

CIENCIA DE DATOS UNA ALTERNATIVA DE ANÁLISIS AL CRECIMIENTO PEDAGÓGICO DEL ESTUDIANTE EN EDUCACIÓN SUPERIOR

Data Science an alternative analysis to the pedagogical growth of the student in Higher Education

Mendoza Jurado, Helmer Fellman
Docente Universidad Privada Domingo Savio
helmermendoza@upds.edu.bo
La Paz, Bolivia

Resumen

Este trabajo de investigación pretende presentar conceptos, un nuevo modelo de trabajo y generación de resultados respaldados por un método científico siendo orientadas específicamente en el área educativa y pedagógica de una institución en Educación Superior. Si bien siempre hemos generado y analizado grandes volúmenes de información sobre cada estudiante y su nivel de aprovechamiento en el Proceso de Enseñanza-Aprendizaje, el Internet y otras nuevas tecnologías han creado diversas fuentes de datos, nuevas formas de procesamiento, análisis y presentación de métricas que eran muy difíciles de extraer y comprender, sin la capacidad de automatización y abstracción que por inercia proporciona la Ciencia de Datos, componente actualmente ingresado a las Nuevas Tecnologías de la Información y de la Comunicación, proyectando que este volumen de información se duplicará en 2020 y esto se incrementará progresivamente según se avance en el tiempo, por tanto, la necesidad de dar un nuevo enfoque a las métricas tradicionales aumentará, pero a su vez ayudará en el análisis de nuevos factores socio-emocionales del estudiante, los cuales ayudarán a mantenernos al día con este nuevo desafío en la era del conocimiento.

Palabras Claves:

Ciencia de Datos, Proceso de Enseñanza-Aprendizaje, Minería de Datos Educativos.

Abstract

This research work intends to present concepts, a new working model and results generation supported by a scientific method being oriented specifically in the educational and pedagogical area of an institution in higher education. Even though we have always generated and analyzed big volumes of information about each student and their level of progress within the Teaching-Learning Process, the Internet and other new technologies have created different data sources, new ways of processing, analysis and metrics presentation which were very difficult to extract and understand, without the capacity of automation and abstraction that due to inertia gives the Data Science, a component currently entered to the New Technologies of the information and communication, projecting that this volume of information will be duplicated in 2020 and this will increase progressively as we move forward in time, thus the need to give a new approach to the traditional metrics will increase, but in turn it will help in the analysis of new socio-emotional factors of the student, which will help to keep us up-to-date with this new challenge in the age of knowledge.

Keywords:

Data Science, Teaching-Learning Process, Educational Data Mining.

1. Introducción

Actualmente las Carrera de Sistemas y Telecomunicaciones dentro de la Universidad Privada Domingo Savio, con su sede en la ciudad y departamento de Tarija, cuenta con una amplia gama de recursos tecnológicos a su alcance, partiendo desde laboratorios equipados acordes a la naturaleza y características de estas, hasta llegar a una plataforma o herramienta para la Gestión del Aprendizaje (LMS) como lo es Moodle, lo cual ayuda en gran manera al proceso de enseñanza y aprendizaje (PEA) del estudiante, pero también facilitando la generación de datos estadísticos para la toma de decisiones a nivel académico, pedagógico, social, emocional y administrativo en esta institución.

Además, mencionar que actualmente estas carreras en particular implementaron exitosamente el proceso educativo basado en el trabajo colaborativo y la creación de conocimiento social, desde una visión democrática y componente altamente altruista, como lo es la educación 2.0, siendo este concepto implementado prácticamente por inercia ante la inserción del modelo educativo por competencias, etapa de transición por la que pasa actualmente esta universidad a nivel curricular y académico.

