

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA
VALPARAÍSO - CHILE



“ESTUDIO DE MODELOS DE ASIGNACIÓN DE RECURSOS: ASIGNACIÓN DE PROFESORES Y MEMORISTAS”

BASTIÁN ALEJANDRO SOLAR VARGAS

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL EN INFORMÁTICA

Profesor Guía: Carlos Castro
Profesor Correferente: Luis Hevia

Junio - 2022

DEDICATORIA

A todos los que me importan.

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer al departamento de Informática, por el apoyo a lo largo de los años, a los profesores por la dedicación en la enseñanza, a mis amigos por acompañarme en el proceso, a mi pareja por todo el apoyo y tranquilidad que me brinda y a mi familia por siempre estar ahí para mí.

RESUMEN

Resumen— Cada semestre se registran nuevos alumnos a comenzar su proceso de memoria, para el cual se requiere de un profesor guía. Cada alumno es asignado manualmente a un profesor, generando así altos costos de tiempo y abriendo posibilidades de error. Se plantea entonces el estudio del proceso, incorporando un modelo de asignación que automatice y mejore su ejecución, considerando en las asignaciones atributos de satisfacción en diferentes ámbitos y para las diferentes partes mediante programación lineal, logrando proponer modificaciones al proceso actual con el objetivo de optimizar el resultado.

Palabras Clave— Problema de Asignación, Memoristas, Programación Entera, OR-Tools, Optimización.

ABSTRACT

Abstract— Each semester new students register to begin their thesis process, for which a guiding teacher is required. Each student is manually assigned to a teacher, thus generating high time costs and opening possibilities of error. The study of the process is then proposed, incorporating an assignment model that automates and improves its execution, considering in the assignments attributes of satisfaction in different areas and for different parts through linear programming, managing to propose modifications to the current process with the objective of optimizing the result.

Keywords— Assignment Problem, thesis student, Integer Programming, OR-Tools, Optimization.

GLOSARIO

Aquí se deben colocar las siglas mencionadas en el trabajo y su explicación, por orden alfabético. Por ejemplo:

AAP: Afinidad Alumno Profesor.
CAE: Coincidencia de Área de Estudio.
CDC: Coincidencia De Campus.
CTD: Coincidencia de Tiempo Disponible.
DI: Departamento de Informática.
DTA: Disponibilidad de Tema en Asignación.
GA: Genetic Algorithm.
GAP: Problema de Asignación Generalizado (Generalized Assignment Problem).
MAP: Máximo de asignación para Profesor.
MIP: Mínimo de asignación para Profesor.
NP: tiempo polinomial no determinista (*nondeterministic polynomial time*)
PPC: Profesor Previamente Contactado.
SA: Simulated Annealing.
TAAP: Valor Total por Afinidad Alumno Profesor.
TAAPu: Total de Asignaciones con buena Afinidad Alumno Profesor,
TCAE: Valor Total por Coincidencia de Área de Estudio.
TCAEu: Total de asignaciones con buena coincidencia de Área de estudio.
TCDC: Valor Total por Coincidencia de Campus.
TCDcu: Total de asignaciones con Coincidencia de Campus.
TCTD: Valor Total por Coincidencia de Tiempo Disponible.
TCTDu: Total de asignaciones con Coincidencia de Tiempo Disponible.
TDTA: Valor Total por Disponibilidad de Tema en la Asignación
TDTAu: Total de asignaciones con Disponibilidad de Tema en la Asignación.
TS: Tabu Search.
TT1: Trabajo de Título 1, asignatura para inicio de memorias en el departamento de informática UTFSM.
TT2: Trabajo de Título 2, asignatura para desarrollo de memorias en el departamento de informática UTFSM.
UTFSM: Universidad Técnica Federico Santa María.
WAP: Problema de Asignación Con Niveles (Weighted Assignment Problem).

ÍNDICE DE CONTENIDOS

RESUMEN	IV
ABSTRACT	IV
GLOSARIO	V
ÍNDICE DE FIGURAS	VIII
ÍNDICE DE TABLAS	VIII
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO 1: DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	2
1.1 Objetivo General	6
1.2 Objetivos Específicos	6
CAPÍTULO 2: MARCO CONCEPTUAL	7
2.1 Problema de Asignación Generalizado (GAP)	7
2.1.1 Modelo Matemático	7
2.2 Weighted Assignment Problem	8
2.2.1 Modelo Matemático	8
2.3 Programación Lineal Entera	10
2.3.1 Soluciones Aproximadas	10
2.3.2 Soluciones Meta-heurísticas	11
2.3.3 Soluciones Exactas	12
CAPÍTULO 3: PROPUESTA DE SOLUCIÓN	13
3.1 Definición de Preferencias	15
3.1.1 Preferencias de Profesores	15
3.1.2 Preferencias de Estudiantes	16
3.2 Ventajas y Desventajas	17
3.2.1 Ventajas	17
3.2.2 Desventajas	17
3.3 Definición de Parámetros	18
3.4 Recopilación de Parámetros	21
3.4.1 Parámetros Profesores Guía	21
3.4.2 Parámetros Alumnos Memoristas	22
3.5 Recomendador de Asignaciones de Alumnos Memoristas	23
3.5.1 Modelo Base: Asignación de Alumnos Memoristas	23
3.5.2 Modelo: Asignación Equilibrada de alumnos	24
3.5.3 Modelo: Asignación mínima y máxima	25
3.5.4 Modelo: Coincidencia de Áreas	26

3.5.5	Modelo: Coincidencia de Campus	27
3.5.6	Modelo: Asignación respecto a Falta/Posesión de tema	29
3.5.7	Modelo: Tiempo dispuesto del Estudiante	30
3.5.8	Modelo: Afinidad Alumno-Profesor	31
3.5.9	Modelo: Profesor Previamente Contactado	32
3.5.10	Modelo Final	33
CAPÍTULO 4: VALIDACIÓN DE LA SOLUCIÓN		38
4.1	Casos a Resolver	38
4.2	Métricas	41
4.3	<i>Solver</i>	42
4.4	Resultados	43
CAPÍTULO 5: CONCLUSIONES		47
5.1	Conclusiones	47
5.2	Trabajo Futuro	49
5.2.1	Adaptación del Proceso Actual e implementación de la solución	49
5.2.2	Recopilación Profunda de Información sobre Preferencias	49
5.2.3	Escalabilidad de la Solución	49
5.2.4	Estudio de Escalas de Atributos	50
5.2.5	Equilibrio de satisfacción entre asignaciones	50
ANEXOS		51
5.1	Recopilación Criterios y Preferencias	51
5.1.1	Formulario Profesores Guía	51
5.1.2	Formulario Alumnos Memoristas	52
5.2	Generación de Parámetros	52
5.3	Mejores Resultados Por Semilla	54
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		64

ÍNDICE DE FIGURAS

1	Modelo General del Proceso. Fuente: Elaboración Propia. Validado por: Carlos Castro, Director DI.	2
2	Recopilación de Información. Fuente: Elaboración Propia. Validado por: Carlos Castro, Director DI.	3
3	Filtrado de Información. Fuente: Elaboración Propia. Validado por: Carlos Castro, Director DI.	3
4	Resolución de Problemas. Fuente: Elaboración Propia. Validado por: Carlos Castro, Director DI.	4
5	Árbol del Problema. Fuente: Elaboración Propia	5
6	Modelo General Simplificado.	13
7	Solución, Modelo General.	13
8	Solución, Recopilación de Información.	14
9	Solución, Asignación de Alumnos.	14
10	Solución, Resolución De Problemas.	14
11	Solución, Notificación de Asignación.	14
12	Satisfacción de Alumnos y Profesores por semilla según cantidad de atributos considerados.	44
13	Métricas por semilla para casos de 6 Atributos	45
14	Diferencia en $\overline{TOTAL}$ por semilla para cantidad de atributos	46

ÍNDICE DE TABLAS

1	Mejores 7 asignaciones para semilla 0.	55
2	Mejores 7 asignaciones para semilla 1.	56
3	Mejores 7 asignaciones para semilla 2.	56
4	Mejores 7 asignaciones para semilla 3.	57

5	Mejores 7 asignaciones para semilla 4.	57
6	Mejores 7 asignaciones para semilla 5.	58
7	Mejores 7 asignaciones para semilla 6.	58
8	Mejores 7 asignaciones para semilla 7.	59
9	Mejores 7 asignaciones para semilla 8.	59
10	Mejores 7 asignaciones para semilla 9.	60
11	Mejores 7 asignaciones para semilla 10.	60
12	Mejores 7 asignaciones para semilla 11.	61
13	Mejores 7 asignaciones para semilla 12.	61
14	Mejores 7 asignaciones para semilla 13.	62
15	Mejores 7 asignaciones para semilla 14.	62
16	Mejores 7 asignaciones para semilla 15.	63

INTRODUCCIÓN

CAPÍTULO 1

DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

Los problemas de asignación representan una gran área del subconjunto de problemas NP, donde las soluciones para muestras pequeñas de datos son simples de encontrar manualmente, pero cuando su volumen aumenta se vuelven extremadamente complejos. Definido informalmente, el problema de la asignación de personal exige la mejor asignación de un conjunto de personas a un conjunto de trabajos, donde las posibles asignaciones se clasifican por las puntuaciones totales o calificaciones de los trabajadores en los trabajos a los que están asignado [Kuhn, 1955]. Dichos problemas ven su origen en la búsqueda de optimalidad durante la asignación de recursos para diferentes sucursales, donde se busca lograr el mayor beneficio en su funcionamiento. Ante esto la asignación eficiente de alumnos memoristas representa un desafío de gran importancia para el departamento, donde la correcta distribución de carga entre profesores y la asignación consistente en dominios de tema tienen un rol fundamental. En respuesta a esta problemática surge la investigación en creación de modelos para lograr una óptima asignación de alumnos memoristas considerando preferencias y aristas de optimalidad.

Con el fin de lograr un completo entendimiento del problema, es necesario un estudio del proceso de asignación que se lleva a cabo actualmente en el departamento al asignar alumnos memoristas a profesores guía, el cual consiste en una serie de actividades a cargo de diferentes actores, los cuales se definen como: Coordinación de TT1, refiriéndose a los profesores a cargo de la asignatura Trabajo de Título 1 donde se realiza la asignación de alumnos memoristas; Alumno memorista, refiriéndose al alumno que busca ser asignado a un profesor; y *Google Forms*, como la tecnología utilizada para la recopilación de información. Describiendo entonces el proceso en la **Figura 1** y del cual notamos derriban 3 sub-procesos importantes a a detallar: "Recopilación de Información sobre alumnos Memoristas", "Filtrado de información y asignación de alumnos a profesores guía" y "Contacto con alumno y resolución de problemas".

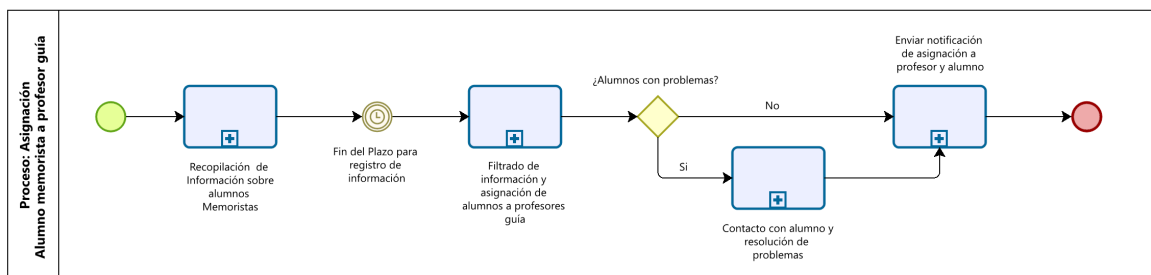


Figura 1: Modelo General del Proceso.

Fuente: Elaboración Propia.

Validado por: Carlos Castro, Director DI.

Para aclarar los sub-procesos realizados durante el la asignación de alumnos memoristas a profesores guía se presentan diagramas presentes en las **Figura 2**, **Figura 3** y **Figura 4**.

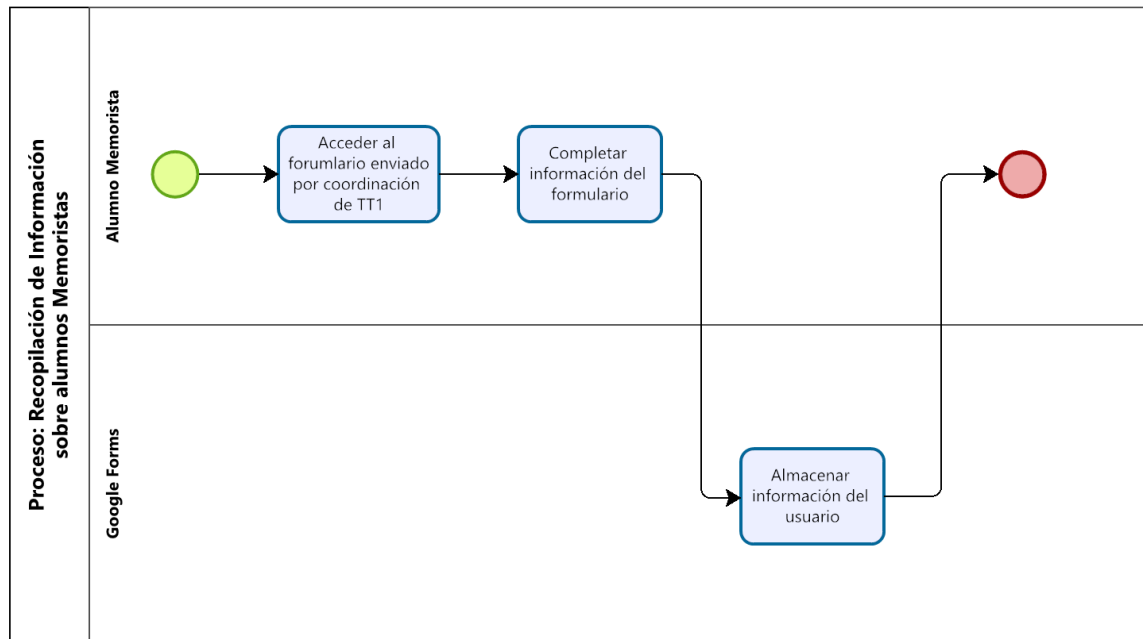


Figura 2: Recopilación de Información.

Fuente: Elaboración Propia.

Validado por: Carlos Castro, Director DI.

