

Educación virtual personalizada a estilos de aprendizaje y ABP: Una aproximación basada en redes neuronales

David ARANGO

Maestría en Ingeniería de software-Universidad de Medellín
Medellín, Antioquia, 050026, Colombia

Liliana GONZÁLEZ

Maestría en Ingeniería de software-Universidad de Medellín
Medellín, Antioquia, 050026, Colombia

John M GARCÍA

Facultad de Ingeniería-Universidad de Medellín
Medellín, Antioquia, 050026, Colombia

Mario A LUNA

Facultad de Ingeniería-Universidad de Medellín
Medellín, Antioquia, 050026, Colombia

Jenny CUATINDIOY

Facultad de Ingeniería-Universidad de Medellín
Medellín, Antioquia, 050026, Colombia

Daniel TORRES

Maestría en Ingeniería de software -Universidad de Medellín
Medellín, Antioquia, 050026, Colombia

RESUMEN

En este artículo se muestran los resultados de un proyecto de investigación desarrollado por la Universidad de Medellín en conjunto con la empresa Kuepa, Minciencias y la Gobernación de Antioquia, en donde se parte de la problemática del diseño de cursos virtuales basados en enfoques pedagógicos tradicionales, que no promueven un aprendizaje activo y no tienen en cuenta los estilos de aprendizaje del estudiante. Para esto se desarrolla un proyecto en el cual se agregan nuevas funcionalidades a una plataforma virtual de aprendizaje para permitir la detección de estilos de aprendizaje de los estudiantes, y la configuración de cursos bajo metodología ABP (Aprendizaje Basado en Problemas). Para lograrlo se emplean técnicas de inteligencia artificial (IA). En el desarrollo del artículo se muestra que el modelo utilizado para determinar los estilos de aprendizaje fue el de Kolb, insumo para entrenar una red neuronal tipo SOM (Self-Organizing Maps). Así se personaliza la asignación de problemas y material acorde a las características del estudiante. Se muestran los módulos que componen la plataforma y la estructura de la red neuronal incorporada para dotar de inteligencia el sistema.

Palabras Claves: Aprendizaje basado en problemas; Estilos de aprendizaje; LMS; Cursos virtuales, Inteligencia artificial.

1. INTRODUCCIÓN

Los enfoques pedagógicos tradicionales, como las conferencias presenciales, las tutorías y las tareas de laboratorio, siguen siendo dominantes en el entorno educativo [1], estos se centran en clases donde el profesor como actor principal, es quien dicta clases magistrales y los estudiantes asumen un papel pasivo como receptores de información en el aula de clase [2].

La virtualidad ofrece una educación flexible que permite la creación de ambientes de aprendizaje centrados en los estudiantes, permitiéndoles acceder a cursos para complementar sus competencias rompiendo barreras limitantes de la educación tradicional como el espacio, tiempo, cantidad y cobertura [3]. Estos cursos, aunque brindan diferentes ventajas como los bajos costos, flexibilidad, variedad de programas, se siguen basando en enfoques tradicionales de enseñanza [4], los cuales no tienen en cuenta estilos de aprendizaje, preferencias y ritmo de cada estudiante, generando poca motivación y deserción [5].

Según [6], las plataformas virtuales tipo LMS -Learning management system- empleadas en las instituciones de educación superior, tienen varias limitaciones en cuanto a estrategias motivacionales para que los estudiantes logren un aprendizaje en línea. Una causa de este problema es que la cantidad de datos que manejan los LMS no son usados para comprender el comportamiento y mejorar el progreso pedagógico de los estudiantes basados en sus estilos de aprendizaje.

