




Optimización multiobjetivo: Un enfoque innovador para automatizar la asesoría curricular

Multi-objective optimization: An innovative approach to automate curricular guidance

Eddie Alejandro Vargas Mendoza , Ruyard Humberto Aguilera López 
Eduardo Daniel Écatl de la Fuente  y Héctor Fernando Gómez García* 

Departamento de Ciencias Básicas e Ingenierías. Universidad del Caribe
SM. 78, Mza. 1, Lote 1, esquina Fraccionamiento Tabachines, C.P. 77528, Cancún Quintana Roo, México
fgomez@ucaribe.edu.mx

PALABRAS CLAVE:

Sistema de recomendaciones, orientación académica, optimización multiobjetivo, DEAP-III

RESUMEN

La asesoría curricular es un ejercicio mediante el cual un tutor calificado orienta a un estudiante en la selección de las asignaturas que cursará en algún periodo lectivo. Este ejercicio puede ser un desafío cuando se consideran las necesidades y preferencias de cada estudiante, por lo que en este trabajo se propone el diseño de un sistema de recomendaciones como apoyo a la asesoría curricular basado en la solución de un problema de optimización multiobjetivo. Los resultados de los experimentos mostraron que el sistema propuesto responde adecuadamente a las necesidades de estudiantes de diferentes programas educativos de la Universidad del Caribe, por lo que representa una opción pertinente para apoyar el trabajo de sus tutores académicos.

KEYWORDS:

Recommender system, academic guidance, multi-objective optimization, DEAP-III

ABSTRACT

Curricular guidance is a process in which a qualified tutor guides a student in selecting the subjects they will study during an academic term. This activity can be challenging when considering the individual needs and preferences of each student. This work proposes the design of a recommendation system to support curricular guidance, based on solving a multi-objective optimization problem. Experimental results demonstrated that the proposed system effectively addresses the needs of students from various educational programs at Universidad del Caribe, making it a relevant option to support the work of their academic tutors.

• Recibido: 28 de julio 2023

• Aceptado: 31 de agosto 2023

• Publicado en línea: 30 de octubre de 2023

1. INTRODUCCIÓN

Un modelo académico flexible se distingue por ofrecer a los estudiantes la posibilidad de diseñar una ruta de aprendizaje personalizada mediante la libre elección de cursos o asignaturas. Esta característica es especialmente ventajosa para aquellos estudiantes que deben conciliar sus compromisos académicos con responsabilidades laborales. Asimismo, un

modelo académico flexible promueve el desarrollo de competencias transversales como la autonomía, la creatividad y la gestión del tiempo, y facilita la adaptación a los cambios y demandas del mercado laboral.

La implementación de un modelo académico flexible representa un desafío significativo para cualquier institución educativa, especialmente en la gestión de sus recursos físicos y humanos. Esto se debe a la



dificultad de estimar cuántos estudiantes se inscribirán en cada curso, lo que conduce a menudo a enmarcarlos en sistemas de aprendizaje virtuales, no presenciales. Para los estudiantes, es también un desafío diseñar su carga académica en cada período, especialmente si tienen poca información o conocimiento sobre los requisitos de cada asignatura. Por lo que, bajo un modelo académico flexible, es fundamental que las instituciones ofrezcan asesoría curricular, por medio de tutores especializados, a los estudiantes que necesiten apoyo para planificar su trayectoria académica de manera adecuada.

La disponibilidad de un tutor es de gran ayuda para el estudiante al momento de analizar su historial académico. Gracias al conocimiento que el tutor posee sobre el programa educativo, la institución, los reglamentos pertinentes y las circunstancias personales del estudiante, este puede ofrecer una orientación precisa en la selección de las asignaturas en cada periodo lectivo.

En la práctica, surgen diversos obstáculos que dificultan la implementación efectiva de un programa de tutorías. Uno de estos desafíos radica en la cantidad de tutores disponibles y el tiempo que pueden dedicar a la orientación curricular, lo cual puede resultar insuficiente para atender a toda la población estudiantil. Además, en un modelo educativo flexible, es común que los estudiantes destinen una parte significativa de su tiempo a actividades laborales, lo que puede generar dificultades para asistir a las tutorías en los horarios establecidos por la institución [1].

Ante las limitaciones que se presentan en un programa de tutorías tradicional, en el marco de un modelo educativo flexible, surge la necesidad justificada de buscar alternativas basadas en la tecnología. Estas alternativas, lejos de pretender reemplazar a los tutores humanos, deben diseñarse con el propósito de complementar y extender sus capacidades.

Específicamente, para el caso de las asesorías curriculares (orientación en la selección de asignaturas en un periodo lectivo), en este trabajo se propone la implementación de un sistema de recomendaciones. Este sistema puede resultar de gran utilidad al ofrecer de manera automática sugerencias sobre las asignaturas que mejor se ajusten a las necesidades y preferencias de cada estudiante.

Cabe destacar que las recomendaciones obtenidas de forma automática no sustituyen la intervención de un tutor humano; por el contrario, este enfoque busca optimizar la gestión del tiempo del tutor, quien puede revisar y validar las sugerencias proporcionadas por el sistema. De esta manera, se logra una mayor eficiencia en el proceso de asesoría curricular.