Ante esta afirmación, se plantea este trabajo de investigación, pretendiendo insertar la Ciencia de Datos como una nueva herramienta orientada al análisis del crecimiento pedagógico de los estudiantes, puesto de que se busca generar profesionales idóneos en un PEA integral, permitiendo usar la analítica a nivel de datos cognitivos proporcionados por la tecnología con la que cuenta la institución y que es patrimonio de esta misma, ante esto es que debemos mencionar algunos conceptos teóricos para una mayor comprensión del alcance de este trabajo, plasmado en lo siguiente:

Big Data

Big Data ha sido descrito como una revolución. "...Mayer-Schonberger y Cukier (2013) definen el Big Data como la nueva materia prima para el descubrimiento y la innovación, siendo un término evolutivo que describe cualquier cantidad voluminosa de datos estructurados, semiestructurados y no estructurados, que tienen el potencial de ser extraídos para obtener información. Como tal, el Big Data es una de las tendencias más importantes en tecnología, y se

predice que tendrá un impacto dramático en la economía, la ciencia y la sociedad en general. Los autores citan el poderoso ejemplo de la predicción de Google sobre la propagación en los Estados Unidos de la gripe de invierno (H1N1). Esta analítica demostró que una combinación de 45 términos de búsqueda (de los 50 millones que existen) procesados por un modelo matemático resultó en una fuerte correlación entre la predicción de Google y los Centros para el Control y la Prevención de Enfermedades (CDC) de los EE.UU. Es decir, la diferencia o el valor agregado, es que el uso de Big Data a través de Google podría diferenciar tal diseminación de la enfermedad casi en tiempo real, a diferencia del tiempo de demora la CDC en sus métodos de muestreo, operatividad y consolidación de resultados.

La sociedad del conocimiento ha evolucionado de manera exponencial en la velocidad de procesamiento de un computador, digitalización de toda información posible, Internet convencional, Internet de las cosas (IoT), recombinación de tecnologías existentes, servicios educativos presenciales y Online, usando como base componentes tecnológicos en el modelo educativo por Competencias. Estos cambios se complementan con un cambio audaz en el empoderamiento del docente y un compromiso complementario desde los sistemas educativos orientados al estudiante como principal actor del PEA.

Minería de Datos

La minería de datos es entendida como el proceso de descubrir conocimientos interesantes, como patrones, asociaciones, cambios, anomalías y estructuras significativas a partir de grandes cantidades de datos almacenadas en un medio de almacenamiento de información (2017).

La aplicación de algoritmos de minería de datos requiere de actividades previas destinadas a preparar los datos de manera homogénea. Esta etapa es también conocida como ETL (Extract, Transform and Load).

Ciencia de Datos

El uso de datos como evidencia para apoyar la toma de decisiones no es nada nuevo. Basta con analizar el significado original de la palabra Estadística como la ciencia que utiliza conjuntos de datos numéricos para obtener, a partir de

ellos, inferencias basadas en el cálculo de probabilidades (Oxford University Press, 2018).

Simplemente nos remitamos a las noticias en un día determinado y seguramente podremos escuchar estadísticas, proporciones y porcentajes, todo en apoyo (o no) de una nueva iniciativa, plan o recomendación. El poder de los datos nos rodea y lo usamos todo el tiempo y en cualquier lugar.

Actualmente, Es acertado afirmar la dificultad en definir este campo emergente, y la dimensión que puede tener cualquier trabajo de investigación bajo esta rama de las ciencias exactas, considerando a la ciencia de datos, como la encargada de modelar, analizar, entender,

visualizar y extraer conocimiento a partir de datos (Escuela de Datos, 2017), partiendo de su análisis como un acrónimo para una serie de tareas superpuestas relacionadas con los datos, desde la recopilación, suministro y preparación, análisis y visualización, abstracción y almacenamiento: que explotan las herramientas de las ciencias empíricas, las matemáticas, la inteligencia empresarial, y procesos de Ingeniería bajo el aprendizaje automático y la inteligencia artificial (Ver Gráfico N° 1, sobre las competencias de un Científico de Datos). El objetivo de estas tareas es permitir decisiones efectivas, pragmáticas y, lo más importante, accionables (Rogel-Salazar, 2017).

Gráfico 1

Diagrama de Venn canónico, competencias de un Científico de Datos



Científico de Datos

Es un experto en Ciencia de Datos, que construye sistemas que intentan encontrar

patrones reconocibles en datos, es decir, hablamos de un profesional en Desarrollo de Sistemas, un programador experto que cuando desarrolle o implemente soluciones tecnológicas a nivel de software (Rogel-Salazar, 2017).

