



Pontificia Universidad Católica de Chile

ESCUELA DE INGENIERÍA

INSTITUTO DE INGENIERÍA MATEMÁTICA Y COMPUTACIONAL

Asignación de estudiantes a talleres mediante un modelo de optimización

IMT2116 - TALLER DE MATEMÁTICAS APLICADAS

II-2025

Profesores: Alejandro Cataldo y Daniel Zúñiga

Integrantes:

Tatiana Flores

Montserrat Jiménez

Diego Pérez

7 de diciembre de 2025

1. Introducción y contexto

La Universidad de Aalborg está ubicada en Dinamarca, siendo la quinta universidad más grande de este país y está ubicada en la posición 306 del QS World University Rankings 2026 (QS Top Universities, s. f.). Cuenta con campus en las ciudades de Aalborg, Esbjerg y Copenhague, en los que cuenta con más de 17.900 estudiantes y más de 3.900 empleados (Aalborg University, s. f.). Además de impartir carreras en las áreas de Ciencias Sociales, Informática y Diseño, Ingeniería y Ciencias, y Medicina (Aalborg University, s. f.).

La Universidad imparte una serie de talleres de perfeccionamiento durante una semana de marzo de cada año para los estudiantes de Bachelor (o Licenciatura) y Magíster (o Master) de la Facultad de Ingeniería y Ciencias. En estos talleres ocurren una serie de charlas que se realizan de forma secuencial en cada uno de los 3 campus durante medio día (puede ser en la mañana o en la tarde). Un ejemplo sería: los primeros días se centran en dictar talleres en el campus Copenhague, los siguientes días en Aalborg y finalmente en Esbjerg. Esto se hace secuencialmente pues hay profesores que dictan los talleres en más de un campus.

Estos talleres son tanto para alumnos de Bachelor como Magister, y durante la asignación de estos talleres para el año 2025 se trataba de 8 talleres distintos para magister y 10 para bachelor, tratándose de alrededor de 800 alumnos entre los 3 campus. Estos talleres son voluntarios e incluyen temas como: Evaluación de tecnología ética, Comunicación profesional, Liderazgo y gestión de proyectos, entre otros.

Un mes antes de la realización de los talleres se les envía a los alumnos un formulario para que elijan los talleres a los que les gustaría asistir usando un sistema de ranking de los 3 talleres que más les interesa, es decir, priorizando según qué tanto les gustaría asistir a uno en relación a los otros. Luego, teniendo esta información, cada año se crea un horario de talleres según las preferencias que los estudiantes ingresaron en el formulario. Los talleres se pueden realizar en dos bloques horarios, puede ser en la mañana o en la tarde (en algunos talleres, se abarcan ambos horarios, pero es una excepción). Cada estudiante debe ser asignado a un taller en el horario de mañana y otro taller en el horario de la tarde, o a un taller de día completo. Por esto, cada estudiante puede ser asignado a mínimo 1 taller y a máximo 2 talleres dependiendo del horario y solo en su campus. Esto significa que son problemas independientes entre cada campus y entre programas de estudio (Bachelor y Master).

Actualmente, la solución horaria se hace a mano y sin un algoritmo claro, esta solución tarda cerca de un mes en encontrarse y no se tiene certeza sobre si es una buena solución, entendida como una que maximice el bienestar de los estudiantes, es decir, que tenga a la mayoría de los estudiantes en sus 3 preferencias, y en las más altas de ser posible.

La dificultad aparece en la logística de administración de horarios que respeten las preferencias de los alumnos para cada taller. En particular, la asignación simultánea de salas, profesores y bloques horarios compatibles puede modelarse como un problema de *course timetabling*, que ha sido clasificado como un problema de optimización combinatoria NP-completo. En consecuencia, sólo se obtienen soluciones exactas para instancias pequeñas, mientras que las instancias reales requieren métodos aproximados (Schaerf, 1999).

De esta manera, el problema a resolver es encontrar una manera rápida, cuantitativa (es decir, medible y comparable con otras soluciones) y efectiva de organizar el horario de los talleres de la universidad y sus campus, intentando satisfacer de mejor manera los intereses de los estudiantes,

que es la principal razón de que ellos elijan sus preferencias y luego el horario se acomode a ellas. Esto sugiere la implementación de un algoritmo de optimización que cuantifique el bienestar de una asignación de horarios y encuentre la que lo maximice.

Este es un problema relevante ya que, a pesar de ser muy común en el día a día de las instituciones educativas, puede complejizarse rápidamente al aumentar la cantidad de alumnos, cursos y opciones. Además, no posee una solución obvia: la calidad de los horarios obtenidos depende fuertemente de la función objetivo o métrica utilizada para valorar qué se considera una “buena” solución, por lo que los algoritmos de la literatura se diseñan en estrecha relación con dichos criterios de evaluación (Chen et al., 2021).

2. Objetivos del Proyecto

Por ende, el proyecto se enfocará en encontrar horarios que cumplan de la mejor manera las elecciones de los estudiantes, dada una métrica definida posteriormente. No se considerará la cantidad de profesores disponibles para dar los talleres ya que, según la contraparte, no existe dificultad asociada a encontrar profesores que quieran dictar los talleres. Pero sí se considerará la existencia de talleres altamente preferidos por los estudiantes (tal que, resulten con más de 1 horario por la alta cantidad de interesados), junto con ello se considerará asignar a los estudiantes en al menos 1 taller y en máximo 2 talleres (en horarios distintos), etc.

La segunda parte del problema corresponde a analizar el bienestar de los alumnos, según una métrica por definir, si es que la asignación de horarios hubiera ocurrido por orden de inscripción, es decir, generar un horario de talleres que se cree que serán populares y dejar que los alumnos se inscriban en orden. Esto pues la contraparte está analizando esta como una opción menos sesgada y más rápida de asignación.