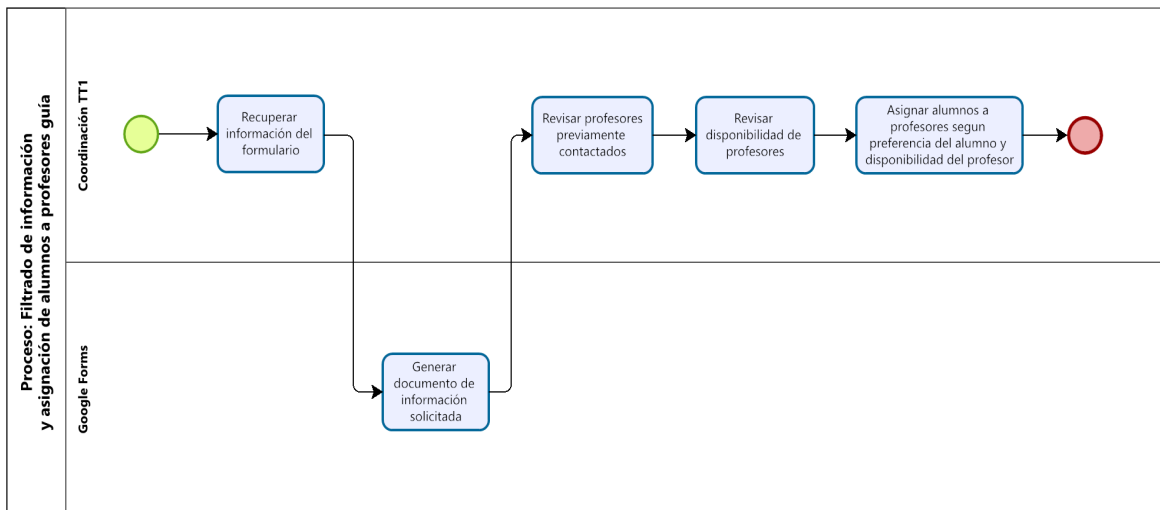


Figura 3: Filtrado de Información.

Fuente: Elaboración Propia.

Validado por: Carlos Castro, Director DI.

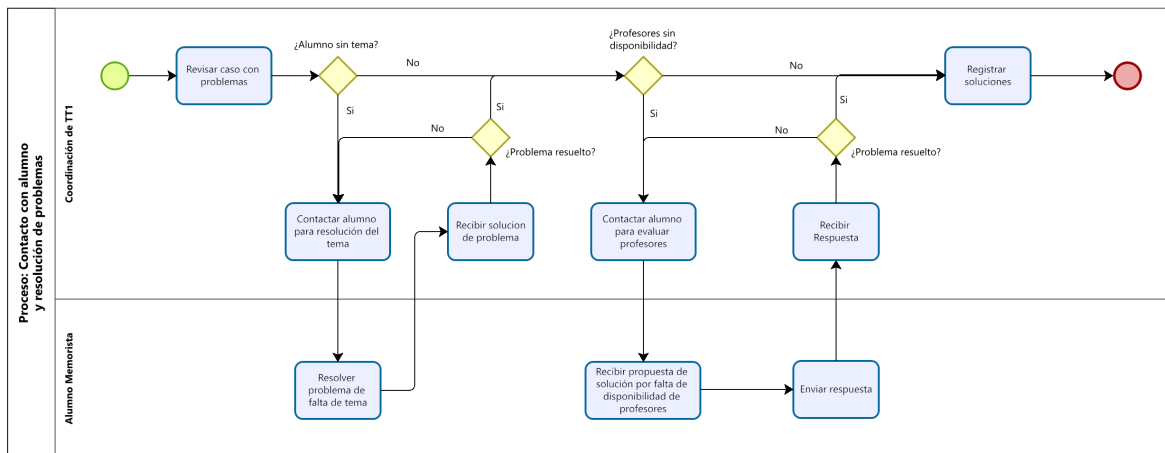


Figura 4: Resolución de Problemas.

Fuente: Elaboración Propia.

Validado por: Carlos Castro, Director DI.

Con lo cual el proceso se puede resumir en la inscripción del alumno como memorista, para luego ser asignado manualmente por la coordinación de TT1 a los profesores que el alumno designa según preferencias, para luego revisar puntualmente los problemas encontrados.

Con esta definición del contexto surgen diversas dificultades que se resumen dentro del árbol del problema.

Notamos del árbol del problema presentado en la **Figura 5**, que el problema recae en el proceso de asignación que se está llevando a cabo, donde se asignan alumnos con profesores manualmente, abriendo espacio a error humano y creando una gran dificultad a la hora de asignar, resultando en una tarea tediosa de completar; poca relevancia de la información del caso, al ser asignados en base a las preferencias de profesores/alumnos por sobre los temas y dominios del área, generando posibilidad de disconformidad en los resultados y poca concordancia en cuanto al tema y el área de dominio del profesor; dispareja distribución de carga entre profesores guía, donde algunos profesores podrían ser sobrecargados en comparación a otros con pocos alumnos asignados; y lentitud del proceso junto a alta carga de trabajo para la coordinación, al tener que enfrentar cada caso individualmente, causando que la asignatura Trabajo de Título 1 requiera más recursos de los necesarios y represente un desafío mayor de lo necesario.

Concluimos entonces que la solución a desarrollar tienen su base en modelos clásicos de asignación de recursos, satisfaciendo demanda en base a la oferta, pero entran en él distintas aristas a evaluar, dónde las preferencias de los elementos a incluir en el modelo toman un papel relevante, orientando la cabecera del estudio a las distintas características que resultan importantes para la asignación de un alumno memorista a un profesor guía, comparando y balanceando la importancia de género, campus, modalidad, área temática, confianza y reconocimiento dentro del modelo y proceso de asignación, definiendo las bases de las diferentes

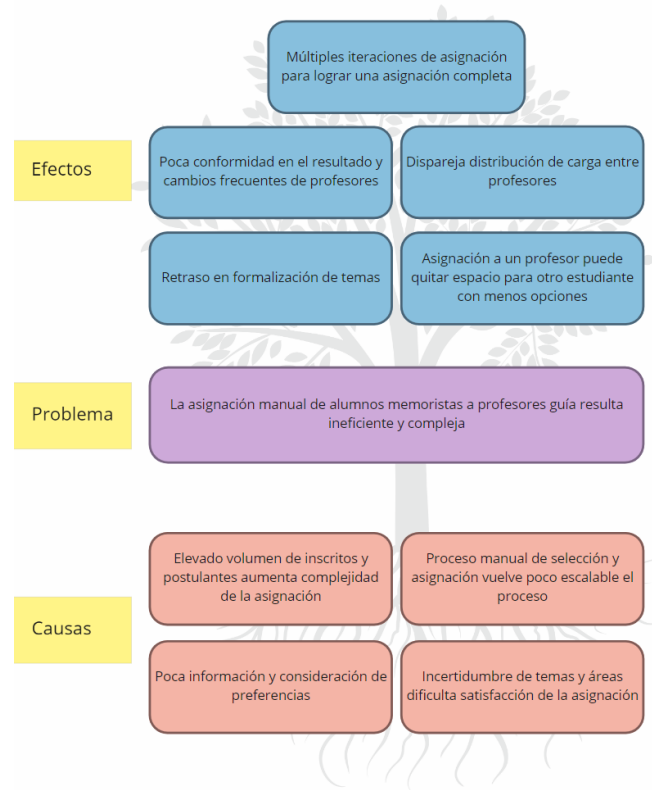


Figura 5: Árbol del Problema.
Fuente: Elaboración Propia

posibilidades de inclusión de los distintos atributos dentro del modelamiento, las restricciones que cada característica puede significar, las variables que implicarán y su impacto en la función objetivo.

En base al las distintas preferencias consideradas, entra en debate la importancia de cada una, para lo cual se han de realizar casos de prueba para definir con ellos el peso que tendrán en el modelo y cuál de las combinaciones de parámetros resulta más óptima al momento de asignar eficientemente.

Finalmente, la solución concluye con la implementación de un prototipo funcional del modelo, considerando en el mismo un sistema de postulación, con definición de preferencias y parámetros del postulante e inscripción del profesores guía, de forma que sea capaz de recopilar la información necesaria para alimentación del modelo y permita lograr la óptima asignación de memoristas.

Lo que nos permite definir los objetivos del presente documento.

1.1. Objetivo General

Definir y analizar distintos modelos de Asignación Generalizada, aplicado en la selección de memoristas y profesores.

1.2. Objetivos Específicos

- Evaluar y Categorizar parámetros y restricciones de valor para la realización de asignaciones.
- Esquematizar y Comparar distintos criterios de optimización para el modelo.
- Diseñar y construir el proceso de asignación para el departamento.

CAPÍTULO 2

MARCO CONCEPTUAL

En lo general el problema presentado consiste en la óptima asignación de recursos a sucursales, situación que se corresponde al modelado de los *Problemas de Asignación Generalizados* o *GAPs*, para lo que se definirá el contexto a trabajar.

2.1. Problema de Asignación Generalizado (GAP)

El Problema de Asignación Generalizado consiste en examinar el mínimo costo de asignación para n trabajos a m agentes, tal que cada trabajo sea asignado a exactamente un agente respetando las restricciones de capacidad sujetas a los diferentes agentes [Cattrysse y Van Wassenhove, 1992].

Estos problemas corresponden a un segmento importante de los problemas *NP-Hard* [Sahni y Gonzalez, 1976], definidos informalmente como "*por lo menos tan difícil como el problema mas difícil en los problemas NP*". Así mismo se consideran un caso particular de los *Weighted Assignment Problem* o *WAP* y cuenta con múltiples aplicaciones en problemas reales, como: un sub-problema en los *routing problems* [Fisher y Jaikumar, 1981], en *fixed-charge plant location models* [Ross y Soland, 1977], problemas de planificación de recursos, planificación de proyectos, organización de redes, entre otros.

2.1.1. Modelo Matemático

El GAP ha sido definido en múltiples instancias y de maneras diferentes, con lo que su modelo matemático varia con respecto al documento que lo desarrolle. Un modelo matemático generalizado es de programación lineal entera propuesto en [Cattrysse y Van Wassenhove, 1992], definido a continuación:

Sean los parámetros:

I : Conjunto de agentes i .

J : Conjunto de trabajos j a asignar a agentes.

$r_{i,j}$: Cantidad de recursos utilizados por el trabajo j al ser realizado por el agente i .

b_i : Cantidad de recursos máximos a utilizar por el agente i .

$C_{i,j}$: Costo de asignar el trabajo j al agente i

Se define la variable:

$x_{i,j}$: igual a 1 si el trabajo j fue asignado al agente i - 0 en otro caso.
 $DOM(x_{i,j}) = 0, 1$

De modo que el espacio de búsqueda de las variables será: $2^{|J|*|I|}$

Se define entonces el modelo cómo:

$$\text{Minimizar} \quad z = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} C_{i,j} \cdot x_{i,j} \quad (1)$$

$$\text{Sujeto a:} \quad \sum_{j \in J} r_{i,j} \cdot x_{i,j} \leq b_i \quad \forall i \in I \quad (2)$$

$$\sum_{i \in I} x_{i,j} = 1 \quad \forall j \in J \quad (3)$$

Donde (2) define que la carga asociada a los trabajos asignados no podrán superar la capacidad del agente i y (3) cumple con limitar que un trabajo será asignado a uno y solo un agente. Entonces la función objetivo (1) busca minimizar los costos resultantes de asignar trabajos respetando las necesidades del contexto.

Dadas las características de la variable definida, el modelo planteado corresponde a un modelo de **programación lineal entera**, de forma que los métodos de resolución varían con respecto a los métodos resolutivos para modelos de programación lineal tradicionales, recurriendo a algoritmos como *relajación de restricciones* o *branch-and-bound*.

2.2. Weighted Assignment Problem

El *Weighted Assignment Problem* consiste en la asignación de n tareas a m agentes, considerando diferentes niveles o entornos para su asignación, en busca de la minimización de costes en la solución [Ross y Zoltners, 1979]. Los autores han discutido diversos problemas como casos particulares del WAP: el *Multiple-Choice Knapsack Problem (MCKP)*, el *Transignment Problem (TP)* y el GAP. Así mismo se han planteado diferentes modelos equivalentes al WAP: *Variable Agent Fixed Capacity Model*, *Fixed Agent Variable Capacity Model* y *Variable Agent Variable Capacity Model*, en los cuales se amplía el contexto para admitir variabilidad al entorno.

2.2.1. Modelo Matemático

Una definición del WAP consiste en:

Sean los parámetros:

I : Conjunto de agentes i .

J : Conjunto de trabajos j a asignar a agentes.

$K_{i,j}$: Niveles de trabajo disponibles para el agente i y trabajo j .

$r_{i,j,k}$: Cantidad de recursos utilizados por el trabajo j al ser realizado por el agente i en el nivel k .

a_i : Cantidad de recursos mínimos a utilizar por el agente i .

b_i : Cantidad de recursos máximos a utilizar por el agente i .

e_j : Cantidad de recursos [mínima | exacta | máxima] a utilizar durante el trabajo j .

$C_{i,j,k}$: Costo de asignar el trabajo j al agente i en el nivel k

Se define la variable:

$x_{i,j,k}$: igual a 1 si el trabajo j fue asignado al agente i en el nivel k - 0 en otro caso.
 $DOM(x_{i,j,k}) = 0, 1$

De modo que el espacio de búsqueda de las variables será: $2^{|J|*|I|*|K|}$

Se define entonces el modelo como:

$$\text{Minimizar} \quad z = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K_{i,j}} C_{i,j,k} \cdot x_{i,j,k} \quad (4)$$

$$\text{Sujeto a:} \quad a_i \leq \sum_{j \in J} \sum_{k \in K_{i,j}} r_{i,j,k} \cdot x_{i,j,k} \leq b_i \quad \forall i \in I \quad (5)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{k \in K_{i,j}} x_{i,j,k} = 1 \quad \forall j \in J \quad (6)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{k \in K_{i,j}} r_{i,j,k} \cdot x_{i,j,k} \begin{bmatrix} \leq \\ = \\ \geq \end{bmatrix} e_j \quad \forall j \in J \quad (7)$$

Donde (5) define que la carga asociada a los trabajos asignados debe ser al menos lo que debe realizar el agente i y no podrán superar la capacidad del mismo, (6) cumple con limitar que un trabajo será asignado a uno y solo un agente para todos los niveles y (7) admite asegurar una utilización de recursos máxima ($\leq$), exacta ($=$) o mínima ($\geq$) durante la ejecución de un trabajo. Entonces la función objetivo (4) busca minimizar los costos resultantes de asignar trabajos respetando las necesidades del contexto.

Con la definición plantada se resalta que en el caso particular donde la restricción (7) se omite o se asigna en valores irrelevantes, junto a definir la cantidad mínima de recursos a utilizar por cada agente $a_i \forall i \in I$ en 0, WAP se convierte en GAP.

2.3. Programación Lineal Entera

La Programación Lineal o LP consiste en el problema de maximizar o minimizar una función lineal sobre un espacio vectorial [Schrijver, 1998]. En otras palabras, consiste en explorar un espacio de búsqueda, que corresponda a diferentes características, respetando restricciones definidas por el problema, en busca de la solución más óptima, ya sea minimizando o maximizando el resultado de la función objetivo.

La programación lineal entera corresponde a un subconjunto de los problemas de programación lineal, donde se consideran restricciones del dominio de las variables, limitándolas a valores enteros, valores naturales o binarios. La presencia de dichas restricciones generan un modelo más costoso de resolver y que requiere métodos resolutivos diferentes a los de un problema de programación lineal tradicional, dada a que el espacio vectorial en que se trabaja es discreto.