Además, los sistemas de recomendación pueden estar disponibles de forma permanente, sin limitaciones de horario, lo que amplía considerablemente las posibilidades de brindar asesoría curricular automática a aquellos estudiantes que tengan dificultades para recibir atención en horarios establecidos.

El presente trabajo detalla el desarrollo de un sistema de recomendaciones para la asesoría curricular dirigido a los estudiantes de la Universidad del Caribe, institución pública de educación superior situada en la ciudad de Cancún, Quintana Roo, México. La Universidad del Caribe ofrece un total de 9 programas educativos presenciales a nivel de licenciatura, así como un número similar de posgrados, todos ellos enmarcados bajo un modelo académico flexible.

Las asesorías curriculares son ofrecidas por tutores académicos, quienes son profesores de tiempo completo y pertenecen al mismo programa educativo que el estudiante que recibe la asesoría. Si bien la asesoría curricular está disponible para todos los estudiantes, en la actualidad, los tutores son asignados específicamente a aquellos que

enfrentan una situación de riesgo académico. Estos casos de riesgo abarcan, principalmente, a estudiantes que han reprobado una misma asignatura en más de una ocasión o a aquellos que han obtenido una calificación reprobatoria en el 50% o más de las asignaturas cursadas en el semestre previo.

Es importante destacar que un porcentaje considerable de estudiantes en situación de riesgo académico no recibe asesoría curricular de manera oportuna debido a diversas razones, siendo las responsabilidades laborales del estudiante una de las principales. Esto resulta en reuniones con sus tutores después de la fecha límite para modificar su carga académica semestral, imposibilitando la aplicación de cualquier sugerencia del tutor. Como consecuencia, los estudiantes tienden a elegir asignaturas sin cumplir con los prerrequisitos adecuados, se inscriben en un número excesivo de asignaturas que no son compatibles con sus responsabilidades laborales o enfrentan una trayectoria académica desorganizada al cursar ciclos avanzados sin haber completado y aprobado las asignaturas de ciclos previos. Generar recomendaciones de asignaturas que eviten estas situaciones representa la directriz principal del presente trabajo.

El presente documento se ha estructurado de la siguiente manera. En la siguiente sección describimos diferentes alternativas disponibles para la construcción de sistemas de recomendación de cursos. Posteriormente, explicamos nuestra propuesta para desarrollar un sistema de recomendaciones basado en la solución de un problema de optimización multiobjetivo que se ajuste a las características de los estudiantes de la Universidad del Caribe. Finalizaremos este documento discutiendo los resultados obtenidos con la implementación de esta propuesta.

2. SISTEMAS PARA LA RECOMENDACIÓN DE CURSOS

Un sistema de recomendación se puede definir como un conjunto de herramientas y técnicas que sugieren automáticamente elementos o contenido a los usuarios, basándose en sus preferencias [2]. Estos sistemas son ampliamente utilizados en diversos campos como el comercio electrónico [3], el entretenimiento [4] y la salud [5]. El propósito de estos sistemas es proporcionar sugerencias personalizadas que sean relevantes para cada usuario.

Los sistemas de recomendación han sido ampliamente utilizados para orientar a los estudiantes en la selección de cursos, especialmente en plataformas de aprendizaje en línea. En el desarrollo de estos sistemas, se han empleado diversas estrategias, entre las cuales se destacan el filtrado colaborativo, que es sin duda la estrategia más frecuente, así como algoritmos de aprendizaje automático, en particular utilizando técnicas de clasificación, además de técnicas de optimización multiobjetivo, aunque en mucho menor medida. En esta sección, se describen algunos trabajos relevantes en el desarrollo de sistemas de recomendación para cursos.

2.1. Filtrado colaborativo y basado en contenido

La implementación de un sistema de recomendaciones puede llevarse a cabo considerando las características del contenido que se debe recomendar o las del usuario. En el primer caso, las sugerencias consisten en artículos que el usuario aún no ha adquirido, pero que comparten similitudes con los productos en su historial de consumo (filtrado basado en contenido). En el segundo caso, los productos sugeridos a un usuario se identifican a partir del historial de consumo de otros usuarios con características similares al primero (filtrado colaborativo) [6], [7].

En la aplicación del filtrado colaborativo o del basado en contenido, los datos utilizados se registran en una estructura conocida como matriz usuario-producto, M , donde cada fila se asocia a un usuario distinto, u , y cada columna corresponde a un producto, p . El orden de la matriz es entonces $U \times P$ siendo U el total de usuarios y P el total de productos. El valor de la celda M_{up} debe reflejar la preferencia que tiene el usuario por el producto correspondiente. Este valor puede ser binario, indicando si el usuario ha adquirido el producto o no, o incluso puede representar una calificación numérica que el usuario ha dado al producto.

La matriz usuario-producto es útil para identificar usuarios o productos con características similares, a través del agrupamiento de filas o columnas. Sin embargo, esta matriz tiende a ser dispersa debido a que generalmente hay un gran número de productos y cada usuario consume o califica solo una pequeña cantidad de ellos.