En resumen, los objetivos serían:

- Crear una métrica clara y definida para cuantificar el bienestar de los estudiantes en cada taller, ésta se usará para comparar soluciones posteriormente.
- Generar un algoritmo que produzca una propuesta de horario de talleres viable, es decir, que todos los alumnos queden en exactamente 2 talleres (no en paralelo). La solución deberá tardar menos de una semana, según lo solicitado por la contraparte, y debe realizarse de manera automática por algún algoritmo.
- Hallar una asignación horaria de estudiantes a talleres y talleres a horarios que maximice el bienestar de los estudiantes, con base a la métrica anteriormente definida.

3. Entregables del Proyecto

Se acordaron los siguientes entregables con la contraparte:

- Un horario de talleres que sea “bueno” (bajo la métrica definida) para los estudiantes y los datos entregados. Este horario se generará en base al algoritmo que diseñemos para resolver el problema.

- Descripción de la métrica para cuantificar soluciones de asignaciones que tenga sentido en el contexto y esté justificada por la literatura.
- Una comparación de qué tan bueno es el horario generado en comparación a un horario realizado considerando el orden de llegada de los datos dados. Y comparando con el horario que se utilizó para los talleres este año.
- Algoritmo de asignación de estudiantes mediante el modelo de optimización definido

Todo esto estará contenido en un informe que detalle cada aspecto, junto con el código asociado en Github. En el informe se detallará el modelo de optimización en el que se basó el algoritmo de asignación de estudiantes.

4. Descripción de los datos

La contraparte puso a disposición del proyecto una base de datos que contiene las preferencias de los estudiantes de todos los campus y programas correspondientes a los talleres realizados en 2024.

Durante una semana de 2024, los estudiantes de la universidad respondieron un formulario de *Google Forms* indicando sus 3 preferencias de talleres. La base de datos entregada es el archivo Excel generado automáticamente a partir de este formulario. Este se encuentra correctamente tabulado y ordenado debido a la automatización de *Google*. La contraparte hizo modificaciones a este Excel para facilitar el desarrollo del proyecto.

Cada una de las filas de la base de datos representa la respuesta de un alumno (que incluye sus preferencias). Las columnas de la base de datos son:

- ID: Identificador de la respuesta generado por orden cronológico.
- Registration_started: Contiene la fecha y hora en que se inicia la encuesta.
- Registration_finished: Contiene la fecha y hora en que se termina la encuesta.
- Campus: Entrega uno de los 3 campus al que pertenece el estudiante.
- Programa: Master o Bachelor.
- 3 columnas que contienen los nombres de los talleres que prefiere. La contraparte ha modificado estas columnas ya que eran difíciles de entender.
- Existen además columnas que representan cada taller. Estas presentan un 1, 2 o 3 según si el estudiante ha escogido dicho taller en primera, segunda o tercera opción. Si no se escoge un taller, el valor correspondiente es NaN.

La base de datos contiene 785 respuestas. Estas se distribuyen en los siguientes volúmenes

Cuadro 1: Número de estudiantes inscritos por campus y programa

	AAL	CPH	ESB
Master	393	60	15
Bachelor	231	57	18
Total	635	117	33

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Universidad de Aalborg.

Como se ve, Aalborg contiene más del 80 % de los estudiantes, y en general ambos programas presentan una cantidad de estudiantes parecida.

Estos datos contienen toda la información necesaria para el correcto desarrollo del proyecto. La contraparte además ha compartido el horario final de los talleres del año 2025, junto a la asignación de los estudiantes. Esta información es útil para comparar la solución resultante del proyecto con la realizada anteriormente por la contraparte en el año respectivo.

5. Exploración de los Datos

En las figuras 1 a 5 se pueden ver las preferencias top 1 para los estudiantes de cada campus y plan de estudio. Al analizar los datos se observan talleres altamente populares entre las preferencias de los estudiantes, pero de todas formas todos los talleres son escogidos. Se observa que no es posible asignar a cada estudiante sus dos preferencias principales debido al límite de estudiantes por sala y al límite de talleres por horario. Esta situación justifica la existencia de un algoritmo.

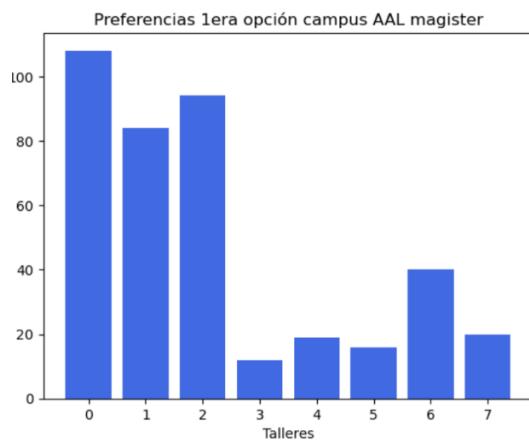


Figura 1: Preferencias AAL magister

Fuente: Elaboración propia.

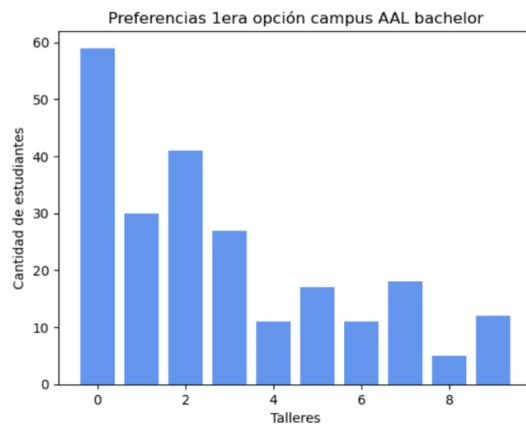


Figura 2: Preferencias AAL bachelor

Fuente: Elaboración propia.