Es por esto que en la última década se han evidenciado cambios constantes en los modelos educativos y metodologías de enseñanza, buscando adaptarse a las necesidades de personalización de los estudiantes. Para dar respuesta a estos cambios, instituciones como McMaster en Canadá reconocieron la importancia de replantear los contenidos y la forma de enseñanza en sus aulas de clase [7], con el propósito de que sus estudiantes obtuvieran habilidades de comunicación y solución de problemas para desenvolverse en el mundo laboral. En universidades como la de Colima en México [8] y de Oriente en Cuba [9], mencionan que los métodos pedagógicos tradicionales como las conferencias, tutorías y clases magistrales al estar centrados en el profesor, no permiten el desarrollo del aprendizaje activo en los LMS, provocando

que los estudiantes almacenen información sin ser comprendida y analizada.

Por esta razón y como estrategia regional en el departamento de Antioquia-Colombia, se han realizado acercamientos al aprendizaje basado en problemas (ABP) buscando integrar un método que se centre en la construcción del conocimiento [10] y potencie el razonamiento y el juicio crítico, todo en el marco de cursos virtuales apoyados por plataformas LMS e integrando técnicas de inteligencia artificial. La iniciativa hace parte del proyecto de investigación titulado “Herramienta adaptativa de gestión de aprendizaje basado en problemas para potenciar el trabajo colaborativo en cursos virtuales a nivel universitario”, financiado por Minciencias y la gobernación de Antioquia bajo la convocatoria 804 de 2018.

El artículo se estructura de la siguiente forma: En primer lugar, se presenta un marco conceptual donde se definen los conceptos de base (II), en la siguiente sección se describen las fases ejecutadas para lograr la implementación de nuevas funcionalidades en una plataforma tipo LMS (III), iniciando con recorrido por los diferentes modelos de estilos de aprendizaje (IV), una caracterización del LMS a intervenir (V), la identificación de la técnica de IA apropiada para realizar la personalización (VI), el desarrollo de módulos que permitan dicha adaptación (VII) y por último un proceso para la integración de ABP y estilos de aprendizaje en un LMS (VIII).

2. MARCO CONCEPTUAL

Sistema de gestión de aprendizaje

Un sistema de gestión de aprendizaje o LMS, es una herramienta basada en tecnologías de la información y la comunicación (TIC) que sirve principalmente para planificar y gestionar procesos de aprendizaje mediante la distribución de cursos, el registro de actores (estudiantes y profesores) y el seguimiento de los mismos [11]. Estos también permiten el desarrollo de actividades de comunicación y son usados habitualmente cuando se posee un volumen considerable de estudiantes o cursos donde se hace necesario la gestión efectiva de los mismos [12]. Existen diversos LMS en el mercado como: Sakai, Moodle, Chamilo, Olat, para efectos de esta investigación el LMS escogido fue el de la empresa KUEPA, el cual permitirá realizar el rastreo académico y de aprendizaje en la aplicación del ABP y será adaptada para que personalice la entrega de material de acuerdo al estilo de aprendizaje.

Aprendizaje basado en problemas

El aprendizaje basado en problemas (ABP) es una metodología centrada en el estudiante en la cual mediante la resolución de problemas simulados o de la vida real, los estudiantes generan aprendizaje consciente y significativo [13]. Este método fue promovido inicialmente por la universidad de McMaster en Canadá en las décadas de los 60's y 70's con el objetivo de mejorar la preparación de los estudiantes acercándolos a problemas cotidianos que podrían ser encontrados en un ambiente laboral. Este método cambia el papel actual del docente, el cual pasa de ser un actor activo a un facilitador en el proceso de enseñanza aprendizaje, dejando la mayor responsabilidad en el estudiante quien será el que por iniciativa propia genera el conocimiento suficiente para resolver los problemas que se le planteen [14].

Estilos de aprendizaje

Los estilos de aprendizaje no se refieren a lo que aprenden los estudiantes, sino cómo prefieren o les resulta más fácil aprender. En [15], se muestran los resultados de un estudio comparativo entre publicaciones dadas entre 2000 -20011 relacionadas con la adaptación de estilos de aprendizaje a plataformas virtuales, este documento indica que los modelos de definición de estilos de aprendizaje más utilizados son: Felder-Silverman, Kolb, VARK, y Honey and Mumford, entre otros.