Estos sistemas intentan encontrar patrones reconocibles en datos, es decir trabajar del lado de las ciencias exactas, construyendo modelos matemáticos, que intentan entender un ingreso de información (INPUT), siendo este los procesos de una institución, el flujo entre entidades y el objetivo el cual es la razón de la automatización de este proceso matemático.

Entonces en concreto este científico de datos, entiende completamente a la institución y los

procesos que esta tiene, pudiendo transmitir los problemas y necesidades de la mejor manera basado en términos matemáticos, pasando por una solución en sistemas informáticos, llegando a un entorno de trabajo basado en paradigmas matemáticos, buscando soluciones que satisfagan la necesidad de cualquier proyecto y empresa.

El proceso de trabajo de un Científico de datos podemos esquematizarlo en lo siguiente de acuerdo con la metodología de investigación para esa rama de las ciencias exactas.

Gráfico 2

Flujo de trabajo de un Científico de Datos



Educación orientada a la Ciencia de Datos

Carácter, Personalidad, Disposición, valores y Mentalidad de crecimiento son denominadas habilidades no cognitivas. Habilidades blandas basadas en aprendizaje social y emocional. Las personas usan estas palabras y frases para describir habilidades a las que también suelen referirse como no académicas (Kamenetz, 2015). Entre estos diversos términos, las habilidades socioemocionales promovidas por el Colaborativo para el Aprendizaje Académico, Social y Emocional (CASEL) han sido en su mayoría aceptadas por la comunidad educativa en general (Brackett, Rivers, Reyes, & Salovey, 2012). Un número creciente de estudios muestra que estos factores no académicos juegan un papel importante en la formación del rendimiento estudiantil, la preparación para el lugar de

trabajo y el bienestar de los ciudadanos (Child Trends, 2014). Por ejemplo, Lindqvist y Vestman (Lindqvist & Vestman, 2011) encuentran evidencia contundente de que las personas que tienen conflictos en el mercado laboral, en sentido al desempleo o bajos ingresos anuales, carecen de habilidades cognitivas. Además, Moffitt et al. (Lindqvist & Vestman, 2011) encuentran que la habilidad emocional del autocontrol en la niñez se asocia con una mejor salud física, menos dependencia de sustancias, mejores finanzas personales y menos casos de antecedentes criminales en la adultez.

Ante esto es que el movimiento involucra algunos asuntos complejos que van desde el establecimiento de estándares de aprendizaje social y emocional hasta el desarrollo de programas de aprendizaje social y emocional

para estudiantes, y la oferta de programas de desarrollo profesional para maestros/docentes y la realización de evaluaciones de aprendizaje social y emocional (Kamenetz, 2015).

Por otra parte, Moore et al. (Moore, Lippman, & Ryberg, 2015) proporcionan una justificación conceptual y empírica para la inclusión de medidas de resultado no académicas en las encuestas de educación longitudinal, evitando el sesgo variable omitido, informar el desarrollo de nuevas estrategias de intervención y apoyar los análisis de mediación y moderación.

Aunque todos estos temas tienen significados variables con respecto a la medición y el desarrollo del aprendizaje social y emocional, los siguientes dos objetivos de investigación son prioritarios para los estudios de aprendizaje social y emocional:

1. Desarrollo de técnicas de evaluación,
2. Proporcionar enfoques de intervención.

Estas dos áreas de investigación afectan fuertemente el desarrollo de las habilidades socioemocionales, que son las principales preocupaciones de los ámbitos en educación y la Ciencia de Datos, pudiendo estudiarse para derivar políticas basadas en la evidencia y soluciones netamente científicas.

2. Materiales y Métodos

Dentro del desarrollo de la investigación se usó como herramientas teóricas y/o tecnológicas expresado en lo siguiente:

- Machine Learning o Inteligencia Artificial

Este componente es representado mediante algoritmos basados en esta tecnología, el cual permite comprender y ejecutar predicciones y automatizaciones en base a cálculos de Álgebra Lineal (Raschka & Mirjalili, 2017).