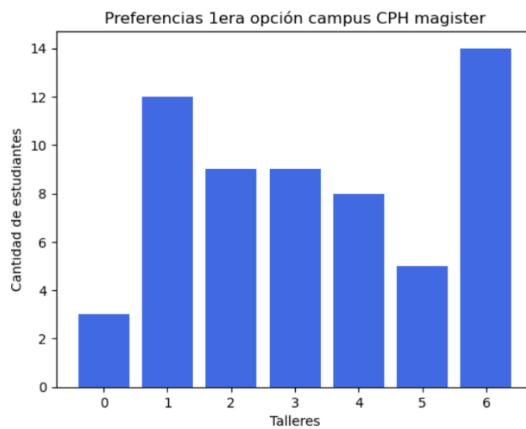


Figura 3: Preferencias CPH magister

Fuente: Elaboración propia.

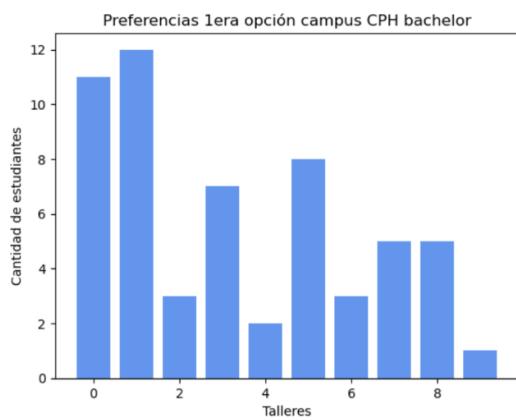


Figura 4: Preferencias CPH bachelor

Fuente: Elaboración propia.

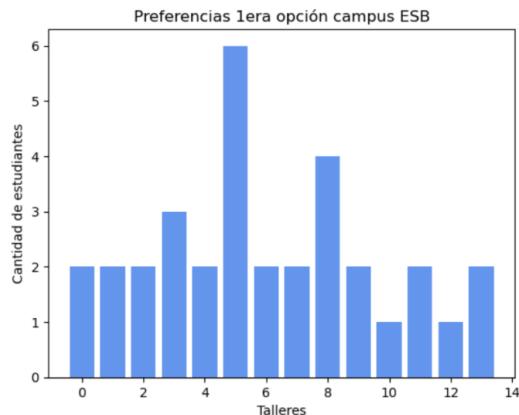


Figura 5: Preferencias ESB

Fuente: Elaboración propia.

La gran variabilidad de preferencias de talleres, especialmente en los campus con menor cantidad de talleres que se pueden dar, indica que puede ser complejo obtener una asignación beneficiosa en estos, pues dificulta que todos los estudiantes queden en alguna de sus 3 preferencias.

Se puede apreciar la diferencia entre las preferencias en el campus Aalborg (bachelor y máster), que es el campus más grande en términos de población de estudiantes. Como se mencionó anteriormente, hay talleres que son elegidos como la primera preferencia por varios estudiantes.

Además, para no restringir el modelo solamente a los datos reales, generamos datos que cambien según el campus, la cantidad de talleres asociada al campus, de estudiantes por cada taller, y cantidad de estudiantes con los que se quiera probar el modelo. La cantidad de estudiantes total se decidió definir como un parámetro con el fin de evaluar casos extremos como, por ejemplo, la capacidad máxima de los campus.

6. Modelamiento

Se desarrolló un modelo de optimización entera que indica si un taller se realiza o no, la hora en que se realizaría y la asignación de cada estudiante. Este modelo se desglosa al final de este apartado.

La idea es resolver este problema considerando las restricciones antes mencionadas y los datos obtenidos de la declaración de preferencias de los estudiantes utilizando solvers, durante este proyecto se utilizará Gurobi como solver por su rapidez de ejecución, lo cual fue conversado previamente con la contraparte. Se conversó con profesionales expertos en el área de optimización y, según lo hablado con ellos, el tamaño del problema no debería representar una dificultad computacionalmente hablando, por lo que es factible esta decisión.

Para estudiar el comportamiento de la solución, es conveniente generar datos con distintas características y así evaluar el desempeño de nuestro modelo en distintos contextos. Estos pueden ser creados usando la librería Pandas de Python, siendo Python el lenguaje que se utilizará en el proyecto según lo acordado con la contraparte. Entre los esquemas de datos que se considera importante comparar se encuentran:

- Una base de datos con preferencias similares a las de la base entregada, pero aumentando la cantidad de estudiantes. Esto se hará para probar cómo cambia la distribución de talleres si la preferencia de estudiantes se mantiene con la misma distribución.
- Una base de datos con preferencias similares a las de la base entregada, pero aumentando la cantidad de estudiantes y talleres. Esto se hará para probar, como en el primer caso, cómo afecta si hay más estudiantes involucrados y, a su vez, hay más talleres disponibles.
- Una base de datos con preferencias uniformes entre los talleres. Con esto se podrá probar cómo cambia la distribución en los talleres realizados si no hay una preferencia definida tan notoria.
- Una base de datos que introduce correlación entre preferencias. Como un estudiante que prefiere un taller y a su vez otro, que en la base de datos se pueda representar esto y se pueda ver cómo afectaría a la asignación.

Para evaluar el modelo, un parámetro importante es el tiempo: La solución debe ejecutarse de forma rápida, preferiblemente encontrarse en la orden de horas, o mejor, minutos. Además, la función objetivo entrega una métrica definida para evaluar qué tan buena es una asignación y así comparar entre soluciones.

