent (2017) demostró que los estudiantes con buenas habilidades de gestión del tiempo son capaces de completar las tareas a tiempo (como los videos semanales, lecturas y evaluaciones) y asistir a clase. Asimismo, Lai y Hwang (2016) demostraron que los estudiantes

con altas aptitudes de aprendizaje autorregulado son capaces de planificar estratégicamente y utilizar su tiempo de estudio de manera eficaz, facilitando su adaptación a estos modelos de aprendizaje.

Sin embargo, los estudios que analizan cómo la gestión del tiempo y las estrategias de planificación estratégica se relacionan con el rendimiento de los alumnos y la participación en los cursos de la FC se basan principalmente en los datos autodeclarados por los alumnos (Bishop & Verleger, 2013; O’Flaherty & Phillips, 2015; Ruipérez-Valiente et al., 2016), sin tener en cuenta el potencial de los datos de seguimiento recogidos a través de los sistemas de gestión del aprendizaje (LMS, por sus siglas en inglés) para comprender mejor el comportamiento de los alumnos en estas prácticas. Además, aunque algunos investigadores han comenzado a explorar cómo se manifiestan estas estrategias utilizando datos de rastreo recogidos de los LMS (Jovanovic et al., 2017; Wang, 2019). Sin embargo, este tipo de estudios todavía son escasos. Por ende, se necesitan más estudios que analicen las diferentes fuentes de datos (es decir, datos de rastreo y datos autoinformados) para comprender mejor cómo se manifiestan la gestión del tiempo y la planificación estratégica y cuál es su relación con el rendimiento y el compromiso del curso.

Esta tesis propone una metodología e indicadores para analizar datos de rastreo recogidos de los LMS y datos autoinformados de los estudiantes en estos tipos de escenarios de aprendizaje, los cuales han sido intervenidos con algún tipo de herramienta para apoyar la autorregulación.

2.3 Apoyando la autorregulación

En los últimos años, algunos investigadores han tomado estos retos como base para explorar la forma de apoyar las estrategias de autorregulación en los MOOCs, donde los alumnos no tienen el apoyo y la orientación típica de otros entornos formales en línea o cara a cara. Un gran número de estos trabajos proponen soluciones

tecnológicas para mejorar el entorno en línea y apoyar estrategias que son una combinación de apoyos duros y blandos (por ejemplo, *Learning Tracker* (Davis et al, 2016); *MyLearningMentor* (Alario-Hoyos et al., 2015); *NoteMyProgress* (Pérez-Álvarez et al., 2018); *ProSolo* (Milikic et al., 2018); *SRLx* (Davis et al., 2018)). Estas soluciones proporcionan una guía con un conjunto de funcionalidades fijas para apoyar ciertas estrategias (apoyo duro). Pero, al mismo tiempo, estas funcionalidades recogen información de los alumnos que permite proporcionar una retroalimentación adaptada según su comportamiento real (apoyo blando). Estas soluciones proponen funcionalidades para facilitar la navegación por el contenido y recomendaciones de aprendizaje para promover estrategias de gestión de recursos, formularios de entrada para apoyar la planificación estratégica y chats y foros para apoyar la colaboración de los estudiantes (Pérez-Álvarez et al., 2018).

Dos implicaciones principales de estos trabajos previos son importantes para el alcance de esta investigación. En primer lugar, las investigaciones demuestran que la retroalimentación a los estudiantes aumenta su participación en el contenido del curso (Davis et al., 2016). En segundo lugar, el apoyo a estrategias como la planificación estratégica promueve el compromiso de los alumnos con el curso (Davis et al., 2018; Milikic et al, 2018). En tercer lugar, ayudar a los alumnos a gestionar su tiempo con refuerzo visual, a monitorear su aprendizaje y sus motivaciones, les ayuda a estudiar de una manera más consistente, impactando en su rendimiento (Khiat, 2019).

En los escenarios FC, sólo unos pocos trabajos informan sobre el impacto de este tipo de apoyos. Uno de ellos es el sistema *Flip2Learn* (Shyr & Chen, 2016), que proporciona a los estudiantes tareas y ejercicios que son seleccionados según sus necesidades y también un portafolio para autoevaluar su actividad en el curso. En la misma línea, Alarios-Hoyos et al. (2019) propusieron la *Flipp-App*, una aplicación móvil para los cursos FC basados en MOOCs destinada a promover el desarrollo de las habilidades de aprendizaje autorregulado. *Flipp-App* proporciona a los

estudiantes funcionalidades para la planificación semanal de objetivos y la conciencia de sus logros en comparación con sus compañeros de clase. Los resultados de este trabajo previo muestran un aumento de la motivación de los estudiantes en las tareas del curso antes de la clase y una mayor participación en las actividades de las sesiones presenciales. Además de aportar pruebas sobre el potencial del apoyo tecnológico de la autorregulación en el contexto de la FC. Estos trabajos proponen escenarios experimentales que no permiten aislar el impacto de la intervención tecnológica en el rendimiento y la participación de los estudiantes en comparación con otras soluciones no tecnológicas. Por lo tanto, se necesitan más estudios de casos que proporcionen resultados empíricos, más pruebas con el fin de comprender cómo se puede apoyar la autorregulación en la FC y en los MOOCs, y qué tipo de apoyos se puede utilizar para apoyar la autorregulación de los estudiantes en estos entornos de aprendizaje.

2.3.1 NoteMyProgress

NMP es una herramienta web diseñada para apoyar las estrategias de autorregulación de los estudiantes en MOOCs (Pérez-Alvarez et al., 2018). NMP es la herramienta que se utilizará como herramienta de apoyo en los dos estudios de casos experimentales presentados en esta tesis para evaluar la metodología. NMP actúa como complemento para MOOCs de la plataforma Coursera y se compone de dos elementos principales: (1) un *plugin* desarrollado en *JavaScript* y (2) un tablero (o *Dashboard* en inglés) desarrollado en *Ruby on Rails* (RoR). El *plugin*, mediante las URLs del navegador, rastrea las actividades desarrolladas por los estudiantes dentro del curso MOOC. A partir de las URLs, el *plugin* realiza cálculos simples para proporcionar a los alumnos información general en tiempo real sobre su actividad en el curso en forma de gráficos y valores (ver Anexo B.1) (Pérez-Alvarez, Maldonado-Mahauad y Pérez-Sanagustín, 2018). Por otro lado, el tablero analiza automáticamente los datos capturados por el *plugin* y presenta visualizaciones con gráficos interactivos para ayudar a los alumnos a seguir su actividad en el curso (ver

Anexo B.2). Las visualizaciones interactivas muestran información adicional a los estudiantes cuando posicionan el cursor sobre datos específicos y permiten a los alumnos filtrar la información por período o tipo de actividad, según sus intereses. Por último, los estudiantes pueden activar o desactivar la opción “Comparación Social”, que les permite comparar sus desempeños con el de otros estudiantes.

El diseño de NMP considera las estrategias de SRL definidas por Pintrich (1999), siendo definidas en trabajos previos como las más efectivas para los estudiantes en cursos MOOCs (Kizilcec et al., 2017; Milligan & Littlejohn, 2016; Veletsianos, Reich & Pasquini, 2016). Estas estrategias incluyen el establecimiento de objetivos, la planificación estratégica, la gestión del tiempo, la organización (toma de notas) y la autorreflexión. Por lo tanto, cada una de las funcionalidades de NMP tienen asociada una de las estrategias mencionadas anteriormente:

- **Panel de establecimiento y planificación de objetivos**, proporciona a los alumnos un formulario abierto para definir los objetivos semanalmente (número de vídeos a ver, número de evaluaciones a realizar, días que planean estudiar y cantidad de tiempo que planean invertir en el curso). Además, muestra un conjunto de estadísticas y visualizaciones para apoyar su planificación estratégica (día de la semana más efectivo, número de videos promedio vistos por semana, tiempo promedio dedicado por semana). Esta funcionalidad se asocia con la estrategia de **establecimiento de objetivos y la planificación estratégica**.
- **Panel de control del tiempo**, proporciona a los alumnos ocho visualizaciones sobre cómo han invertido su tiempo en cada actividad del curso y cuán eficientes han sido en la realización de cada una. Esta funcionalidad se asocia con la estrategia de **gestión del tiempo**.

- **Toma de notas**, donde los estudiantes pueden crear notas sobre el curso, editar, borrar y descargar estas notas. Esta funcionalidad se asocia con la estrategia de **organización**.
- **Panel de evaluación de la eficacia**, proporciona a los alumnos con cuatro visualizaciones de auto-reflexión sobre su eficacia a la hora de completar las actividades del curso y otras cuatro para comparar su rendimiento con los objetivos establecidos por el profesor en el diseño del curso. Esta funcionalidad se asocia con la estrategia de **autorreflexión**.
- **Comparación Social**, ofrece una visualización interactiva con la que los alumnos pueden comparar su rendimiento con el de los alumnos de ediciones anteriores del curso. Esta funcionalidad se asocia con la estrategia de **autorreflexión**.

2.4 Indicadores

En la bibliografía actual, sólo un número reducido de trabajos evalúan y miden cómo se relacionan las estrategias de autorregulación de los estudiantes con el desempeño y su actividad en un curso MOOC (Davis et al., 2018; Davis et al., 2017; Milikic et al., 2018). Todos estos trabajos siguen un novedoso enfoque para estudiar la autorregulación, que Panadero, Klug y Järvelä (2016) denominan "la tercera ola de medición en el campo de la autorregulación", que consiste en estudiar la autorregulación aprovechando los sistemas de tecnología de información que pueden utilizarse para apoyar las estrategias de autorregulación de los alumnos y capturar datos para medir su proceso de aprendizaje.

Los estudios que siguen este enfoque proponen diferentes medidas para investigar la relación entre el desempeño y la autorregulación. Autores como Davis et al. (2017; 2018) proponen medidas de alto nivel (o *high-level granularity* en inglés), es decir, estudiar la relación entre el desempeño y la autorregulación desde una

perspectiva general, midiendo la relación entre el número de interacciones de los alumnos con las actividades del curso y los que tienen con la herramienta propuesta para apoyar las estrategias de SRL. Más recientemente, autores como Milikić et al. (2018), inspirados en el enfoque recomendado por Siadaty, Gašević y Hatala (2016), han ido más allá y han propuesto medidas de bajo nivel (o *low-level granularity* en inglés), es decir, un análisis de las interacciones de los alumnos con el contenido del curso y sus interacciones con las funcionalidades de la herramienta que están diseñadas para apoyar una estrategia de autorregulación en particular. En la Tabla 2-1 se presentan varios ejemplos de indicadores propuestos en la bibliografía actual, tanto de alto nivel como de bajo nivel, para medir el desempeño de los estudiantes en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs.

Tabla 2-1. Ejemplos de indicadores propuestos en la bibliografía actual, tanto de alto nivel como de bajo nivel. Extraída, adaptada y traducida de *Characterizing Learners' Engagement in MOOCs: An Observational Case Study Using the NoteMyProgress Tool for Supporting Self-Regulation* (Anexo A.1).

	Indicadores	
	Plataforma MOOC	Herramienta que complementa el MOOC
Medidas de bajo nivel	Frecuencia de interacción con videos (Kaveri, Gunasekar, Gupta & Pratap, 2016; Davis et al., 2017; Hayati, Tahiri, Idrissi & Bennani, 2016; Sunar, White, Abdullah & Davis, 2016). Frecuencia de interacción con foros (Kaveri et al., 2016; Kizilcec, Piech & Schneider, 2013; Davis et al., 2017; Rodrigues, Calvacant), Sedras & Gomes, 2016; Anderson, Huttenlocher, Kleinberg & Leskovec, 2014; Sunar et al., 2016). Frecuencia de interacción con evaluaciones (Davis et al., 2017; Hayati et al., 2016) Interacción con Redes Sociales (Alario-Hoyos, Muñoz-Merino, Pérez-Sanagustín, Delgado-Kloos & Parada, 2016). Tiempo invertido en actividades del curso (Davis et al., 2017). Rendimiento (Hayati et al., 2016).	Número de interacciones con herramientas externas (Davis et al., 2017) Motivación expresada (<i>submission of text</i>) (Davis et al., 2017).
Medidas de alto nivel	Patrones de interacción con video y evaluaciones (Kizilcec et al., 2013).	

Estos trabajos previos sirven como punto de partida para analizar el impacto de una intervención con una herramienta para apoyar la autorregulación en relación con el desempeño de los estudiantes en este tipo de escenarios. Sin embargo, el número de estudios que analizan esta relación sigue siendo escaso y se ha llevado a cabo utilizando diferentes indicadores para medir el desempeño en relación con estrategias específicas de autorregulación. Por lo tanto, se necesitan más resultados empíricos para mejorar la comprensión de la relación entre el apoyo de la autorregulación y el desempeño de los estudiantes en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs. En primer lugar, se requiere un mayor análisis de las diferentes plataformas de aprendizaje y el uso de diferentes herramientas para el apoyo de la autorregulación a fin de aumentar el número de casos y la cantidad de datos disponibles en la bibliografía. En segundo lugar, dado que las intervenciones particulares se refieren a algunas pero no a todas las estrategias de autorregulación, se necesitan estudios adicionales para aportar pruebas de la eficacia de determinadas estrategias de autorregulación en comparación con otras. Por último, es importante enriquecer la bibliografía actual con diferentes medidas de autorregulación, basadas en indicadores distintos y en una combinación de múltiples fuentes de datos. Con el fin de contribuir a esta línea de trabajo, esta tesis propone una metodología para analizar escenarios de aprendizaje basados en MOOCs como el análisis de dos casos particulares, uno puramente en línea y otro de aprendizaje mezclado, así ayudando a enriquecer la bibliografía actual con diferentes medidas de autorregulación y técnicas de análisis.

2.5 Arquitecturas para el análisis de datos educativos

En los últimos años, el área de la investigación de las Analíticas de Aprendizaje (o *Learning Analytics* (LA) en inglés) ha crecido considerablemente. Según la *1st International Conference Learning Analytics & Knowledge (LAK'11)*, las Analíticas de Aprendizaje son “la medición, recopilación, análisis e información de datos sobre los alumnos y sus contextos, con el fin de comprender y optimizar el aprendizaje y

los entornos en los que se produce. Los organizadores de la conferencia están buscando propuestas que cubran varios temas relacionados con el análisis del aprendizaje, entre ellos”.

Los grandes volúmenes de datos en la educación superior provienen de diferentes fuentes de información, que incluyen blogs, redes sociales, sistemas de información de estudiantes, sistemas de gestión del aprendizaje, investigación y otros datos generados por máquinas (Matsebula y Mnkandla, 2017) y gracias a las LA, existen muchos recursos y organizaciones que ya están trabajando en esta línea de investigación: revistas, conferencias, cursos, institutos de verano y sociedades.