- Python

Es un lenguaje con una sintaxis simple y un poderoso conjunto de bibliotecas. Es un lenguaje interpretado, con un amplio entorno de programación. (W. Miller, 2016).

- Anaconda Python

Con más de 6 millones de usuarios, la distribución de código abierto Anaconda es la forma más fácil de hacer Ciencia de Datos (Raschka & Mirjalili, 2017).

- Pandas Python

Python siempre ha sido excelente para la eliminación y preparación de datos, pero menos para el análisis y el modelado de datos. (Escuela de Datos, 2017).

Metodología

Para lograr desarrollar de mejor manera el uso de la Ciencia de Datos en este trabajo de investigación, es de vital importancia formalizar los procesos de descubrimiento y conocimiento dentro de un marco estandarizado en Ciencia de Datos. Bajo ese contexto, el modelo de trabajo para un Científico de Datos que fue presentado anteriormente (Ver Gráfico N° 2) lo desarrollamos en lo siguiente:

Decide los objetivos

Este paso inicial implica pensar cuidadosamente sobre el escenario de trabajo, comprender el problema a resolver y determinar los objetivos de investigación. Siendo necesario trabajar estrechamente con expertos en educación, definiendo los problemas fundamentales. Los objetivos de la investigación están estructurados en una o más subtarefas del proceso de Ciencia de Datos, y por tanto, la selección inicial de las herramientas para desarrollar el modelo de trabajo presentado (por ejemplo, clasificación y estimación) permite realizar el paso posterior del proceso. Finalmente, se genera una descripción del dominio del problema.

Establece prioridades de medición

Este paso incluye la recopilación de datos de muestra que están disponibles y la decisión de qué datos, incluidos el formato y el tamaño, serán necesarios y jerarquizados según su naturaleza e importancia, planificando el proceso de Minería de Datos, priorizando los ángulos y/o dimensiones por el cual clasificaremos nuestra información.

Finalmente, este paso incluye verificar que los datos coinciden con una o más subtarefas de

Ciencia de Datos. Por ejemplo, los investigadores pueden decidir analizar las huellas de registro en una sesión de aprendizaje Online, para hacer inferencias sobre las orientaciones motivacionales en los estudiantes. Además, los investigadores pueden optar por recopilar datos fisiológicos (como la expresión facial, el pulso del volumen sanguíneo y los datos de conductancia de la piel) para desarrollar modelos que puedan detectar automáticamente los estados afectivos, estas soluciones informáticas son denominadas Sistemas Informáticos Sociales refiriéndose a la interacción entre las conductas sociales de las personas y sus interacciones con las tecnologías informáticas (Yao-Ting, Chang, & Liu, 2016)

Análisis de datos

La etapa de análisis sirve para ayudar a garantizar que el conocimiento descubierto satisfaga los objetivos de investigación originales. Mediante minería de Datos se retienen los modelos aprobados para el próximo paso, de lo contrario, se vuelve a revisar todo el proceso para identificar qué acciones o alternativas se podrían tomar para mejorar los resultados (por ejemplo, ajustar la definición del problema u obtener datos diferentes, como podemos observar en la Tabla N° 3, en la cual mediante instrucciones filtramos información de acuerdo a la necesidad o un criterio en específico). Los investigadores evaluarán rigurosamente los resultados y, por lo tanto, ganarán confianza sobre si están o no calificados. Scheffel et al. (Sellar, 2014) realice una lluvia de ideas con expertos del campo de análisis de aprendizaje y reúna sus ideas sobre indicadores de calidad específicos para evaluar los efectos del análisis de aprendizaje.

Los criterios proporcionan una forma de estandarizar la evaluación de las herramientas de análisis de aprendizaje. Además, los expertos en procesos educativos ayudarán a interpretar los resultados y verificar si el conocimiento descubierto es novedoso, interesante e influyente. Para facilitar su comprensión, el equipo de investigación debe pensar en la comprensión de los modelos para los expertos de dominio.