Inteligencia artificial

La Inteligencia artificial (IA) es un campo de la computación en la cual se busca que, mediante el aprendizaje de máquinas, se puedan tomar decisiones autónomas con o sin la intervención humana [16]. Estas decisiones pueden ser tomadas con base al procesamiento de datos de entrada que sirven de entrenamiento y mediante la cual la IA puede aprender y adaptarse. En esta investigación se utilizó Redes Neuronales Artificiales (RNA), las cuales son sistemas de procesamiento de información inspiradas en las redes neuronales biológicas [17]. Intentan imitar el comportamiento del cerebro humano, ejemplo perfecto de un sistema capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia [18]. Las RNA pueden ayudar a conocer y predecir el comportamiento de los alumnos y obtener conclusiones en etapas tempranas del proceso de aprendizaje.

3. METODOLOGÍA

En este artículo se busca dar respuesta a los cambios constantes en los modelos educativos que demandan cada vez ser más flexibles y orientados al estudiante, mediante la implementación y despliegue del ABP en una plataforma virtual (LMS), que promueva la adaptación de los cursos virtuales a los estilos y preferencias de los estudiantes, integrando técnicas de IA para el reconocimiento de patrones que permitan la entrega de material acorde a las necesidades de cada uno.

Para el desarrollo de este trabajo se proponen 5 fases:

Fase 1: Realizar un recorrido por los diferentes modelos de estilos de aprendizaje que permita la identificación del más óptimo de acuerdo a factores como la flexibilidad en la clasificación.

Fase 2: Realizar una caracterización del LMS que será personalizado mediante la identificación de aspectos relevantes de la plataforma, que permitan recolectar información para la clasificación de los estudiantes y el contenido en el modelo previamente escogido.

Fase 3: Identificación de la técnica de IA que será utilizada para la personalización de la ruta de aprendizaje en el LMS previamente caracterizado.

Fase 4: implementar los nuevos módulos en el LMS adicionando la técnica de IA para personalizar.

Fase 5: Adaptar los problemas y ruta de aprendizaje acorde al estilo de aprendizaje, mediante la técnica de IA escogida y los módulos desarrollados.

Estas fases son detalladas en las siguientes secciones.

4. RECORRIDO POR LOS MODELOS DE ESTILOS DE APRENDIZAJE

Los estilos de aprendizaje como menciona Keefe “son los rasgos cognitivos, fisiológicos y afectivos, que son los indicadores, de cómo los alumnos perciben, interaccionan y responden a los diferentes ambientes del aprendizaje”. En [15], se indica que los modelos de definición de estilos de aprendizaje más utilizados son: Felder-Silverman, Kolb, VARK, y Honey and Mumford, que serán descritos a continuación:

El modelo Felder-Silverman se origina con el interés de mejorar los procesos de enseñanza aprendizaje en un entorno de ingeniería, este modelo plantea dos polos dentro de cada área definida para los estilos de aprendizaje, que pueden considerarse límites, esto con el fin de permitir que todos los estudiantes sean abarcados, debido a que se hace énfasis en que existen tendencias mayores o menores dentro de estos límites.

En el modelo VARK la forma como se obtiene la información, es la base para la definición de los estilos de aprendizaje, enfatiza en el área sensorial del aprendiz, se puede hacer un paralelo con las áreas visual-verbal o sensorial intuitivo dadas por el modelo Felder-Silverman.

El modelo Kolb y el modelo Honey-Mumford tienen en común que basan la definición de las áreas de estilo de aprendizaje a las fases que intervienen en el proceso de aprendizaje. Se puede observar que los estilos de aprendizaje definidos en el modelo Honey-Mumford son la base de la definición dada por el modelo Kolb, mostrando la convergencia entre estas áreas.

El modelo Kolb define los estilos de aprendizaje tomando la experiencia de los aprendices con el objeto de aprendizaje, también concluye que los aprendices tienen tendencias dentro de cuatro las áreas definidas. El estilo Felder- Silverman tiene en común con el modelo Kolb el componente activo reflexivo.