6.1. Parámetros del modelo

Para desarrollar el modelo, necesitamos considerar ciertas variables que serán dadas, tales como el conjunto de estudiantes, talleres, horarios, la cantidad de talleres en cierto horario, la capacidad de talleres, A continuación se definen los parámetros utilizados en el modelo:

- S será el conjunto de estudiantes.
- T será el conjunto de talleres.
- H será el conjunto de horarios.
- $C(h)$ será la capacidad de talleres en un horario $h \in H$.
- $U(t)$ será la capacidad del taller $t \in T$.
- Para $s \in S$, el taller que escoge un estudiante s en la posición de preferencia i será $t_i(s) \in T$.
- $D(t)$ indicará con 1 si es que taller $t \in T$ debe ser dictado el día completo, y 0 en caso contrario.

6.2. Variables

A continuación se definen las variables a utilizar en el modelo de asignación:

- $z(t)$ variable binaria que indica si taller t se dicta.
- $y(t, h)$ variable binaria que indica si taller t se dicta en horario h .
- $w(s, t)$ variable binaria que indica si estudiante s se asigna a taller t .

6.3. Restricciones

A continuación se presenta el modelo de optimización utilizado para el problema. Se detallan las restricciones y su función en el problema, además de la función objetivo.

Facility Location Estas restricciones se aseguran de asignar horarios AM o PM solo si se realiza el taller. Además, se debe cumplir con la capacidad de talleres realizados por horario.

- $\sum_{h \in H} y(t, h) = z(t)$ para todo $t \in T$.
- $\sum_{t \in T} y(t, h) \leq C(h)$ para todo $h \in H$.

Asignación Estudiantes Un estudiante va a 2 talleres, a menos que esté en un taller de día completo. Cada taller cumple con la capacidad que posee.

- $\sum_{t \in T} (1 + D(t))w(s, t) = 2$ para todo $s \in S$.
- $\sum_{s \in S} w(s, t) \leq U(t)z(t)$ para todo $t \in T$.

Restricción Asignación-Horario Esta restricción implica que si un estudiante es asignado a 2 talleres, entonces estos deben ocurrir en horarios distintos.

- $\sum_{t \in T, D_t=0} w(s, t)y(t, h) \leq 1$ para todo $s \in S, h \in H$.

Pese a que esta restricción no es lineal, el tiempo de cómputo no se ve comprometido. En caso de que se necesite exclusivamente una formulación lineal, la siguiente restricción es equivalente:

- $w(s, t_1) + w(s, t_2) \leq 3 - y(t_1, h) - y(t_2, h)$ para todo $s \in S, h \in H, t_1, t_2 \in T$ con $t_1 \neq t_2$.

Talleres Diarios Esta restricción es para los talleres diarios, aquellos que son todo el día, se realizarán en ambos horarios, tanto en la mañana como en la tarde (AM y PM).

- $y(t, h) \geq D(t)y(t, h')$ para todo $h, h' \in H, t \in T$.

6.4. Función Objetivo

La elección de función objetivo es subjetiva, y depende exclusivamente del entendimiento del problema y de lo que se quiere modelar (Eglese, R., & Rand, G. 1987). Tras consultar con la contraparte sobre los objetivos de la optimización, se ha escogido la siguiente función:

$$\max \sum_{i=1}^3 p_i \sum_{s \in S} w(s, t_i(s)) \quad (1)$$

donde p_i es un peso que representa que tan valioso es que un estudiante quede asignado en su preferencia número i . Esta función objetivo busca maximizar un bien global de los estudiantes, ponderando sus preferencias. Notar que esta formulación es lineal. La elección de los pesos es un problema importante que se trabajará más adelante.

7. Resultados

A continuación, se presentan los resultados obtenidos por el modelo de optimización. Además, se presentan las comparaciones con las asignaciones realizadas este año por la Universidad de Aalborg para cada uno de los campus: Aalborg (AAL), Copenhague (CPH) y Esbjerg (ESB). Y para cada plan de estudio: bachelor o magíster.

■ Horarios obtenidos

En primer lugar, analizaremos los horarios de talleres que se utilizaron para asignar a los estudiantes:

AM	Taller	1	0	6	7	2	5	4
BREAK								
PM	Taller	1	0	5	4	6	3	

Figura 6: Por el algoritmo de optimización: AAL magíster

Fuente: Elaboración propia.

AM	Taller	1	0	6	7	0	0	4
BREAK								
PM	Taller	1	0	5	4	6	4	

Figura 7: Por la universidad: AAL magíster

Fuente: Elaboración propia.

Hay 3 talleres diferentes entre nuestro horario propuesto y el de la universidad. En nuestro caso se proponen: “Digital and hybrid practices in collaborative work”, “Ethical technology assessment” y “Professional communication with external partners”. Mientras que en el horario utilizado por la universidad se tienen: “Clarification of individual professional competences” dos veces y “Leadership and project management”. El resto de los talleres comunes son: “Clarification of individual professional competences”, “Creative and systems thinking for complex problem-solving” (número 1, que corresponde a un taller de día completo), “Leadership and project management”, “Professional communication with external partners”, “Professional identity development” y “Psychological safety in teamwork”.

Taller	8	4	1	7	
BREAK					
Taller	8	3	9	2	5

Figura 8: Por el algoritmo de optimización: AAL bachelor

Fuente: Elaboración propia.

Taller	8	4	6	7	
BREAK					
Taller	8	4	9	2	5

Figura 9: Por la universidad: AAL bachelor

Fuente: Elaboración propia.

Se mantienen los talleres a excepción de dos que cambian, en nuestra versión se da “Evaluación ética de la tecnología” y “IA generativa en el estudio”, mientras que en el horario de la universidad se da “Motivación, bienestar y equilibrio entre vida laboral y personal” y “Técnicas SCRUM en el trabajo de proyectos”. El resto de los talleres comunes son: “Facilitar reuniones productivas”, “Motivación, bienestar y equilibrio entre vida laboral y personal”, “Seguridad psicológica en los equipos”, “Colaboración entre disciplinas”, “Pensamiento sistemático en ingeniería” y “Diseño de problemas interdisciplinarios”.