Ante esta situación, es posible generar una representación de los usuarios y productos mediante un número reducido de factores latentes, K , mucho menor al total de productos: $K \ll P$. Estos factores pueden representar características comunes a los productos y motivar las elecciones que realizan los usuarios, como el precio, la durabilidad o el tamaño del producto. Sin embargo, en la práctica, estos factores pueden ser simplemente conceptos abstractos que se utilizan para comprender mejor las preferencias y relaciones entre usuarios y productos. Empleando esta representación, la matriz usuario producto puede factorizarse como:

$$M = XY^T$$

siendo X la matriz usuario-factor, de orden $U \times K$, mientras que Y es la matriz producto-factor de orden $P \times K$. Ambas matrices pueden obtenerse resolviendo un problema de mínimos cuadrados (considerando

únicamente las entradas no nulas de la matriz M).

2.2. Recomendación de cursos en base al filtrado colaborativo o de contenido

Onah y Sinclair [8] proponen un sistema de recomendaciones basado en la evaluación de una función de predicción para determinar la idoneidad de recomendar un curso a un estudiante objetivo. Esta función de predicción se evalúa mediante un promedio ponderado de las calificaciones que estudiantes similares al estudiante objetivo han otorgado al curso en cuestión. La ponderación está determinada por alguna medida de similitud entre estudiantes.

Arik et al. [9] y Talaghazi et al. [10] proponen el desarrollo de sistemas híbridos para la recomendación de cursos. Ambos trabajos coinciden en utilizar el filtrado basado en contenido, representando cada curso mediante la transformación TF-IDF de su descripción textual, lo que permite compararlos utilizando diferentes métricas de similitud. En cuanto a la representación de los estudiantes, Arik et al. aplican la misma transformación a la información textual que describe sus intereses, mientras que Talaghazi et al los representan mediante vectores binarios, donde las componentes indican los cursos que han consultado.

La estrategia de basar un sistema de recomendación únicamente en la identificación de estudiantes con trayectorias académicas similares presenta limitaciones, especialmente con nuevos usuarios para los cuales no se dispone de suficiente información, lo que se conoce como el problema del *arranque en frío* [11]. Para superar esta dificultad, es común utilizar características iniciales que describan al nuevo estudiante, como sus intereses o incluso información demográfica (edad, género, zona de residencia, etc.). Estas características adicionales permiten proporcionar recomendaciones más precisas

y relevantes para los usuarios sin suficiente historial en el sistema.

En [12] se describe el desarrollo de un sistema de recomendación de cursos para estudiantes de una plataforma de aprendizaje en línea, basado en aprendizaje profundo. El sistema caracteriza a cada curso utilizando sus recursos de aprendizaje en formato textual, sobre los cuales aplica una transformación vectorial basada en BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). Las preferencias de cada estudiante se obtienen a partir del registro de las calificaciones que el estudiante ha otorgado a diferentes cursos. La representación vectorial de cada curso se emplea como entrada de una red neuronal recurrente donde la calificación correspondiente es la variable por modelar.

Jain y Anika [13] realizaron una segmentación de los usuarios de plataformas de aprendizaje en línea en dos grupos: estudiantes activos y estudiantes pasivos, basándose en sus registros de actividades. Los usuarios activos fueron caracterizados mediante variables demográficas, como edad, género y país de procedencia, así como otras variables que indican los diferentes cursos en los que se han registrado. Estas variables se utilizaron como predictores para determinar si a un estudiante le interesaría algún curso adicional. Para esto, aplicaron técnicas de aprendizaje supervisado como regresión logística o bosques aleatorios. Por otro lado, los estudiantes pasivos fueron agrupados según sus características utilizando la técnica de *k-medias*. Los cursos recomendados se ajustaron después a las características que representan a cada grupo de estudiantes pasivos.

Una estrategia que guarda mucha relación con el filtrado colaborativo para desarrollar un sistema de recomendaciones es la identificación de conjuntos de cursos que aparecen con mayor frecuencia en el historial académico de los estudiantes. Estos conjuntos frecuentes pueden obtenerse

mediante la aplicación de la minería de reglas de asociación, especialmente con el algoritmo *Apriori* [14]. Tal estrategia es la base de la propuesta de Fauzan et al. [15].

2.3. Optimización multiobjetivo

La optimización multiobjetivo representa una alternativa interesante para el desarrollo de sistemas de recomendación, aunque en la práctica ha sido poco empleada.

En un problema de optimización multiobjetivo, se busca determinar los valores de un conjunto de variables de decisión $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ que minimicen simultáneamente un conjunto de funciones objetivo:

$$F(\vec{x}) = (f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x}))$$

Las variables de decisión pueden estar sujetas a restricciones de igualdad o desigualdad y pueden ser continuas o discretas [16]. En la práctica, resolver un problema de optimización multiobjetivo consiste en identificar combinaciones de valores para las variables de decisión asociados a soluciones no dominadas, es decir, ubicadas en el frente de Pareto. Existen diversas técnicas que pueden emplearse para resolver problemas de optimización multiobjetivo, entre las que podemos destacar el algoritmo evolutivo NSGA-III [17].

2.4. Sistema de recomendación de recursos académicos basado en optimización multiobjetivo

En la literatura especializada son pocas las propuestas para desarrollar sistemas de recomendación de cursos basados en optimización multiobjetivo. Destaca el trabajo reciente de Hafsa et al., [18], quienes desarrollaron un algoritmo de recomendación de recursos académicos, específicamente videos, para una plataforma de aprendizaje en línea. Su propuesta considera la optimización simultánea de diversos objetivos planteados explícitamente, como maximizar la similitud

entre las características de un usuario y el del contenido sugerido, maximizar la diversidad de las sugerencias buscando también que resulten inusuales, entre otros.