Interpretación y comunicación de resultados

Este paso final consiste en planificar dónde y cómo poner el conocimiento descubierto en uso

real. Se puede obtener un plan simplemente documentando, bajo algunos principios de acción utilizados para impactar y mejorar la enseñanza, el aprendizaje, la adopción administrativa, la cultura, la asignación de recursos y la toma de decisiones sobre inversión.

3. Resultados

El caso del aprendizaje socioemocional

En esta sección, describimos un estudio de caso en el que usamos la metodología de investigación de Ciencia de Datos. La investigación se inició con el objetivo de comprender la motivación de los estudiantes universitarios para el aprendizaje de una asignatura en particular (Programación II, bajo el modelo por Competencias), pero siendo adaptable a cualquier otra asignatura que se requiera. Así comenzamos a comprender el problema en lo siguiente

1. Se tiene preconcebido que la motivación de los estudiantes universitarios para aprender varía durante el periodo de trabajo en la asignatura. Monitorear su motivación puede ayudar a proporcionar las estrategias correctas en el momento adecuado.
2. El proceso de Evaluación docente, implementada al final de cada asignatura, en conjunto a la implementación de minería de datos evaluaron las métricas de enfoque educativo sobre la motivación de los estudiantes universitarios en la asignatura.
3. Primero se calculó la puntuación media de Métricas evaluativas basado en Niveles de Conformidad y Motivación del estudiante (Explicación de la Asignatura, Motivación y Captación de la Atención, Practica de lo Aprendido, Uso de las TIC, Aprendizaje Autónomo, Aprendizaje Colaborativo y Contenido Académico Actualizado.). Los encuestados con un puntaje menor que la media fueron etiquetados como estudiantes de baja motivación (BM), mientras que aquellos con más de la media fueron etiquetados como estudiantes de alta motivación (AM). La muestra consistió en 27 estudiantes BM (33.75%) y 51.71 AM (66.25).

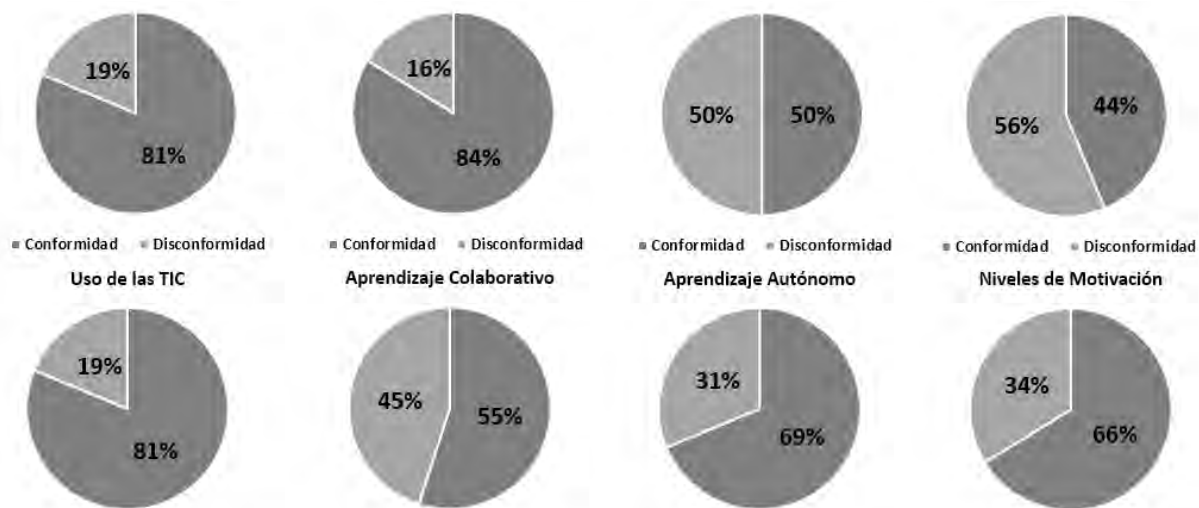
Tabla 1

Datos significativos del proceso Investigativo basado en niveles de Conformidad y Motivación del estudiante en la asignatura propuesta.