AM	Taller	5	6	3	
BREAK					
PM	Taller	7	4	0	

Figura 10: Por el algoritmo de optimización: CPH magister

Fuente: Elaboración propia.

AM	Taller	1	6	4	
BREAK					
PM	Taller	1	3	0	

Figura 11: Por la universidad: CPH magister

Fuente: Elaboración propia.

En nuestra solución se dan 6 talleres: “Clarification of individual professional competences”, “Ethical technology assessment”, “Leadership and project management”, “Professional communication with external partners”, “Professional identity development” y “Psychological safety in teamwork”. Mientras que en la solución propuesta por la universidad se dan 5 talleres, donde el taller marcado como 1 corresponde a un taller de día completo (“Creative and systems thinking for complex problem-solving”), el resto de los talleres son: “Clarification of individual professional competences”, “Ethical technology assessment”, “Leadership and project management” y “Professional identity development”. Los talleres en común son: “Clarification of individual professional competences”, “Ethical technology assessment”, “Leadership and project management” y “Professional identity development”.

AM	Taller	8	2	
BREAK				
PM	Taller	6	3	5

Figura 12: Por el algoritmo de optimización: CPH bachelor

Fuente: Elaboración propia.

AM	Taller	8	2	
BREAK				
PM	Taller	6	3	9

Figura 13: Por la universidad: CPH bachelor

Fuente: Elaboración propia.

Donde solo cambia un taller, en nuestra solución se elige dar el taller “Seguridad psicológica en los equipos” (Psykologisk tryghed i teams), mientras que en la solución de la universidad se elige dar el taller “Diseño de problemas interdisciplinarios” (Tværfagligt problemdesign). El resto de los talleres son: “Facilitar reuniones productivas”, “IA generativa en el estudio”, “Técnicas SCRUM en el trabajo de proyectos” y “Pensamiento sistémico en ingeniería”.

AM	Taller	7	9	
BREAK				
PM	Taller	15	0	

Figura 14: Por el algoritmo de optimización: ESB

Fuente: Elaboración propia.

AM	Taller	15	0
BREAK			
PM	Taller	9	7

Figura 15: Por la universidad: ESB

Fuente: Elaboración propia.

Que son exactamente los mismos horarios, solo que cambian los que se dan en la mañana por los que se dan en la tarde. Los talleres que se dan son: “Clarification of individual professional competences”, “Generative AI in study practices”, “Leadership and project management” y “Systems thinking in engineering”.

- **Pesos elegidos** Para realizar las asignaciones se comparó el bienestar que obtenían los estudiantes para distintos conjuntos de pesos, a continuación, se detalla la comparación entre algunos de ellos:

Pesos	Suertudos	1era opción	2nda opción
(1, 2, 3)	95.92%	98.98%	68.19%
(3, 5, 10)	98.72%	96.43%	65.39%
(1, 10, 100)	95.67%	96.43%	68.44%
(1, 2, 10)	95.92%	96.43%	68.19%
(1, 9, 10)	98.72%	87.78%	81.42%
(2, 4, 8)	96.43%	96.43%	67.68%

Figura 16: Comparación de pesos en base a la métrica, para el campus AAL magister

Fuente: Elaboración propia.

Cada conjunto de pesos representa distintos criterios con los que se quería analizar la solución: los pesos (1, 2, 3) representan los pesos más comunes, donde ser asignado a la primera opción es igual de bueno que ser asignado a la segunda y a la tercera a la vez. Con estos pesos 16 estudiantes (4.07 %) no fueron suertudos, de estos 12 quedaron en su primera opción (y algo más) y 4 quedaron en su segunda opción (y otro taller más).

Los pesos (3, 5, 10) representan casos donde ser asignado a la primera opción es mejor que ser asignado a la segunda y a la tercera a la vez, estos representan mejor lo que intuitivamente es considerado bienestar, en base a lo acordado con la contraparte. Con estos pesos 5 estudiantes (1.27 %) no fueron suertudos, de estos 4 fueron asignados a su primera opción y a algo más, mientras que el restante fue asignado a su segunda opción y a algo más.

Los pesos (1, 10, 100) representan valoraciones de las preferencias bastante más distintas, en donde es muy beneficioso asignar a un estudiante a su primera opción. El objetivo era analizar si esto hacía que el modelo asignara a una menor cantidad de estudiantes si es que esto significaba una mayor cantidad de estudiantes en su primera opción. Con estos pesos hay 17 estudiantes (4.33 %) que no fueron suertudos, de estos 12 quedaron en su primera opción y 5 en su segunda, mientras que el otro taller es uno que no eligieron.

Los pesos (1, 2, 10) representan los casos donde la primera opción es mejor que la segunda y la tercera, mientras que estas dos son bastante parecidas. Con estos pesos 16 estudiantes

(4.07 %) no fueron suertudos, de estos 12 quedaron en su primera opción y 4 en su segunda, mientras que el otro taller es algo que no eligieron.

Los pesos (1, 9, 10) representan lo contrario, es decir, que la primera y segunda opción sean muy parecidas y la tercera más lejana. Con estos pesos 25 estudiantes (6.36 %) no fueron suertudos, donde 3 quedaron en su primera opción y 22 en su segunda, mientras que el otro taller es algo que no eligieron.

Finalmente, los pesos (2, 4, 8) representan opciones que mejoran exponencialmente, usando potencias de 2. Con estos pesos 14 estudiantes (3.56 %) no fueron suertudos, donde 12 quedaron en su primera opción y 2 en su segunda, y el otro taller es uno que no eligieron.