2.3.1. Soluciones Aproximadas

Consisten en algoritmos que encuentran una solución óptima local mediante omitir o agrupar diferentes segmentos del espacio de búsqueda, reduciendo así la exploración a realizar, pero no aseguran sea un óptimo global.

- *Greedy Heuristics*

Consiste en la construcción de una solución, donde iterativamente se incluyen las variables que mejor aporten a la función objetivo y cumpla con las restricciones, en el caso del GAP, las que menor costo de asignación tendrían. De ésta forma, la solución obtenida será por lo menos un óptimo local.

- *Set Partitioning Heuristic*

Propuesta por [Cattrysse et al., 1994] como solución al GAP, consiste en la traducción del problema a un *Set Partitioning*, permitiendo aplicar heurísticas y métodos resolutivos para éste.

- *Lagrangian Relaxation Based Heuristics*

[Lorena y Narciso, 1996] propuso 6 heurísticas basadas en relajación *lagrangiana* la cual consiste en resolver el problema ignorando la condición de dominio de las variables enteras, luego, se redondea las variables que deben tener un valor entero como resultado.

Esto puede traer diferentes problemas, como:

- Muchas alternativas de redondeo.
- No garantiza resultados óptimos.
- No garantiza resultados factibles.

2.3.2. Soluciones Meta-heurísticas

Similar a los métodos vistos previamente, las meta-heurísticas consisten en algoritmos que encuentran una solución óptima local en tiempo relativamente constante con respecto al espacio de búsqueda, pero no aseguran sea un óptimo global, basándose en alguna heurística o método aproximado buscan iterativamente encontrar soluciones explorando el espacio muestral a cada iteración.

■ *Tabu Search (TS)*

Tabu Search es un esquema de búsqueda local que consiste en comenzar con una solución inicial, usualmente aleatoria, y modificar ésta, generando así un movimiento, hacia alguno de los vecinos del estado actual, no necesariamente mejorando el resultado de la función objetivo. Consta de una estructura para prevenir movimientos o movimientos *tabu* (movimientos ya visitados o que no cumplan restricciones) y evitar así mismo ciclos. Un ejemplo de implementación de *TS* para la resolución de GAP fue presentada por [Osman, 1995] y por [Yagiura *et al.*, 2004].

■ *Simulated Annealing (SA)*

Fue propuesto como una analogía a la aleación de sólidos, mediante la resolución de problemas con mezcla de soluciones y flexibilizando en base a la temperatura. *SA* es una búsqueda local iterativa que evita el estancamiento en óptimos locales mediante aleatoriedad y estrategias de aceptación. Consiste en acotar aleatoriamente soluciones en base a la temperatura en que se encuentre el modelo, y generando movimientos o alteraciones a la solución en base al estado actual. Una interesante implementación de *SA* en el contexto de GAP fue presentada por [Osman, 1995].

■ *Genetic Algorithm (GA)*

GA es un algoritmo de búsqueda probabilística que simula el proceso evolutivo. Consiste en tomar una población inicial generada aleatoriamente, de la cual se encuentran las instancias de mejor función objetivo en base a las cuales realizar reproducción con las demás instancias de la población, los atributos son considerados genotipos y los parámetros los fenotipos, logrando así la analogía de mejorar una instancia en base a la conservación de las mejores propiedades de sus antepasados. Para aplicaciones de *GA* en GAP resulta interesante la implementación del algoritmo constructivo realizada por [2000].

2.3.3. Soluciones Exactas

Consisten de métodos resolutivos que analizan la totalidad del espacio de búsqueda, asegurando encontrar el óptimo global a cambio del tiempo tomado en la exploración.

- *Backtracking* Consiste en la exploración del espacio construyendo incrementalmente candidatos de solución, y abandonando candidatos (backtracking) tan pronto como se determina que el visitado no podrá resultar en una solución válida.
- *Branch and Bound (B&B)* El algoritmo *Branch and Bound* consiste en ramificar el problema en base a condiciones sobre las variables, creando así ramas que cumplan ya con una condición para reducir así el espacio de búsqueda y poder analizar una nueva restricción bajo otra ya cubierta. De ésta forma se pueden resolver soluciones relajadas, donde las variables se consideraron como discretas, creando las ramas para las diferentes aproximaciones a entero de cada valor y encontrar así en las hojas del grafo generado la solución de mejor función objetivo.

El método se puede resumir en dos etapas:

- *Branching* o *Ramificación*: Consiste en dividir el problema en subproblemas con respecto a una nueva condición a agregar para una variable en particular. Este proceso se hace de forma recursiva, reduciendo constantemente el espacio de búsqueda.
- *Bounding* o *Poda*: Consiste en descartar aquellos nodos que no cumplan con alguna restricción.

CAPÍTULO 3

PROPUESTA DE SOLUCIÓN

El proceso actual se puede ver resumido en el siguiente diagrama:

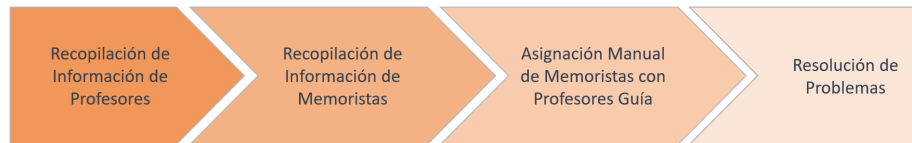


Figura 6: Modelo General Simplificado.
Fuente: Elaboración Propia.

Se propone entonces la modificación del proceso, cuyo resultado se describe con las mismas etapas modificando los subprocesos que le componen, con la incorporación de un sistema de asignación como entidad que se ha de ocupar en las acciones de recopilación, asignación y notificación requeridas durante el proceso. Ésta adaptación permite una recopilación centralizada de información, además de la asignación en base a preferencias de cada participante, agilizando así el proceso en general, eliminando el factor humano y mejorando la efectividad del mismo considerando además características relevantes para profesores y alumnos.

En detalle, el nuevo proceso se describe en las Figuras 7-11.

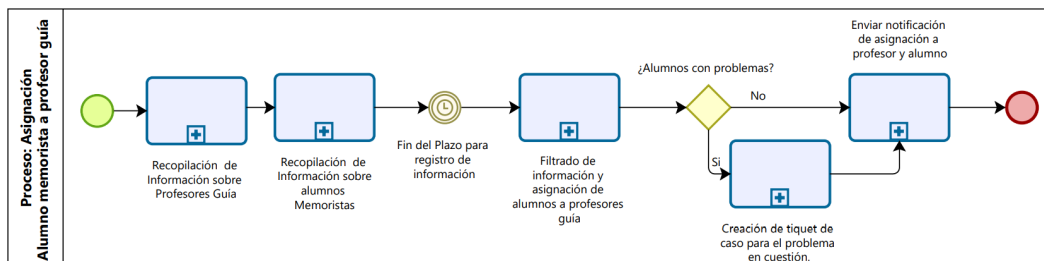


Figura 7: Solución, Modelo General.
Fuente: Elaboración Propia.

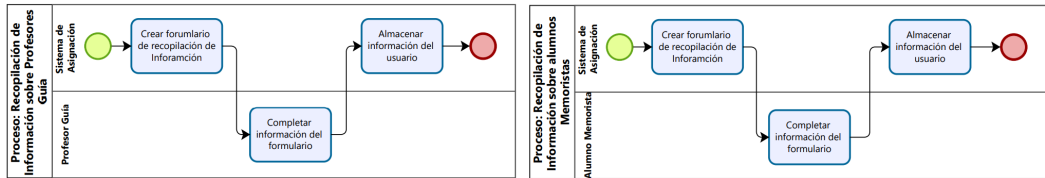


Figura 8: Solución, Recopilación de Información.
Fuente: Elaboración Propia.

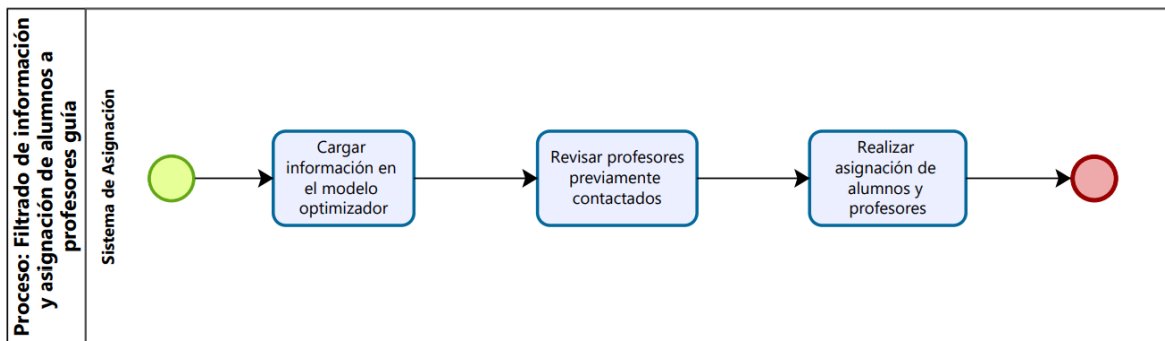


Figura 9: Solución, Asignación de Alumnos.
Fuente: Elaboración Propia.

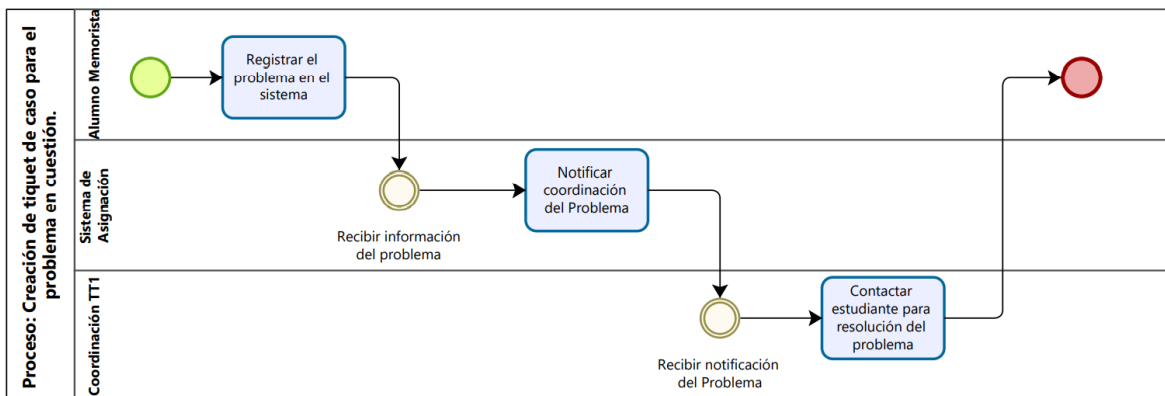


Figura 10: Solución, Resolución De Problemas.
Fuente: Elaboración Propia.

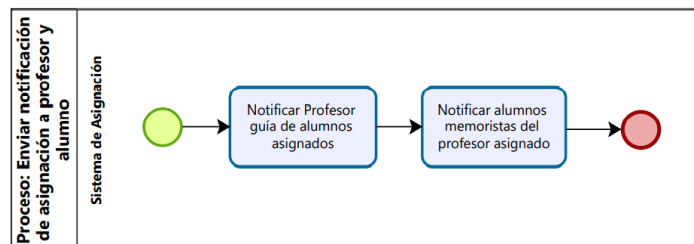


Figura 11: Solución, Notificación de Asignación.
Fuente: Elaboración Propia.

Notamos del nuevo proceso 3 etapas cruciales:

1. Recopilación de Información Sobre Profesores Guía:

Etapas en la cual los profesores describen sus preferencias, considerando diferentes criterios abordados en la siguiente sección.

2. Recopilación de Información Sobre Alumnos Memoristas:

Etapas en la cual los alumnos memoristas describen sus preferencias, las características de la memoria a desarrollar y diferentes criterios abordados en la siguiente sección.

3. Filtro de Información y asignación de Alumnos a Profesores Guía:

La etapa más importante del proceso, donde mediante un modelo de asignación generalizado se obtiene la óptima distribución de alumnos a profesores guía.

3.1. Definición de Preferencias

Durante el proceso de asignación es relevante, para una asignación eficiente, incorporar las preferencias de cada parte en el resultado. Para el logro de éste objetivo se desarrollo una encuesta detallada en el anexo Recopilación Criterios y Preferencias, de lo cual se extraen los atributos considerados más relevantes, correspondiendo a los desatacados por más del 50 % de los encuestados.

3.1.1. Preferencias de Profesores

Con un total del 16 respuestas, se determinó que los criterios de mayor relevancia son:

1. Área de estudio correspondiente al tema.

Destacado por un 81 % de los encuestados.

2. Carga académica del estudiante.

Destacado por un 75 % de los encuestados.

Para mejorar la eficacia del modelo, se traduce la carga académica del estudiante en Tiempo en Horas que dispondrá a la semana para el trabajo en la memoria.

3. Seguridad del estudiante en la elección del problema.

Destacado por un 63 % de los encuestados.

Se considera la seguridad del alumno en su tema como la posibilidad de que el alumno requiera de opciones de tema al momento de comenzar el desarrollo, de forma que alumnos poco seguros serán asignados a profesores que dispongan de temas para sus memoristas a guiar.

4. Calificaciones en asignaturas del área.

Destacado por un 56 % de los encuestados.

Dada la complejidad que significa la implementación de las calificaciones y considerando los profesores tienen acceso a la información de los estudiantes mediante sistemas del departamento, las cuales tienen directa relación con la seguridad del alumno en respecto al área, éste criterio se reduce a la seguridad del estudiante en la elección del problema.

5. Conocer el problema en cuestión.

Destacado por un 50 % de los encuestados.

Dado el trabajo que significará para los profesores partícipes del sistema respecto a evaluar su interés en cada tema propuesto, éste criterio se ve reducido a coincidir con el área de estudio correspondiente al tema.

3.1.2. Preferencias de Estudiantes

Con un total del 39 respuestas, se determinó que los criterios de mayor relevancia son:

1. Área de especialización del profesor.

Destacado por un 95 % de los encuestados.

2. Interés en el tema propuesto.

Destacado por un 92 % de los encuestados.

Dada la complejidad que implica para cada profesor expresar su nivel de preferencia respecto a cada tema, se reduce el atributo a la coincidencia de área de especialización en que se orientará el tema.

3. Cercanía con el profesor.

Destacado por un 74 % de los encuestados.

4. Asignaturas que dicta.

Destacado por un 51 % de los encuestados.

Dado a que las asignaturas que dicta un profesor están en directa relación con su área de especialización, ésta característica se ve reducida al área de especialización del mismo.

5. Campus del profesor.

Destacado por un 51 % de los encuestados.

3.2. Ventajas y Desventajas

El objetivo de la solución es agilizar el proceso, favorecer el escalamiento y mejorar la satisfacción general con los resultados de la asignación. Ante esto, el nuevo proceso implica diferentes ventajas y desventajas en términos de funcionalidad y resultados.