3. PROPUESTA

El objetivo de este proyecto es el de construir un sistema de recomendaciones como apoyo a la asesoría curricular de los estudiantes de la Universidad del Caribe, por lo que el sistema debe generar sugerencias compuestas por diversos conjuntos de asignaturas. Cada conjunto sugerido, que denominaremos *carga académica semestral*, debe ajustarse a los siguientes criterios:

- Debe estar compuesto por asignaturas que se oferten durante el periodo de interés (algunas están disponibles solamente en uno de dos periodos semestrales).
- Debe componerse de asignaturas que el estudiante no haya aprobado.
- Los horarios de las asignaturas no deben traslaparse.
- Los prerrequisitos de las asignaturas deben haber sido cubiertos por el estudiante.
- Preferir asignaturas de los ciclos del mapa curricular ideal que el estudiante haya iniciado, pero no completado (asignaturas pendientes, necesarias para cerrar ciclos previos y tener una trayectoria académica ordenada).
- Dar preferencia a asignaturas que el estudiante haya reprobado en periodos semestrales previos.
- El total de asignaturas en la carga académica debe acercarse al número sugerido por el tutor o por el mismo estudiante (buscando un equilibrio entre sus posibles compromisos laborales y académicos).
- El horario de las asignaturas de la carga académica debe acomodarse en la disponibilidad del estudiante, preferentemente.
- De preferencia, la carga académica debe abarcar una banda de horario reducida (para evitar que el estudiante asista a clases

muy temprano en algún día y muy tarde en el mismo u otro día).

Los primeros cuatro criterios representan restricciones que una carga académica factible debe cumplir, el resto representan objetivos que deben cumplirse de la mejor manera.

Los requerimientos del proyecto sugieren el planteamiento de un problema de optimización multiobjetivo, el cual se describe a continuación.

3.1. Variables de decisión

Oferta académica

Cada semestre, un estudiante tiene la posibilidad de inscribirse a cualquier asignatura que la universidad le oferte (oferta académica):

$$O = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$$

siendo a_i alguna asignatura que el estudiante no haya aprobado aún, correspondiente a su programa educativo.

Carga útil

La carga útil para el estudiante, denotada como C_{util} , consiste en el subconjunto de asignaturas de la oferta académica, $C_{util} \subseteq O$, para las cuales el estudiante cumple con los prerrequisitos necesarios. Por diseño, este subconjunto satisface 3 de las 4 restricciones establecidas en los requerimientos del proyecto. Ahora, la implementación solo debe tener en cuenta la restricción adicional de evitar que las asignaturas sugeridas tengan traslape en sus horarios.

Representación

Podemos definir el conjunto de variables de decisión como un vector de 9 componentes enteras:

$$\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_9)$$

El número total de variables está definido por el máximo de asignaturas a las que un

estudiante puede inscribirse. Cada variable, denotada como $x_i, i=1,2,\dots,9$, representa el índice entero que identifica a alguna asignatura de la carga útil del estudiante. La relación entre las variables de decisión y los cursos se define mediante el mapeo $a(x_i)=a_x$, con $a_x \in C_{util}$.

Cada vector de variables de decisión define una carga académica: $C(\vec{x})=\{a_x|i=1,2,\dots,9\}$. En esta representación, $x_i=-1$, se utiliza para indicar que no se selecciona asignatura alguna, dando la posibilidad de generar cargas académicas con menos de 9 asignaturas.

3.2. Objetivos

Cierre de ciclos previos

El objetivo es seleccionar asignaturas correspondientes a ciclos que el estudiante aún no haya completado, de manera que su trayectoria académica sea ordenada y se ajuste al mapa curricular ideal, el cual consta de 4 ciclos (o años).

Para alguna asignatura, a , se calcula una utilidad que depende del ciclo en el que ésta se ubica dentro del mapa curricular ideal, $p(a)=p_a$, y el máximo ciclo del mapa curricular cuyas asignaturas el estudiante haya completado, p_e :

$$U(p_a, p_e) = \omega^{1-(p_a-p_e)}$$

Se debe considerar que $p_e \in \{0,1,2,3\}$, ya que $p_e=4$ correspondería a estudiantes que han cubierto la totalidad de asignaturas del mapa curricular.

La utilidad, por lo tanto, se maximiza para asignaturas correspondientes al menor ciclo que el estudiante aún no haya cubierto (p_e+1) y se minimiza para asignaturas del cuarto ciclo, cuando $p_e=0$. En la implementación realizada en este proyecto se consideró $\omega=3$.

Para una carga académica definida en el vector $\vec{x}=(x_1, x_2, \dots, x_9)$, la utilidad total es:

$$f_1(\vec{x}) = \frac{\sum_i U(p(a_{x_i}), p_e)}{U_{max}}$$

El denominador $U_{max}=9$ se emplea para asegurar que la función tenga un máximo de una unidad y corresponde a la máxima utilidad posible en una carga académica.

Asignaturas reprobadas

La carga académica sugerida debe favorecer la selección de asignaturas que el estudiante tenga registradas como reprobadas. Considerando que R es el conjunto de asignaturas reprobadas por el estudiante, se busca maximizar la siguiente función objetivo:

$$f_2(\vec{x}) = \begin{cases} \frac{|R \cap C(\vec{x})|}{|R \cap C_{util}|}, & |R \cap C_{util}| > 0 \\ 0, & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

en donde $|S|$ representa la cardinalidad del conjunto S . Este objetivo tiene un máximo de una unidad para una carga académica que incluye todas las asignaturas que el estudiante tenga reprobadas y que estén disponibles en la oferta académica. Por otro lado, el objetivo se ignora cuando el estudiante no tiene asignaturas reprobadas.