Este último modelo fue escogido en esta investigación para categorizar a los estudiantes según su estilo, permite clasificar en uno o más grupos brindando adaptabilidad y flexibilidad. Esto garantiza mayor personalización a la hora de presentar material al estudiante durante el desarrollo de los cursos, este propone cuatro capacidades básicas: experiencia concreta; observación reflexiva; conceptualización abstracta; y experimentación activa, a partir de estas capacidades surgen cuatro estilos de aprendizaje: divergente (concreto y reflexivo); asimilador (abstracto y reflexivo); convergente (abstracto y activo); y acomodador (concreto y activo).

5. CARACTERIZACIÓN DEL LMS KUEPA

Kuepa es una organización educativa con presencia en América Latina dedicada a mejorar las habilidades profesionales y laborales de miles de jóvenes para facilitar su incursión en el mundo académico y laboral. Kuepa cuenta con una plataforma tipo LMS en la cual son impartidos diferentes cursos orientados a la preparación de estudiantes de bachillerato, al desarrollo de estudios técnicos y al aprendizaje del inglés como segunda lengua. Esta plataforma que fue escogida bajo el proyecto que se desarrolla en la convocatoria de Minciencias, la gobernación de Antioquia y la Universidad de Medellín, cuenta con las siguientes componentes que permiten recolectar información importante para la posterior clasificación del estudiante:

Tabla 1. Caracterización de componentes de la plataforma.

Características del acceso a la plataforma
Se ofrece una guía que orienta al estudiante para acceder a los recursos de la herramienta. Propuesta: Esta guía puede ser presentada de acuerdo a las capacidades propuestas por el modelo de Kolb.
Características del registro de perfil del estudiante
Se muestra al estudiante un formulario con datos básicos del perfil. Propuesta: Dentro del mismo formulario se podría incluir preguntas enfocadas a las preferencias de aprendizaje.
Características de la clasificación de los cursos
Se realiza clasificación de los cursos en áreas, temáticas y subtemáticas. Propuesta: Utilizar esta clasificación para facilitar la búsqueda de acuerdo al interés del usuario.
Características de los recursos didácticos
En los cursos se ofrece acceso libre a recursos tanto visuales, textuales, auditivos y material complementario. Propuesta: Presentar material acorde al estilo y de ser el caso, hacer una reclasificación del estilo según el material visualizado.
Características de evaluación
Se presentan las mismas estrategias de evaluación para todos los usuarios. Propuesta: Incluir procesos que permitan flexibilidad para alcanzar el objetivo según estilos de aprendizaje del estudiante.

6. IDENTIFICACIÓN DE LA TECNICA DE IA

La inteligencia artificial (IA) es una opción muy usada para lograr mejores resultados en cuanto a la personalización de contenidos en plataformas LMS. Existen múltiples formas de implementar la IA, una de ellas son las Redes Neuronales Artificiales (RNA) las cuales son sistemas de procesamiento de información inspiradas en las redes neuronales biológicas que intentan imitar el comportamiento del cerebro humano [17], ejemplo perfecto de un sistema capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia [18]. Las RNA pueden ayudar a conocer y predecir el comportamiento de los alumnos y obtener conclusiones en etapas tempranas del proceso de aprendizaje [21]. Es por esto que se decidió utilizar redes neuronal tipo SOM (Self-Organizing Maps), ya que en este tipo de redes se ingresan patrones de entrada y es la misma red la que hace la categorización de los datos, en función de características, regularidades o correlaciones entre ellos. En otras palabras, la red SOM aprende a adaptarse basada en las experiencias recogidas de los patrones de entrenamiento anteriores.