3.2.1. Ventajas

- **Automatiza el proceso.** Se elimina el factor humano, libera carga de trabajo y agiliza el proceso mediante la automatización de las asignaciones en lugar de una selección uno a uno por parte de un miembro de la coordinación.
- **Distribución regulada de alumnos entre profesores.** El sistema asegurará cumplir con los máximos y mínimos alumnos a guiar definidos por los diferentes profesores.
- **Afinidad respecto a áreas de estudio.** Se favorecen las asignaciones con concordancia de área de estudio, logrando así mejor satisfacción y similitud en enfoques en el desarrollo.
- **Preferencia de campus de los involucrados.** El sistema favorece asignaciones en el mismo campus de estudio para permitir las visitar en presencial con el profesor guía.
- **Asignación inteligente con respecto a falta de tema del alumno.** Se favorece la asignación a profesores con disponibilidad de temas en caso que el alumno no cuente con tema selecto o con baja seguridad en el tema propuesto.
- **Preferencia de profesores respecto al tiempo dispuesto por el memorista.** El sistema favorece las preferencias del profesor respecto al tiempo que dispondrá el estudiante al trabajo de su memoria a la semana estudiante.
- **Preferencia de alumnos por profesores en particular.** El sistema favorece las preferencias de los alumnos frente a los diferentes profesores.

3.2.2. Desventajas

- **Aumento de costos en toma de requerimientos.** Tanto alumnos como profesores tendrán que proporcionar más información que antes para incorporarse al proceso.
- **Inconsistencias por mal uso.** En caso que los estudiantes fueren el sistema fuera de lo esperado, se podrían alterar los resultados fuera de las restricciones.

Con fines de desarrollo, se considera lo involucrados no harán uso mal intencionado del sistema, manteniendo honestidad e integridad en la información que proporcionen.

3.3. Definición de Parámetros

Para los diferentes atributos a considerar en la asignación de alumnos memoristas y profesores guía se definen parámetros con diferentes escalas con la finalidad de atribuir importancia y variabilidad a las preferencias de los usuarios.

Para la definición de parámetro se utiliza:

- i : índice correspondiente a un alumno.
- j : índice correspondiente a un profesor.
- n : Cantidad de alumnos memoristas a asignar.
- m : Cantidad de profesores guías a asignar.
- M : Número entero excesivamente alto con la finalidad de excluir opciones durante la optimización.

Se definen entonces los parámetros a utilizar:

- Mínimo y Máximo por profesor (MIP & MAP)

Cada profesor describe el mínimo (mip_j) y máximo (map_j) de alumnos a asignar como guías, valores a considerar como restricción durante las asignaciones.

Cada parámetro toma valores entre 0 y m .

- Coincidencia de Área de Estudio (CAE)

Cada profesor define las áreas de estudio con experiencia que preferirá guiar.

Cada alumno asigna un valor de preferencia a cada área de estudio, seleccionando:

- $-M$: Definitivamente no prefiere el área.
- 1: Sólo si es necesario.
- 2: Neutro respecto al área.
- 3: Prefiere el área.
- 4: Prefiere mucho el área.

Con lo anterior, para cada par alumno i con profesor j , $cae_{i,j}$ toma el mayor valor asignado por el alumno i entre las áreas con experiencia del profesor j . Ejemplo:

- El alumno $A1$ define:
 - 1.- Computación Científica e Inteligencia Computacional — > 2
 - 2.- Informática Teórica — $> -M$

- 3.- Arquitectura e Ingeniería de Software — > 1
- 4.- Sistemas de Computación y Bases de Datos — > 3
- El profesor $P1$ define domina:
 - 1.- Computación Científica e Inteligencia Computacional
 - 2.- Informática Teórica

Por lo cual el mejor valor descrito por el alumno entre las dos que domina el profesor es 2 por 1.- *Computación Científica e Inteligencia Computacional*.

- El alumno $P2$ define domina:
 - 1.- Computación Científica e Inteligencia Computacional
 - 4.- Sistemas de Computación y Bases de Datos

Por lo cual el mejor valor descrito por el alumno entre las dos que domina el profesor es 3 por 4.- *Sistemas de Computación y Bases de Datos*.

- El contraste con los profesores resultante será:
 - $A1 - P1$: 2
 - $A1 - P2$: 3

La presente escala permite excluir asignaciones donde de áreas no preferidas y favorecer los niveles de preferencia de cada alumno hacia las diferentes áreas.

■ Coincidencia De Campus (CDC)

Cada alumno y profesor involucrado definirá el campus al que pertenece.

Para cada par alumno i con profesor j , $cde_{i,j}$ toma el valor de 3 en caso que el alumno i coincida en campus con el profesor j y el valor 1 en otro caso.

De esta forma el valor 1 representa sólo de ser necesario y 3 representa es una asignación favorable, definiendo importancia a la asignación pero siendo más relevante asignar una preferencia de 4 sobre una preferencia de 2 en la escala de mayor prioridad.

■ Disponibilidad de Tema y Seguridad en la elección (DTA)

Cada profesor definirá si dispone de temas para alumnos sin tema o para guiar alumnos con poca seguridad en su elección.

Cada Alumno definirá si tiene tema de memoria o no y la seguridad de su elección entre 1 y 10.

Para cada par alumno i con profesor j , $dta_{i,j}$ toma el valor de 2 en caso que el alumno i tenga tema y haya descrito 4 o más en la seguridad de su elección y/o el profesor j dispone de temas para alumnos sin tema o para guiar alumnos con poca seguridad en su elección, tomando el valor de $-M$ en otro caso.

De esta forma el se minimizan asignaciones de alumnos sin tema con profesores sin tema mientras siempre y cuando la coincidencia de área de estudio o afinidad del alumno con el profesor lo justifiquen.

■ Coincidencia de Tiempo Disponible (*CTD*)

Cada profesor definirá el tiempo en horas semanales que prefiere disponga el alumno memorista para el trabajo en la memoria.

Cada Alumno definirá el tiempo en horas semanales a disponer para el trabajo en su memoria.

Para cada par alumno i con profesor j , $ctd_{i,j}$ toma el valor de 3 en caso que el alumno i disponga al menor el tiempo preferido por el profesor j y el valor 1 en otro caso.

De esta forma el valor 1 representa sólo de ser necesario y 3 representa es una asignación favorable, definiendo importancia a la asignación pero siendo más relevante asignar una preferencia de 4 sobre una preferencia de 2 en la escala de mayor prioridad.

■ Afinidad Alumno Profesor (*AAP*)

Cada alumno asigna un valor de preferencia a cada profesor involucrado, seleccionando:

- $-M$: Definitivamente no prefiere al profesor.
- 1: Sólo si es necesario.
- 2: Neutro respecto al profesor.
- 3: Prefiere al profesor.
- 4: Prefiere mucho al profesor.

Con lo anterior, para cada par alumno i con profesor j , $aap_{i,j}$ toma el valor asignado por el alumno i respecto al profesor j .

La presente escala permite excluir asignaciones de alumnos con determinados profesores bajo su criterio y favorecer los niveles de preferencia de cada alumno hacia los diferentes profesores.

■ Profesores Previamente Contactados (*PPC*)

Cada alumno definirá si contactó previamente a algún profesor.

Para cada par alumno i con profesor j , $ppc_{i,j}$ toma el valor de 1 en caso que el alumno i haya contactado previamente al profesor j y el valor 0 en otro caso.

La variable binaria permite incluir restricciones respecto a las asignaciones realizadas con anterioridad a la ejecución del modelo.

3.4. Recopilación de Parámetros

3.4.1. Parámetros Profesores Guía

Durante el proceso original, los profesores se mantienen en contacto con la Coordinación de Trabajo de Título 1, sobre sus capacidades, cargas y temas propuestos, para luego recibir la notificación de que alumnos memoristas se les ha asignado.

La solución propuesta busca implementar una recopilación de información respectiva al profesor, para su posterior contraste con las preferencias de los estudiantes; además de sus preferencias a evaluar durante la asignación, de forma que su cumplimiento implique un resultado satisfactorio.

El profesor ha de disponer información sobre:

- Numero mínimo y máximo de alumnos memoristas a tomar.
Criterio importante para la distribución de los diferentes alumnos.
El sistema limita la asignación de alumnos al profesor al base al mínimo y máximo informado.
- Campus de actividad.
El profesor debe confirmar el campus al cual pertenece.
El sistema contrasta requerimientos de presencialidad y coincidencia de campus además de preferencias en telecomunicación.
- Áreas de estudio con experiencia.
El profesor define que áreas de estudio considera aborda y prefiere guiar durante el apoyo al desarrollo de la memoria del estudiante.
Las áreas de estudio definidas por el profesor se contrastan con las especificadas por el estudiante al momento de inscribir su tema favoreciendo coincidencia de tema.
- Posibilidad de guiar estudiantes poco seguros o que requieran tema de memoria.
El profesor define su disposición a recibir memoristas sin tema o con poca seguridad en su elección.
En caso que para el profesor no sea posible guiar memoristas que aún no tengan definido su tema, se favorece la asignación de memoristas con seguridad en su elección de problema a resolver.
- Tiempo de actividad deseado del estudiante durante el semestre de desarrollo.
El profesor define el mínimo tiempo que desea sus alumnos memoristas destinen semanalmente al desarrollo de su memoria.

El sistema favorece la asignación de memoristas con tiempo destinado superior o igual al descrita por el profesor.

3.4.2. Parámetros Alumnos Memoristas

Durante el proceso original, los alumnos siguen indicaciones de la coordinación de TT1, donde proporcionan información sobre su tema de memoria y los profesores con los que prefieren trabajar, para luego recibir notificación de a que profesor guían han sido asignados.

La solución propuesta busca implementar una recopilación de información respectiva al estudiante, para su posterior contraste con las preferencias de los profesores; además de sus preferencias a evaluar durante la asignación, de forma que su cumplimiento implique un resultado satisfactorio.

El alumno ha de disponer información sobre:

- **Campus de actividad.**

El alumno debe confirmar el campus al cual pertenece.

El sistema contrasta requerimientos de presencialidad y coincidencia de campus además de preferencias en telecomunicación.

- **Tiempo semanal dispuesto para el trabajo de memoria.**

El alumno debe informar la carga académica que tendrá durante el semestre de desarrollo de su memoria.

El sistema contrasta la carga académica del estudiante con lo deseado por los profesores.

- **Temas de memoria**

El alumno debe informar si cuenta con tema de memoria o está en busca de uno, además de una breve descripción de los temas en caso de tener uno o más en consideración.

El sistema favorece la asignación de estudiantes sin tema con profesores con disposición.

- **Área de estudio del tema o preferencia.**

El alumno describe el nivel de preferencia para cada área de estudio, considerando las opciones: definitivamente no lo prefiere (-M), no lo prefiere (1), neutro (2), lo prefiere (3), definitivamente lo prefiere (4). (Considerando M como un número excesivamente elevado.)

En caso de no contar con tema de memoria, el alumno enumera las áreas de estudio de preferencia.

En caso de contar con uno o más temas, enumerará a que áreas de estudio prefiere orientar los diferentes temas a desarrollar.

- Seguridad en la elección del tema.

El alumno informa su seguridad en la elección de su tema en una escala del 1 al 10

El sistema designará alumnos con 3 o menor en nivel de seguridad en la elección del tema como alumnos con requerimiento de temas por parte del profesor.

- Profesor previamente contactado.

El alumno informa si es que contactó con anterioridad algún profesor para ser su guía de memoria.

El sistema restringe entonces que dicho alumno sea asignado al profesor correspondiente.

- Afinidad hacia los profesores.

El alumno definirá su nivel de afinidad con los diferentes profesores en el sistema, mediante una escala de $-M$ para definitivamente no lo prefiere, 1 para no lo prefiere, 2 para neutro y 3 en caso que lo prefiera y 4 para definitivamente lo prefiere.

El sistema priorizará la asignación a los profesores de mayor preferencia a menor, evitando la asignación de definitivamente no lo prefiere de ser posible.

3.5. Recomendador de Asignaciones de Alumnos Memoristas

Para la asignación inteligente se propone un modelo de programación lineal con la finalidad de incorporar las preferencias como restricciones o bonificaciones/penalizaciones en la función objetivo.

El desarrollo del modelo comienza con un modelo base para un problema de satisfacción de restricciones con el fin de asignar automáticamente alumnos a profesores guía, donde cada alumno debe ser asignado a 1, y solamente 1, profesor. En base al modelo inicial se desarrollan diferentes modelos para cada atributo a incorporar en la solución final.

3.5.1. Modelo Base: Asignación de Alumnos Memoristas

1. Parámetros

El modelo cuenta con 2 sets de parámetros:

a) I : Conjunto de alumnos memoristas a asignar.

$$I = \{1, 2, \dots, n\} \quad n \in \mathbb{N} \quad (8)$$

b) J : Conjunto de profesores a quienes se les asignan memoristas.

$$J = \{1, 2, \dots, m\} \quad m \in \mathbb{N} \quad (9)$$

2. Variables

El modelo cuenta con un set de variables:

- $x_{i,j}$: Se asigna el alumno i al profesor j .
 - $x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I; j \in J$

3. Restricciones

- Todo alumno debe ser asignado a exactamente un profesor:

$$\sum_{j=1}^m x_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (10)$$

3.5.2. Modelo: Asignación Equilibrada de alumnos

Modelo de programación lineal con la finalidad de equilibrar la cantidad de alumnos asignados entre profesores.

1. Parámetros

El modelo cuenta con 2 sets de parámetros:

a) I : Conjunto de alumnos memoristas a asignar.

$$I = \{1, 2, \dots, n\} \quad n \in \mathbb{N} \quad (11)$$

b) J : Conjunto de profesores a quienes se les asignan memoristas.

$$J = \{1, 2, \dots, m\} \quad m \in \mathbb{N} \quad (12)$$

2. Variables

El modelo cuenta con un set de variables y una variable auxiliar:

- $x_{i,j}$: Se asigna el alumno i al profesor j .
 - $x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I; j \in J$
- CMA : La capacidad máxima asignada a un profesor.
 - $CMA \in [0 \dots n]$

3. Restricciones

- Todo alumno debe ser asignado a exactamente un profesor:

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (13)$$

- La cantidad asignada a un profesor debe ser inferior al máximo definido:

$$\sum_{i \in I} x_{i,j} \leq CMA \quad \forall j \in J \quad (14)$$

4. Función Objetivo

- Minimiza la capacidad máxima de alumnos asignados, con el fin de que la asignación sea lo más equilibrada posible:

$$\text{MIN } CMA \quad (15)$$

Dados los requerimientos del Departamento de Informática y la funcionalidad del modelo, se descarta el equilibrio de asignaciones, siendo sustituido por el cumplimiento de mínimos y máximos por cada profesor.

3.5.3. Modelo: Asignación mínima y máxima

Modelo de satisfacción de restricciones una asignación que cumpla numero mínimo y máximo de alumnos a guiar por profesor durante el proceso de asignación.