Métricas de Evaluativas	Si	%	No	%
Explicación de la Asignatura	65	81.25	15	18.75
Motivación y Captación de la Atención	67	83.75	13	16.25
Practica de lo Aprendido	40	50	40	50
Uso de las TIC (Acceso a la Información)	65	81.25	15	18.75
Aprendizaje Autónomo	55	68.75	25	31.25
Aprendizaje Colaborativo	44	55	36	45
Contenido Académico Actualizado	35	43.75	45	56.25
PROMEDIO TOTAL	53	66.25	27	33.75

Tabla 2

Representación Gráfica de los Niveles de Conformidad y Motivación del estudiante, en base a las métricas evaluativas implementadas



- Se aplica una máquina de vectores de soporte (SVM) para clasificar a los encuestados. El conjunto de datos se dividió aleatoriamente en dos grupos: un conjunto de capacitación y un conjunto de prueba. El conjunto de capacitación consistió en 138 instancias (90%) y el conjunto de prueba de 14 instancias (10%).
- Se midió la tasa de predicciones correctas en todas las instancias para representar

la precisión del modelo de predicción. Mediante la eliminación de las 1074 palabras de finalización y la sustitución de las 39 palabras con significados similares basado en una planificación previa basada en la Minería de Datos Educativos, los resultados revelaron que la precisión del modelo de predicción podría ser de hasta el 85,7%.

Tabla 3
Sintaxis de limpieza en el proceso de minería de Datos en Ciencia de Datos

```
cleaned_questions = list(finite_stream_listener.questions)

for cleaning_function in [make_lowercase, remove_diacritics, remove_non_alpha_characters]:

cleaned_questions = [cleaning_function(question) for tweet in cleaned_questions]
```

Discusión

La fase interpretativa permite presentar algunos resultados significativos, los cuales pueden ayudar a comprobar el objetivo de este proceso investigativo, a partir de la identificación de focos de control para principios de acción utilizados para impactar y mejorar la enseñanza, tienen un pico muy elevado en la BM, debido a no contar con contenidos académicos actualizados y que no tienen relación en la realidad del contexto del estudiante.

Además, mencionar que una de las métricas más cuestionadas y que generan un aprovechamiento académico bajo y falta de motivación en el estudiante, está relacionada al trabajo colaborativo, y su redirección por parte del docente, para que este aspecto social de aprendizaje sea uno de los pilares para la formación de competencias a nivel integral en la formación del estudiante.

Finalmente, puntualizar que la planificación desarrollada por el docente para esta materia requiere satisfacer a nivel de ejecución práctica los contenidos impartidos, lo cual tiene relación con lo anteriormente afirmado sobre la necesidad de replantear el trabajo colaborativo dentro de la asignatura.

Conclusiones

Este trabajo de investigación busca describir el campo emergente del aprendizaje social y emocional y sus desafíos a través del análisis científico de la información en formas estadísticas. Se ha propuesto que las competencias socioemocionales que se producen entre las

personas serán muy importantes para la educación en el futuro. Aunque la investigación sugiere que las cualidades socioemocionales tienen una influencia positiva en el rendimiento académico, la mayoría de los estudios relacionados examinan estas cualidades en relación con la medición y predicción de resultados, y se necesita más trabajo para desarrollar intervenciones basadas en esta investigación, pero que cuenta con la suficiente justificación teórica y empírica para su implementación.

Una de las barreras que se percibe al momento de planificar, desarrollar e implementar sobre la Ciencia de datos para un análisis proactivo del PEA en una institución de Educación Superior es la resistencia individual y grupal a la innovación y al cambio, destacando así que la accesibilidad y la presentación de los procesos analíticos y los hallazgos son las claves para motivar a los participantes a sentirse positivos sobre el cambio (Alta Motivación).

Finalmente resaltar el gran potencial que tiene la Ciencia de Datos dentro de las instituciones de Educación Superior, puesto de que al ser de naturaleza tecnológica y científica nace con una capacidad de procesamiento de información prácticamente en tiempo real, lo cual permite prevenir en base a predicciones futuros problemas académicos, desde el bajo rendimiento del estudiante hasta su posible deserción, buscando solucionar el problema antes de que este aparezca, proponiendo para un futuro la prevención de conflictos en el estudiante incluso a nivel familiar o del entorno que a este le rodea, generando profesionales idóneos a nivel de competencias profesionales pero a su vez un mejor ciudadano para nuestra sociedad.