Total de asignaturas

El total de asignaturas que debe incluir la carga académica del estudiante es un número definido por su tutor, o por el mismo estudiante, considerando el tiempo que dedica a sus responsabilidades extra-académicas.

Considerando que $n=3,\dots,9$ es el número ideal de asignaturas para la carga académica (el estudiante debe inscribir un mínimo de tres asignaturas), se establece la maximización del siguiente objetivo:

$$f_3(\vec{x}) = 1 - \frac{\|C(\vec{x})\| - n}{D_{max}}$$

siendo $D_{max} = \max(n-3, 9-n)$ un factor de normalización.

Amplitud del horario

De manera general, los estudiantes prefieren cursar sus asignaturas en un horario que abarque un solo turno (matutino o vespertino).

Considerando que $H_f \in \{8, 9, \dots, 20, 21, 22\}$ es la máxima hora en la que concluye alguna asignatura de la carga académica, $C(\vec{x})$; mientras que $H_i \in \{7, 8, 9, \dots, 20, 21\}$ es la mínima hora en la que inicia alguna asignatura, se establece la minimización del siguiente objetivo:

$$f_4(\vec{x}) = \begin{cases} \frac{(H_f - H_i) - 7}{8}, & \text{si } H_f - H_i > 7 \\ 0, & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

Esta función penaliza cargas académicas que tengan un rango de horario mayor a las 7 horas correspondientes a un turno, maximizándose cuando se propone una asignatura que inicie a las 7 de la mañana y otra que finalice a las 22 horas (sin importar que dichas asignaturas se impartan en días diferentes).

Disponibilidad de horario

La disponibilidad horaria semanal del estudiante se representa mediante el conjunto H_e . Para una asignatura específica a , el horario en el que se oferta se simboliza como $h(a)$. La situación ideal es que, para una asignatura sugerida, $h(a) \subset H_e$, aunque puede ser aceptable sugerir asignaturas cuyo horario se desvíe ligeramente de la disponibilidad del estudiante. Si denotamos como $\bar{h}(a)$ al total de horas del horario de a que no están dentro de la disponibilidad del estudiante, entonces se busca minimizar el siguiente objetivo:

$$f_5(\vec{x}) = \frac{\sum_i \bar{h}(a_i)}{75 - h_e}$$

siendo h_e el total de horas en H_e . Este objetivo se ignora en la situación en la que el estudiante indica una disponibilidad de horario completa, ya que puede tomar clases en cualquiera de las 75 horas semanales en las que se pueden programar las asignaturas.

Implementación

La solución del problema de optimización multiobjetivo planteado se realizó a partir del algoritmo evolutivo NSGA-III [17]. El sistema desarrollado se implementó en el lenguaje de programación Python a partir de la librería DEAP [19]. La población fue de 1000 individuos que evolucionaron con cruza uniforme y mutación aleatoria a lo largo de 100 generaciones.

Para considerar la restricción faltante, en la evolución se asigna una aptitud desfavorable a los individuos que representan a cargas académicas cuyos horarios se traslapan o con asignaturas repetidas.

4. RESULTADOS

Para distribuir el sistema entre los usuarios se construyó una aplicación de escritorio, basada en el lenguaje de programación Python, que cada tutor puede ejecutar en su máquina personal al momento de reunirse con el estudiante para realizar la asesoría curricular. En su defecto, la aplicación puede ser ejecutada por el estudiante.

La aplicación está compuesta de varios módulos:

- Captura de la oferta académica.
- Captura del historial académico del estudiante (mediante el kárdex).
- Interfaz para la identificación de la disponibilidad horaria del estudiante.
- Generador de sugerencias de cargas académicas (mediante la solución del problema de optimización multiobjetivo adaptado a las características del estudiante).

- Visualización y evaluación de las sugerencias.

Evaluación

La aplicación fue sometida a prueba a través de la revisión por parte de 30 estudiantes de diversos programas educativos, quienes aceptaron participar en el experimento. La prueba consistió en generar sugerencias de cargas académicas personalizadas a través del sistema, simulando el ejercicio de asesoría curricular para el semestre que cursaban durante la realización del ejercicio (periodo de primavera 2023).

En la figura 1, se muestra la distribución de los programas educativos a los que pertenecen los participantes. La participación fue proporcional a la distribución de la población estudiantil en los diferentes programas educativos del Departamento de Ingenierías de la Universidad del Caribe.

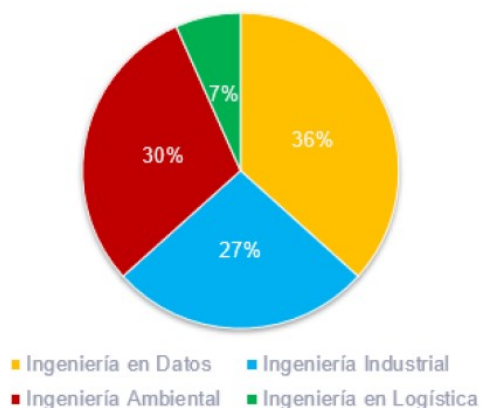


Figura 1: Distribución del programa educativo de los estudiantes participantes.