1. Parámetros

El modelo cuenta con 4 sets de parámetros:

- a) I: Conjunto de alumnos memoristas a asignar.

$$I = \{1, 2, \dots, n\} \quad n \in \mathbb{N} \quad (16)$$

- b) J: Conjunto de profesores a quienes se les asignan memoristas.

$$J = \{1, 2, \dots, m\} \quad m \in \mathbb{N} \quad (17)$$

- c) MIP: Cantidad de alumnos memoristas mínima que podría tener el profesor j .

$$MIP = \{mip_1, mip_2, \dots, mip_m\} \quad mip_j \in [0 \dots n] \quad (18)$$

- d) MAP: Cantidad de alumnos memoristas máxima que podría tener el profesor j .

$$MAP = \{map_1, map_2, \dots, map_m\} \quad map_j \in [0 \dots n] \quad (19)$$

2. Variables

El modelo cuenta con un set de variables:

- $x_{i,j}$: Se asigna el alumno i al profesor j .
 - $x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I; j \in J$

3. Restricciones

- Todo alumno debe ser asignado a exactamente un profesor:

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (20)$$

- Se asignan alumnos a profesores para lograr el mínimo del profesor:

$$\sum_{i \in I} x_{i,j} \geq mip_j \quad \forall j \in J \quad (21)$$

- Se asignan alumnos a profesores según el máximo del profesor:

$$\sum_{i \in I} x_{i,j} \leq map_j \quad \forall j \in J \quad (22)$$

3.5.4. Modelo: Coincidencia de Áreas

Se agrega al modelo parámetros y variables con el fin de incorporar a la función objetivo aportes en base a coincidencia de áreas de especialidad de los profesores con las áreas de enfoque que consideran los diferentes memoristas.

1. Parámetros

El modelo cuenta con 3 sets de parámetros principales:

- a) I : Conjunto de alumnos memoristas a asignar.

$$I = \{1, 2, \dots, n\} \quad n \in \mathbb{N} \quad (23)$$

- b) J : Conjunto de profesores a quienes se les asignan memoristas.

$$J = \{1, 2, \dots, m\} \quad m \in \mathbb{N} \quad (24)$$

- c) CAE : corresponde la matriz booleana $(n \times m)$ de Coincidencia de Áreas de Estudio, donde $cae_{i,j}$ toma el valor de la mejor puntuación a un área de estudio del alumno i que si sea dominada por el profesor j . Para más detalle consultar

el ejemplo en la sección 3.3 Definición de Parámetros, numeración *Coincidencia de Área de Estudio (CAE)*.

$$CAE = \begin{pmatrix} cae_{1,1} & cae_{1,2} & \dots & cae_{1,m} \\ cae_{2,1} & cae_{2,2} & \dots & cae_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cae_{n,1} & cae_{n,2} & \dots & cae_{n,m} \end{pmatrix} \quad cae_{i,j} \in \{-M, 1, 2, 3, 4\} \quad (25)$$

2. Variables

El modelo cuenta con un set de variables principales y una variable auxiliar:

- $x_{i,j}$: Se asigna el alumno i al profesor j .
 - $x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I; j \in J$
- $TCAE$: Total de coincidencias en áreas de estudio
 - $TCAE \in [-M \cdot m \dots 4 \cdot m]$

3. Restricciones

- Todo alumno debe ser asignado a exactamente un profesor:

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (26)$$

4. Relaciones entre Variables

- Se calcula el total de coincidencias asignadas respecto a áreas de estudio entre alumnos memoristas y profesores guía:

$$TCAE = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} \cdot cae_{i,j} \quad (27)$$

5. Función Objetivo

- Se maximizan las asignaciones realizadas con coincidencia de área de estudio:

$$\text{MAX } TCAE \quad (28)$$

3.5.5. Modelo: Coincidencia de Campus

Se incorpora al modelo parámetros y variables con el fin de integrar restricciones de campus en presencial y aportes a la función objetivo en base a coincidencia en preferencias de modalidad de comunicación.

1. Parámetros

El modelo cuenta con 3 sets de parámetros principales:

a) I : Conjunto de alumnos memoristas a asignar.

$$I = \{1, 2, \dots, n\} \quad n \in \mathbb{N} \quad (29)$$

b) J : Conjunto de profesores a quienes se les asignan memoristas.

$$J = \{1, 2, \dots, m\} \quad m \in \mathbb{N} \quad (30)$$

c) CDC : corresponde la matriz booleana $(n \times m)$ de Coincidencia de Campus de asistencia alumno profesor, donde $cdc_{i,j}$ toma el valor de 3 si es que el alumno i coincide en campus de asistencia con el profesor j , 1 en otro caso.

$$CDC = \begin{pmatrix} cdc_{1,1} & cdc_{1,2} & \dots & cdc_{1,m} \\ cdc_{2,1} & cdc_{2,2} & \dots & cdc_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cdc_{n,1} & cdc_{n,2} & \dots & cdc_{n,m} \end{pmatrix} \quad cdc_{i,j} \in \{1, 3\} \quad (31)$$

2. Variables

El modelo cuenta con un set de variables principales y una variable auxiliar:

- $x_{i,j}$: Se asigna el alumno i al profesor j .
 - $x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I; j \in J$
- $TCDC$: Total de coincidencias de campus.
 - $TCDC \in [0 \dots 3 \cdot m]$

3. Restricciones

- Se asignan alumnos a profesores según capacidad del profesor:
- Todo alumno debe ser asignado a exactamente un profesor:

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (32)$$

4. Relaciones entre Variables

- Se calcula el total de coincidencias de campus entre alumnos memoristas y profesores guía:

$$TCDC = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} \cdot cdc_{i,j} \quad (33)$$

5. Función Objetivo

- Se maximizan las asignaciones realizadas con coincidencia de campus:

$$\text{MAX } TCDC \quad (34)$$

3.5.6. Modelo: Asignación respecto a Falta/Posesión de tema

Se incorpora al modelo parámetros y variables con el fin de integrar restricciones respecto a alumnos sin tema o con poca seguridad en su elección y profesores con disponibilidad de temas para trabajar.

1. Parámetros

El modelo cuenta con 3 sets de parámetros principales:

a) I : Conjunto de alumnos memoristas a asignar.

$$I = \{1, 2, \dots, n\} \quad n \in \mathbb{N} \quad (35)$$

b) J : Conjunto de profesores a quienes se les asignan memoristas.

$$J = \{1, 2, \dots, m\} \quad m \in \mathbb{N} \quad (36)$$

c) DTA : corresponde la matriz booleana $(n \times m)$ de Disponibilidad de Tema en la Asignación, donde $dta_{i,j}$ toma el valor de 2 si es que el alumno i tiene tema y describió 4 o más en la seguridad respecto a su elección y/o el profesor j tiene temas y está dispuesto a guiar alumnos poco seguros y $-M$ en caso que ninguno cuente con tema.

$$DTA = \begin{pmatrix} dta_{1,1} & dta_{1,2} & \dots & dta_{1,m} \\ dta_{2,1} & dta_{2,2} & \dots & dta_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ dta_{n,1} & dta_{n,2} & \dots & dta_{n,m} \end{pmatrix} \quad dta_{i,j} \in \{-M, 2\} \quad (37)$$

2. Variables

El modelo cuenta con un set de variables y una variable auxiliar:

- $x_{i,j}$: Se asigna el alumno i al profesor j .
 - $x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I; j \in J$
- $TDTA$: Total de Disponibilidad de Tema en la Asignación.
 - $TDTA \in [-M \cdot m \dots 2 \cdot m]$

3. Restricciones

- Todo alumno debe ser asignado a exactamente un profesor:

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (38)$$

4. Relaciones entre Variables

- Se calcula el total de Disponibilidad de Tema en la Asignación, de forma que si en el par asignado de alumno-profesor al menos uno dispone de tema se aporta 2 y si ninguno dispone de tema se aporta $-M$:

$$TDTA = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} \cdot dta_{i,j} \quad (39)$$

5. Función Objetivo

- Se maximizan las asignaciones con preferente disponibilidad de tema en la asignación:

$$\text{MAX } TDTA \quad (40)$$

3.5.7. Modelo: Tiempo dispuesto del Estudiante

Se incorpora al modelo parámetros y variables con el fin de favorecer las preferencias de los profesores respecto al tiempo dispuesto deseado en los alumnos a guiar.

1. Parámetros

El modelo cuenta con 3 sets de parámetros principales:

- a) I : Conjunto de alumnos memoristas a asignar.

$$I = \{1, 2, \dots, n\} \quad n \in \mathbb{N} \quad (41)$$

- b) J : Conjunto de profesores a quienes se les asignan memoristas.

$$J = \{1, 2, \dots, m\} \quad m \in \mathbb{N} \quad (42)$$

- c) CTD : corresponde la matriz booleana $n \times m$ de Coincidencia de Tiempo Dispuesto del estudiante, donde $ctd_{i,j}$ toma el valor de 3 si es que el alumno i dispondrá de al menos el tiempo deseado por el profesor j , 1 en otro caso.

$$CTD = \begin{pmatrix} ctd_{1,1} & ctd_{1,2} & \dots & ctd_{1,m} \\ ctd_{2,1} & ctd_{2,2} & \dots & ctd_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ ctd_{n,1} & ctd_{n,2} & \dots & ctd_{n,m} \end{pmatrix} \quad ctd_{i,j} \in \{1, 3\} \quad (43)$$

2. Variables

El modelo cuenta con un set de variables principales y una variable auxiliar:

- $x_{i,j}$: Se asigna el alumno i al profesor j .

- $x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I; j \in J$
- $TCTD$: Total de coincidencias en Tiempo Dispuesto.
- $TCTD \in [0 \dots 3 \cdot m]$

3. Restricciones

- Todo alumno debe ser asignado a exactamente un profesor:

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (44)$$

4. Relaciones entre Variables

- Se calcula el total de coincidencias de tiempo dispuesto deseado:

$$TCTD = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} \cdot ct d_{i,j} \quad (45)$$

5. Función Objetivo

- Se maximizan las asignaciones realizadas con coincidencia de tiempo dispuesto deseado:

$$\text{MAX } TCTD \quad (46)$$

3.5.8. Modelo: Afinidad Alumno-Profesor

Se incorpora al modelo parámetros y variables con el fin de favorecer las preferencias de los alumnos respecto a los profesores, favoreciendo con quienes tengan mayor afinidad y penalizando los de menor.

1. Parámetros

El modelo cuenta con 3 sets de parámetros principales:

- a) I : Conjunto de alumnos memoristas a asignar.

$$I = \{1, 2, \dots, n\} \quad n \in \mathbb{N} \quad (47)$$

- b) J : Conjunto de profesores a quienes se les asignan memoristas.

$$J = \{1, 2, \dots, m\} \quad m \in \mathbb{N} \quad (48)$$

- c) AAP : corresponde la matriz booleana $n \times m$ de Afinidad Alumno-Profesor, donde $aap_{i,j}$ toma el valor de $-M$ si es que el alumno i definitivamente no prefiere al profesor j , 1 si es que no es de su preferencia, 2 si es que es neutro, 3 si es que le agrada y 4 si es que es su mejor opción.

$$AAP = \begin{pmatrix} aap_{1,1} & aap_{1,2} & \dots & aap_{1,m} \\ aap_{2,1} & aap_{2,2} & \dots & aap_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ aap_{n,1} & aap_{n,2} & \dots & aap_{n,m} \end{pmatrix} \quad aap_{i,j} \in \{-M, 1, 2, 3, 4\} \quad (49)$$

2. Variables

El modelo cuenta con un set de variables principales y una variable auxiliar:

- $x_{i,j}$: Se asigna el alumno i al profesor j .
 - $x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I; j \in J$
- $T AAP$: Total de Afinidad entre Alumnos y Profesores.
 - $T AAP \in [-M \cdot m \dots 4 \cdot m]$

3. Restricciones

- Todo alumno debe ser asignado a exactamente un profesor:

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (50)$$

4. Relaciones entre Variables

- Se calcula el total de afinidad entre alumnos y profesores

$$T AAP = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} \cdot aap_{i,j} \quad (51)$$

5. Función Objetivo

- Se maximizan las asignaciones realizadas con maximización de afinidad del alumno por el profesor asignado:

$$\text{MAX } T AAP \quad (52)$$

3.5.9. Modelo: Profesor Previamente Contactado

Modelo de Satisfacción de Restricciones con el fin de asegurar la asignación a un profesor previamente contactado por un alumno.

1. Parámetros

El modelo cuenta con 3 sets de parámetros principales:

a) I : Conjunto de alumnos memoristas a asignar.

$$I = \{1, 2, \dots, n\} \quad n \in \mathbb{N} \quad (53)$$

b) J : Conjunto de profesores a quienes se les asignan memoristas.

$$J = \{1, 2, \dots, m\} \quad m \in \mathbb{N} \quad (54)$$

c) PPC : corresponde la matriz booleana de Profesor Previamente Contactado $n \times m$, donde $ppc_{i,j}$ toma el valor de 1 si es que el alumno i contactó previamente al profesor j para ser su guía del proceso, 0 en otro caso.

$$PPC = \begin{pmatrix} ppc_{1,1} & ppc_{1,2} & \dots & ppc_{1,m} \\ ppc_{2,1} & ppc_{2,2} & \dots & ppc_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ ppc_{n,1} & ppc_{n,2} & \dots & ppc_{n,m} \end{pmatrix} \quad ppc_{i,j} \in \{0, 1\} \quad (55)$$

2. Variables

El modelo cuenta con 1 set de variables:

- $x_{i,j}$: Se asigna el alumno i al profesor j .
 - $x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I; j \in J$

3. Restricciones

- Todo alumno debe ser asignado a exactamente un profesor:

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (56)$$

- Todo alumno que haya contactado a un profesor previamente debe ser asignado a dicho profesor:

$$x_{i,j} \geq ppc_{i,j} \quad \forall i \in I \quad \forall j \in J \quad (57)$$

3.5.10. Modelo Final

Se construye entonces el modelo final incorporando las características descritas en los modelos anteriores, con el fin de favorecer las preferencias de alumnos y profesores.