Uno de los métodos más comunes en LA para facilitar la autorregulación es la generación de (1) interfaces de visualización donde los estudiantes puedan reflexionar sobre su actividad y (2) la generación de retroalimentación personalizada al estudiante en función de sus respuestas a los ejercicios de evaluación formativa. Por ejemplo, Ruipérez-Valiente et al. (2015), presentan ALAS-KA, una herramienta de LA que funciona con Khan Academy. ALAS-KA es una interfaz de visualizaciones tanto para estudiantes como profesores que los ayuda a tomar decisiones en el proceso de aprendizaje.

También, investigadores han desarrollado diferentes arquitecturas y técnicas para el análisis de datos en escenarios educativos (Scheffel, et al., 2014; Sclater, Berg & Webb, 2015; Matsebula y Mnkandla, 2017). Maldonado-Mahauad et al., (2018), por ejemplo, plantean una metodología basada en Modelos de Procesos para analizar patrones de comportamientos en MOOCs basados en los perfiles de autorregulación autoinformado por los estudiantes. Sclater et al., (2015) plantea una arquitectura de Analíticas de Aprendizaje para IES, separando el proceso de análisis en varios elementos disjuntos, realizando una arquitectura escalable para toda la organización. Ruipérez-Valiente (2020) plantea un proceso de implementación para analíticas de aprendizaje de 5 fases, siendo de utilidad para investigadores, analistas

de datos educativos, educadores e instituciones educativas que busquen introducirse en el área.

Sin embargo, a pesar de los esfuerzos de la comunidad científica, la falta de arquitecturas conceptuales adecuadas para grandes volúmenes de datos, adaptadas a las IES, ha llevado a muchos fracasos en la producción de información significativa, accesible y oportuna para la toma de decisiones (Matsebula y Mnkandla, 2017). Más aún, faltan propuestas metodológicas que permitan analizar intervenciones para apoyar la autorregulación en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs, tanto en línea como mezclados.

Debido a la falta de arquitecturas para el análisis de datos educativos, esta tesis toma como referencia trabajos de la comunidad científica de analíticas de grandes datos, no necesariamente en el campo educativo (Marjani et al., 2017; Watson, 2014; Zhang, Ren, Liu & Si, 2017). Concretamente, se tomó como referencia la arquitectura definida por Kraan y Sherlock (2013) (Figura 2-1), quienes simplifican y plantean una arquitectura de análisis de datos general para distintos casos de uso y procesos de negocio.

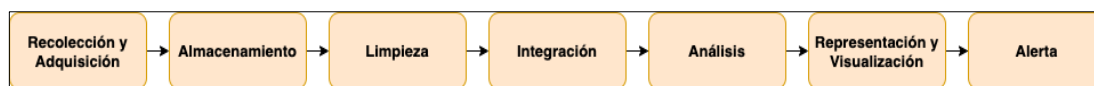


Figura 2-1: Arquitectura de referencia utilizada para esta tesis. Adaptada y traducida del flujo de trabajo propuesto por Kraan y Sherlock (2013)

Como se puede observar en la Figura 2-1, Kraan y Sherlock (2013) plantean un proceso general de siete pasos para el análisis de grandes volúmenes de datos: (1) **Recolección y Adquisición** - donde se extraen los datos desde las distintas fuentes de información; (2) **Almacenamiento** - donde se almacenan los datos extraídos; (3)

Limpieza - donde se rectifican las anomalías e inconsistencias y se normaliza la sintaxis de los datos; (4) **Integración** - donde se alinean los datos a un vocabulario común; (5) **Análisis** - se analizan los datos para construir modelos descriptivos, predictivos o de causalidad; (6) **Representación y Visualización** - se crean reportes y diagramas que ilustran los modelos generados; y (7) **Alerta** - se ponen en funcionamiento los modelos en (casi) tiempo real para permitir alertar a los interesados pertinentes.

3. PROPUESTA METODOLÓGICA PARA EL ANÁLISIS DE DATOS EDUCATIVOS EN ESCENARIOS DE APRENDIZAJE BASADOS EN MOOCS

Como es mencionado en la sección 2.5. Arquitecturas para el análisis de datos educativos, la metodología de Kraan y Sherlock (2013) está centrada en contextos de procesos de negocio. Así, esta tesis toma esta metodología como referencia, proponiendo una metodología de análisis adecuada a escenarios de aprendizaje basados en MOOCs.

La propuesta metodológica de esta tesis consta de cinco fases (Figura 3-1): **(1) Adquisición de datos** - los datos se extraen desde las fuentes de información correspondientes al caso de estudio experimental que se está analizando, se rectifican las anomalías e inconsistencias y se normaliza la sintaxis de los datos; **(2) Integración de datos** - se alinean los datos a un vocabulario común; **(3) Indicadores** - se definen indicadores que ayuden a cumplir los objetivos del caso de estudio experimental; **(4) Modelamiento** - se aplican algoritmos computacionales y modelos descriptivos, predictivos o de causalidad para descubrir el comportamiento de los involucrados en el curso y responder las preguntas de investigación; y **(5) Reporte** - se crean reportes y diagramas que ilustran los modelos generados e indiquen el comportamiento de los involucrados en el curso.

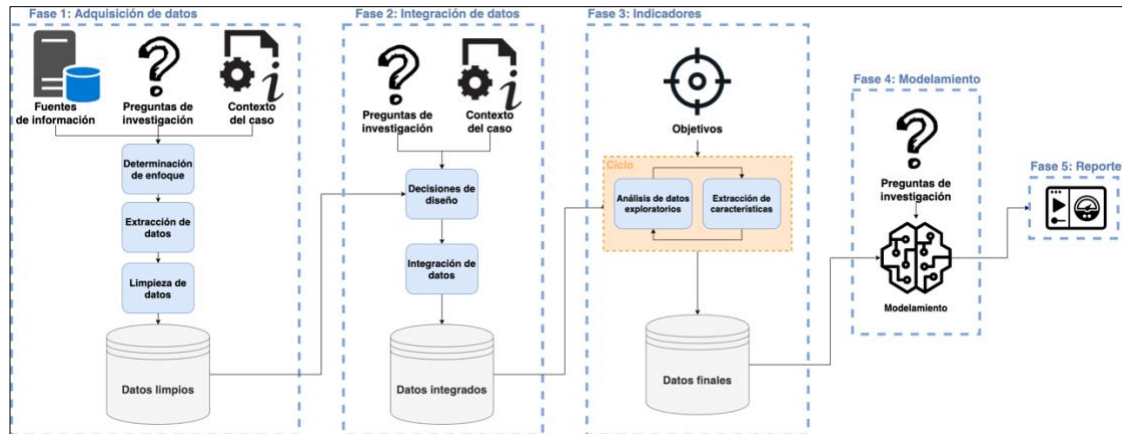


Figura 3-1: Etapas de la propuesta metodológica para análisis de datos educativos en escenarios de aprendizaje con MOOCs. Basada en la metodología de análisis de datos de Kraan y Sherlock (2013)

Como se observa en la Figura 3-1, la metodología propuesta en esta tesis consta de 5 fases distintas para el análisis de datos educativos de escenarios basados en MOOCs. Algunas de ellas se adaptan directamente del modelo de Kraan y Sherlock (2013) y en otras se realizan adaptaciones. A continuación, se describen cada una de las fases, explicando las adaptaciones realizadas en caso de que sea necesario.

En primer lugar, las primeras tres actividades (Recolección y Adquisición, Almacenamiento y Limpieza) de la metodología de Kraan y Sherlock (2013) se han agrupado en una sola fase (Fase 1: Adquisición de datos). Esta agrupación se ha realizado por simplicidad y también porque se asume que la recolección, almacenamiento y limpieza son actividades dependientes y de un proceso común. La actividad cuatro, Integración, de la propuesta metodológica de Kraan y Sherlock (2013) corresponde a la Fase 2: Integración de datos. La Fase 3 de la propuesta metodológica de esta tesis: Indicadores, se incluye, ya que es propia del contexto de esta tesis y las contribuciones esperadas. La actividad cinco: Análisis, de la metodología de Kraan y Sherlock (2013), corresponde a la Fase 4: Modelamiento, y la actividad seis: Representación y

Visualización, corresponde a la Fase 5: Reporte. Por último, la actividad de Alerta de la metodología de Kraan y Sherlock (2013) no es considerada en la propuesta metodológica de esta tesis.

Además, dadas las limitaciones de trabajar en el contexto MOOC, el modelamiento de los datos no es sencillo (Fase 4), dado que el comportamiento humano de los estudiantes es sumamente complejo y difícil de modelar, aun así, esta metodología es un paso hacia la creación de nuevas propuestas en esta línea de investigación.

3.1 Fase 1: Adquisición de datos

La fase 1 de adquisición de datos tiene como objetivos extraer los datos necesarios para responder las preguntas de investigación del caso de estudio experimental donde se está aplicando la metodología. Los insumos para esta fase son las preguntas de investigación y las fuentes de información que soportan la ejecución del escenario de aprendizaje basado en un MOOC. El resultado de esta fase son los datos limpios del caso de estudio experimental, es decir, los datos sin anomalías e inconsistencias y con sintaxis normalizada.

La fase 1 de adquisición de datos propone tres actividades: (1) determinación del enfoque; (2) extracción de datos; y (3) limpieza de datos. Específicamente:

- 1. Determinación de enfoque.** Esta actividad corresponde a determinar qué datos son necesarios para responder las preguntas de investigación. Esta actividad tiene distintas consideraciones, dentro de las que destacan la granularidad de los datos, el período de datos a extraer y los atributos de datos a considerar (Maldonado-Mahauad, et al., 2018). En particular para los datos proveniente de los MOOCs, es importante definir la granularidad de los datos a usar, en algunas plataformas, los datos pueden ser obtenidos hasta

el detalle de *clicks* realizados por el usuario, en datos tipo *clickstream* (Brinton & Chiang, 2015). Dependiendo del enfoque de la investigación, puede bastar con una base de datos que incluya la lista de objetos de aprendizaje del curso y cuando se interactuó con estos.

2. **Extracción de datos.** Una vez que el enfoque ha sido determinado, los datos son extraídos de las distintas fuentes de información disponibles.
3. **Limpieza de datos.** Una vez que son extraídos los datos necesarios para responder las preguntas de investigación del caso de estudio experimental se procede a rectificar las anomalías e inconsistencias y se normaliza la sintaxis de los datos.

3.2 Fase 2: Integración de datos

La fase 2 de integración de datos busca alinear los datos a un vocabulario común. Los insumos de esta fase son las preguntas de investigación y los datos limpios provenientes de la fase anterior. Como resultado de esta fase se esperan los datos del caso de estudio experimental en un vocabulario común.

Esta fase propone dos principales actividades: (1) decisiones de diseño e (2) integración de datos. Específicamente:

1. **Decisiones de diseño.** Antes de poder alinear los datos en un vocabulario común hay que tomar decisiones de diseño. Específicamente hay que definir cuál va a ser el vocabulario de los datos.
2. **Integración de datos.** Una vez que se han tomado la decisión de diseño, estas se implementan mediante una integración de datos. Específicamente se

alinean los datos en un vocabulario común (por ejemplo: identificador de los participantes del curso y/o períodos de agrupación (semana, mes, día, etc.).

3.3 Fase 3: Indicadores

La fase 3 de indicadores tiene como objetivo principal definir e integrar los indicadores necesarios para responder las preguntas de investigación del caso de estudio experimental. Los insumos para esta fase son los objetivos específicos que se derivan de las preguntas de investigación y los datos producidos en la fase anterior. Como resultado de esta fase se espera la definición de los indicadores y estos integrados en los datos.

Esta fase cuenta de dos actividades: (1) análisis de datos exploratorios y (2) extracción de características. Específicamente:

- 1. Análisis de datos exploratorios.** El objetivo principal de esta actividad es poder conocer de mejor manera los datos. Generalmente consiste en realizar tratamiento estadístico a la muestra. Esto ayuda, junto a los objetivos del caso de estudio experimental, a definir los indicadores necesarios para responder las preguntas de investigación.
- 2. Extracción de características.** Esta actividad consiste en integrar los indicadores definidos en la actividad anterior. Específicamente se calculan los indicadores definidos, integrándolos a los datos del estudio.

Una vez definidos e integrados los indicadores es posible tener la necesidad de definir nuevos indicadores, volviendo nuevamente a realizar un análisis exploratorio de datos. Entonces se propone que las actividades de la fase 3 se encuentran en un ciclo el cual termina cuando los indicadores propuestos e integrados cumplen los objetivos propuestos.

En esta fase se realiza la Ingeniería de Características, donde se extraen características de los datos que serán los indicadores. Esta Ingeniería de Características es el proceso que se encuentra en un ciclo antes mencionado, es decir, mediante el análisis exploratorio de datos.

3.4 Fase 4: Modelamiento

Esta fase tiene como principal objetivo desarrollar modelos descriptivos, predictivos o de causalidad para responder las preguntas de investigación. Los insumos de esta fase son las preguntas de investigación y los datos integrados con los indicadores obtenidos de la fase anterior. El resultado de esta fase son los modelos desarrollados.

3.5 Fase 5: Reporte

La última y quinta fase tiene como objetivo principal reportar las respuestas a las preguntas de investigación obtenidas de los modelos de la fase anterior. Específicamente se propone crear reportes, tablas y diagramas que ilustran los modelos generados e indiquen el comportamiento de los involucrados en el curso.

4. CASO DE ESTUDIO EXPERIMENTAL: APLICACIÓN DE LA PROPUESTA METODOLÓGICA EN DOS CURSOS EN LÍNEA BASADOS EN MOOCS

Se realizó un estudio de caso experimental en el que se desplegó NMP en dos MOOCs de Coursera para analizar su efecto en las estrategias de autorregulación de los estudiantes y su compromiso con los recursos del curso. Los detalles de este estudio se recogen en la publicación “*Characterizing Learners’ Engagement in MOOCs: An Observational Case Study Using the NoteMyProgress Tool for Supporting Self-Regulation*”, que se encuentra en el Anexo A.1.

El objetivo de este primer caso de estudio experimental es evaluar la metodología propuesta en el capítulo 3 de este documento. Concretamente, evaluar si cada una de las fases propuestas se puede adecuar correctamente a un caso de estudio experimental real y puramente en línea.