El entrenamiento de esta red neuronal se llevará a cabo mediante dos instrumentos: El primero será el test de Kolb, el cual consta de una serie de preguntas clasificatorias que permite enmarcar al estudiante en las dimensiones de procesamiento y percepción arrojando uno o varios estilos de aprendizaje [22], esta clasificación permitirá generar un vector que será el dato de entrada para el algoritmo. El segundo instrumento permitirá calificar la clasificación realizada por el algoritmo. Esta clasificación será utilizada como insumo para los docentes y expertos en ABP ayudándole a tomar decisiones de que tan relevante fue el caso escogido según el estilo de aprendizaje. Además, se desarrollará una rúbrica con un constante monitoreo a partir de los índices de discrepancias:

porcentaje de acuerdo de los expertos en la clasificación, esto con el fin de contar con información relevante que permita eventualmente revisar qué problemas presentan diferencias en la evaluación y/o ajustar los aspectos de la medición.

El siguiente paso será desarrollar 6 casos de estudio previamente clasificados por los diseñadores de los problemas (docentes, expertos, pedagogos), de los cuales 3 de estos NO serán socializados al equipo que realizo la calibración de la rúbrica y llevaron a cabo la programación del algoritmo clasificatorio, con el objetivo de realizar una comparación objetiva de lo clasificado por el algoritmo versus lo propuesto por los diseñadores del caso.

El procedimiento a realizar constará de dos etapas de pruebas repetitivas: en la primera etapa se alimentará la red neuronal con los 3 primeros casos indicándole su clasificación e ingresando diferentes vectores los cuales son extraídos de la aplicación del test de Kolb a estudiantes piloto. El resultado que arroje la red neuronal será comparado con la clasificación inicial suministrada por el diseñador del caso y se realizarán los ajustes necesarios al algoritmo. En la segunda etapa, se revalidará el algoritmo de clasificación ingresando los 3 últimos casos en compañía del vector de entrada y se realizará el mismo ejercicio con los docentes y expertos en ABP para comparar los resultados arrojados los cuales deberían de asemejarse. En caso de que al calcular el índice de discrepancia en la clasificación realizada por los docentes muestre un resultado alto, se deberán reevaluar factores en la clasificación.

7. DESARROLLO DE MÓDULOS PARA LA PERSONALIZACIÓN DE CURSOS

Posterior al procesamiento de la información resultante a partir de un ejercicio de co-creación, sumado a un proceso de conformación de base bibliográfica, se procedió con la generación de un catálogo de requisitos a implementar, para que el LMS de Kuepa se adapte a los estilos de aprendizaje del estudiante. Los módulos que se agregaron y/o intervinieron se presentan en la figura 1 y son descritos a continuación:

El módulo -5- realiza la detección de los estilos de aprendizaje y es utilizado por los demás en el momento en que se detecte que es posible realizar una personalización o adaptación mediante un diagnóstico relacionado con la identificación del estilo de aprendizaje. Este es alimentado inicialmente por el módulo de caracterización de usuarios -1- el cual realiza la identificación de estos mediante la aplicación del test de Kolb.

Con base al estilo detectado y mediante el módulo -2-, se realiza la configuración de los problemas que serán utilizados para la aplicación de ABP y asignados posteriormente a los equipos de trabajo -8- que serán agrupados de acuerdo a las características identificadas. Estos son gestionados mediante el módulo -9- el cual se encarga de hacer seguimiento y registro de actividad de los mismos.

Durante el desarrollo de los casos de estudio, se realiza una gestión de contenido personalizada -7- que permite guardar registro de actividad del usuario -6- y modificar la clasificación del mismo dentro de las categorías definidas por Kolb.

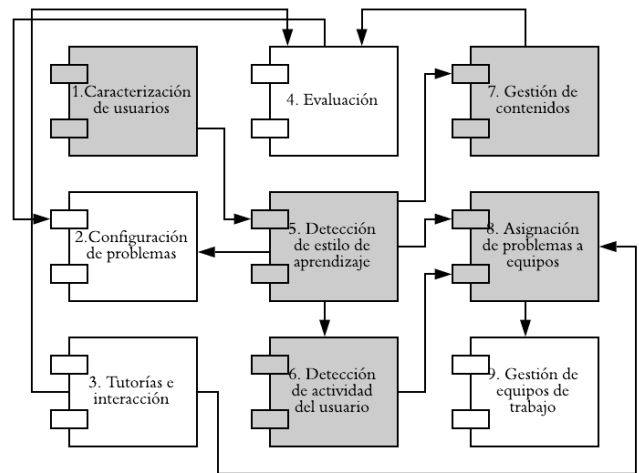


Figura 1. Módulos para agregar o cambiar en la plataforma LMS

Por último, para determinar si el progreso académico del estudiante ha sido efectivo, se incluyó el módulo de evaluación -4-, el cual de forma dinámica implementa momentos