1. Parámetros

El modelo cuenta con 10 sets de parámetros principales:

a) I : Conjunto de alumnos memoristas a asignar.

$$I = \{1, 2, \dots, n\} \quad n \in \mathbb{N} \quad (58)$$

b) J : Conjunto de profesores a quienes se les asignan memoristas.

$$J = \{1, 2, \dots, m\} \quad m \in \mathbb{N} \quad (59)$$

c) MIP : Cantidad de alumnos memoristas mínima que podría tener el profesor j .

$$MIP = \{mip_1, mip_2, \dots, mip_m\} \quad mip_j \in [0 \dots n] \quad (60)$$

d) MAP : Cantidad de alumnos memoristas máxima que podría tener el profesor j .

$$MAP = \{map_1, map_2, \dots, map_m\} \quad map_j \in [0 \dots n] \quad (61)$$

e) CAE : corresponde la matriz booleana $(n \times m)$ de Coincidencia de Áreas de Estudio, donde $cae_{i,j}$ toma el valor de la mejor puntuación a un área de estudio del alumno i que si sea dominada por el profesor j . Para más detalle consultar el ejemplo en la sección 3.3 Definición de Parámetros, numeración *Coincidencia de Área de Estudio (CAE)*.

$$CAE = \begin{pmatrix} cae_{1,1} & cae_{1,2} & \dots & cae_{1,m} \\ cae_{2,1} & cae_{2,2} & \dots & cae_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cae_{n,1} & cae_{n,2} & \dots & cae_{n,m} \end{pmatrix} \quad cae_{i,j} \in \{-M, 1, 2, 3, 4\} \quad (62)$$

f) CDC : corresponde la matriz booleana $(n \times m)$ de Coincidencia de Campus de asistencia alumno profesor, donde $cdc_{i,j}$ toma el valor de 3 si es que el alumno i coincide en campus de asistencia con el profesor j , 1 en otro caso.

$$CDC = \begin{pmatrix} cdc_{1,1} & cdc_{1,2} & \dots & cdc_{1,m} \\ cdc_{2,1} & cdc_{2,2} & \dots & cdc_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cdc_{n,1} & cdc_{n,2} & \dots & cdc_{n,m} \end{pmatrix} \quad cdc_{i,j} \in \{1, 3\} \quad (63)$$

g) DTA : corresponde la matriz booleana $(n \times m)$ de Disponibilidad de Tema en la Asignación, donde $dta_{i,j}$ toma el valor de 2 si es que el alumno i tiene tema y describió 4 o más en la seguridad respecto a su elección y/o el profesor j tiene temas y está dispuesto a guiar alumnos poco seguros y $-M$ en caso que ninguno cuente con tema.

$$DTA = \begin{pmatrix} dta_{1,1} & dta_{1,2} & \dots & dta_{1,m} \\ dta_{2,1} & dta_{2,2} & \dots & dta_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ dta_{n,1} & dta_{n,2} & \dots & dta_{n,m} \end{pmatrix} \quad dta_{i,j} \in \{-M, 2\} \quad (64)$$

- h) *CTD*: corresponde la matriz booleana $n \times m$ de Coincidencia de Tiempo Dispuesto del estudiante, donde $ctd_{i,j}$ toma el valor de 3 si es que el alumno i dispondrá de al menos el tiempo deseado por el profesor j , 1 en otro caso.

$$CTD = \begin{pmatrix} ctd_{1,1} & ctd_{1,2} & \dots & ctd_{1,m} \\ ctd_{2,1} & ctd_{2,2} & \dots & ctd_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ ctd_{n,1} & ctd_{n,2} & \dots & ctd_{n,m} \end{pmatrix} \quad ctd_{i,j} \in \{1, 3\} \quad (65)$$

- i) *AAP*: corresponde la matriz booleana $n \times m$ de Afinidad Alumno-Profesor, donde $aap_{i,j}$ toma el valor de $-M$ si es que el alumno i definitivamente no prefiere al profesor j , 1 si es que no es de su preferencia, 2 si es que es neutro, 3 si es que le agrada y 4 si es que es su mejor opción.

$$AAP = \begin{pmatrix} aap_{1,1} & aap_{1,2} & \dots & aap_{1,m} \\ aap_{2,1} & aap_{2,2} & \dots & aap_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ aap_{n,1} & aap_{n,2} & \dots & aap_{n,m} \end{pmatrix} \quad aap_{i,j} \in \{-M, 1, 2, 3, 4\} \quad (66)$$

- j) *PPC*: corresponde la matriz booleana de Profesor Previamente Contactado $n \times m$, donde $ppc_{i,j}$ toma el valor de 1 si es que el alumno i contactó previamente al profesor j para ser su guía del proceso, 0 en otro caso.

$$PPC = \begin{pmatrix} ppc_{1,1} & ppc_{1,2} & \dots & ppc_{1,m} \\ ppc_{2,1} & ppc_{2,2} & \dots & ppc_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ ppc_{n,1} & ppc_{n,2} & \dots & ppc_{n,m} \end{pmatrix} \quad ppc_{i,j} \in \{0, 1\} \quad (67)$$

2. Variables

El modelo cuenta con un set de variables principal y 5 variables auxiliares:

- $x_{i,j}$: Se asigna el alumno i al profesor j .
 - $x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in I; j \in J$
- *TCAE*: Total de coincidencias en áreas de estudio
 - $TCAE \in [-M \cdot m \dots 4 \cdot m]$
- *TCDC*: Total de coincidencias de campus.
 - $TCDC \in [0 \dots 3 \cdot m]$
- *TDTA*: Total de Disponibilidad de Tema en la Asignación.
 - $TDTA \in [-M \cdot m \dots 2 \cdot m]$
- *TCTD*: Total de coincidencias en Tiempo Deseado.
 - $TCTD \in [0 \dots 3 \cdot m]$

- $TAAP$: Total de Afinidad entre Alumnos y Profesores.
 - $TAAP \in [-M \cdot m \dots 4 \cdot m]$

3. Restricciones

- Todo alumno debe ser asignado a exactamente un profesor:

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (68)$$

- Se asignan alumnos a profesores para lograr el mínimo del profesor:

$$\sum_{i \in I} x_{i,j} \geq mip_j \quad \forall j \in J \quad (69)$$

- Se asignan alumnos a profesores según el máximo del profesor:

$$\sum_{i \in I} x_{i,j} \leq map_j \quad \forall j \in J \quad (70)$$

- Todo alumno que haya contactado a un profesor previamente debe ser asignado a dicho profesor:

$$x_{i,j} \geq ppc_{i,j} \quad \forall i \in I \quad \forall j \in J \quad (71)$$

4. Relaciones entre Variables

- Se calcula el total de coincidencias asignadas respecto a áreas de estudio entre alumnos memoristas y profesores guía:

$$TCAE = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} \cdot cae_{i,j} \quad (72)$$

- Se calcula el total de coincidencias de campus entre alumnos memoristas y profesores guía:

$$TCDC = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} \cdot cdc_{i,j} \quad (73)$$

- Se calcula el total de Disponibilidad de Tema en la Asignación, de forma que si en el par asignado de alumno-profesor al menos uno dispone de tema se aporta 2 y si ninguno dispone de tema se aporta $-M$:

$$TDTA = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} \cdot dta_{i,j} \quad (74)$$

- Se calcula el total de coincidencias de tiempo dispuesto deseado:

$$TCTD = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} \cdot ctd_{i,j} \quad (75)$$

- Se calcula el total de afinidad entre alumnos y profesores

$$TAAP = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} \cdot aap_{i,j} \quad (76)$$

5. Función Objetivo

- Se maximizan las asignaciones realizadas con coincidencia de área de estudio, coincidencia de campus, coincidencia de carga académica deseada, afinidad del alumno por el profesor asignado y se minimiza la cota superior de los totales asignados a cada profesor:

$$\text{MAX } TCAE + TCDC + TDTA + TCTD + TAAP \quad (77)$$

- Con el fin de optimizar y flexibilizar el modelo se incorporan coeficientes para cada atributo a maximizar, permitiendo así incluir direccionamiento a la optimización y mejorar el total de alumnos satisfechos:

$$\text{MAX } \alpha \cdot TCAE + \beta \cdot TCDC + \gamma \cdot TDTA + \delta \cdot TCTD + \epsilon \cdot TAAP \quad (78)$$

Con este último modelo se cubren los diferentes atributos a considerar durante la asignación en búsqueda de la mayor satisfacción posible de alumnos y profesores.

En la siguiente sección se revisarán diferentes casos con el fin de estudiar el comportamiento del modelo a corta y larga escala, con lo cual se validará su eficiencia y funcionamiento en un entorno real y se obtendrán resultados del comportamiento del modelo ante la variación de los atributos a considerar durante la asignación y el peso que se le da a cada uno en base a los coeficientes.

CAPÍTULO 4

VALIDACIÓN DE LA SOLUCIÓN

Con el fin de validar el proceso y modelo propuesto, se desarrolla un análisis de diferentes entradas mediante variaciones de tamaño, de atributos a considerar y la utilización de parámetros semejantes a la realidad, en base a lo cual se valida el comportamiento del modelo en base a las diferentes características esperadas.

4.1. Casos a Resolver

Se han de resolver numerosos casos a utilizar como ejemplo y pruebas de validación, en base a diferentes semillas de generación aleatoria de parámetros, donde para cada semilla se prueban diferentes combinaciones de atributos a considerar en la solución y diferentes coeficientes para las variables incluidas en la función objetivo.

Las pruebas a realizar se describen por:

- Espacio de Búsqueda

Bajo el ejemplo de volumen de alumnos cursando Trabajo de Título 1 durante 2021-2 en el Departamento de Informática de la UTFSM (aproximadamente 120 alumnos a asignar entre aproximadamente 35 profesores), se utiliza un espacio de 150 alumnos a asignar entre 40 profesores.

- Semillas de Generación Aleatoria.

Se consideran índices del 0 al 15 como semillas de aleatoriedad para la generación de parámetros.

- Generación de Parámetros Aleatorios.

Se generan valores para los diferentes parámetros basados en la probabilidad de tomar los diferentes valores.

- MIP

Por cada profesor se considera:

- 30 % de probabilidad de tener un mínimo de 0 alumnos.
 - 40 % de probabilidad de tener un mínimo de 1 alumnos.
 - 30 % de probabilidad de tener un mínimo de 2 alumnos.

- MAP

Por cada profesor se considera:

- 5 % de probabilidad de tener un mínimo de 2 alumnos.

- 30 % de probabilidad de tener un mínimo de 3 alumnos.
- 50 % de probabilidad de tener un mínimo de 4 alumnos.
- 15 % de probabilidad de tener un mínimo de 5 alumnos.
- CAE
Por cada par Alumno-Profesor se considera:
 - 10 % de probabilidad de que el mejor valor para el alumno de las áreas dominadas por el profesor sea $-M$, o definitivamente no lo prefiere.
 - 15 % de probabilidad de que el mejor valor para el alumno de las áreas dominadas por el profesor sea 1, o no es de su preferencia.
 - 30 % de probabilidad de que el mejor valor para el alumno de las áreas dominadas por el profesor sea 2, o es indiferente.
 - 25 % de probabilidad de que el mejor valor para el alumno de las áreas dominadas por el profesor sea 3, o es de su preferencia.
 - 15 % de probabilidad de que el mejor valor para el alumno de las áreas dominadas por el profesor sea 4, o definitivamente es de su preferencia.
- CDC
Por cada par Alumno-Profesor se considera:
 - 50 % de probabilidad de no coincidir en campus.
 - 50 % de probabilidad de si coincidir en campus.
- DTA
Por cada par alumno-profesor se considera:
 - 5 % de probabilidad de que ninguno cuente con tema.
 - 95 % de probabilidad de que al menos uno cuenten con tema.
- CTD
Por cada par Alumno-Profesor se considera:
 - 20 % de probabilidad de no coincidir en tiempo disponible esperado.
 - 80 % de probabilidad de si coincidir en tiempo disponible esperado.
- AAP
Por cada par Alumno-Profesor se considera:
 - 10 % de probabilidad de que el alumno definitivamente no prefiera al profesor. (-M)
 - 20 % de probabilidad de que el alumno no prefiera al profesor. (1)
 - 30 % de probabilidad de que el alumno sea neutro respecto al profesor. (2)
 - 20 % de probabilidad de que el alumno prefiera al profesor.(3)
 - 20 % de probabilidad de que el alumno prefiera en gran medida al profesor. (4)

- PPC

Por cada alumno, por cada profesor de su preferencia, siempre y cuando el profesor no tenga ya contactados previamente tantos alumnos como su máximo asignable, se considera:

- 99 % de probabilidad de que el alumno no haya contactado previamente dicho profesor de preferencia.
- 1 % de probabilidad de que el alumno haya contactado previamente dicho profesor de preferencia.

Para más detalle de la generación de parámetros consultar el anexo 5.2.

- Flexibilidad de Atributos.

Para cada set de parámetros en base a una semilla, se prueba el conjunto de diferentes opciones de atributos a considerar, excluyendo "Máximos y Mínimos" de la variación considerándole como un atributo intrínseco al problema y abarcando las diferentes combinaciones o subconjuntos de al menos 2 aristas a incluir en el modelo:

- Coincidencia de Área de Estudio.
- Coincidencia de Campus.
- Disponibilidad de tema por Alumnos y Profesores.
- Coincidencia de Tiempo Disponible.
- Afinidad Alumno-Profesor y Profesores Previamente Contactados

probando entonces un total de $2^5 - 1 = 31$ casos por semilla.

- Flexibilidad de Coeficientes.

Para cada set de parámetros en base a una semilla y conjunto de atributos a considerar en la asignación, se prueban coeficientes para las variables partícipes de la función objetivo:

- α para el atributo Coincidencia de Área de Estudio
- β para el atributo Coincidencia de Campus
- γ Disponibilidad de tema por Alumnos y Profesores
- δ para el atributo Coincidencia de Tiempo Disponible
- ϵ para el atributo Afinidad Alumno-Profesor

considerando una prueba para cuando el peso es equivalente para cada atributo de la función objetivo y una prueba para cada característica donde ésta se ve beneficiada de doble peso sobre las demás, se prueban entonces:

- 1 caso cuando sólo se considera uno de dichos atributos junto a "Máximos y Mínimos".

- 3 casos cuando se consideran solo dos de dichos atributos junto a "Máximos y Mínimos".
- 4 casos cuando se consideran tres de dichos atributos junto a "Máximos y Mínimos".
- 5 casos cuando se consideran cuatro de dichos atributos junto a "Máximos y Mínimos".
- 6 casos cuando se consideran los cinco atributos junto a "Máximos y Mínimos".

probando un total de $5 \cdot 1 + 10 \cdot 3 + 10 \cdot 4 + 5 \cdot 5 + 1 \cdot 6 = 106$ casos por semilla.

Definiendo así un total de $16 \cdot 106 = 1696$ casos de tamaño y características semejantes a un entorno real.

4.2. Métricas

Para la interpretación de los resultados son necesarias métricas que permitan y faciliten la comparación y validación de las asignaciones. A continuación se definen las métricas a utilizar, su significado y relevancia:

- $x_{\text{satisfied}}$: Cantidad de Alumnos Satisfechos.
Un alumno se considera satisfecho si, y solamente si, coincide con su profesor guía en al menos Área de Estudio o Afinidad Alumno-Profesor.
- $\overline{x_{\text{satisfied}}}$: Promedio de Alumnos Satisfechos entre iteraciones.
- $y_{\text{satisfied}}$: Cantidad de Profesores Satisfechos.
Un Profesor se considera satisfecho si, y solamente si, coincide con al menos la mitad de sus alumnos memoristas en Área de Estudio y/o Tiempo Disponible..
- $\overline{y_{\text{satisfied}}}$: Promedio de Profesores Satisfechos entre iteraciones.
- $Total_{\text{satisfied}}$: Cantidad de Alumnos y Profesores Satisfechos.
- $\overline{Total_{\text{satisfied}}}$: Promedio de Alumnos y Profesores Satisfechos entre iteraciones.
- $TCAEu$: Total de Asignaciones Satisfechas por Coincidencias de Área de Estudio.
Diferenciar de $TCAE$, donde $cae_{i,j}$, o un alumno, puede aportar $-M, 1, 2, 3$ o 4 dependiendo de su preferencia por las diferentes áreas y el dominio de los profesores. $TCAEu$ considera un aporte de 1 si es que $tcae_{i,j}$ toma el valor de 3 o 4 y aporta 0 en otro caso.
- $\overline{TCAEu}$: Promedio del Total Coincidencias de Área de Estudio entre iteraciones.