4.1 Contexto

Este estudio se llevó a cabo en cinco ediciones diferentes de dos MOOCs ofrecidos por la Pontificia Universidad Católica de Chile en la plataforma Coursera, desde abril de 2018 hasta julio de 2018. Los MOOCs fueron: "Gestión de organizaciones efectivas", y "Camino a la excelencia en gestión de proyectos". Los dos cursos se centraron en diferentes públicos objetivos, por lo que garantiza una amplia diversidad de los participantes del estudio. Los MOOCs estaban compuestos por vídeos, lecturas y evaluaciones.

4.1.1 Intervención para apoyar las estrategias de autorregulación: NMP

Todos los alumnos inscritos en los cursos fueron invitados, por correo electrónico, a utilizar la herramienta NMP para apoyar sus estrategias de autorregulación. En cada curso, se enviaron dos correos electrónicos; uno durante la primera semana del curso y otro durante la segunda semana. Cada correo electrónico contenía un enlace de invitación a descargar NMP. Aunque todos los alumnos inscritos tenían acceso a NMP, su instalación era voluntaria y nadie recibía ningún tipo de remuneración por su participación en el estudio. Todos los estudiantes que aceptaron y descendieron NMP completaron un formulario de consentimiento que fue previamente validado por el Comité de Ética de la Universidad. Los alumnos que descendieron NMP pudieron utilizarlo libremente durante todo el curso. Además, al comienzo del curso, se invitó a los participantes a rellenar un cuestionario para medir su perfil de autorregulación. También, al final del curso, se invitó a los participantes que utilizaron NMP a que respondieran un cuestionario para registrar sus percepciones sobre el instrumento. Los detalles de los cuestionarios y sus características se describen en la sección 4.2.1. Fase 1: Adquisición de datos.

4.1.2 Muestra

Un total de 19.052 estudiantes se inscribieron en las cinco ediciones de los dos MOOCs, 638 descendieron NMP. Sin embargo, para los fines de este estudio, sólo se seleccionaron 263 alumnos que respondieron completamente el cuestionario de autorregulación y que registraron al menos una interacción con algún recurso del curso y desarrollaron al menos una evaluación. De esta manera, el 64% eran hombres y el 36% eran mujeres y los participantes procedían de 25 países diferentes. En cuanto a los niveles de educación, el 54% tenía una licenciatura, el 33% maestría, el 10,4% había terminado la escuela secundaria y el 1,7% tenía un doctorado. A partir de la muestra de datos, esta se separó en dos grupos: (1) Grupo NMP, correspondiente a los estudiantes que utilizaron NMP (N=91) y (2) Grupo NoNMP,

correspondiente a los estudiantes que no utilizaron NMP (N=172). Del Grupo NMP, 57 estudiantes respondieron el cuestionario final de evaluación de NMP.

4.2 Propuesta metodológica aplicada

En esta sección se detalla cómo fue aplicada la propuesta metodológica para analizar este caso de estudio. Específicamente, se detalla la aplicación de cada una de las fases de la metodología.

4.2.1 Fase 1: Adquisición de datos

Preguntas de investigación del caso de estudio experimental

Con el fin de proporcionar nuevos resultados empíricos y pruebas adicionales sobre la relación entre el compromiso y el apoyo a la autorregulación, este estudio de caso experimental analiza la siguiente pregunta de investigación: **¿Cómo afecta el uso de una herramienta tecnológica para el apoyo a la autorregulación como complemento de un MOOC a la participación y el rendimiento de los alumnos con un perfil de autorregulación distinto?**

Fuentes de información seleccionadas

- 1. Cuestionario de autorregulación.** Tiene el objetivo de medir los perfiles de autorregulación de los estudiantes. Se basa en cuatro cuestionarios disponibles en la literatura que miden autorregulación en diferentes contextos (Littlejohn et al. (2016), MSLQ (Pintrich, Smith, Garcia, & McKeachie, 1993), OSLQ (Barnard, Lan, To, Paton & Lai, 2009) y LASSI (Weinstein & Palmer, 2019)). El instrumento desarrollado consiste en 25 preguntas relacionadas con 6 estrategias de autorregulación. Las estrategias fueron evaluadas en una escala de 5 puntos, donde 1 es “No es del todo cierto

para mí” y 5 es “Completamente cierto para mí”. Las preguntas se organizaron en grupos de tres a cuatro preguntas con el objetivo de medir las siguientes estrategias de autorregulación: autoeficacia, establecimiento de objetivos, gestión del entorno de estudio, organización, búsqueda de ayuda y gestión del tiempo. La fiabilidad de este cuestionario fue validada como parte de una investigación previa (Kizilcec et al., 2017).

2. **Cuestionario EFLA.** Del inglés, *Evaluating Framework for Learning Analytics* (EFLA), es un instrumento diseñado para evaluar herramientas de análisis de escenarios educativos en tres dimensiones: datos, conciencia y reflexión e impacto (Scheffel, 2017). El instrumento consta de ocho preguntas y una pregunta abierta sobre las opiniones de los estudiantes sobre la herramienta. Cada dimensión se evalúa con una puntuación entre 0 y 10 y la puntuación final del instrumento se presenta con un valor de entre 0 y 100.
3. ***Coursera log files.*** Estos archivos registran las interacciones de los alumnos con los recursos de la plataforma, así como el momento en que se producen.
4. ***NMP log files.*** Datos provenientes de NMP, correspondiente a las interacciones de los estudiantes con el *Dashboard* y el *Plugin*.
5. **Notas de los estudiantes en el MOOC.** Notas finales de los estudiantes al final del MOOC proporcionadas por la plataforma Coursera.

Las fuentes de información seleccionadas fueron trabajadas y limpiadas en el lenguaje de programación *Python* y posteriormente almacenadas en distintos archivos *comma-separated value* (csv se sus siglas en inglés).

4.2.2 Fase 2: Integración de datos

Respecto a la integración de datos, se utilizó como unidad de tiempo las semanas del curso. Se utilizó semanas como unidad de tiempo porque el diseño instruccional de los MOOCs se estructura en semanas. Por otro lado, como identificador general de los estudiantes del curso se utilizó el número identificador proporcionado por la plataforma Coursera.

4.2.3 Fase 3: Indicadores

Indicadores de compromiso. Se definieron dos tipos de indicadores de compromiso: (1) el compromiso de los estudiantes con las actividades de aprendizaje de los MOOCs y (2) el compromiso de los estudiantes con NMP. Para medir el compromiso de los estudiantes con las actividades de los MOOCs, se definieron siete indicadores basados en el número de interacciones de los alumnos con los videos, las actividades de evaluación y las lecturas.

Para medir el compromiso de los estudiantes con NMP, se definieron un conjunto de indicadores basados en la interacción de los alumnos con la herramienta. Se asociaron las interacciones de los estudiantes con estrategias específicas de autorregulación. La Tabla 4-1 muestra el tipo de interacciones registradas tanto en Coursera como en NMP.

Tabla 4-1: Interacciones con Coursera y NMP del estudio de caso experimental puramente en línea. Extraída, adaptada y traducida de *Characterizing Learners' Engagement in MOOCs: An Observational Case Study Using the NoteMyProgress Tool for Supporting Self-Regulation* (Anexo A.1.).

Compromiso con actividades de aprendizaje en el MOOC	
Indicadores	Descripción
<i>exams_interacted</i>	Frecuencia de interacciones con actividades de entrenamiento: exámenes.
<i>lectures_started</i>	Frecuencia de interacciones con comenzar vídeos no completados.
<i>lectures_completed</i>	Frecuencia de interacciones con vídeos completados.
<i>lectures_interacted</i>	Frecuencia de interacciones con vídeos una vez ya comenzados, sin necesario terminarlos.
<i>suppl_started</i>	Frecuencia de actividades complementarias iniciadas por los estudiantes, pero no completadas.
<i>suppl_completed</i>	Frecuencia de actividades complementarias que los estudiantes completan y terminan.
<i>suppl_interacted</i>	Frecuencia de actividades complementarias iniciadas por los estudiantes, pero no completadas.
Compromiso con NMP	
Indicadores	Descripción
<i>time_vis_interaction</i>	Relacionado con estrategias de monitoreo, recolecta la frecuencia de interacciones de los estudiantes con visualizaciones que corresponden al tiempo invertido.
<i>goal_interaction</i>	Relacionado con estrategias de establecimiento de objetivos, recolecta el número de total de objetivos realizados por los estudiantes.

<i>note_interaction</i>	Relacionado con organización, recolecta la frecuencia de interacciones de la funcionalidad de toma de notas: edición, eliminar, buscar, descargar y crear.
<i>s_c_interaction</i>	Relacionado con estrategias de autoevaluación, recolecta la frecuencia de interacciones de estudiantes con la funcionalidad que permite comparar el rendimiento con el de otros estudiantes.
<i>nmp_interaction</i>	Relacionado con autoevaluación, recolecta la frecuencia de interacciones con estudiantes con el <i>dashboard</i> general.
<i>effect_interaction</i>	Relacionado con autoevaluación, recolecta la frecuencia de interacciones con NMP.

4.2.4 Fase 4: Modelamiento

Para responder la pregunta principal de investigación se realizó un análisis en cinco fases.

Primero, se clasificaron a los estudiantes en diferentes grupos de acuerdo con: (i) sus perfiles de autorregulación y (ii) si aprueban o no el curso. Para realizar esta clasificación se agrupó a los estudiantes en función de sus puntuaciones obtenidas en el cuestionario de autorregulación. Específicamente se utilizó el algoritmo de agrupación de *K-Means* en el lenguaje de programación en *Python*.

En la segunda fase, se analizó el efecto de NMP en el compromiso de los estudiantes. En consecuencia, se analizó la diferencia de compromiso entre el Grupo NMP y el Grupo NoNMP y cuantos aprobados hay por grupo. Específicamente, se realizó una prueba estadística para comparar el promedio de interacciones con el contenido del curso entre los dos grupos.

En una tercera fase, se analizó el compromiso de los alumnos en relación con sus perfiles de autorregulación. Es decir, se calculó si hay alguna diferencia en el compromiso de los estudiantes con los recursos de los MOOCs y NMP entre los estudiantes de perfiles de autorregulación altos y bajos. Al igual que la fase anterior, se realizó una prueba estadística.

En la cuarta fase, se analizó las diferencias en los patrones de compromiso de los estudiantes. En consecuencia, se realizaron dos patrones de análisis. Primero, se calculó el efecto de las interacciones y la nota del curso en los patrones de compromiso de los estudiantes. Segundo, se ejecutó un algoritmo de *Random Forest* para predecir las notas de los estudiantes usando patrones de compromiso, interacciones con NMP y los componentes de autorregulación de cada estudiante, así encontrar los elementos con mayor importancia en esta predicción.

En la quinta fase, se analizó el cuestionario EFLA para evaluar las percepciones de los alumnos sobre NMP, se siguió el procedimiento recomendado por Scheffell (2017).

4.2.5 Fase 5: Reporte

Para reportar las respuesta a la pregunta de investigación del caso de estudio experimental, se desarrollaron cuatro elementos: (1) tablas que comparan los resultados de las pruebas estadísticas de la primera y segunda fase de análisis; (2) un diagrama que representa efecto de las interacciones y la nota del curso en los patrones de compromiso de los estudiantes; (3) un diagrama que representa las características más importantes del resultado del algoritmo de *Random Forest* de la tercera fase; y (4) una tabla que representa los resultados del análisis de el cuestionario EFLA.

4.3 Resultados

A continuación, se resumen los 4 resultados principales obtenidos de este caso de estudio con relación a su pregunta de investigación y después de aplicar la metodología de análisis propuesta. Se pueden consultar más detalles sobre estos resultados en el Anexo E.1.

1. Los resultados muestran que los niveles de autorregulación declarados por los estudiantes no se relacionan con sus niveles de compromiso.
2. El análisis de los patrones de compromiso que consideran la autorregulación, la condición de NMP y las notas del curso muestran una correlación positiva entre las notas finales de los estudiantes y las funcionalidades de NMP que apoyan el establecimiento de objetivo, la organización (toma de notas) y la autorreflexión (comparación social) de las estrategias de autorregulación.
3. Los modelos para predecir las notas de los alumnos mediante patrones de compromiso, perfiles de autorregulación y las interacciones con NMP muestran que, las interacciones con los exámenes, los videos y las funcionalidades de NMP mencionadas en el punto anterior fueron las características predictivas más importantes.
4. Los resultados del cuestionario EFLA muestran que los alumnos tienen una percepción positiva de la herramienta NMP y que la valoran como un sólido apoyo para la planificación y organización de sus estudios, así como que actúa como una útil herramienta de autoconciencia con la que pueden reflexionar sobre su progreso en el curso.

Los resultados que muestran la importancia del establecimiento de objetivos, la planificación estratégica y las estrategias de organización, permiten perfeccionar la teoría y pueden servir como base para nuevas investigaciones experimentales sobre

el apoyo a la autorregulación y los análisis posteriores que conecten los resultados empíricos con la teoría.

4.4 Conclusiones de la aplicación de la metodología

La metodología propuesta se pudo aplicar exitosamente al caso de estudio experimental puramente en línea. En la primera fase de la metodología se seleccionaron las fuentes de información necesarias para responder la pregunta de investigación, con una posterior limpieza en el lenguaje de programación *Python* y el almacenamiento archivos *csv*.

En la segunda fase se alinearon los datos en un vocabulario común. Se utilizó una unidad de tiempo semanal, dado que el diseño instruccional de los MOOCs fue planificado en esta unidad de tiempo. También para identificar a los estudiantes de los MOOCs, se utilizó el número identificador proporcionado por la plataforma Coursera.

En la tercera fase se definieron e integraron los indicadores de compromiso. Esta fase es considerada la más importante de la aplicación de la metodología, dado que ayudó a discriminar en qué datos era importante enfocarse y así guiar el proceso investigativo.

En la cuarta fase, se realizaron los modelos para responder la pregunta de investigación. Para ordenar y mantener consistencia se separó el modelamiento en cuatro fases.

Finalmente, en la quinta y última fase, se optó por utilizar tablas y distintos gráficos. Se utilizaron estos medios para reportar los resultados por su simplicidad y fácil comprensión.

En conclusión, la aplicación de la metodología es considerada un éxito. Se pudo mantener un orden y realizar una correcta manipulación de los datos, respondiendo de manera acertada la pregunta de investigación. Se define como fase fundamental la fase III, donde las decisiones tomadas ayudaron a guiar el proceso investigativo.