4. Bibliografía

- ✓ Bailey, P., & Sclater, N. (4 de Junio de 2015). Jisc. Obtenido de Code of practice for learning analytics: <https://www.jisc.ac.uk/guides/code-of-practice-for-learning-analytics>
- ✓ Brackett, M., Rivers, S., Reyes, M., & Salovey, P. (2012). Enhancing academic performance and social and emotional competence with the RULER feeling words curriculum. *Learning and Individual Differences*, 218-224.
- ✓ Child Trends. (2014). *Measuring Elementary School Students'*. Bethesda: Child Trends.
- ✓ Demmans Epp, C., & Bull, S. (2015). Uncertainty Representation in Visualizations of Learning Analytics for Learners: Current Approaches and Opportunities. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 242 - 260.
- ✓ Duckworth, A., & David Scott, D. (2015). *Measurement Matters: Assessing Personal Qualities Other Than Cognitive Ability for Educational Purposes*. *Educ Res*, 237-251.
- ✓ Escuela de Datos. (28 de Junio de 2017). Obtenido de *Introducción a Pandas y Jupyter Notebook de Python*: <https://es.schoolofdata.org/2017/06/28/introduccion-a-pandas-y-jupyter-notebook-de-python/>
- ✓ Krzysztof J., C., & Kurgan, L. (2005). Trends in Data Mining and Knowledge Discovery. *Advanced Techniques in Knowledge Discovery and Data Mining*, 1-26.
- ✓ Levin, H. (2013). The Utility and Need for Incorporating Noncognitive Skills Into Large-Scale Educational Assessments. *The Role of International Large-Scale Assessments: Perspectives from Technology, Economy, and Educational Research*, 67-86.
- ✓ Lindqvist, E., & Vestman, R. (3 de Enero de 2011). *American Economic Journal: Applied Economics* 3. Obtenido de *The Labor Market Returns to Cognitive and Noncognitive Ability: Evidence from the Swedish Enlistment*: http://www2.econ.iastate.edu/classes/econ321/orazem/Lindqvist_noncognitive.pdf
- ✓ Mayer-Schonberger, V., & Cukier, K. (2013). *Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work and Think*. Londres: Hachette UK Company.
- ✓ Moore, K., Lippman, L., & Ryberg, R. (2 de Junio de 2015). *Sage Journals*. Obtenido de *Improving Outcome Measures Other Than Achievement*: <http://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/2332858415579676>
- ✓ N, H., D, F., M, A., T, P., & R, G. (10 de Noviembre de 2016). *Microsoft*. Obtenido de *Gartner magic quadrant for operational*: <https://info.microsoft.com/CO-SQL-CNTNT-FY16-09Sep-14-MQOperational-Register.html>
- ✓ Oxford Univerity Press. (2018). *Oxford Dictionaries*. Obtenido de <https://es.oxforddictionaries.com/definicion/estadistica>
- ✓ Raschka, S., & Mirjalili, V. (2017). *Python Machine Learning Second Edition*. Birmingham: Packt Publishing Ltd.
- ✓ Rogel-Salazar, J. (2017). *Data Science and Analytics with Python*. Minnesota: Chapman & Hall/CRC.
- ✓ Sekhar Behera, H., Nayak, J., Naik, B., & Abraham, A. (2017). *Computational Intelligence in Data Mining*. Auburn: Springer.
- ✓ Sellar, S. (2014). *Data infrastructure: a review of expanding accountability systems and large-scale assessments in education*. *Discourse: Studies in the Cultural Politics of Education* , 765-777.

- ✓ W. Miller, T. (2016). Sports Analytics and Data Science. New Jersey: Pearson Education, Inc.
- ✓ Yao-Ting, S., Chang, K.-E., & Liu, T.-C. (2016). The effects of integrating mobile devices with teaching and learning

on students' learning performance: A meta-analysis and research synthesis. Computers & Education, 252-275.

Fecha de Recepción: 29/06/2018

Fecha de Aprobación 13/08/2018