Cada estudiante, ejecutó la aplicación y al finalizar respondió una encuesta mediante la cual evaluó la pertinencia de las cargas académicas sugeridas y la experiencia de usuario. El resumen de los resultados se muestra a continuación.

Usabilidad del sistema

Como puede apreciarse en la figura 2, la mayoría de los participantes en el

experimento consideró que la aplicación fue fácil de utilizar.

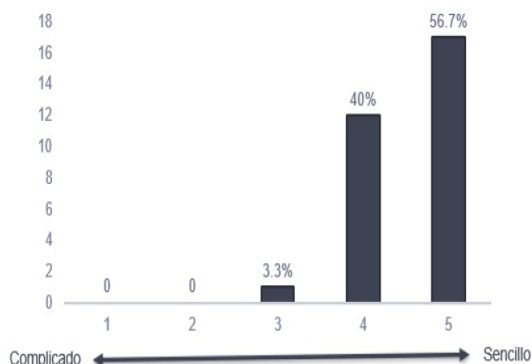


Figura 2. ¿Qué tan fácil fue utilizar el sistema?

Variedad de las sugerencias

Las cargas académicas sugeridas fueron calificadas como suficientemente variadas por la mayoría de los participantes, de acuerdo con lo mostrado en la figura 3.

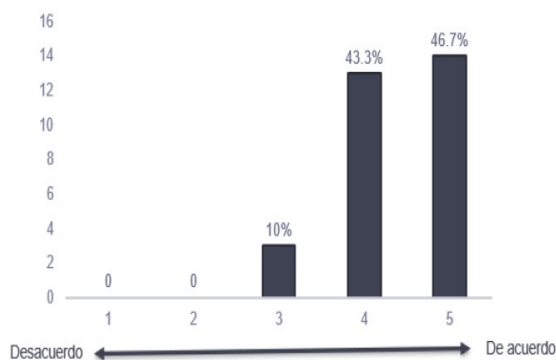


Figura 2. ¿Las sugerencias fueron variadas?

Calidad de las sugerencias

Las características personales de cada estudiante pueden agruparse en necesidades y preferencias. Las necesidades corresponden a la urgencia de completar asignaturas de ciclos previos y de cursar aquellas reprobadas. Las preferencias se asocian a cargar un número definido de asignaturas, dentro de la disponibilidad de horario establecida.

En las gráficas de las figuras 4 y 5 se muestra que las sugerencias obtenidas por medio del

sistema se ajustaron bien a las necesidades y preferencias de los participantes.

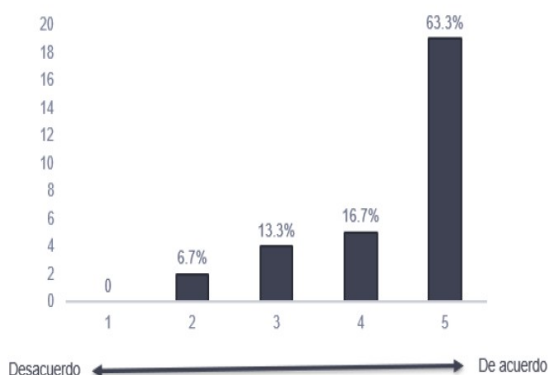


Figura 3: ¿Las sugerencias se ajustan bien a tus necesidades?

Validación

En una última pregunta, se solicitó a los estudiantes que validaran las sugerencias obtenidas por parte del sistema comparándolas contra la carga académica semestral a la que efectivamente se inscribieron durante el semestre en el que se realizó el experimento.

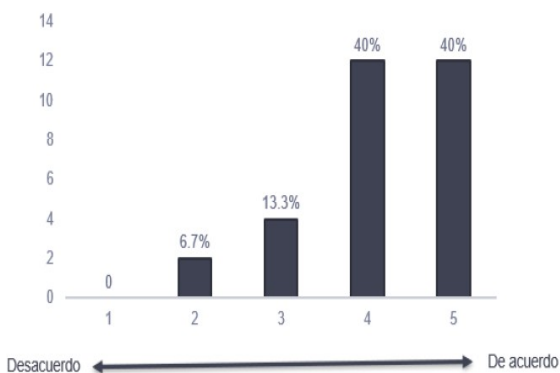


Figura 4: ¿Las sugerencias se ajustan bien a tus preferencias?

La mayoría de los participantes indicaron que las sugerencias fueron mejores o iguales a su carga actual, como puede apreciarse en la figura 6.

Evaluación por parte de tutores

Para extender la validación de nuestra propuesta, consideramos la perspectiva de los

tutores académicos invitando a los profesores de tiempo completo del Departamento de Ciencias Básicas e Ingenierías de la Universidad del Caribe a evaluar el sistema de recomendaciones. Participaron en esta evaluación 10 profesores, que representan el 50% del cuerpo docente del departamento.

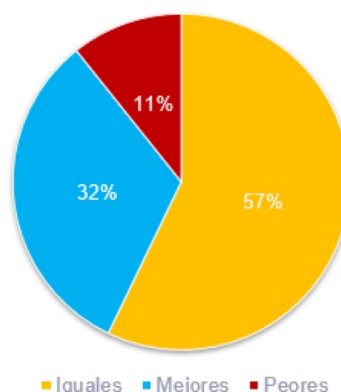


Figura 5. En comparación a tu carga académica actual, ¿las sugerencias fueron mejores, iguales o peores?