5. CASO DE ESTUDIO EXPERIMENTAL: APLICACIÓN DE LA PROPUESTA METODOLÓGICA EN UN CURSO DE APRENDIZAJE MEZCLADO BASADO EN UN MOOC

Se realizó un estudio de caso experimental para explorar si existe una relación entre el uso de un apoyo tecnológico a la autorregulación basado en la retroalimentación visual de la actividad de los estudiantes en un ambiente de FC basado en un MOOC y el desempeño de los estudiantes, compromiso y percepción del tiempo. Los detalles de este estudio se recogen en la publicación: “*A MOOC-based flipped experience: scaffolding SRL strategies improves learners’ time management and engagement*”, que se encuentra en el Anexo A.2.

El objetivo de este segundo caso estudio experimental es evaluar la metodología propuesta en el capítulo 3 de este documento. Concretamente, evaluar si cada una de las fases propuestas se puede adecuar correctamente a un caso de estudio experimental real donde el escenario educativo es BL y, por tanto, las fuentes de datos y objetivos varían en relación con el caso de estudio presentado en el capítulo 4.

5.1 Contexto

El estudio se llevó a cabo en un curso obligatorio para estudiantes universitarios de ingeniería llamado "Organización y Comportamiento de la Empresa" que tuvo lugar entre el 6 de agosto y el 29 de noviembre del 2018. El curso tiene como objetivo capacitar al alumno para reconocer los fundamentos conceptuales y las aproximaciones más relevantes de la gestión de empresas, así como el contexto cultural, económico, legal, social, ecológico, valórico y ético en que ésta se desarrolla. De este modo se pretende ampliar la comprensión de lo que es la ingeniería de hoy, en la cual la tecnología y la gestión resultan inseparables (Anexo C). En 2017, el profesor de este curso desarrolló un MOOC sobre la plataforma

Coursera alineado con el contenido del curso, y en 2018 transformó su MOOC en un curso FC para integrarlo en su práctica tradicional. El MOOC se editó ligeramente a los propósitos del curso, distribuyéndolo en 11 semanas y añadiendo algunos cuestionarios con fines de evaluación. En total, el MOOC se compuso de 71 videos, 11 lecturas y 11 cuestionarios graduados.

El curso se diseñó como un conjunto de actividades semanales que tienen lugar fuera (actividades antes de la clase presencial) y dentro del aula (actividades durante la clase presencial):

Actividades antes de la clase presencial. Se pidió a los estudiantes que hicieran dos actividades antes de la clase: (1) ver los videos en el MOOC de la semana correspondiente y leer un estudio de caso; y (2) completar un informe semanal de planificación, pidiéndoles que planifiquen sus objetivos de aprendizaje de la semana y el tiempo que planean dedicar, reflexionando sobre cuáles fueron los objetivos y el tiempo dedicado al curso durante la semana anterior. El informe era obligatorio (graduado) y debía ser llenado el lunes antes de las 9 de la mañana.

El informe semanal de planificación fue diseñado como un cuestionario basado en la literatura previa e instrumentos para analizar las estrategias de autorregulación y la carga de trabajo académico (Kizilcec et al., 2017). Se compuso de 5 ítems (Kyndt, Berghmans, Dochy & Bulkens, 2014):

1. **Plan de la semana.** Cuatro preguntas cerradas para declarar qué días y cuántas horas dedicarán a las actividades del curso en la semana.
2. **Percepción del conocimiento adquirido.** Escala de 0 a 3 puntos que indica el nivel de comprensión de los conceptos discutidos en las sesiones de clase presencial durante la semana anterior (donde 0 corresponde a

“Nunca he oído hablar del concepto” y 3 corresponde a “Tengo una idea clara del concepto y sé cómo aplicarlo”).

3. **Volumen de trabajo de las actividades fuera de clase de la semana anterior.** Una pregunta cerrada para indicar el número de horas, fuera de las horas de clase, que han dedicado a actividades específicas del curso de la semana anterior.
4. **Reflexión del Aprendizaje.** Una pregunta abierta que pide a los estudiantes que reflexionen sobre lo que han aprendido en la semana anterior.
5. **Percepción de los beneficios del aprendizaje.** Escala de 0 a 4 puntos que indica los beneficios del aprendizaje percibidos de las actividades de las sesiones de clase presencial que tuvieron lugar durante la semana anterior (en la que 0 corresponde a "Nada de beneficios" y 4 a "Extremadamente beneficiosas").

Actividades durante la clase presencial. Las sesiones presenciales se estructuraron en dos partes: (1) Evaluación, en la que los estudiantes tenían que responder a un cuestionario graduado para evaluar su trabajo antes de la clase presencial; y (2) Trabajo en grupo, en el que los estudiantes discuten y debaten el estudio de caso analizado antes de la clase. En algunos casos, el trabajo en grupo fue sustituido por un seminario impartido por un experto en el tema.

5.1.1 Muestra

Un total de N=242 estudiantes participaron en el estudio experimental, divididos en Grupo de Control (CG, por sus siglas en inglés) (N=109 estudiantes, 32 de ellos mujeres y 77 hombres) y Grupo Experimental (EG, por sus siglas en inglés) (N=133, 24 de ellos mujeres y 109 hombres). La edad media de los participantes era de 21

años. La distribución en los dos grupos estuvo a cargo de la Unidad Académica de la Universidad. Esta distribución no fue completamente aleatoria porque los estudiantes definen una prioridad de un curso u otro según su horario. Sin embargo, los estudiantes no sabían al inscribirse en el curso qué grupo iba a ser el de control y el experimental. El profesor seleccionó por conveniencia cuál era el CG y el EG dependiendo de los horarios del curso.

En este estudio se tomaron dos muestras diferentes, dependiendo del análisis realizado: (1) una muestra grande, considerando los N=242 estudiantes inscritos en el curso; y (2) una muestra más pequeña de 188 que sólo consideró aquellos estudiantes de los cuales se obtuvo el Promedio de Calificaciones Acumuladas en su carrera universitaria (GPA, por sus siglas en inglés), siendo CG (N=83) y EG (N=105). La muestra grande se utilizó para comparar el compromiso de los estudiantes con el curso, mientras que la muestra más pequeña se utilizó para comparar el rendimiento de los estudiantes.

Antes de participar en el estudio, se pidió a todos los estudiantes que firmaran un formulario de consentimiento en línea previamente validado por el Comité de Ética de la Universidad. En este formulario se explica el cuasi experimento y se informa a los estudiantes que el hecho de negarse a firmar no afectará a sus notas finales. Todos los estudiantes firmaron el formulario de consentimiento.

5.1.2 Intervención para apoyar las estrategias de autorregulación: gestión del tiempo y la planificación estratégica

Ambos grupos, tanto el CG como el EG, participaron en el mismo curso, con el mismo profesor y los mismos recursos. Además, ambos fueron expuestos a una intervención para apoyar la gestión del tiempo y la planificación estratégica. Esta intervención consistió en rellenar un informe de planificación semanal. Como fue

mencionado en la sección 5.1.1. Muestra, en este informe de planificación semanal, se pidió a los participantes que organizaran sus objetivos de la semana, el tiempo que planean dedicar a esos objetivos, el tiempo que realmente dedicaron a sus objetivos la semana anterior y una reflexión sobre lo que aprendieron durante la semana anterior.

Aunque los participantes de ambos grupos fueron expuestos a la misma intervención, el informe semanal se entregó de manera diferente para cada uno. Mientras que el CG llenó todos los ítems de planificación del informe semanal en un cuestionario de Survey Monkey, el EG completó los ítems 3, 4 y 5 del cuestionario en Survey Monkey mediante esta vía y los ítems 1 y 2 en la herramienta NMP (Pérez-Álvarez, et al., 2018).

Por lo tanto, la principal diferencia entre los dos grupos es que el EG recibió información sobre su desempeño en el MOOC para completar las tareas semanales de planificación estratégica, mientras que el CG no tuvo esta información.

5.2 Propuesta metodológica aplicada

En esta sección se detalla cómo fue aplicada la propuesta metodológica para analizar este caso de estudio. Específicamente, se detalla la aplicación de cada una de las fases de la metodología.

5.2.1 Fase 1: Adquisición de datos

Preguntas de investigación del caso de estudio experimental

El objetivo de este estudio es responder a la siguiente pregunta de investigación global: **¿Cómo un apoyo tecnológico SRL (para apoyar la gestión del tiempo y la planificación estratégica) que proporciona a los estudiantes información**

sobre su actividad en el MOOC afecta a la participación y el rendimiento de los estudiantes en un curso de FC basado en el MOOC? Con el fin de abordar esta pregunta, se dividió esta pregunta global en tres sub-preguntas de investigación para guiar el estudio del análisis de una intervención de apoyo tecnológico al SRL con el fin de apoyar la gestión del tiempo y la planificación estratégica:

- **RQ1. ¿Hay alguna relación entre el apoyo tecnológico del SRL y las notas que obtienen los estudiantes en el curso?**
- **RQ2. ¿Hay alguna relación entre el apoyo tecnológico del SRL y la forma en que los estudiantes perciben su gestión del tiempo en el curso?**
- **RQ3. ¿Cómo la relación entre el apoyo tecnológico del SRL y el compromiso de los estudiantes con el contenido del curso se manifiesta en términos de su comportamiento?**

Fuentes de información seleccionadas

La Tabla 5-1, muestra las cinco fuentes de información que se utilizaron en el estudio. El informe de planificación semanal fue el único instrumento diseñado para el experimento. Fue diseñado como un cuestionario basado en la literatura previa e instrumentos para analizar en las estrategias de SRL y la carga de trabajo académico (Kyndt, et al., 2014). El resto de las fuentes de información fue extraído directamente de Coursera o otorgado por la Universidad.

Tabla 5-1: Descripción de las fuentes de información del caso de estudio de aprendizaje mezclado. Extraída, adaptada y traducida de *A MOOC-based flipped experience: scaffolding SRL strategies improves learners' time management and engagement* (Anexo A.2.).

Nombre de la fuente de información	Descripción
<i>[GPA]</i>	Promedio de Calificaciones Acumuladas en su carrera universitaria (GPA, por sus siglas en inglés) de los estudiantes justo antes de comenzar el curso.
<i>[Coursera log files]</i>	Datos provenientes de la plataforma Coursera que registran las interacciones de los estudiantes tanto del EG como el CG con la plataforma.
<i>[NMP log files]</i>	Datos provenientes de NMP, correspondiente a las interacciones de los estudiantes del EG con el <i>Dashboard</i> y el <i>Plugin</i> .
<i>[Students grades]</i>	Notas de los alumnos en las distintas actividades del curso.
<i>[Weekly planning report]</i>	1.-Para el CG, las respuestas de todas las preguntas del cuestionario del informe de planificación semanal proveniente de Survey Monkey. 2.- Para el EG, las respuestas de los ítems 3, 4 y 5 del cuestionario del informe de planificación proveniente de Survey Monkey; y las respuestas de los ítems 1 y 2 provenientes de NMP.

Las fuentes de información seleccionadas fueron trabajadas y limpiadas en el lenguaje de programación *Python* y posteriormente almacenadas en distintos archivos csv.

5.2.2 Fase 2: Integración de datos

Respecto a la integración de datos, se utilizó como unidad de tiempo las semanas del curso, siendo un total de 11 semanas. Se utilizó semanas como unidad de tiempo porque el diseño del curso se estructura en semanas. Por otro lado, como identificador general de los estudiantes del curso se utilizó el número identificador interno de la Universidad.

5.2.3 Fase 3: Indicadores

Indicadores de compromiso. Para definir los indicadores de compromiso, se utilizó la definición de interacción (es decir, la interacción de los estudiantes con los recursos digitales del curso), esta definición es utilizada en el trabajo previo de Maldonado-Mahauad, et al., 2018. Así, se calcularon dos indicadores de compromiso: (1) la participación de los estudiantes en las diferentes actividades del MOOC, obtenido de los datos recuperados de Coursera [*Coursera log files*] (Tabla 5-1); y (2) la participación en las funcionalidades de NMP, obtenido de los datos recopilados de NMP [*NMP log files*] (Tabla 5-1). La Tabla 5-2 muestra el tipo de interacciones registradas tanto en Coursera como en NMP.

Tabla 5-2: Interacciones con Coursera y NMP del estudio de caso experimental de aprendizaje mezclado. Las interacciones de Coursera fueron adoptadas del trabajo previo de Maldonado-Mahauad et al. (2018).

Interacciones con Coursera	
Interacción en el <i>log file</i>	Definición
<i>Video-Lecture begin</i>	Comienza a ver un vídeo sin completarlo. El vídeo ni había sido completado anteriormente.
<i>Video-Lecture completed</i>	Vídeo completado en el primer intento.

<i>Video-Lecture review</i>	Vuelve a ver vídeo que ya ha sido completado con anterioridad (no necesariamente en el primer intento).	
<i>Assessment try</i>	Intento fallido de completar un examen.	
<i>Assessment pass</i>	Intento exitoso de resolver un examen.	
<i>Assessment review</i>	Vuelve a realizar un examen que ha sido completado con anterioridad (no necesariamente al primer intento).	
<i>Readinng completed</i>	Leer completa una lectura al primer intento.	
<i>Reading review</i>	Vuelve a leer una lectura que ya ha sido leída con anterioridad (no necesariamente al primer intento).	
Interacciones con NMP		
Indicador	Descripción	Interacción en el log file
<i>Time_management</i>	Relacionado con la organización del tiempo, recolecta la frecuencia de interacción de los estudiantes con las visualizaciones que muestran tiempo invertido en el curso.	<i>Graph_TimeUseOnCourse</i> <i>Graph_EngagementByTypeActivities</i> <i>Graph_EffectivenessActivityType</i> <i>Button_TimeViewAll</i> <i>Button_FilterTime7Days</i> <i>Button_FilterTime30Days</i> <i>Button_FilterViewAll</i>
<i>Strategic_planning</i>	Relacionado con la planificación estratégica, recolecta el número total de objetivos establecidos por los estudiantes.	<i>Menu_Goal_Setting</i> <i>Button_DefineGoal</i>
<i>Note_taking</i>	Relacionado con organización, recolecta la frecuencia de interacciones con la funcionalidad de toma de notas: edición, eliminar, buscar, descargar o crear.	<i>Menu_ViewNotes</i> <i>Button_EditNote</i> <i>Button_DownloadNote</i> <i>Button_DownloadAllNotes</i> <i>Button_NewNote</i> <i>Button_SearchNote</i>

Indicadores de gestión del tiempo. Para obtener una estimación del tiempo planeado de los estudiantes en cada una de las actividades del MOOC y el tiempo real invertido, se calculó el indicador ***Planning Ratio***. Este indicador se calculó utilizando el tiempo de permanencia de los estudiantes en la plataforma Coursera

[*Coursera log files*] (Tabla 5-1) y el tiempo planificado por los estudiantes en el informe semanal de planificación de esa semana (ítem 1 de [*weekly planning report*] (Tabla 5-1)). La fórmula 5.1 muestra cómo se calculó este indicador:

$$\text{Planning Ratio}_{ji} = |X_{ji} - Y_{ji}| \quad (5.1)$$

donde, i corresponde a las semanas y j a los estudiantes. X corresponde a lo planificado e Y corresponde a lo realmente invertido.