- $TCDCu$: Total de Asignaciones Satisfechas por Coincidencias de Campus.
Diferenciar de $TCDC$, donde $cdc_{i,j}$, o un alumno, puede aportar 1, o 3 dependiendo de su coincidencia con el profesor. $TCDCu$ considera un aporte de 1 si es que $cdc_{i,j}$ toma el valor de 3 y aporta 0 en otro caso.
- $\overline{TCDCu}$: Promedio del Total Coincidencias de Campus entre iteraciones.
- $TDTAu$: Total de Asignaciones Satisfechas por Disponibilidad de Tema.
Diferenciar de $TDTA$, donde $dta_{i,j}$, o un alumno, puede aportar $-M$ o 3 dependiendo de su coincidencia con el profesor. $TDTAu$ considera un aporte de 1 si es que $dta_{i,j}$ toma el valor de 3 y aporta 0 en otro caso.
- $\overline{TDTAu}$: Promedio del Total Coincidencias de Campus entre iteraciones.
- $TCTDu$: Total de Asignaciones Satisfechas por Coincidencias de Tiempo Deseado. Diferenciar de $TCTD$, donde $ctd_{i,j}$, o un alumno, puede aportar 1, o 3 dependiendo de su coincidencia con el profesor. $TCTDu$ considera un aporte de 1 si es que $cdc_{i,j}$ toma el valor de 3 y aporta 0 en otro caso.
- $\overline{TCTDu}$: Promedio del Total Coincidencias de Tiempo Deseado entre iteraciones.
- $TAAPu$: Total de Asignaciones Satisfechas por Afinidad Alumno Profesor.
Diferenciar de $TAAP$, donde $aap_{i,j}$, o un alumno, puede aportar $-M$, 1, 2, 3 o 4 correspondiente su nivel de preferencia por el profesor. $TAAPu$ considera un aporte de 1 si es que el alumno le agrada o le agrada mucho su profesor (3 o 4 en la variable AAP) y 0 en otro caso.
- $\overline{TAAPu}$: Promedio del Total Alumnos Satisfechos por Afinidad Alumno Profesor entre iteraciones.
- $TOTAL$: Total de Satisfacciones entre atributos.
La presente métrica se define como $TOTAL = TCAEu + TCDCu + TDTAu + TCTDu + TAAPu$.
- $\overline{TOTAL}$: Total de los Promedios de Satisfacciones por atributo entre iteraciones.
La presente métrica se define como $\overline{TOTAL} = \overline{TCAEu} + \overline{TCDCu} + \overline{TDTAu} + \overline{TCTDu} + \overline{TAAPu}$.

4.3. Solver

Para la generación de resultados, se utiliza la librería *OR-Tools* en Python 3.10.4, *software open source* trabajada en conjunto con Google AI especialidad en optimización, con el *solver* en particular *SCIP*, framework para la programación de restricciones enteras o mixtas que basada en el modelo Branch-And-Bound.

4.4. Resultados

Para analizar los resultados de las pruebas realizadas se agrupan en cuanto a la cantidad de atributos considerados en la asignación, entre las 6 aristas mencionadas, considerando los máximos y mínimos que se asignarán a un profesor como un atributo intrínseco al problema y presente ante las diferentes preferencias que se pueda tener en las asignaciones, para lo cual se estudian la cantidad de asignaciones satisfactorias abstrayéndoles de escalas, pues la relevancia de cada atributo se reconoce como subjetiva al contexto y a los involucrados en la solución.

Se estudia entonces el comportamiento del modelo bajo las características principales, considerando así los 6 atributos, y se comparan los resultados con instancias donde se han de considerar una menor cantidad de atributos.

De la Figura 12 se nota que el promedio de total de alumnos y profesores satisfechos cuando se consideran todos los atributos, y más en particular los cuales se definieron como cruciales en 4.2, se mantiene en el máximo para ambos grupos, con la excepción de algunos casos particulares donde dadas las características de los datos estudiados se observan promedios inferiores o casos atípicos. Es además de destacar que aun considerándose una menor cantidad de atributos, los promedios se mantienen en el máximo posible en la mayoría de los casos, lo que se debe a la inclusión o no inclusión de los atributos definidos como cruciales para la satisfacción de un alumno u profesor, de forma que mientras éstos atributos sean considerados, el modelo determinará asignaciones que mantengan la mayor cantidad y mejor distribución de resultados favorables en cuanto a las preferencias de los participantes.

El impacto de las escalas utilizadas toma un rol principal en la ejecución del modelo, así como los resultados de las diferentes métricas luego de las asignaciones ante diferentes coeficientes utilizados, donde de la Figura 13 se nota que para las variables con escala de mayor prioridad ($TCAEu$ y $TAAPu$), donde sus ponderadores oscilan entre $-M$ y 4, hay menos dispersión de los resultados respecto a que coeficientes se aplican a la variable en la función objetivo, manteniendo así mismo un promedio cercano a los 132 asignados a profesores de preferencia 3 o 4 respecto a $TCAEu$ y un promedio cercano a los 142 asignados a profesores de preferencia 3 o 4 respecto a $TAAPu$. En contraste, para las variables $TCDCu$ y $TCTDu$, cuyos ponderadores consideran valores de 1 o 3 representando el impacto subjetivo en el contenido con la asignación, la dispersión de satisfechos por dichos atributos se ve mucho más extendida, dependiendo de que variables fueron las beneficiadas de doble ponderación en la función objetivo y de si fueron éstas las beneficiadas o no, siendo comprometidas con la finalidad de lograr mejores resultados de las variables consideradas prioritarias en una gran proporción de los casos, pero aún así manteniendo un promedio alto, cubriendo aproximadamente a 140 asignaciones alumno-profesor en el caso $TCDC$ y aproximadamente 146 para $TCTD$.

Resulta interesante estudiar la variable $TDTAu$, donde su ponderador aporta 2 o $-M$ a la función objetivo de verse satisfecha o no respectivamente, la cual resulta favorable para la

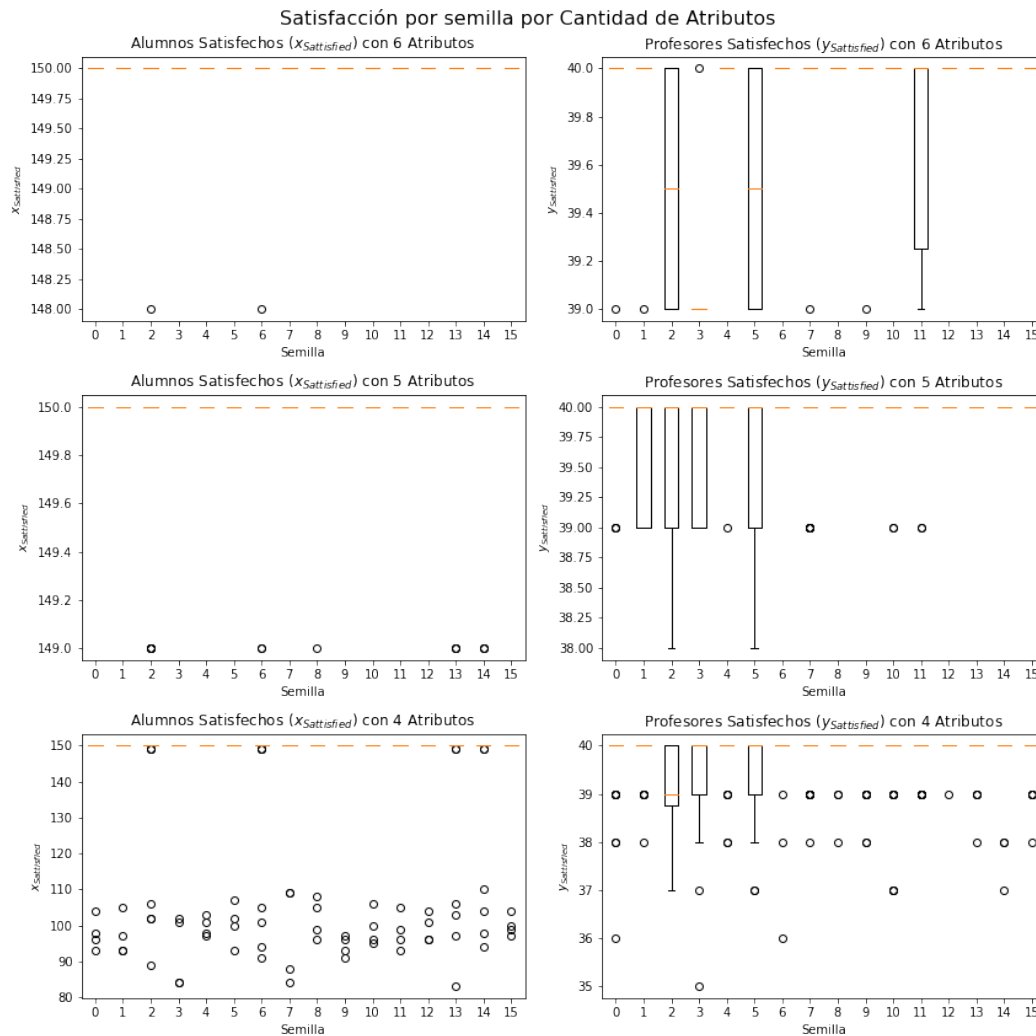


Figura 12: Satisfacción de Alumnos y Profesores por semilla según cantidad de atributos considerados.

Fuente: Elaboración Propia.

totalidad de asignaciones en un gran porcentaje de los casos, y con una mínima cantidad de casos negativos, lo cual se debe al compromiso de dicha variable a cambio de evitar una asignación contraproducente respecto a área de estudio o de la afinidad alumno-profesor. Así como también destacar que el promedio de atributos satisfechos por asignación a su vez cuenta con una dispersión baja, manteniendo un promedio cercano a los 708, significando que cada asignación vio satisfecho 4.72 de los atributos, interpretable como una satisfacción de al menos 4 de los atributos importantes por asignación en una gran proporción de las situaciones.

Analizando la Figura 14 se reconoce la importancia de la implementación de los diferentes atributos al modelo y el impacto de la utilización de menos de ellos, considerando los re-

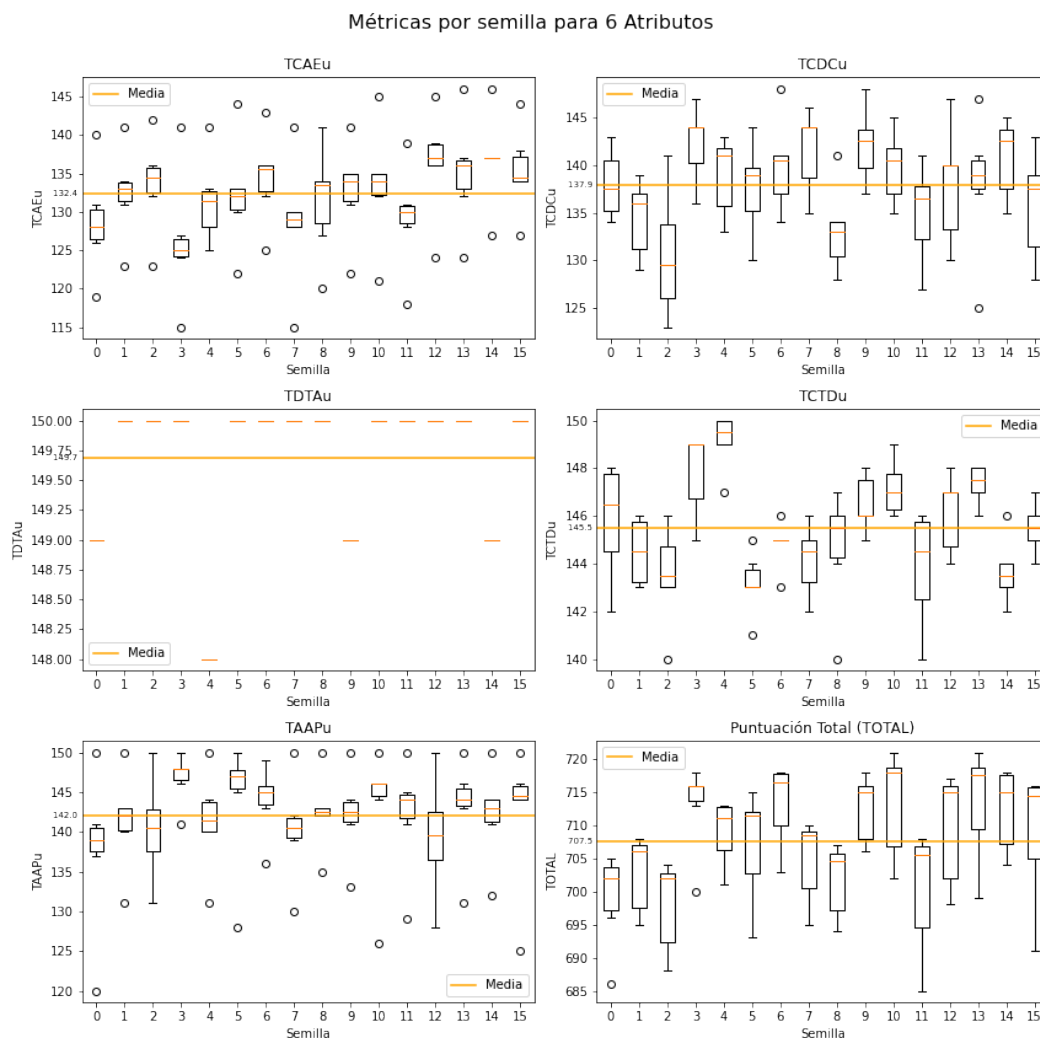


Figura 13: Métricas por semilla para casos de 6 Atributos

Fuente: Elaboración Propia.

sultados presentados en la Figura 12 y el promedio de satisfacción de 4.72 atributos por asignación mencionado anteriormente, notamos que la cantidad de atributos considerados, a pesar de tener un impacto mínimo en la satisfacción crucial de los involucrados manteniendo un promedio de la totalidad satisfechos, mejoran el desempeño del modelo, mejorando la satisfacción en diferentes ámbitos, permitiendo el intercambio de asignaciones para algún atributo por una equivalente en el mismo pero con mejoras en otro, permitiendo así una asignación más óptima en lo general.