Durante la prueba, los profesores revisaron la aplicación del sistema de recomendaciones para generar sugerencias de cargas académicas a los estudiantes basándose en sus expedientes académicos (kárdex). Al finalizar la revisión, los profesores completaron una encuesta para evaluar las características del sistema. Los resultados de esta evaluación se resumen en la Tabla 1.

Tabla 1. Resumen de los resultados de la encuesta aplicada a los tutores.

Pregunta	Respuesta				
	1	2	3	4	5
	Desacuerdo		De acuerdo		
El sistema de recomendaciones facilita la atención de las necesidades y preferencias de los estudiantes en la asesoría curricular.	0	0	0	1	9
Las sugerencias que brinda el sistema responden de forma adecuada a las necesidades y preferencias del estudiante.	0	0	0	4	6
Las sugerencias que brinda el sistema responden adecuadamente a los objetivos de la asesoría curricular (por ejemplo, sugiere asignaturas necesarias para completar ciclos, da preferencia a asignaturas reprobadas en la carga académica, ...).	0	0	0	2	8
El sistema de recomendaciones facilitará mi trabajo como tutor al brindar sugerencias automáticas y pertinentes en la asesoría curricular.	0	0	0	0	10

5. CONCLUSIONES

La asesoría curricular es una actividad esencial, especialmente en sistemas educativos flexibles, donde los tutores académicos guían a los estudiantes en la planificación de su carga académica en cada período lectivo. Sin embargo, esta actividad se ve obstaculizada en la práctica debido a varios desafíos. Uno de los principales obstáculos es el número limitado de tutores disponibles y el tiempo que pueden dedicar a esta tarea. Además, los estudiantes que tienen responsabilidades laborales exigentes enfrentan dificultades para recibir apoyo en los horarios establecidos, lo que complica aún más el proceso de asesoría curricular.

Al no recibir la orientación necesaria para seleccionar su carga académica, los estudiantes suelen inscribirse a un número excesivo de asignaturas o eligen algunas cuyos requisitos no han cubierto, lo que aumenta el riesgo de reprobación y, eventualmente, impacta en el abandono escolar.

Los problemas descritos representan la justificación del presente proyecto en el que hemos desarrollado un sistema de recomendaciones de cargas académicas. El sistema tiene el potencial de facilitar la labor de los tutores académicos de la Universidad del Caribe al brindar sugerencias pertinentes que cubren las necesidades de la asesoría curricular y responde a las preferencias de los estudiantes. La base de este sistema es el planteamiento y solución de un problema de optimización multiobjetivo, una estrategia que, de acuerdo con la revisión bibliográfica, hasta ahora ha sido poco explorada y explotada.

Según los resultados de la evaluación del sistema de recomendaciones de cargas académicas, se puede concluir que la aplicación propuesta es amigable para los estudiantes y ofrece sugerencias variadas que se ajustan a sus necesidades y preferencias. Lo más importante es que las sugerencias

fueron pertinentes, ya que tuvieron una calidad similar o incluso superior a las cargas académicas diseñadas por los propios estudiantes.

Considerando la perspectiva de los tutores académicos que participaron en la evaluación del proyecto, el sistema de recomendaciones facilita la atención de las necesidades y preferencias de los estudiantes. Además, señalaron que el sistema proporciona soluciones automáticas y pertinentes que se alinean con los objetivos de la asesoría curricular, por lo que la aplicación desarrollada tiene el potencial de facilitar su labor como tutores en la asesoría curricular.

REFERENCIAS

- [1] Youde, A. I Don't Need Peer Support: Effective Tutoring in Blended Learning Environments for Part-Time, Adult Learners. *Higher Education Research & Development*. 2020, 39(5), 1040-1054, doi: [10.1080/07294360.2019.1704692](https://doi.org/10.1080/07294360.2019.1704692)
- [2] Ricci, F., Rokach L. Shapira, B. *Recommender Systems: Techniques, Applications and Challenges*. New, York: Springer US, 2022, doi: [10.1007/978-1-0716-2197-4_1](https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4_1)
- [3] Wei, K., Huang, J., Fu, S. A Survey of E-Commerce Recommender Systems, en *2007 Int. Conf. on Service Systems and Service Management*. Chengdu-China, 2007, 1-5, doi: [10.1109/ICSSSM.2007.4280214](https://doi.org/10.1109/ICSSSM.2007.4280214)
- [4] Christensen, I. A., Schiaffino, S. Entertainment recommender systems for group of users. *Expert Systems with Applications*. 2011, 38(11), 14127-14135, doi: [10.1016/j.eswa.2011.04.221](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.04.221)
- [5] Hauptmann, H., Said, A., Trattner, C. Research Directions in Recommender Systems for Health and Well-Being. *User Modeling and User-Adapted Interaction*. 2022, 32, 781-786, doi: [10.1007/s11257-022-09349-4](https://doi.org/10.1007/s11257-022-09349-4)
- [6] Bobadilla, J., Ortega F., Hernando, A., Gutiérrez, A. Recommender systems survey. *Knowledge-Based Systems*. 2013, 46, 109-132, doi: [10.1016/j.knsys.2013.03.012](https://doi.org/10.1016/j.knsys.2013.03.012)
- [7] Su, X., Khoshgoftaar, T. A Survey of Collaborative Filtering Techniques. *Advances in Artificial Intelligence*. 2009, doi: [10.1155/2009/421425](https://doi.org/10.1155/2009/421425)
- [8] Onah, D., Sinclair, J. Collaborative Filtering Recommendation System: A Framework in Massive Open Online Courses, en *9th Int. Technology, Education and Development Conf*. Madrid-Spain, 2015, 1-10
- [9] Arik, A., Okyay, S., Adar, N. Hybrid Course Recommendation System Design for a Real-Time Student Automation Application. *European Journal of Science and Technology*. 2021, (26), 85-90, doi: [10.31590/ejosat.944596](https://doi.org/10.31590/ejosat.944596)