5.2.4 Fase 4: Modelamiento

Para responder la RQ1 sobre la relación entre el apoyo tecnológico a la autorregulación y las notas que obtiene los estudiantes en el curso, se realizaron tres análisis. Primero, se realizó una prueba estadística con el objetivo de analizar las diferencias entre las notas finales del CG y el EG. Este análisis fue realizado a la muestra grande ($N=242$). En segundo lugar, se clasificaron a los estudiantes utilizando tres de sus características: (1) GPA, considerado como su conocimiento previo; (2) el tiempo promedio que los estudiantes invirtieron en los contenidos del MOOC (en segundos), como medida de compromiso con el curso; y (3) la nota final de los estudiantes en el curso. Para esta clasificación se utilizó el algoritmo de agrupación de *K-Means*, implementado en el lenguaje de programación *Python*. Para esta clasificación de estudiantes, se consideró la muestra más pequeña con $N=188$ estudiantes, ya que no todos los estudiantes tenían un GPA asociado.

Para responder la RQ2 sobre la relación entre el apoyo tecnológico a la autorregulación y la forma en que los estudiantes perciben se gestión del tiempo en el curso, se utilizó el indicador *Planning Ratio*, el cual calcula la diferencia entre el tiempo reportado por los estudiantes en su informe semanal de planificación (ítem 1 de [*weekly planning report*] (Tabla 5-1)) y el tiempo real que pasaron

interactuando con el contenido del curso [*Coursera log files*] (Tabla 5-1). Para este análisis se consideró la muestra grande (N=242).

Para responder la RQ3 sobre la relación entre el apoyo tecnológico a la autorregulación y el compromiso de los estudiantes con el contenido del curso, se analizaron tanto los datos de Coursera [*Coursera log files*] (Tabla 5-1) y NMP [*NMP log files*] (Tabla 5-1) como la clasificación de estudiantes desarrollada para la RQ1. Primero, se realizó una prueba estadística analizando el número de interacciones promedio de los estudiantes por semana. Con este análisis, se evaluó si hay diferencias en términos de compromiso con el contenido del curso y cómo este compromiso evoluciona a lo largo del curso. En este primer análisis fue utilizada la muestra grande (N=242). En segundo lugar, para entender si el uso de NMP tiene relación con el rendimiento de los estudiantes y, al mismo tiempo, identificar qué interacciones con el contenido del curso mejor se relacionan con las notas de los estudiantes, se ejecutó un algoritmo de *Random Forest* en dos fases. Para este análisis se consideró la muestra pequeña de estudiantes (N=188).

5.2.5 Fase 5: Reporte

Para reportar la respuesta de la RQ1, se desarrollaron tres elementos: (1) una tabla que compara el resultado de las pruebas estadísticas; (2) un diagrama que representa visualmente la clasificación de estudiantes; y (3) estadísticas generales de la clasificación de estudiantes.

Para reportar la respuesta de la RQ2, se desarrollaron dos elementos: (1) un gráfico que representa el *Planning Ratio* semanal tanto para el CG como el EG y (2) estadísticas generales del *Planning Ratio* del CG y el EG.

Para reportar la respuesta de la RQ3, se desarrollaron seis elementos: (1) una tabla que compara el resultado de la prueba estadística de t student del número total de

interacciones del CG y el EG; (2) una tabla que compara el resultado de la prueba estadística de t student del número total de interacciones, por tipo de interacción, del CG y el EG; (3) un gráfico que representan el número de interacciones totales semanales tanto para el CG como el EG; (4) un gráfico que representan el número de interacciones totales semanales dividido por grupo de clasificación, tanto para el CG como el EG; (5) un diagrama que representa las características más importantes del resultado del algoritmo de *Random Forest* para el CG; y (6) un diagrama que representa las interacciones más importantes del resultado del algoritmo de *Random Forest* para el EG.

5.3 Resultados

Esta sección se describen los principales resultados obtenidos de la propuesta metodológica aplicada en la subsección 5.2. Los resultados se organizan en tres subsecciones, una para cada una de las preguntas de investigación abordadas en este estudio. Los detalles de los resultados pueden ser encontrado en el Anexo A.2.

5.3.1 RQ1: ¿Hay alguna relación entre el apoyo tecnológico del SRL y las notas que obtienen los estudiantes en el curso?

1. No se encontraron diferencias estadísticamente significativas entre las notas finales de los dos grupos (es decir, EG y CG).
2. Se observaron algunas diferencias al clasificar a los estudiantes en grupos tomando en cuenta su conocimiento previo, su compromiso con el MOOC y sus clasificaciones finales. Los tres grupos son:
 - a. Estudiantes de bajo esfuerzo y bajo rendimiento (o *low-perform effortless students* en inglés), que tenían un bajo GPA, obtuvieron un bajo rendimiento y compromiso con el curso.
 - b. Estudiantes esforzados y de rendimiento regular (o *regular-perform effort students* en inglés), que tenían un GPA regular y obtuvieron una nota final regular, pero se comprometieron mucho con los contenidos del curso.
 - c. Estudiantes esforzados y de buen rendimiento (o *master-perform effort students* en inglés), que tenían el GPA y obtuvieron la nota final más alta, y tuvieron un compromiso regular con las actividades del curso.

Los grupos *low-perform effortless students* y *master-perform effort students*, tuvieron el mismo número de estudiantes en el CG y en el EG, mientras que el grupo *regular-perform effort students*, el número de estudiantes en el EG duplicaban el número de estudiantes en el CG. Dos diferencias importantes surgen de esta clasificación. En primer lugar, el conocimiento previo de los estudiantes (representado como GPA) tiene una fuerte relación con el rendimiento en el curso. En segundo lugar (y más importante), los resultados muestran que el GPA no está

necesariamente relacionado con un compromiso con el curso más alto cuando se utiliza un apoyo a la autorregulación. Los resultados muestran que el apoyo tecnológico a la autorregulación podría ayudar a los estudiantes regulares (o de GPA promedio) a comprometerse más con el curso que los estudiantes con GPA más alto. Este descubrimiento es útil, ya que arroja algo de luz sobre el tipo de apoyo que es útil para estudiantes más regulares.

5.3.2 RQ2: ¿Hay alguna relación entre el apoyo tecnológico del SRL y la forma en que los estudiantes perciben su gestión del tiempo en el curso?

Los resultados muestran que el apoyo tecnológico a la autorregulación que proporciona a los estudiantes el tiempo real que están invirtiendo en los contenidos del MOOC les ayuda a ser más precisos en su planificación estratégica. También, los resultados muestran que los estudiantes en el EG mostraron una planificación más realista y constante a lo largo del curso.

5.3.3 RQ3: ¿Cómo la relación entre el apoyo tecnológico del SRL y el compromiso de los estudiantes con el contenido del curso se manifiesta en términos de su comportamiento?

Los resultados muestran que el uso de apoyo tecnológico a la autorregulación se correlaciona positivamente con el compromiso de los estudiantes en el curso y motiva a los estudiantes a revisar el contenido del curso y a completar todas las actividades (desde videos y lecturas). Además, los resultados muestran que los estudiantes del EG mantuvieron su actividad en el MOOC hasta el final del curso. Esto sugiere que el apoyo tecnológico a la autorregulación no sólo promovió la participación de los estudiantes, sino también les ayudó a mantener el ritmo del curso y, por lo tanto, la adopción de la metodología FC.

5.4 Conclusiones de la aplicación de la metodología

La metodología propuesta se pudo aplicar exitosamente al caso de estudio experimental. Esta metodología sirvió, en su primera fase, para organizar los datos provenientes desde las distintas fuentes de información, para realizar esto se tomaron los objetivos extraídos de las preguntas de investigación. Esta fase fue muy importante, dado que ayudó a discriminar qué datos era necesario tomar en cuenta y que datos no lo eran, ayudando a simplificar el problema. Luego la limpieza de datos fue realizada en el lenguaje de programación *Python* y el almacenamiento en archivos *csv*.

La segunda fase, sirvió para alinear los datos en un vocabulario común, específicamente en una unidad de tiempo semanal. Se tomó esta decisión porque otra unidad de tiempo podría alterar los resultados, debido a que el diseño del curso separa los contenidos por semana (Anexo C). También se alinearon a los estudiante en un identificador general, se utilizó el número identificador interno de la Universidad.

En la tercera fase, se definieron e integraron indicadores de compromiso y de gestión del tiempo. Los indicadores de compromiso fueron adaptados de un trabajo previo (Maldonado-Mahauad, et al., 2018). Esta fase es considerada una de las fases más importantes de la aplicación de la metodología, que al igual que la primera fase, ayudó a discriminar en qué datos era importante enfocarse.

En la cuarta fase, se realizaron modelos acordes a cada una de las preguntas de investigación. De esta manera se pudo ordenar y mantener consistencia en la aplicación de la metodología propuesta.

Finalmente, en la quinta y última fase, se optó por utilizar tablas y distintos gráficos. Se decidió esta forma de reportar los resultados debido a la simplicidad que estos tienen para comunicar.

Una de las complicaciones que tenía este caso de estudio experimental eran las distintas fuentes de información disponibles y una gran cantidad de análisis que se podían realizar. A pesar de esto, la metodología ayudó a ordenar y a manipular los datos de manera exitosa, viendo como fases fundamentales la fase I y la fase III, donde se tomaron decisiones relacionadas con que datos tomar en cuenta, ayudando a guiar el proceso investigativo.

6. CONCLUSIONES

La comunidad científica se ha esforzado en el desarrollo de herramientas para apoyar la autorregulación y en analizar su impacto en el desempeño de los estudiantes. Sin embargo, aún son pocas las evidencias científicas de cómo este tipo de apoyos ayuda a los estudiantes a ser más exitosos en sus cursos. Más aún, faltan propuestas metodológicas que permitan entender como una intervención que apoya a la autorregulación de los alumnos en escenarios educativos basados en MOOCs, tanto en línea como mezclados, impactan en el comportamiento y en el desempeño de los estudiantes. Dentro de este contexto, la presente tesis hace la contribución clara en esa dirección por medio de dos resultados obtenidos:

- Una **propuesta metodológica** basada en técnicas de análisis de datos para entender el comportamiento de los estudiantes en escenarios de aprendizaje basados en MOOCs, esta metodología ha sido adaptada de la metodología de Kraan y Sherlock (2013); y
- La **evaluación** de la propuesta metodológica mediante su aplicación a dos casos de estudio experimentales, uno puramente en línea y otra BL (siguiendo la metodología FC).

Respecto a la aplicación de la metodología a los dos casos de estudio experimentales, se encontraron similitudes. Primero, en ambos casos de estudio, la manipulación de datos fue realizada mediante el mismo lenguaje de programación (*Python*) y el almacenamiento de datos fue mediante el mismo formato (*csv*). En segundo lugar, en ambos casos la extracción de datos fue sencilla, debido a que los datos fueron extraídos directamente de la plataforma Coursera o entregados por la Universidad. Un cambio de plataforma puede significar una mayor inversión de tiempo y recursos en esta fase, pues se requeriría un proceso de extracción. En tercer lugar, en ambos casos la tercera fase de la metodología es considerada una de las más importantes del proceso, de esto se concluye la importancia de una definición de indicadores correcta en este tipo de análisis. Finalmente, en ambos

casos se optó por realizar la quinta fase de la metodología mediante tablas y diagramas sencillos.

Por otro lado, como diferencia entre ambos casos estudiados, el segundo caso de estudio experimental de aprendizaje mezclado contaba de muchas fuentes de información disponibles, por lo mismo, la primera fase de la propuesta metodológica se destaca como importante. En cambio, en el caso de estudio puramente en línea las fuentes de información eran solamente las proporcionadas por la plataforma Coursera, por ende, la selección de fuentes de información a utilizar fue de manera directa. Esto indica que la metodología es aplicable a una gran diversidad de contextos, independientemente de las fuentes de datos utilizadas.

Estos resultados proveen de una sistematización de herramientas existentes y nuevas perspectivas sobre cómo abordar el estudio de la actividad de los estudiantes en escenarios de aprendizajes basados en MOOCs. Además, se ha contribuido con nuevo conocimiento sobre cómo se desarrollan los procesos de autorregulación en entornos de aprendizaje basados en MOOCs. También estos resultados ayudarán a ganar un mejor entendimiento sobre cómo se deberían diseñar intervenciones en este tipo de escenarios de aprendizaje.

Cómo trabajo futuro es necesario continuar validando la propuesta metodológica planteada. Específicamente, es importante validar la propuesta metodológica en distintos escenarios, con distintas herramientas de apoyo a la autorregulación y con distintas plataformas MOOCs para ver su aplicabilidad en otros contextos.

BIBLIOGRAFÍA

- Alario-Hoyos, C., Iria E-A., Delgado-Kloos, C., Muñoz-Merino, P., Llorente-Pérez, E. & Villena-Román. (2019). Redesigning a Freshman Engineering Course to Promote Active Learning by Flipping the Classroom through the Reuse of MOOCs. *International Journal of Engineering Education*, 35(1B), 385-396. Recuperado de https://www.gsic.uva.es/uploaded_files/49509_AlarioHoyosEtAlijeeSpecialIssue_cameraReady.pdf.
- Alario-Hoyos, C. Muñoz-Merino, P. J., Pérez-Sanagustín, M., Delgado-Kloos, C. & Parada, H. A. (2016). Who are the top contributors in a MOOC? Relating participants' performance and contributions. *J. Comput. Assist. Learn*, 32(3), 232-243.
- Alario-Hoyos, C., Estévez-Ayres, I., Pérez-Sanagustín, M., Leony, D. & Delgado-Kloos, C. (2015). MyLearningMentor: A Mobile App to Support Learners Participating in MOOCs. *Journal of Universal Computer Science*, 21(5), 735–753. Recuperado de <https://www.semanticscholar.org/paper/MyLearningMentor%3A-A-Mobile-App-to-Support-Learners-Alario-Hoyos-Est%C%A9vezAyres/100f3a5ddf3808a05d4390ad6ee6d01a7cf27090>.
- Alexander, B., Ashford-Rowe, K., Barajas-Murphy, N., Dobbin, G., Knott, J., McCormack, M. & Weber, N. (2019). EDUCAUSE Horizon Report 2019. *Higher Education Edition*. Recuperado de <https://library.educause.edu/resources/2019/4/2019-horizon-report>.
- Amresh, A., Carberry, A. R. & Femiani, J. (2013). Evaluating the effectiveness of flipped classrooms for teaching CS1. En *Proceedings of the Frontiers in Education Conference (FIE)*, 733-735. <http://dx.doi.org/10.1109/FIE.2013.6684923>.
- Anderson, A., Huttenlocher, D., Kleinberg, J. & Leskovec, K. (2014). Engaging with massive online courses. En *Proceedings of the 23rd international conference on World wide web - WWW'14*, 687-698.
- Azevedo, R. & Aleven, V. (2013). Metacognition and learning technologies: An overview of the current interdisciplinary research. En R. Azevedo & V. Aleven (Eds.). *International handbook of metacognition and learning technologies*, 1-16. Recuperado de <https://www.springer.com/gp/book/9781441955456>.
- Barnard, L., Lan, W. Y., To, Y. M., Paton, V. O. & Lai, S. L. (2009). Measuring self-regulation in online and blended learning environments. *The Internet and Higher Education*, 12(1), 1–6. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2008.10.005>.
- Bergmann J. & Sams A. (2012). Flip your classroom: Reach every student in every class every day. *Washington, DC: Internal Society for Technology in Education*. Recuperado de <http://www.ascd.org/Publications/Books/Overview/Flip-Your-Classroom.aspx>.