evaluativos inmersos durante toda la etapa de desarrollo del caso de estudio, apoyado en tutorías e interacciones con el facilitador mediante la gestión del módulo -3-.

8. PROCESO DE PERSONALIZACIÓN ACORDE AL ESTILO DE APRENDIZAJE

Definidos aspectos importantes como el modelo de estilos de aprendizaje a utilizar, los módulos a crear o intervenir en el LMS y la técnica de IA para la adaptación de rutas de aprendizaje utilizando ABP, se muestra entonces el proceso que se definió en la figura 2.

En el primer paso el estudiante, apenas comienza su interacción con la plataforma virtual debe diligenciar el test de Kolb que permite asignar un estilo de aprendizaje inicial (su clasificación puede cambiar de acuerdo a sus acciones y desempeño).

La información recopilada se integra al perfil del estudiante, donde se almacenan variables como: datos básicos (nombre, apellidos, nivel escolaridad, pre/posgrado que cursa, correo, teléfono), datos demográficos (edad, sexo, estado civil lugar de vivienda), nivel de conocimiento en el tema puntual (puede tener varios cursos activos en el momento, y solo se tomará el nivel de conocimiento del curso y el tema actual), estilo de aprendizaje según Kolb. Luego se pasa al análisis del perfil del estudiante buscando recomendar su estilo de aprendizaje. Para refinar dicha recomendación se solicita además al estudiante que evalúe un conjunto de recursos disponibles (en diferentes formatos: audio, video, texto, presentación, etc.) asociados a la temática que está explorando. Debe calificarlos usando una escala de 1 a 5 según la utilidad percibida. Los recursos que evalúan los estudiantes fueron previamente seleccionados por personal asociado a esta investigación, que además hizo su categorización empleando las siguientes etiquetas: Tipo de recurso, utilidad, duración (si es video o audio), tamaño (si es texto, presentación), cantidad de texto, calidad.

9. CONCLUSIONES

Como resultado del desarrollo del presente artículo, en el cual se realizó la implementación de ABP integrado con estilos de aprendizaje en un LMS adaptado para la entrega personalizada de contenido, se puede concluir que:

El desarrollo de actividades de enseñanza-aprendizaje respaldadas en un LMS modificado para adaptar el camino de aprendizaje del estudiante, permitirán que el proceso de cognición y metacognición se desarrolle de una forma más eficiente y se pueda llevar un control del desempeño para tomar acciones correctivas en pro de la mejora del aprendizaje del estudiante. Para lograr esta mejora, se debe además garantizar un adecuado desempeño de los estudiantes en ambientes virtuales de enseñanza-aprendizaje, para lo cual estos requieren de un conjunto de destrezas y actitudes como: autonomía; habilidad para manejar el tiempo; autodisciplina para realizar todo el trabajo que exija el curso; buenos hábitos y estrategias de estudio; organización y eficacia en el trabajo; disposición a aprender en un nuevo ambiente

Se puede evidenciar que las redes neuronales son un mecanismo que facilita la personalización de contenidos, la selección de entradas y salidas al interior de la red neuronal es una fase crítica, en la medida que se hagan elecciones correctas se lograrán personalizaciones más acertadas acorde al estilo de aprendizaje. Estas personalizaciones en conjunto con la aplicación del proceso antes definido para implementar un curso bajo metodología ABP facilitará la conformación de grupos de trabajo acorde a sus estilos, llevando a discusiones enriquecedoras que promuevan un aprendizaje significativo. Esta afirmación debe ser comprobada a partir de la implementación y prueba en varios casos.