Como se comentó anteriormente, los criterios para elegir la mejor métrica fueron primero mayor cantidad de suertudos, si hay empate se considera la cantidad de estudiantes en su primera opción y si es necesario desempatar se consideran los estudiantes en su segunda opción.

Es importante aclarar que no se puede asegurar que estos pesos sean los óptimos entre todos los pesos posibles, ni que existe un óptimo único. Podemos notar también que, si bien estos pesos daban el mayor bienestar en estos datos, pueden existir datos que hagan que otros pesos sean mejores para el caso particular.

- **Asignaciones realizadas** A continuación, se presentan los resultados de las asignaciones de estudiantes por campus realizadas por el modelo de optimización planteado, en base a la métrica anteriormente descrita:

Programa	Suertudos	1era opción	2nda opción	Función objetivo
AAL magister	98.72%	96.43%	65.39%	13.52
AAL bachelor	93.51%	93.07%	74.03%	13.86
CPH magister	80.00%	76.67%	66.67%	12.31
CPH bachelor	54.39%	75.44%	45.61%	11.02
ESB	27.27%	36.36%	48.48%	7.375

Figura 17: Resultados del modelo de optimización para cada campus, en base a la métrica

Fuente: Elaboración propia.

Se puede apreciar que las asignaciones son mejores para los campus con mayor cantidad de estudiantes. Esto se atribuye a que, si bien en todos los campus y planes de estudio había variedad de preferencias por ciertos talleres, en los campus y planes de estudio con mayor número de estudiantes se realizaban una mayor cantidad de talleres en total, lo cual se acomoda de mejor manera a la variedad de preferencias de los estudiantes, generando una mejor asignación de estos.

- **Comparación asignación de este año vs asignación realizada por el modelo**

A continuación, se presenta la comparación de la asignación realizada por el modelo y la asignación que realizó la universidad para este año. Es importante aclarar que los datos de la solución actual presentaban cerca del 20 % de asignaciones incompletas, por lo que se debe tener esto en cuenta al comparar:

	Suertudos	1era opción	2nda opción
Modelo de optimización	98.72%	96.43%	65.39%
Solución actual	56.74%	66.41%	49.87%

Figura 18: Comparación asignaciones campus AAL magister

Fuente: Elaboración propia.

	Suertudos	1era opción	2nda opción
Modelo de optimización	93.51%	93.07%	74.03%
Solución actual	73.16%	71.00%	60.17%

Figura 19: Comparación asignaciones campus AAL bachelor

Fuente: Elaboración propia.

	Suertudos	1era opción	2nda opción
Modelo de optimización	80.00%	76.67%	66.67%
Solución actual	48.33%	63.33%	35.00%

Figura 20: Comparación asignaciones campus CPH magister

Fuente: Elaboración propia.

	Suertudos	1era opción	2nda opción
Modelo de optimización	54.39%	75.44%	45.61%
Solución actual	59.65%	64.91%	57.89%

Figura 21: Comparación asignaciones campus CPH bachelor

Fuente: Elaboración propia.

	Suertudos	1era opción	2nda opción
Modelo de optimización	27.27%	36.36%	48.48%
Solución actual	27.27%	36.36%	45.45%

Figura 22: Comparación asignaciones campus ESB

Fuente: Elaboración propia.

Al comparar las soluciones para cada campus podemos concluir que la solución dada por el modelo de optimización es mejor en el caso de AAL magister, AAL bachelor y CPH magister, en las 3 categorías definidas como métrica.

En el caso de CPH bachelor, la asignación realizada por la universidad posee cerca de un 5% más de estudiantes suertudos y cerca de 8% más de estudiantes en su segunda opción, mientras que el modelo optimizado posee cerca de un 11% más de estudiantes en su primera opción. Es importante considerar que las asignaciones de este año realizadas por la universidad no están completas del todo, por lo que esto puede influir en la comparación.

Para el caso de ESB, el modelo de optimización obtuvo la misma cantidad de estudiantes suertudos y en su primera opción que la asignación hecha a mano. Para la cantidad de estudiantes en su segunda opción el modelo de optimización tiene cerca de un 3% más de estudiantes en esta categoría.

Se puede concluir que la asignación hecha a mano para el caso de ESB es casi igual de buena que la realizada por el algoritmo de optimización. Este corresponde al problema de menor cantidad de estudiantes, por lo que es esperable este resultado. El resto de casos posee una mayor cantidad de estudiantes, lo que dificulta realizar la asignación a mano, por lo que es esperable que el modelo de optimización obtenga mejores resultados respecto a la métrica.

■ Comparación asignación de este año vs asignación realizada por orden de llegada

A continuación, se detallan los resultados de la asignación realizada considerando el orden de llegada y comparándolo con la solución óptima encontrada por el modelo.

Para realizar esta asignación se comenzó desde el horario de talleres óptimo encontrado por el modelo de optimización, luego en base a este se fue asignando estudiante por estudiante (en orden) a los talleres que había elegido y que quedaban cupos, hasta que el estudiante completara su día de talleres o no tuviera más talleres que quería que tuvieran cupos, en este caso se asume que el estudiante completará su día con talleres sobrantes:

	Orden de llegada	Shuffle 1	Shuffle 2	Shuffle 3	Shuffle 4	Solución modelo
Suertudos	86.77%	87.53%	86.77%	87.79%	86.01%	98.72%
1era opción	87.28%	88.30%	88.55%	87.53%	88.04%	96.18%
2nda opción	63.10%	64.38%	61.58%	65.39%	61.07%	65.14%
Función objetivo	12.55	12.68	12.58	12.63	12.57	13.52

Figura 23: Asignación por orden de llegada vs asignación del modelo: AAL magister

Fuente: Elaboración propia.