Bishop, J. L. & Verleger, M. A. (2013). The flipped classroom: A survey of the research. En *Proceedings of the ASEE national conference, Atlanta, GA*, 30. Recuperado de <https://www.asee.org/public/conferences/20/papers/6219/view>.

Bouchet, F., Harley, J., Trevors, G. & Azevedo, R. (2013) Clustering and profiling students according to their interactions with an Intelligent Tutoring System Fostering Self-Regulated Learning. *Journal of Educational Data Mining*, 5(1), 104-146. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3554613>.

Brinton, C. & Chiang, M. (2015). MOOC performance prediction via clickstream data and social learning networks. *EEE Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, 2299-2397. <https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2015.7218617>.

Broadbent, J. & Fuller-Tyszkiewicz, M. (2018). Profiles in self-regulated learning and their correlates for online and blended learning students. *Educational Technology Research and Development*, 66,1435–1455. <http://dx.doi.org/10.1007/s11423-018-9595-9>.

Broadbent, J. (2017). Comparing online and blended learner's self-regulated learning strategies and academic performance. *The Internet and Higher Education*, 33, 24-32. <http://dx.doi.org/10.1016/j.iheduc.2017.01.004>.

Chen, Y. L., Wang, Y. & Chen, N. S. (2014). Is FLIP enough? Or should we use the FLIPPED model instead? *Computers & Education*, 79, 16–27. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2014.07.004>.

Dang, Q. V. & Gajski, D. D. (2014). Bringing in-class online: A hybrid solution. En *Proceedings of 2014 4th Interdisciplinary Engineering Design Education Conference (IEDEC)*, 12-17. <http://dx.doi.org/10.1109/IEDEC.2014.6784674>.

Davis, D., Triglianios, V., Hauff, C. & Houben, G. J. (2018). SRLx: A Personalized Learner Interface for MOOCs. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 1082, 122-135. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-98572-5_10.

Davis, D., Jivet, I., Kizilcec, R. F., Chen, G., Hauff, C. & Houben, G-J. (2017). Follow the successful crowd. En *Proceedings of the 7th International Learning Analytics & Knowledge Conference (LAK '17), Vancouver, BC, Canada*, 454-463. <https://doi.org/10.1145/3027385.3027411>.

Davis, D., Chen, G., Jivet, I., Hauff, C. & Houben, G. J. (2016). Encouraging metacognition and Self-regulation in MOOCs through increased learner feedback. *LAL@LAK*, 1596, 17-22. Recuperado de <https://www.semanticscholar.org/paper/Encouraging-Metacognition-%26-Self-Regulation-in-DavisChen/44634a2dc9e71b0a7105fafb827657f54b937248>.

- Delgado-Kloos, C., Munoz-Merino, P. J., Alario-Hoyos, C., Estevez Ayres, I. & Fernandez-Panadero, C. (2015). Mixing and blending MOOC Technologies with face-to-face pedagogies. *IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, 967–971. <http://dx.doi.org/10.1109/EDUCON.2015.7096090>.
- Devolder, A., van Braak, J. & Tondeur, J. (2012). Supporting self-regulated learning in computer-based learning environments: systematic review of effects of scaffolding in the domain of science education. *Journal of Computer Assisted Learning*, 28(6), 557–573. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-2729.2011.00476.x>.
- Dziuban, C., Hartman, J. & Moskal, P. (2004). Blended learning. *Educause Research Bulletin*, 7, 2-12. Recuperado de <https://library.educause.edu/resources/2004/3/blended-learning>.
- Ehlers, U-D. & Kellermann, S. (2019). Future Skills: the future of learning and higher education. *Results of the International Future Skills Delphi Survey*. Recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/332028491_Future_Skills_The_Future_of_Learning_and_Higher_education_Results_of_the_International_Future_Skills_Delphi_Survey.
- Eugenia, M. W. (2018). Integrating self-regulation principles with flipped classroom pedagogy for first year university students. *Computers & Education*, 126, 65-74. <http://dx.doi.org/10.1016/J.COMPEDU.2018.07.002>.
- Ferguson, R. & Clow, D. (2015). Examining engagement: analysing learner subpopulations in massive open online courses (MOOCs). En *5th International Conference Learning Analytics and Knowledge (LAK '15)*, Poughkeepsie, NY, USA, 51–58. <https://doi.org/10.1145/2723576.2723606>.
- Fredricks, J. A, Blumenfeld, P. C. & Paris, A. H. (2204). School engagement: potential of the concept, state of the evidence. *Review of Educational Research*, 74(1), 59–109. <https://doi.org/10.3102/00346543074001059>.
- Garcia, R., Falkner, K. & Vivian, R. (2018). Systematic literature review: Self-Regulated Learning strategies using-learning tools for Computer Science. *Computers & Education*, 123, 150-163. <http://dx.doi.org/10.1016/J.COMPEDU.2018.05.006>.
- Garrison, D. R. & Kanuka, H. (2004). Blended learning: Uncovering its transformative potential in higher education. *The Internet and Higher Education*, 7(2), 95-105. <http://dx.doi.org/10.1016/j.iheduc.2004.02.001>.
- Ghadiri, K., Qayoumi, M., Junn, E., Hsu, P. & Sujitparapitaya, S. (2013). The transformative potential of blended learning using MIT edX's 6.002 x online MOOC content combined with student team-based learning in class. *Environment*. Recuperado de <https://www.edx.org/sites/default/files/upload/ed-tech-paper.pdf>.

Graham, C. R. (2016) Blended learning systems. Definition, current trends, and future directions. En B Curtis & C. Graham (Eds.). *Handbook of blended learning: Global perspectives, local designs* (pp. 3–21). Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/258834966_Blended_learning_systems_Definition_current_trends_and_future_directions.

Graham, C. R. (2006). Blended learning systems. Definition, current trends, and future directions. En C. J. Bonks & C. R. Graham (Eds.). *Handbook of blended learning: Global perspectives, local designs* (pp. 3–21). Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/258834966_Blended_learning_systems_Definition_current_trends_and_future_directions.

Häkkinen, P., Järvelä, S., Mäkitalo-Siegl, K., Ahonen, A., Näykki, P. & Valtonen, T. (2017). Preparing teacher-students for twenty-first-century learning practices (PREP 21): a framework for enhancing collaborative problem-solving and strategic learning skills. *Teachers and Teaching*, 23(1), 25-41. <http://dx.doi.org/10.1080/13540602.2016.1203772>.

Hayati, H., Tahiri, J. S., Idrissi, M. K. & Bennani, S. (2016). Classification system of learners engagement within Massive Open Online Courses. En *IEEE International Colloquium on Information Science and Technology (CiSt)*, 527-530.

Hill, P. (2012). Four Barriers that MOOCs must overcome to build a sustainable model.

Jovanović, J., Mirriahi, N., Gašević, D., Dawson, S. & Pardo, A. (2019). Predictive power of regularity of pre-class activities in a flipped classroom. *Computers & Education*, 134, 156-168. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2019.02.011>.

Jovanović, J., Gašević, D., Dawson, S., Pardo, A. & Mirriahi, N. (2017). Learning analytics to unveil learning strategies in a flipped classroom. *The Internet and Higher Education*, 33(4): 74-85. <http://dx.doi.org/10.1016/j.iheduc.2017.02.001>.

Kaplan, A. M. & Haenlein, M. (2016). Higher education and the digital revolution: About MOOCs, SPOCs, social media, and the Cookie Monster. *Business Horizons*, 59(4), 441-450. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2016.03.008>.

Kausar, R. (2010). Perceived Stress, Academic Workloads and Use of Coping Strategies by University Students. *Journal of Behavioural Sciences*, 20(1). Recuperado de <https://scinapse.io/papers/2188512843>.

Kaveri, A., Gunasekar, S., Gupta, D. & Pratap, M. (2016). Decoding engagement in MOOCs: an Indian learner perspective. *Proceedings of IEEE 8th International Conference on Technology for Education (T4E)*, Mumbai, India, 100–105. <https://doi.org/10.1109/T4E.2016.027>.

- Kerr B. (2015). The flipped classroom in engineering education: A survey of the research. *2015 International Conference on Interactive Collaborative Learning (ICL)*, 815-818, <http://dx.doi.org/10.1109/ICL.2015.7318133>.
- Kezar, A. & Holcombe, E. (2017). Challenges and Concerns Related to Shared Leadership. En American Council on Education (Eds.). *Shared Leadership in Higher Education: Important Lessons from Research and Practice* (pp. 17-20). Recuperado de <https://www.acenet.edu/Documents/Shared-Leadership-in-Higher-Education.pdf>.
- Khiat, H. (2019). Using automated time management enablers to improve self-regulated learning. *Active Learning in Higher Education*. <http://dx.doi.org/10.1177/1469787419866304>.
- Kiat, P. N. & Kwong, Y.T. (2014). The flipped classroom experience. *Proceedings of the 2014 IEEE 27th Conference on Software Engineering Education and Training (CSEET)*, 39-43. <http://dx.doi.org/10.1109/CSEET.2014.6816779>.
- Kizilcec, R. F., Pérez-Sanagustín, M. & Maldonado-Mahauad, J. J. (2017). Self-regulated learning strategies predict learner behavior and goal attainment in Massive Open Online Courses. *Computers & Education*, 104, 18–33. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.10.001>.
- Kizilcec, R. F., Piech, C. & Schneider, E. (2013). Deconstructing disengagement: analyzing learner subpopulations in massive open online courses. En *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge - Lak'13*, 170-179.
- Kizilcec R. F. & Halawa, S. (2015). Attrition and achievement gaps in online learning. En *2nd ACM Conference on Learning @ Scale - L@S '15, Vancouver, BC, Canada*, <https://doi.org/10.1145/2724660.2724680>.
- Kizilcec, R. F., Piech, C. & Schneider, E. (2013). Deconstructing disengagement: analyzing learner subpopulations in massive open online courses. *Proceedings of 3rd International Conference Learning Analytics and Knowledge (LAK '13), Leuven, Belgium*, 170–179.
- Kraan, W. & Sherlock, D. (2013). Analytics Tools and Infrastructure. *CETIS Analytics Series*, 1(11). Recuperado de <http://publications.cetis.org.uk/wpcontent/uploads/2013/01/Analytics-Tools-and-Infrastructure-Vol-1-No11.pdf>.
- Kyndt E, Berghmans, I., Dochy, F. & Bulckens, L. (2014). Time is not enough. Workload in higher education: A student perspective. *Higher Education Research & Development*, 33(4), 684-698. <https://doi.org/10.1080/07294360.2013.863839>.
- Lai, C-L. & Hwang, G-J. (2016). A self-regulated flipped classroom approach to improving students' learning performance in a mathematics course. *Computers & Education*, 100, 126-140. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2016.05.006>.

- Lee, H., Lim, K. & Grabowski, B. (2009). Generative learning strategies and metacognitive feedback to facilitate comprehension of complex science topics and self-regulation. *Journal of Educational Multimedia and Hypermedia*, 18(1), 5–25. Recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/263929768_Generative_Learning_Strategies_and_Metacognitive_Feedback_to_Facilitate_comprehension_of_Complex_Science_Topics_and_Self-Regulation.
- Littlejohn, A., Hood, N., Milligan, C. & Mustain, P. (2016). Learning in MOOCs: Motivations and self-regulated learning in MOOCs. *The Internet and Higher Education*, 29, 40–48. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2015.12.003>.
- Lo, C. & Khe, FH. (2019). The impact of flipped classrooms on student achievement in engineering education: A meta-analysis of 10 years of research. *Journal of Engineering Education*, 108(4), 523-546. <http://dx.doi.org/10.1002/jee.20293>.
- Maldonado-Mahauad, J., Pérez-Sanagustín, M., Kizilcec, R. F., Morales, N. & Munoz-Gama, J. (2018). Mining theory-based patterns from Big data: Identifying self-regulated learning strategies in Massive Open Online Courses. *Computers in Human Behavior*, 80, 179–196. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.11.011>.
- Marjani, M., Nasaruddin, F., Gani, A., Karim, A., Abaker, I., Siddiq, A. (2017). Big IoT Data Analytics: Architecture, Opportunities, and Open Research Challenges. *IEEE Access*, 5, 5247-5261. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2689040>.
- Mason, G. S., Shuman, T. R. & Cook, K. E. (2013). Comparing the effectiveness of an inverted classroom to a traditional classroom in an upper-division engineering course. *IEEE Transactions on Education*, 56(4), 430-435. <http://dx.doi.org/10.1109/TE.2013.2249066>.
- Matsebula, F. & Mnkandla, E. (2017). A big data architecture for learning analytics in higher education. *IEEE AFRICON, Cape Town*, (pp. 951-956). <https://doi.org/10.1109/AFRCON.2017.8095610>.
- McLaughlin, J.E., Griffin, L.M., Esserman, D. A., Davidson, C. A., Glatt, D. M., Roth, M. T. & Mumper, R. J. (2013). Pharmacy student engagement, performance, and perception in a flipped satellite classroom. *American Journal of Pharmaceutical Education*, 77(9), 196. <http://dx.doi.org/10.5688/ajpe779196>.
- Milicic, N., Gasevic, D. V. & Jovanovic, J.M. (2018). Measuring effects of technology-enabled mirroring scaffolds on self-regulated learning. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 13(1), 150-163. <http://dx.doi.org/10.1109/TLT.2018.2885743>.
- Milligan, C. & Littlejohn, A. (2016). How health professionals regulate their learning in massive open online courses. *Internet and Higher Education*, 31, 113–121. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2016.07.005>.