10. REFERENCIAS

- [1] Maaliw, R. R., & Ballera, M. A. (2017). Classification of learning styles in virtual learning environment using J48 decision tree. 14th International Conference on Cognition and Exploratory Learning in the Digital Age, CELDA 2017, (Celda), 149–156.
- [2] Gunathilaka, et al. (2018). Individual learning path personalization approach in a virtual leGunathilaka, International Journal of ADVANCED AND APPLIED SCIENCES.
- [3] Maraza Quispe, B. (2016). Hacia un Aprendizaje Personalizado en Ambientes Virtuales. Campus Virtuales, 5(1), 20–29.
- [4] Dorça, F. A., Araújo, R. D., de Carvalho, V. C., Resende, D. T., & Cattelan, R. G. (2016). An automatic and dynamic approach for personalized recommendation of learning objects considering students learning styles: An experimental analysis. Informatics in Education, 15(3), 45–62.
- [5] Fatahi, S., Moradi, H., & Kashani-Vahid, L. (2016). A survey of personality and learning styles models applied in virtual environments with emphasis on e-learning environments. Artificial Intelligence Review, 46(3), 413–429.
- [6] Dorca, F. A., Carvalho, V. C., Mendes, M. M., Araujo, R. D., Ferreira, H. N., & Cattelan, R. G. (2017). An Approach for Automatic and Dynamic Analysis of Learning Objects Repositories through Ontologies and Data Mining Techniques for Supporting Personalized Recommendation of Content in Adaptive and Intelligent Educational Systems. Proceedings - IEEE 17th International Conference on Advanced Learning Technologies, ICALT 2017, 514–516.

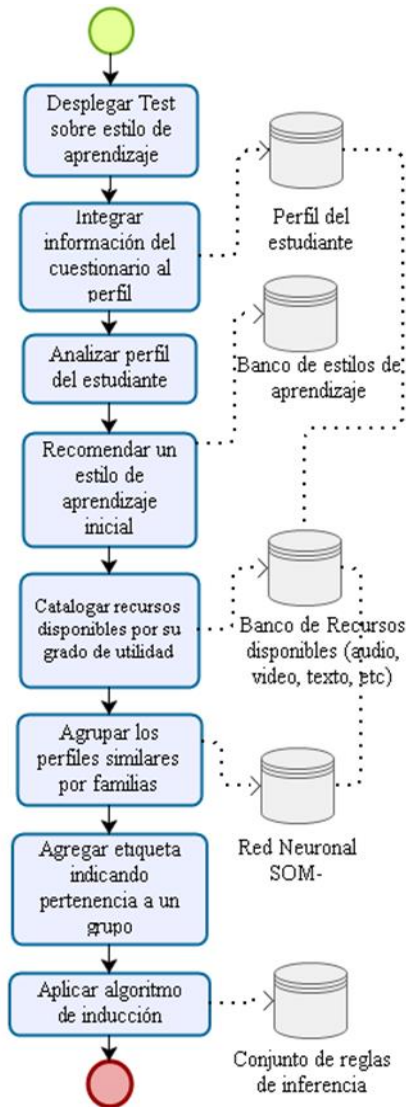


Figura 2. Proceso de adaptación de rutas de aprendizaje

Contando con el perfil de un conjunto significativo de estudiantes y la catalogación de recursos que hizo cada uno, se pasa a agruparlos acorde a sus características similares en familias (el número de familias o conjuntos se desconoce previamente). La etiqueta asignada a cada grupo también se incluye en los datos del perfil de los estudiantes. Es el momento de aplicar al grupo de estudiantes ya categorizados un algoritmo de inducción tipo “árbol inductivo top-down” [23], cuya salida es un conjunto de reglas de inferencia que permitirán caracterizar cada nuevo estudiante que ingrese acorde a los parámetros de su perfil. Una vez aplicado el algoritmo de inducción se tendrá un conjunto de reglas que describen cada familia o grupo encontrado por la red neuronal. Las categorías creadas se irán refinando tomando datos como el desempeño de los estudiantes, para así determinar si es correcta la pertenencia a uno u otro estilo de aprendizaje.