Al comparar las soluciones por orden de llegada se puede apreciar que son bastante similares entre sí, pero todas son superadas por la solución optimizada en el modelo. Esto se atribuye a que son tantos estudiantes en este campus y plan de estudio (393 estudiantes), para obtener mejores resultados globales es más conveniente ir asignando una por una las preferencias.

	Orden de llegada	Shuffle 1	Shuffle 2	Shuffle 3	Shuffle 4	Solución modelo
Suertudos	80.09%	82.25%	82.68%	83.55%	82.25%	93.51%
1era opción	92.64%	92.64%	92.64%	92.64%	92.64%	93.07%
2nda opción	62.77%	60.17%	62.34%	61.47%	64.07%	74.03%
Función objetivo	13.2	13.21	13.27	13.28	13.29	13.86

Figura 24: Asignación por orden de llegada vs asignación del modelo: AAL bachelor

Fuente: Elaboración propia.

Las soluciones por orden de llegada son similares entre sí, pero todas son superadas por la solución optimizada en el modelo. En este caso son 231 estudiantes, por lo que es más

conveniente asignar una por una las preferencias que ir llenando los talleres por orden de llegada.

	Orden de llegada	Shuffle 1	Shuffle 2	Shuffle 3	Shuffle 4	Solución modelo
Suertudos	80.00%	80.00%	80.00%	80.00%	80.00%	80.00%
1era opción	76.67%	76.67%	76.67%	76.67%	76.67%	76.67%
2nda opción	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%
Función objetivo	12.31	12.31	12.31	12.31	12.31	12.31

Figura 25: Asignación por orden de llegada vs asignación del modelo: CPH magister

Fuente: Elaboración propia.

En este caso las soluciones dadas por el orden de llegada y por el modelo optimizado poseen las mismas métricas de bienestar. Esto se atribuye principalmente a la cantidad de estudiantes (60) y cupos por sala (50 estudiantes para cada una de las 3 salas en mañana y en tarde). Luego hay bastantes cupos por taller, pero las preferencias de los estudiantes son bastante variadas. En este caso en particular si bien cerca de 20 estudiantes querían el taller de día completo, este no fue asignado para darse (por el modelo de optimización) pues realizar 1 taller de día completo impedía realizar 2 talleres distintos en su lugar, lo cual es mejor para la variabilidad de las preferencias de los estudiantes.

	Orden de llegada	Shuffle 1	Shuffle 2	Shuffle 3	Shuffle 4	Solución modelo
Suertudos	54.39%	54.39%	54.39%	54.39%	54.39%	54.39%
1era opción	75.44%	75.44%	75.44%	75.44%	75.44%	75.44%
2nda opción	45.61%	45.61%	45.61%	45.61%	45.61%	45.61%
Función objetivo	11.02	11.02	11.02	11.02	11.02	11.02

Figura 26: Asignación por orden de llegada vs asignación del modelo: CPH bachelor

Fuente: Elaboración propia.

Nuevamente las soluciones obtenidas poseen métricas iguales. En este caso hay 57 estudiantes, 2 talleres en la mañana y 3 en la tarde, cada uno con 50 estudiantes. Esto permite que ningún taller se llene completamente y la asignación sea independiente del orden de los estudiantes pues nunca ocurre que un estudiante impida que otro sea inscrito en sus preferencias, como en el caso anterior.

	Orden de llegada	Shuffle 1	Shuffle 2	Shuffle 3	Shuffle 4	Solución modelo
Suertudos	27.27%	27.27%	27.27%	27.27%	27.27%	27.27%
1era opción	36.36%	36.36%	36.36%	36.36%	36.36%	36.36%
2nda opción	48.48%	48.48%	48.48%	48.48%	48.48%	48.48%
Función objetivo	7.375	7.375	7.375	7.375	7.375	7.375

Figura 27: Asignación por orden de llegada vs asignación del modelo: ESB

Fuente: Elaboración propia.

Se repite el caso anterior, esta vez con 33 estudiantes, 2 talleres en la mañana y en la tarde con 50 estudiantes cada uno. Debido a que son pocos estudiantes, la capacidad de las salas es

suficiente para que sin importar si un estudiante va antes que otro, ambos puedan inscribirse a todos los talleres que quieran y se hayan elegido dar. Por lo que el resultado se mantiene a pesar de mezclar el orden de llegada.

■ Comparación de tiempo de resolución para el caso AAL magister

Para medir el tiempo que tomaba el algoritmo en encontrar la solución óptima se utilizó el caso de AAL magister pues este es el que tiene la mayor cantidad de estudiantes (393). Se probó desde los 66 cupos que corresponde al mínimo para que cada estudiante pueda ser asignado a un taller en cada horario. Se probó hasta los 90 cupos pues no es realista probar con salas más grandes, este número considera también que puede que menos estudiantes terminen asistiendo a los talleres, como es la tendencia observada por la contraparte. Se utilizaron distintas semillas para que el modelo de Gurobi pudiera replicarlo al variar los cupos.

	66 cupos	68 cupos	70 cupos	80 cupos	90 cupos
Semilla 1	57,90	51,30	80,00	37,30	106,00
Semilla 2	85,00	50,30	54,00	183,00	293,00
Semilla 3	83,00	33,80	29,30	35,30	496,00
Semilla 4	48,50	48,20	36,30	137,00	336,00
Semilla 5	83,00	62,00	70,00	45,30	55,70
Promedio	71,48	49,12	53,92	87,58	257,34
Desviación estándar	17,03	10,09	21,54	68,18	178,87

Figura 28: Tiempo (segundos) de ejecución para diversas cantidades de cupos y semillas

Fuente: Elaboración propia.