- Montoya, A. & Ochoa-Botache, P. (2018). A New Approaching Blended Teaching Combining LMS, MOOCs, and Piazza for University Courses. *Learning with MOOCS (LWMOOCS)*, 74–77. <http://dx.doi.org/10.1109/LWMOOCS.2018.8534670>.
- O’Flaherty J. & Phillips C. (2015). The use of flipped classrooms in higher education: A scoping review. *The Internet and Higher Education*, 25, 85-95. <https://doi.org/10.1016/J.IHEDUC.2015.02.002>.
- Panadero, E. (2017). A review of self-regulated learning: six models and four directions for research. *Front Psychol*, 8, 1664-1078. <http://dx.doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00422>.
- Panadero, E., Klug, J. & Järvelä, S. (2016). Third wave of measurement in the self-regulated learning field: when measurement and intervention come hand in hand. *Scand. J. Educ. Res.*, 60(6), 23–735. <https://doi.org/10.1080/00313831.2015.1066436>.
- Pérez-Álvarez, R., Maldonado-Mahauad, J. & Pérez-Sanagustín, M. (2018). Tools to support self-regulated learning in online environments: Literature review. En *Lecture Notes in Computer Science*, 11082(LNCS), 16-30. Recuperado de https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-98572-5_2.
- Pérez-Álvarez, R., Maldonado-Mahauad, J. & Pérez-Sanagustín, M. (2018). Design of a tool to support self-regulated learning strategies in MOOCs. *Journal of Universal Computer Science*, 24(8), 1090-1109. <https://doi.org/10.3217/jucs-024-08-1090f>.
- Pérez-Álvarez R., Maldonado-Mahauad J.J., Sapunar-Opazo D. y Pérez-Sanagustín M. (2017) NoteMyProgress: A Tool to Support Learners’ Self-Regulated Learning Strategies in MOOC Environments. In: Lavoué É., Drachsler H., Verbert K., Broisin J., Pérez-Sanagustín M. (Eds.) *Data Driven Approaches in Digital Education. EC-TEL 2017. Lecture Notes in Computer Science*, 10474. Recuperado de https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-66610-5_4.
- Pérez-Álvarez, R., Maldonado-Mahauad, J., Rendich, R., Sapunar-Opazo, D. y Pérez-Sanagustín, M. (2017). Observatorio MOOC UC: la Adopción de MOOCs en la Educación Superior en América Latina y Europa. En *Actas de la Jornada de MOOCs en español en EMOOCs 2017 (EMOOCs-ES)*, 1836(1), 5-14. Recuperado de <http://ceur-ws.org/Vol-1836/1.pdf>.
- Pérez-Álvarez, R., Pérez-Sanagustín, M. & Maldonado-Mahauad, J. (2016). How to design tools for supporting self-regulated learning in MOOCs? Lessons learned from a literature review from 2008 to 2016. En *Proceedings of the 42nd Latin America Computing Conference (CLEI)*, Valparaiso, Chile, 1-12. <https://doi.org/10.1109/CLEI.2016.7833361>.
- Pérez-Sanagustín, M., Hilliger, I, Alario-Hoyos, C., Delgado-Kloos, C. & Rayyan, S. (2017). H-MOOC Framework: Reusing MOOCs for Hybrid Education. *Journal of Computing in Higher Education*, 29(1), 47–64. <http://dx.doi.org/10.1007/s12528-017-9133-5>.

- Pérez-Sanagustín, M., Hilliger, I., Alario-Hoyos, C., Delgado-Kloos, C. & Rayyan, S. (2016). Describing MOOC-based Hybrid initiatives: The H-MOOC Framework, *Proceedings of the European MOOCs Stakeholders Summit (eMOOCs)*, 159-172. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/318349756_Describing_MOOC-based_Hybrid_initiatives_The_H-MOOC_Framework.
- Pintrich, P. (2000). Chapter 14 - The Role of Goal Orientation in Self-Regulated Learning. En P. Pintrich, P. Zeidner & Moshe (Eds.). *Handbook of self-regulation* (pp. 451-502). <http://dx.doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50043-3>.
- Pintrich, P. (1999) The Role of Motivation in Promoting and Sustaining Self-Regulated Learning. *International Journal of Education Research*, 31(6), 459-470. [http://dx.doi.org/10.1016/S0883-0355\(99\)00015-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0883-0355(99)00015-4).
- Pintrich, P., Smith, D., Garcias, T. & Mckeachie, W. (1993). Reliability and Predictive Validity of the Motivated Strategies for Learning Questionnaire (Mslq). *Educational and Psychological Measurement*, 53(3). <https://doi.org/10.1177/0013164493053003024>.
- Rahman, A. A., Aris, B., Rosli, M. S., Mohamed, H., Abdullah, Z. & Zaid, N. M. (2015). Significance of preparedness in flipped classroom. *Advanced Science Letters*, 21(10), 3388-3390. <http://dx.doi.org/10.1166/asl.2015.6514>.
- Rodrigues, R.L., Cavalcanti, L., Sedraz, J. C. & Gomes, A. S. (2016), Discovery engagement patterns MOOCs through cluster analysis. *IEEE Lat. Am. Trans*, 14(9), 4129-4135.
- Rosenbaum, P. R. (Ed.). (2002). *Observational Studies*. Springer Science Business Media.
- Rowley, J. Using case studies in research. (2002). *Management Research News*, 25(1), 16–27. Recuperado de <https://pdfs.semanticscholar.org/4e18/426cc8767b4141c924236612aafaef75fa75>.
- Ruipérez-Valiente, J. (2020). El Proceso de Implementación de Analíticas de Aprendizaje. *Revista Iberoamericana de Educación a Distancia (RIED)*, 23(2), 85-101. <https://doi.org/10.5944/ried.23.2.26283>.
- Ruipérez-Valiente, J., Muñoz-Merino, J., Delgado-Kloos, C., Niemann, K., Scheffel, M. & Wolpers, M. (2016). Analyzing the Impact of Using Optional Activities in Self-Regulated Learning. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 9(3), 231-243. <https://doi.org/10.1109/TLT.2016.2518172>.
- Ruipérez-Valiente, J., Muñoz-Merino, J., Leony, D. & Delgado-Kloos, C. (2015). ALAS-KA: A learning analytics extension for better understanding the learning process in the Khan Academy. *Computers in Human Behavior*, 47, 139–148. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.07.002>.

Sapunar-Opazo, D., Pérez-Álvarez, R., Maldonado-Mahauad, J., Alario-Hoyos, C. & Pérez-Sanagustín, M. (2018). Analyzing learners' activity beyond the MOOC. En *CEUR Workshop Proceedings*. Recuperado de http://ceur-ws.org/Vol-2231/LALA_2018_paper_21.pdf.

Scheffel, M. (2017). The evaluation framework for learning analytics. En *Ph.D dissertation, Dept. Psychologie en onderwijswetenschappen (Welten-instituut). Open Universiteit, Heerlen, Nederland*. Recuperado de <https://core.ac.uk/download/pdf/95759389.pdf>.

Scheffel, M., Drachsler, H., Stoyanov, S. & Specht, M. (2014). Quality Indicators for Learning Analytics. *Journal of Educational Technology & Society*, 17(4), 117-132. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/pdf/jeductechsoci.17.4.117.pdf?acceptTC=true&coverpage=false&seq=1>.

Schultz, D., Duffield, S., Rasmussen, S. C. & Wageman, J. (2014). Effects of the flipped classroom model on student performance for advanced placement high school chemistry students. *Journal of Chemical Education*, 91(9), 1334-1339. <http://dx.doi.org/10.1021/ed400868x>.

Sclater, N., Berg, A. & Webb, M. (2015). Developing an open architecture for learning analytics. *EUNIS Journal of Higher Education*. Recuperado de https://dspacecris.eurocris.org/bitstream/11366/468/1/EUNIS2015_submission_61.pdf.

Shay, S. (2016). Curricula at the boundaries. *Higher Education*, 71, 767-779. <http://dx.doi.org/10.1007/s10734-015-9917-3>.

Shyr, W. J. & Chen, C. H. (2017). Designing a technology-enhanced flipped learning system to facilitate students' self-regulation and performance. *Journal of Computer assisted learning*, 34(1), 53-62. <http://dx.doi.org/10.1111/jcal.12213>.

Siadaty, M., Gašević, D., Jovanovic, J., Milikic, N., Jeremic, Z., Ali, L., Giljanovic, A. & Hatala, M. (2012). Learn-B: a social analytics-enabled tool for self-regulated workplace learning. En *2nd International Conference Learning Analytics and Knowledge (LAK '12), NY, USA*, 115-119. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330632>.

Siadaty, M., Gašević, D. & Hatala, M. (2016). Associations between technological scaffolding and micro-level processes of self-regulated learning: a workplace study. *Computers in Human Behavior*, 55, 1007-1019. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.10.035>.

Siemens, G. (2015). The role of MOOCs in the future of education. En C.J. Bonks, M. M. Lee, T. C. Reeves & T. H. Reynolds (Eds.). *MOOCs and Open Education Around the World*. Recuperado de https://books.google.cl/books?hl=en&lr=&id=WVTeCQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR13&dq=info:PMj27EQbk8sJ:scholar.google.com&ots=YdiZjvLSQE&sig=5tPTtLuNBS9Fd6KemLfP4uIl5CY&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false.

Siemens, G. (2012). Learning analytics: envisioning a research discipline and a domain of practice. En Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '12), NY, USA, 4-8. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330605>.

Siemens, G. (2011). Learning analytics: A foundation for informed change in higher education. *Educause*. Recuperado de <http://www.slideshare.net/gsiemens/learning-analyticseducause>.

Siemens, G. (2005). Connectivism: Learning as network-creation. *ASTD Learning News*, 10(1), 1-28.

Stake, R. E. (1995). The Art of Case Study Research. *Sage*. Recuperado de <https://us.sagepub.com/en-us/nam/the-art-of-case-study-research/book4954>.

Sun, J. C. Y., Wu, Y. T. & Lee, W. I. (2016). The effect of the flipped classroom approach to OpenCourseWare instruction on students' self-regulation. *British Journal of Educational Technology*, 48, 713-729. <http://dx.doi.org/10.1111/bjet.12444>.

Sun, J. C.-Y. & Rueda, R. (2011). Situational interest, computer self-efficacy and self-regulation: Their impact on student engagement in distance education. *British Journal of Educational Technology*, 43(2), 191-204. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8535.2010.01157.x>.

Sunar, A., White, S., Abdullah, N. & Davis, H. (2016). How learners' interactions sustain engagement: a MOOC case study. En *IEEE Trans. Learn. Technol.*, 10(4), 475-487.

Tabuenca, B., Kalz, M., Drachsler, H. & Specht, M. (2015). Time will tell: The role of mobile learning analytics in self-regulated learning. *Computers & Education*, 89, 53-74. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2015.08.004>.

Tague, J. & Baker, G.R. Flipping the classroom to address cognitive obstacles. (2014). *ASEE Annual Conference & Exposition*, 24.619.1 - 24.619.8. Recuperado de <https://peer.asee.org/flipping-the-classroom-to-address-cognitive-obstacles>.

Taub, M., Azevedo, R., Bouchet, F. & Khosravifar, B. (2014). Can the use of cognitive and metacognitive self-regulated learning strategies be predicted by learners' levels of prior knowledge in hypermedia-learning environments? *Computers in Human Behavior*, 39, 356-367. <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2014.07.018>.

Thirouard, M., Bernaert, O., Dhorne, L., Bianchi, S. Pidol, L. & Petit, Y. (2015). Learning by doing: integrating a serious game in a MOOC to promote new skills. En *Proceedings of the European MOOC Stakeholder Summit, Leuven, Belgium*, 92-96. Recuperado de https://pdfs.semanticscholar.org/9e3a/d6805dfde31640a9e8e6211007e6a365786a.pdf?_ga=2.205111257.877023800.1589209211-89947704.1588884166.

- Veletsianos, G., Reich, J. & Pasquini, L. A. (2016). The life between big data log events learners' strategies to overcome challenges in MOOCs. *AERA Open*, 2(3), 1–10. <https://doi.org/10.1177/2332858416657002>.
- Wang, F. H. (2019). On the relationships between behaviors and achievement in technology-mediated flipped classrooms: A two-phase online behavioral PLS-SEM model. *Computers & Education*, 142. <http://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103653>.
- Wang, F. H. (2017). An exploration of online behaviour engagement and achievement in flipped classrooms supported by learning management systems. *Computers & Education*, 114, 79-91. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2017.06.012>.
- Watson, H. J. (2014). Tutorial: Big Data Analytics: Concepts, Technologies, and Applications. *Communications of the Association for Information Systems*, 34. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.03462>.
- Weinstein, C. E. & Palmer, D. R. (2002). LASSI User's Manual: For Those Administering the Learning and Study Strategies Inventory. *H & H Pub.* Recuperado de https://www.hhpublishing.com/ap/_assessments/LASSI-HS_Manual.pdf.
- Whitehead, D., Case Study Research Design and Methods, 3rd edition. (2003). *Leading Global Nursing Research*, 44(1), 108-108. https://doi.org/10.1046/j.1365-2648.2003.02790_1.x.
- Winne, P. H. & Jamieson-Noel, D. L. (2003). Self-regulating studying by objectives for learning: Students' reports compared to a model. *Contemporary Educational Psychology*, 28, 259-276. [https://doi.org/10.1016/S0361-476X\(02\)00041-3](https://doi.org/10.1016/S0361-476X(02)00041-3).
- Winne, P. H. & Hadwin, A. (1998). Studying as Self-Regulated Learning. *Metacognition in Educational Theory and Practice*. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2007.09.009>.
- Wong, J., Baars, M., Davis, D., Van Der Zee, T., Houben, G. J., Paas F. (2018). Supporting Self-Regulated Learning in Online Learning Environments and MOOCs: A Systematic Review. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 35(4), 356-473. <https://doi.org/10.1080/10447318.2018.1543084>.
- Zappe, S., Leicht, R., Messner, J., Litzinger, T. & Lee, H. W. (2009). Flipping the classroom to explore active learning in a large undergraduate course. *Proceedings of the ASEE Annual Conference*, 1-20. Recuperado de <https://pennstate.pure.elsevier.com/en/publications/flipping-the-classroom-to-explore-active-learning-in-a-large-unde-2>.
- Zelkowitz, M. V. (2009). An update to experimental models for validating computer technology. *Journal of Systems and Software*, 82(3), 373-376. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2008.06.040>.