- [7] Bueno, P. M. (n.d.). Taller Aprendizaje Basado en Problemas Workshop Problem Based Learning. 1493–1496.
- [8] Olmedo-Buenrostro, B. A., Banda, H. M. A., Enciso, I. D., Cruz, S. A. M., Freixas, J. L. C., Mora-Brambila, A. B., & Hernández-Torres, E. (2016). Desempeño estudiantil con el aprendizaje basado en problemas: Habilidades y dificultades. *Revista Cubana de Medicina General Integral*, 32(2).
- [9] Mart, Y., Hechavarr, M. R., Guevara, S., Basado, A., Artificial, I., Intelligence, A., & Recibido, M. (2017). El abp con el uso de las tic en la enseñanza de la inteligencia artificial. 5(3), 1–10.
- [10] Gómez, R. (2005). Aprendizaje basado en problemas (ABP): una innovación didáctica para la enseñanza universitaria. 9–20
- [11] Kulshrestha, T., & Kant, A. R. (2013). Benefits of Learning Management System (LMS) in Indian Education. *International Journal of Computer Science & Engineering Technology (IJCSET)*, 4(8), 1153–1164.
- [12] Zheng, Y., Wang, J., Doll, W., Deng, X., & Williams, M. (2018). The impact of organisational support, technical support, and self-efficacy on faculty perceived benefits of using learning management system. *Behaviour & Information Technology*, 37(4), 311–319.
- [13] Barón, R. D. (n.d.). en una enseñanza desarrolladora basado en métodos participativos A Pedagogical Strategy for Improving Learning Styles through a Developmental Teaching Based on Participatory Methods.
- [14] Gari Calzada, M., & Rivera Michelena, N. M. (2013). Las acciones del tutor en el aprendizaje basado en la solución de problemas en una universidad rural de África del Sur. *REDU. Revista de Docencia Universitaria*, 11(2), 153.
- [15] Akbulut, Y., & Cardak, C. S. (2012). Adaptive educational hypermedia accommodating learning styles: A content analysis of publications from 2000 to 2011. *Computers and Education*, 58(2), 835–842.
- [16] Corvalán, J. G. (2018). Inteligencia artificial: Retos, desafíos y oportunidades - Prometea: La primera inteligencia artificial de Latinoamérica al servicio de la Justicia. *Revista de Investigaciones Constitucionales*, 5(1), 295–316.
- [17] Lo, J. J., & Shu, P. C. (2005). Identification of learning styles online by observing learners' browsing behaviour through a neural network. *British Journal of Educational Technology*, 36(1), 43-55.
- [18] Colchester, K., Hagra, H., Alghazzawi, D., & Aldabbagh, G. (2017). A survey of artificial intelligence techniques employed for adaptive educational systems within e-learning platforms. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, 7(1), 47-64.
- [19] Yang, D., Sinha, T., Adamson, D., & Rose, C. (2013). "Turn on, Tune in, Drop out": Anticipating student dropouts in Massive Open Online Courses. *Proceedings of the NIPS Workshop on Data Driven Education*, 1–8.
- [20] Gassmann, O., & Enkel, E. (2007). Towards a theory of Open Innovation: three core process archetypes. *Radma*, (May 2014).
- [21] Villaverde, J. E., Godoy, D., & Amandi, A. (2006). Learning styles' recognition in e-learning environments with feed-forward neural networks. *Journal of Computer Assisted Learning*, 22(3), 197-206.
- [22] Kolb, D. (2007). *The Kolb learning style inventory*. Boston, MA: Experience Based Learning Systems.
- [23] Salgueiro, F. A., Cataldi, Z., Lage, F. J., & García Martínez, R. (2005). Sistemas tutores inteligentes: redes neuronales para selección del protocolo pedagógico. Paper presented at the XI Congreso Argentino de Ciencias de la Computación.