- [10] Talaghzi, J., Bellafkih, M., Bennane, A., Himmi, M., Amraouy, M. Combined E-Learning Course Recommender System. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*. 2023, 18(6), 53-70, doi: [10.3991/ijet.v18i06.36987](https://doi.org/10.3991/ijet.v18i06.36987)
- [11] Lika, B., Kolomvatsos, K., Hadjiefthymiades, S. Facing the cold start problem in recommender systems. *Expert Systems with Applications*. 2014, 41(4), 2065-2073, doi: [10.1016/j.eswa.2013.09.005](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.005)
- [12] Zhang, R. A Personalized Course Resource Recommendation Method Based on Deep Learning in an Online Multi-Modal Multimedia Education Cloud Platform. *International Journal of Information Technologies and Systems Approach*. 2023, 16(2), 1-14, doi: [10.4018/IJITSA.319344](https://doi.org/10.4018/IJITSA.319344)
- [13] Jain, H., Anika. Applying Data Mining Techniques for Generating MOOCs Recommendations on the Basis of Learners Online Activity, en 2018 IEEE 6th Int. Conf. on MOOCs, *Innovation and Technology in Education*. Hyderabad-India, 2018, 6-13, doi: [10.1109/MITE.2018.8747056](https://doi.org/10.1109/MITE.2018.8747056)
- [14] Agrawal, R., Srikant, R. Fast Algorithms for Mining Association Rules in Large Databases, en *Proc. of the 20th Int. Conf. on Very Large Data Bases*. 1994, 487-499.
- [15] Fauzan, F., Nurjanah, D., Rismala, R. Apriori Association Rule for Course Recommender System. *Indonesia Journal on Computing*. 2020, 5(2), 1-16. doi: [10.34818/INDOJC.2020.5.2.434](https://doi.org/10.34818/INDOJC.2020.5.2.434)
- [16] Stewart, R., Palmer, T., DuPont, B. A survey of multi-objective optimization methods and their applications for nuclear scientists and engineers. *Progress in Nuclear Energy*. 2021, 138, doi: [10.1016/j.pnucene.2021.103830](https://doi.org/10.1016/j.pnucene.2021.103830)
- [17] Deb, K., Jain, H. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems With Box Constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2014, 18(4), 577-601, doi: [10.1109/TEVC.2013.2281535](https://doi.org/10.1109/TEVC.2013.2281535)
- [18] Hafsa, M., Wattedled, P., Jacques, J., Jourdan, L. Multi-Objective Recommender System for Corporate MOOC, en *Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*. Boston-Massachusetts, 2022, 2314-2317, doi: [10.1145/3520304.3534058](https://doi.org/10.1145/3520304.3534058)
- [19] Fortin, F.-A., De Rainville, F.-M., Gardner, M.-A., Parizeau, M., Gagné, C. DEAP: Evolutionary Algorithms Made Easy. *Journal of Machine Learning Research*. 2012, 13(70), 2171-2175.

ACERCA DE LOS AUTORES



Eddie Alejandro Vargas Mendoza. Ingeniero en Datos e Inteligencia Organizacional por la Universidad del Caribe. Tiene un gran interés en la ciencia de datos. Participó en la organización del XVI Congreso de

Estudiantes de Ingenierías de la Universidad del Caribe. Adicionalmente, fue becario del Departamento de Ciencias Básicas e Ingenierías desde julio del 2022 hasta junio del 2024.



Rudyard Humberto Aguilera López. Egresado del programa educativo de Ingeniería en Datos e Inteligencia Organizacional de la Universidad del Caribe, en donde fue reconocido por obtener el mejor promedio de calificaciones en la generación 2023. Ganador del Hackaton MovCancun 2023. Apasionado por el deporte, especialmente por el fútbol y la natación.



Eduardo Daniel Ecatl de la Fuente. Egresado del programa educativo de Ingeniería en Datos e Inteligencia Organizacional de la Universidad del Caribe. Se desempeña laboralmente como especialista en inteligencia de negocios. Su interés principal es la ciencia de datos y sus aplicaciones en la economía por lo que aspira a estudiar una especialización en dicha área.



Héctor Fernando Gómez García. Profesor investigador de tiempo completo adscrito al programa de Ingeniería en Datos e Inteligencia Organizacional de la Universidad del Caribe. Doctor en Ciencias con orientación en Computación por el Centro de Investigación en Matemáticas. Perteneció al Cuerpo Académico de Sistemas Energéticos y Sustentabilidad.