- Zelkowitz, M. V. & Wallace, D. R. (1998). Experimental models for validating technology. *Computer*, 31(5), 23-31. <https://doi.org/10.1109/2.675630>.
- Zhang, Y. (2013). Benefiting from MOOC. *World Conference on Educational Multimedia. Hypermedia and Telecommunications*, 1, 1372-1377. Recuperado de <https://www.learntechlib.org/primary/p/112136>.
- Zhang, Y., Ren, S., Liu, Y. & Si, S. (2017). A big data analytics architecture for cleaner manufacturing and maintenance processes of complex products. *Journal of Cleaner Production* 142(2), 626-641. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.07.123>.
- Zhou, M. & Winne, P. H. (2012). Modeling academic achievement by self-reported versus traced goal orientation. *Learning and Instruction* ,22, 413-419. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2012.03.004>.
- Zimmerman, B. & Schunk, D. (2011). Cognition and Metacognition Within Self-Regulated Learning. En D. Schunk & J. Greene (Eds.). *Handbook of self-regulation of learning and performance*. Recuperado de <https://www.routledge.com/Handbook-of-Self-Regulation-of-Learning-and-Performance-2nd-Edition/Schunk-Greene/p/book/9781138903197>.

ANEXOS

ANEXO A : CONTRIBUCIONES PRINCIPALES

A.1. Characterizing Learners' Engagement in MOOCs: An Observational Case Study Using the NoteMyProgress Tool for Supporting Self-Regulation

https://drive.google.com/file/d/1_ELuJLOm3js9PS-4lEXZ9y3YMEHQ-N1-/view?usp=sharing

A.2. A MOOC-based flipped experience: scaffolding SRL strategies improves learners' time management and engagement

<https://drive.google.com/file/d/1L-YjwdXwodgkWXhsypGkDHUIjw4udY0a/view?usp=sharing>

ANEXO B : NOTEMYPROGRESS

B.1. *Plugin* de NoteMyProgress



Figura B-1: Captura de pantalla ejemplo del *plugin* de NoteMyProgress.

Título

Mundo Laboral 1

Curso

Cómo enfrentar la primera experiencia laboral. ⬆ ⬇ ⬆

Cuerpo

A

▼



14 ▼

B

I

U

X^2

X_2





▼





▼

—





Lorem Ipsum is simply dummy text of the printing and typesetting industry. Lorem Ipsum has been the industry's standard dummy text ever since the 1500s, when **an unknown printer** took a galley of type and scrambled it to make a type specimen book. It has survived not only five centuries. but also

Guarda tu nota!

Figura B-2: Captura de pantalla ejemplo de toma de notas en el *plugin* de NoteMyProgress.

B.2. Tablero de NoteMyProgress

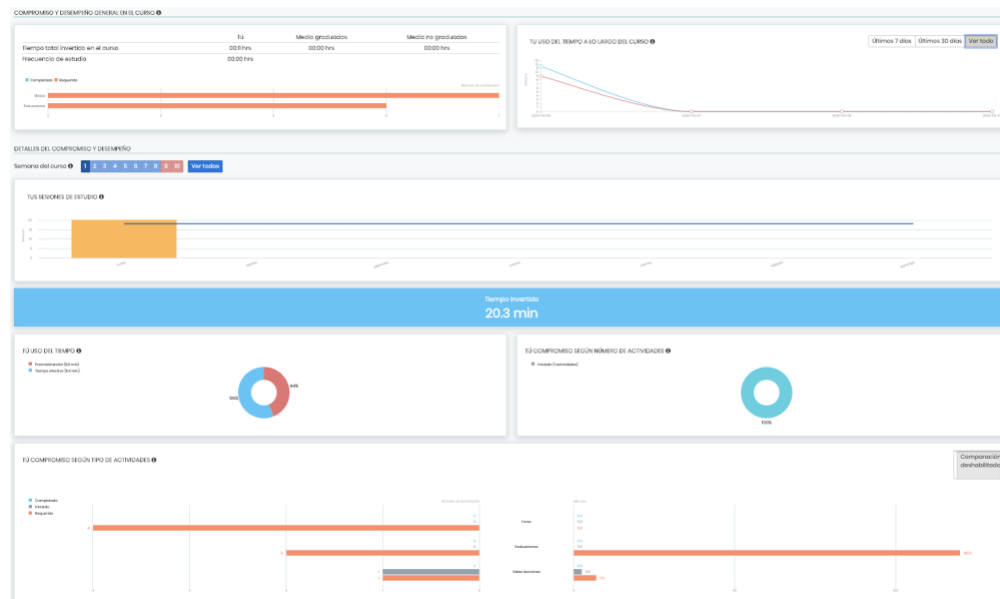


Figura B-3: Captura de pantalla ejemplo del panel de Compromiso y Desempeño General en el Curso de NoteMyProgress.

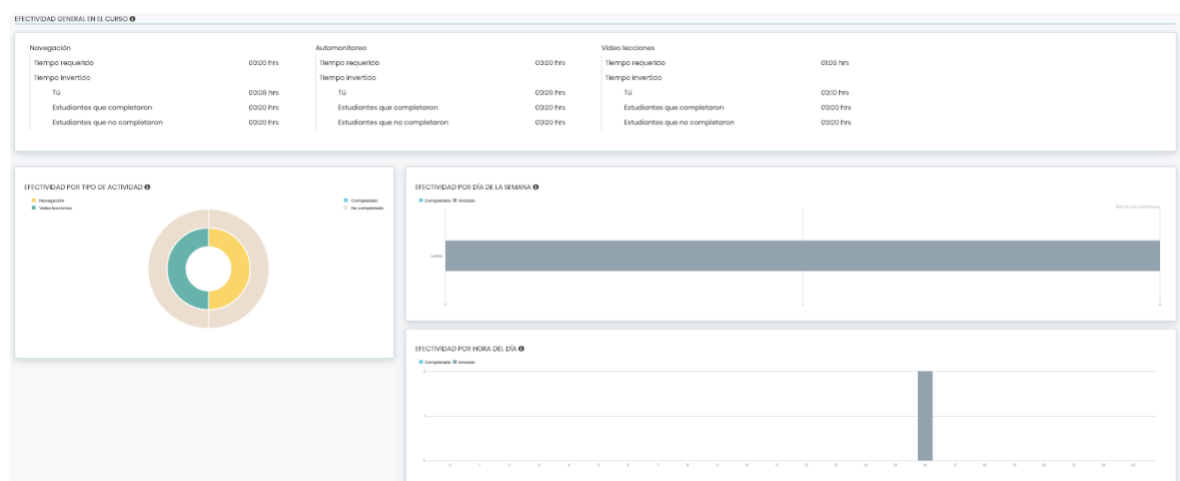


Figura B-4: Captura de pantalla ejemplo del panel de Efectividad General en el Curso en el Curso de NoteMyProgress.

Curso
Cómo enfrentar la primera experiencia laboral.
Semana
Semana 7

DEFINE TUS METAS PARA ESTA SEMANA

Selecciona los días de la semana 7 que trabajarás

- ☒ Lunes (21-10-2019)
- ☐ Martes (22-10-2019)
- ☐ Miércoles (23-10-2019)
- ☐ Jueves (24-10-2019)
- ☐ Viernes (25-10-2019)
- ☐ Sábado (26-10-2019)
- ☐ Domingo (27-10-2019)

Define los objetivos para la semana 7

Horas que quieres invertir

Define el número de horas a trabajar esta semana

Videos lecciones que quieres ver

Define el número de videos a ver esta semana

Evaluaciones que quieres realizar

Define el número de evaluaciones a realizar esta semana

[Define tus metas!](#)

INDICADORES DE DESEMPEÑO

Tu rendimiento en el curso en la semana anterior	
Videos vistos la semana anterior	0
Evaluaciones realizadas la semana anterior	0
Tu desempeño global en el curso	
Día más efectivo de la semana	NA
Promedio de videos vistos por semana	0.0
Promedio de evaluaciones realizadas por semana	0.0
Promedio de tiempo invertido por semana	0.8 min
Promedio de tiempo invertido por semana en evaluaciones	0.0 min
Promedio de tiempo invertido por semana en videos	0.3 min
Actividades por realizar esta semana	
Videos por observar esta semana	1
Evaluaciones por realizar esta semana	0
Tiempo estimado a invertir en videos esta semana	10 min
Tiempo estimado a invertir en evaluaciones esta semana	0 min
Rendimiento de alumnos que aprobaron el curso en ediciones anteriores	
Promedio de videos vistos en esta semana	0.0
Promedio de evaluaciones realizadas en esta semana	0.0
Promedio de tiempo invertido en esta semana	NaN min

Figura B-5: Captura de pantalla ejemplo de Creación de Metas de NoteMyProgress.

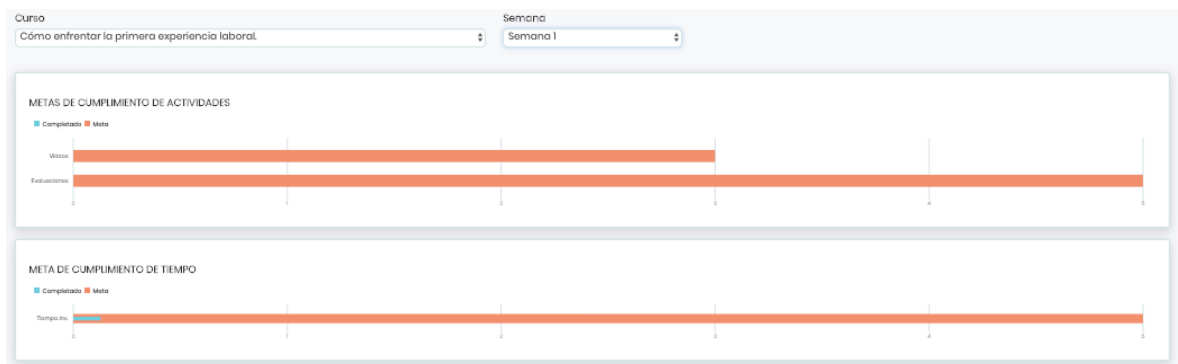


Figura B-6: Captura de pantalla ejemplo de Cumplimiento de Metas de NoteMyProgress.

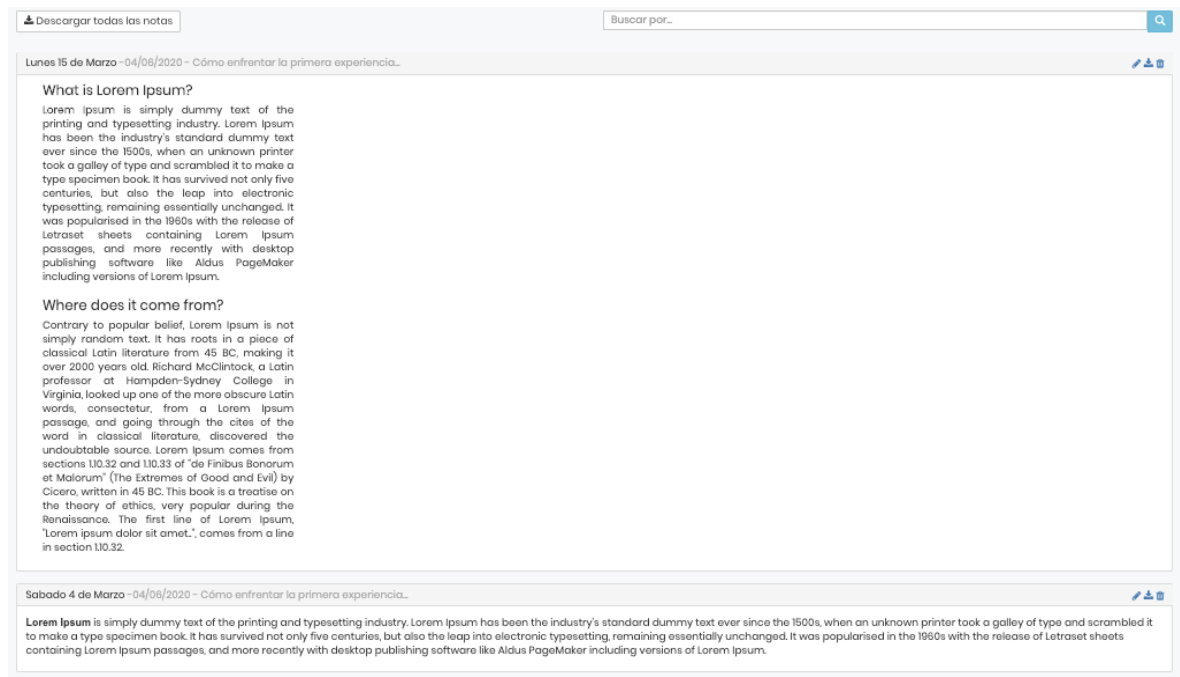


Figura B-7: Captura de pantalla ejemplo de Mis Notas de NoteMyProgress.

The screenshot shows a web interface for creating a note. It features three main input areas: a 'Titulo' (Title) field at the top, a 'Curso' (Course) dropdown menu below it, and a large 'Texto' (Text) editor area at the bottom. The text editor includes a rich text toolbar with icons for bold, italic, underline, strikethrough, text color, background color, bulleted list, numbered list, indent, text alignment, link, unlink, table, and undo/redo. At the bottom left is a 'Atrás' (Back) button, and at the bottom right is a blue 'Guardar' (Save) button.

Figura B-8: Captura de pantalla ejemplo de Creación de Nota de NoteMyProgress.

ANEXO C: PROGRAMA OFICIAL DEL CURSO DEL CASO DE ESTUDIO
OSERVACIONAL DE APRENDIZAJE MEZCLADO

<https://drive.google.com/file/d/19OgfEAM1J1cBV8uBT0JI2bgLyINl51VE/view?usp=sharing>

**ANEXO D: IMPLEMENTACIÓN DE CÓDIGO PARA EL ANÁLISIS DE
INTERVENCIONES PARA APOTAR LA AUTORREGULACIÓN EN
ESCENARIOS DE APRENDIZAJE BASADOS EN MOOCS**

**D.1. Código de implementación del caso de estudio experimental puramente
en línea**

<https://github.com/diegosapunar/Analyzing-Intervention-MOOC>

**D.2. Código de implementación del caso de estudio experimental aprendizaje
mezclado**

<https://github.com/diegosapunar/Analyzing-Intervention-BlendedLearning>