En la figura 28 se pueden apreciar los resultados. Al tener los cupos muy reducidos, el algoritmo tarda un poco más, en comparación al caso más rápido, esto se atribuye a que es más compleja la asignación al tener cupos muy cercanos a la cantidad de estudiantes. Se puede apreciar como aumentar levemente los cupos mejora la rapidez en encontrar la solución, pero aumentarlos demasiado incrementa bastante el tiempo de ejecución, llegando a ser hasta 5 veces mayor que el caso más rápido. En conclusión, la cantidad de cupos por taller afecta fuertemente el tiempo de ejecución y es un parámetro que se debe tener en cuenta a la hora de realizar la asignación.

■ Testeo de caso extremo con generación de datos

Además de esto, para probar el caso extremo del modelo, se utilizó la generación de datos considerando que todos los talleres se llenaran a su máxima capacidad.

	% total suertudos	% inscritos en un taller que no querían
AAL Magister	91.4	8.6
AAL Bachelor	43.6	56.4
CPH Magister	35.0	65.0
CPH Bachelor	18.0	82.0
Esbjerg	14.0	86.0

Cuadro 2: Porcentaje de estudiantes inscritos y no inscritos en sus preferencias

Fuente: Elaboración propia.

Los porcentajes (cuadro 2) de estudiantes inscritos en talleres que no estaban en sus preferencias aumenta mucho más que los inscritos en talleres que querían. Esto se atribuye principalmente a la variedad de talleres que pueden escoger los estudiantes y a los pocos talleres que finalmente se dictan por capacidad del campus, por lo que eventualmente quedarían bastantes estudiantes sin una asignación de su preferencia, recordando que se está probando para el caso extremo donde todos los talleres se completen de estudiantes.

El único caso que no lo cumple es el caso “*AAL Magister*” dado que son más opciones de talleres las que se pueden implementar en este campus, por lo que la variedad de decisiones de los estudiantes corresponde con la variedad de talleres que se impartirán finalmente.

8. Conclusiones

La problemática de elegir la mejor asignación de estudiantes y talleres puede ser interpretada como un problema de optimización. La formulación de este está altamente influenciado por lo que se considera valioso en una solución. Particularmente, la contraparte consideraba importante que en promedio, los estudiantes queden inscritos en sus primeras opciones con el fin de que los talleres presenten alta asistencia. La modelación realizada satisface las necesidades y preferencias de la contraparte.

La implementación del modelo de optimización se ha realizado con la librería *gurobi* en el lenguaje Python. El sub-problema más grande involucra a aproximadamente 400 estudiantes. El tiempo de cómputo es de aproximadamente 2 minutos, lo que es una drástica mejora al tiempo que tardaban en asignar los talleres previamente.

Se ha creado una métrica de las asignaciones basada en sus estadísticas. Estas se han diseñado teniendo en mente los objetivos de la contraparte. Lo más importante de una asignación es el porcentaje de estudiantes con ambas de sus asignaciones dentro de sus top 3 preferencias (estudiantes suertudos).

Bajo esta métrica, el esquema de pesos que mejor resultados entregó fue [10, 5, 3]. Esto quiere decir que el peso de la primera opción es el doble del peso de la segunda opción, y que es más valioso que un estudiante quede solo en su primera opción que en su segunda y tercera.

EL horario de talleres generado por este esquema de pesos es muy similar a el que se realizaba a mano previamente. Sin embargo, la asignación de estudiantes puede verse drásticamente afectada en unos campus.

El modelo entrega soluciones que se alinean más con los objetivos de la contraparte que los realizados en años anteriores. Esta mejora se observa en la métrica definida previamente. Sin embargo, esto se aprecia mayormente en los campus más grandes, ya que no es posible realizar una asignación satisfactoria en los campus con menos estudiantes por la limitación de talleres que se pueden impartir.

La asignación y factibilidad es muy sensible a la variación de la cantidad de talleres y capacidades tanto horarias como de salas, esto se demuestra en gran parte con la generación de nuevos datos que consideran el caso extremo de que todos los talleres hayan ocupado el máximo de sus cupos.

Pese a que la solución por orden de llegada no es mala, esta entrega una asignación con menos estudiantes suertudos que el modelo implementado, siendo una peor solución bajo la métrica. Adicionalmente, esta solución necesita una asignación de talleres óptimos, los cuales son dados

por el modelo de optimización creado.

Referencias

- [1] Aalborg University. (s. f.). *About AAU*. Recuperado el 10 de octubre de 2025, de <https://www.en.aau.dk/about-aau>
- [2] Chen, M. C., Sze, S. N., Goh, S. L., Sabar, N. R., & Kendall, G. (2021). A survey of university course timetabling problem: Perspectives, trends and opportunities. *IEEE Access*, 9, 106515–106529. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3100613>
- [3] Eglese, R. W., & Rand, G. K. (1987). Conference seminar timetabling. *Journal of the Operational Research Society*, 38(7), 591–598. <https://doi.org/10.1057/jors.1987.102>
- [4] Le Page, Y. (1996). Optimized schedule for large crystallography meetings. *Journal of Applied Crystallography*, 29(3), 291–295. <https://doi.org/10.1107/S0021889896000647>
- [5] Nemhauser, G. L., & Wolsey, L. A. (1972). Integer programming. https://openlibrary.org/books/OL23059591M/Integer_programming
- [6] QS Top Universities. (s. f.). *Aalborg University*. Recuperado el 10 de octubre de 2025, de <https://www.topuniversities.com/universities/aalborg-university>
- [7] Rezaeinia, N., Gómez, J. C., & Guajardo, M. (2024). Scheduling conferences using data on attendees' preferences. *Journal of the Operational Research Society*, 75(11), 2253–2266. <https://doi.org/10.1080/01605682.2024.2310722>
- [8] Schaerf, A. (1999). A survey of automated timetabling. *Artificial Intelligence Review*, 13(2), 87–127. <https://doi.org/10.1023/A:1006576209967>