Es de interés a su vez estudiar los coeficientes, donde analizando las tablas de mejores coeficientes por semilla incluidas en el Anexo 5.3 al abstraerse de escalas con la finalidad de abstraer la subjetividad relativa a la importancia de cada atributo, se observa que los mejores resultados se dan en 2 situaciones en lo general:

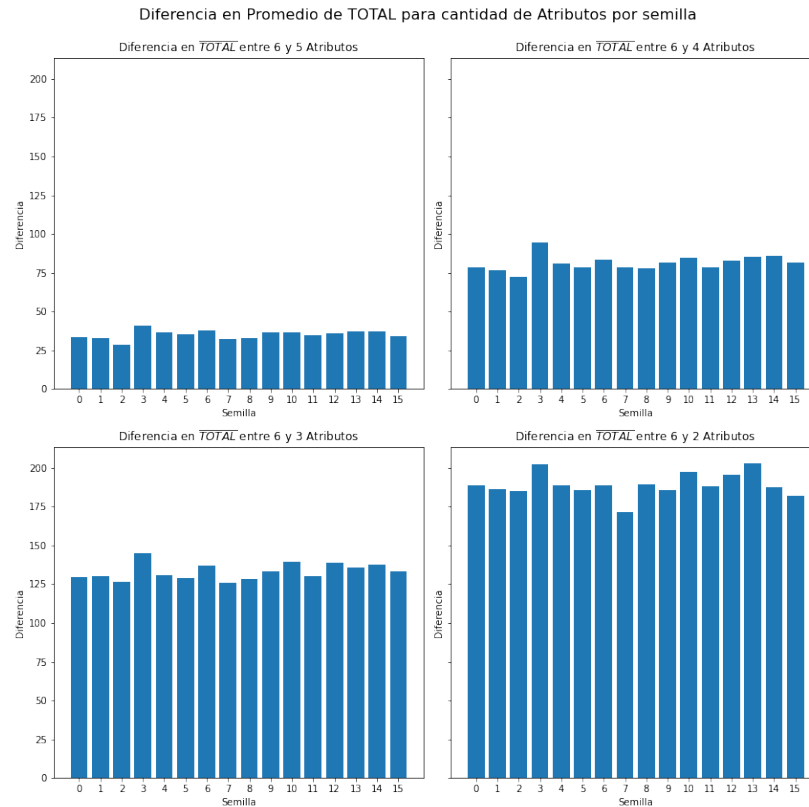


Figura 14: Diferencia en $TOTAL$ por semilla para cantidad de atributos
Fuente: Elaboración Propia.

- Cuando se mantienen las variables con el mismo impacto en la función objetivo, o dicho de otra forma, con un coeficiente por igual para todas.
- Cuando se beneficia alguna de las variables con escala binaria (Coincidencia de Campus, Coincidencia de Tiempo Disponible o Disponibilidad de Tema en la Asignación). Considerando la ponderación extra generada por la escala preferente de Coincidencia de Área de Estudio y Afinidad Alumno Profesor, incrementar el impacto de éstas variables relegadas a segundo plano, les permite adoptar más relevancia en el modelo y ampliar la búsqueda a soluciones donde las asignaciones donde su potencial valor se considere.

Para más detalle consultar el Anexo 5.3.

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES

El documento presenta una reestructuración de un proceso de asignación de alumnos memoristas a profesores guía, resolviendo un problema real de asignación de recursos en búsqueda de la optimalidad, considerando a la par decisiones de diseño asociadas a parámetros y al contexto. Se logró un estudio de los involucrados, la generación de modelos relativos a cada arista a incluir en la solución y la validación de resultados ante una perspectiva abstracta de la importancia de las diferentes características subjetivas a los usuarios.

5.1. Conclusiones

El desarrollo de una mejora de un proceso existente presenta una serie de dificultades, desde el entendimiento completo del proceso en busca de las principales debilidades y potenciales mejoras a implementar, hasta el desarrollo de nuevas operaciones que permitan un más óptimo resultado. Ante esto, el estudio del proceso llevado a cabo por el departamento es clave para esclarecer las falencias y fijar un punto de inicio, pero a su vez el análisis de los involucrados es crucial para lograr un mejor resultado y fijar así las bases del desarrollo de una solución, permitiendo tener en consideración las preferencias y aristas más relevantes en la optimalidad de una solución. Por su lado, el desarrollo de la solución no es lineal y presenta una escalada de complejidades, donde las escalas representan una interrogante de profundo estudio, con la finalidad de equilibrar la importancia de los atributos, o atribuir la importancia intrínseca que tiene un atributo dado su contexto, ante lo cual un desarrollo iterativo permite un trabajo más detallado y abierto para la identificación de problemas más ágiles. Con lo cual se obtienen los resultados, donde en base a un gran número de pruebas se estudia la factibilidad y validez del modelo, logrando reconocer las mejoras logradas y contrastarlas con el proceso original.

Con el proceso implementado se logra un nuevo sistema de asignación de alumnos memoristas, donde las diferentes características relevantes para cada uno toman relevancia en la asignación, en base a escalas y preferencias de cada involucrado se logran asignaciones en busca de la mejor satisfacción para todos, cumpliendo restricciones de mínimos y máximos para cada profesor. Durante el desarrollo así mismo se encontraron diversas limitaciones de la solución:

- Poca recepción de respuestas respecto a preferencias.

Durante la investigación de las preferencias consideradas en la solución, se enviaron encuestas para la recopilación de información con el fin de acercar el modelo a la realidad lo más posible, pero dadas las condiciones del periodo, la poca atención de los involucrados al correo y el bajo volumen de individuos alcanzados por la difusión, la

muestra obtenida no logra representar la totalidad de la comunidad a la cual se destina el sistema, con un total de 16 profesores y 39 alumnos memoristas encuestados, correspondiendo a menos del 50 % de los reales partícipes del proceso dentro del D.I. y un porcentaje menor aun considerando a los potenciales actores de la universidad en general.

- Definición de *Solver*.

Para la ejecución de pruebas de validación se optó por el *Solver* OR Tools, basado en *SCIP* con el método Branch-And-Bound, desarrollado por Google AI, decido luego de descartar el uso de otros métodos y librerías. La librería *PULP* para Python 3.10.4 contaba con escasa documentación e información de su ejecución. Así mismo se descartaron métodos basados en meta-heurísticas como Algoritmos Genéticos y *Simulated Annealing* dado a que la escala del problema permite la utilización de algoritmos de búsqueda completa.

- Desarrollo de la Escala de Parámetros.

Resulta intrínseco considerar los parámetros con escalas de valor que permitan un espectro de opciones por sobre escalas binarias o selecciones de verdadero y falso. El desarrollo generó la muestra y prueba de diferencias logradas ante la consideración binaria de los parámetros y atributos resultando en la necesidad de generar un espectro de opciones y preferencias de cada individuo ante las diferentes opciones disponibles.

Lo anterior muestra un logro del objetivo general con la definición de un modelo de asignación generalizado para la selección de alumnos memoristas y profesores guía, logrando asignaciones factibles y satisfactorias de los individuos en base a sus preferencias y la importancia que se le otorga a cada arista incluida en el modelo. Así mismo se logró evaluar y categorizar los parámetros y las restricciones que representan valor para alumnos y profesores, ponderando sus preferencias dentro del proceso de asignación. Se esquematizó y comparó distintos criterios en el proceso de optimización, con la asignación flexible respecto a los atributos considerados y los resultados vinculados a las diferentes instancias. Logrando así diseñar un proceso de asignación para el departamento de informática.

El nuevo proceso de asignación resulta factible para su implementación y ejecución, resolviendo múltiples problemáticas encontradas en el proceso original, permitiendo automatizar el proceso y liberando carga a el equipo de trabajo encargado de las asignaciones, regulando la asignación de alumnos a profesores abstrayendo el modelo de consideraciones subjetivas y manteniendo las restricciones dadas por el contexto, además de favorecer a alumnos y profesores permitiendo asignaciones óptimas respecto a sus preferencias de valor, considerando: la coincidencia de áreas de estudio a enfocar la memoria, las preferencias de campus, las disponibilidades de tema de ambas partes, las preferencias de profesores respecto al tiempo dispuesto por el memorista y las preferencias de alumnos respecto a el profesor que le ha de acompañar durante el desarrollo. Con lo cual se le facilita al departamento de informática una actualización del proceso actual en búsqueda de la mejora continua.

5.2. Trabajo Futuro

En lo general, el presente desarrollo representa un acercamiento inicial al entendimiento del contexto, y la búsqueda de soluciones a problemas destacados, para lo cual se realizan supuestos y simplificaciones que relajan el proceso real. A continuación se detallan diferentes aspectos que resulta interesante estudiar y profundizar en futuros acercamientos a la problemática.

5.2.1. Adaptación del Proceso Actual e implementación de la solución

El documento propone una solución a los problemas encontrados en el proceso actual, para lo cual si bien se estudió el proceso, no se revisó a cabalidad aprovechando los subprocesos presentes en el actual, para lo que resulta interesante revisar la toma de información que se esta llevando actualmente para su ejecución, los sistemas utilizados por el departamento para el mismo, los requerimientos para una implementación funcional de la solución descrita y el desarrollo del sistema íntegro para ejecutar el modelo en base a los parámetros recopilados. Se logrará así una implementación completa y funcional de la teoría presentada en éste trabajo.

5.2.2. Recopilación Profunda de Información sobre Preferencias

Para el desarrollo de la solución se generó una encuesta para la recopilación de información, la cual a pesar de ser representativa, no resulta completa. Se propone una investigación a fondo de los atributos interesantes y relevantes en la asignación de alumnos memoristas, así como también la importancia de cada uno en la asignación para ponderar así la satisfacción que el cumplimiento de cada una significa en la asignación.

5.2.3. Escalabilidad de la Solución

La solución presentada busca solucionar el problema que el D.I. enfrenta al momento de asignar alumnos memoristas con profesores guía a cada semestre, ante lo cual resulta relevante estudiar a que volúmenes de datos se considera factible la solución y la escalabilidad del mismo ante ámbitos más extendidos como lo sería su implementación para la universidad abriendo espacio de que los alumnos sean guiados por profesores de otros departamentos y áreas, además de agilizar los procesos de la universidad en general.

5.2.4. Estudio de Escalas de Atributos

En la solución presentada se consideraron espectros de opciones para las diferentes aristas de preferencias, donde algunas se consideraron como binarias y otras en una escala de $-M$ a 4, lo cual con el fin de mantener nivelados los resultados se les asignaron valores que representen su importancia en la asignación en comparación a la factibilidad de las demás características. Resulta entonces estudiar la efectividad profunda de la escala en volúmenes superiores de parámetros así como también la utilización de escalas más amplias y de espectros mayores, permitiendo más flexibilidad y detalle en cuanto a las preferencia de los involucrados.

5.2.5. Equilibrio de satisfacción entre asignaciones

La solución presentada busca optimizar la satisfacción de los involucrados, maximizando los valores factibles, pero a pesar de presentar un promedio de 4,72 atributos factibles por asignación, no se asegura todas las asignaciones tengan un mínimo de satisfacción o mantengan una satisfacción equilibrada entre sí, abriendo espacio a la posibilidad de realizar una asignación muy positiva o satisfactoria para un usuario a cambio de una muy negativa o poco satisfactoria para otro, como puede ser no ser satisfecho en nada. Con esto en consideración resulta interesante evaluar el incluir en el modelo métodos para equilibrar la satisfacción de todas las asignaciones y evitar así alta diferencia de satisfacción entre asignaciones y resultados poco positivos que se pueden ver camuflados por el promedio general.

ANEXOS

5.1. Recopilación Criterios y Preferencias

Durante el desarrollo de la solución del problema se requiere la recopilación de información de los stakeholders del proceso estudiado, en busca de los criterios que se tomarán en cuenta para la creación del modelo y la importancia de cada uno de éstos. Con éste fin se desarrollan formularios para almacenar las preferencias tanto para profesores guía como alumnos memoristas con respecto a que características o atributos se toman en consideración a la hora de realizar la asignación.

5.1.1. Formulario Profesores Guía

Para la obtención de información de preferencias de profesores guía se realizó un formulario corto a completar considerando campos para identificación del encuestado, preferencias con respecto a la memoria del alumno a asignar, atributos del alumno a asignar y antecedentes del mismo con respecto a su avance académico, con el fin de lograr un mejor entendimiento en los filtros realizados por los profesores involucrados.

- Antecedentes del trabajo de memoria.
 - Área de estudio
 - Problema a resolver
- Antecedentes personales del estudiante.
 - Campus (Casa Central o San Joaquín).
 - Género
 - Cercanía con el alumno
 - Forma de contacto (telecomunicación o presencial)
- Antecedentes académicos del estudiante.
 - Avance curricular
 - Prioridad académica
 - Calificaciones en asignaturas del área
 - Carga académica del estudiante en el semestre

Incluyendo además el campo *otro* para cada sección en caso de considerar otro atributo no enumerado en la lista.

5.1.2. Formulario Alumnos Memoristas

Para la obtención de información de preferencias de alumnos memoristas se realizó un formulario a completar considerando campos para identificación del encuestado, preferencias con respecto al tema en mente a trabajar y el profesor que se asignará, además de características del profesor y su modalidad de trabajo.

- Respecto al enfoque de la memoria.
 - Área de especialización del Profesor
 - Asignaturas que dicta
- Respecto al profesor.
 - Campus (Casa Central o San Joaquín).
 - Género
 - Cercanía con el Profesor
 - Forma de contacto (telecomunicación o presencial)

Incluyendo además el campo *otro* para cada sección en caso de considerar otro atributo no enumerado en la lista.

5.2. Generación de Parámetros

Para la generación de parámetros se utilizó la librería Numpy 1.22.3 y Random de Python 3.10.4, en base al siguiente código:

```
def generate_parameters(useSeed=1, m=150, n=40):  
    seed(useSeed)  
  
    M = 999  
    m = m  
    n = n  
  
    I = [ i for i in range(m) ]  
    J = [ j for j in range(n) ]  
  
    done = False  
    MIP = [ choices([0, 1, 2], [0.3, 0.4, 0.3])[0] for j in J ]  
    while(not done):
```

```
MAP = [ choices([2,3,4,5], [0.05, 0.3, 0.5, 0.15])[0] for j in J ]
if sum(MAP) >= m:
    done = True

CAE = [
    [
        choices([-M, 1, 2, 3, 4], [0.1, 0.15, 0.30, 0.25, 0.15])[0]
        for j in J
    ] for i in I
]

CDC = [
    [
        choices([1,3], [0.5, 0.5])[0] for j in J
    ] for i in I
]

DTA = [ choices([0,1], [0.3, 0.7])[0] for i in I ]
DTP = [ choices([0,1], [0.3, 0.7])[0] for j in J ]

CTD = [
    [
        choices([1, 3], [0.20, 0.80])[0] for j in J
    ] for i in I
]

AAP = [
    [
        choices([-M, 1, 2, 3, 4], [0.1, 0.2, 0.3, 0.2, 0.2])[0] for j in J
    ] for i in I
]

PPC = np.zeros((m,n), dtype=int)
for i in I:
    for j in J:
        if AAP[i][j] == 4:
            value = choices([0,1], [0.99, 0.01])[0]
            if( value == 1
                and sum(PPC[ii][j] for ii in I) < MAP[j]
                and sum(PPC[i][jj] for jj in J) == 0):
                PPC[i][j] = 1

return {
    "I": I,
```

```
"J": J,  
"MIP": MIP,  
"MAP": MAP,  
"CAE": CAE,  
"CDC": CDC,  
"DTA": DTA,  
"DTP": DTP,  
"CTD": CTD,  
"AAP": AAP,  
"PPC": PPC,  
}
```

5.3. Mejores Resultados Por Semilla

Para el estudio del impacto de los coeficientes resulta crucial analizar los mejores resultados por semilla en búsqueda de una relación en la ponderación de cada atributo respecto a cada asignación realizada, para lo cual se extraen los 5 mejores resultados de cada semilla con respecto al *TOTAL*. De las tablas 1 a 16 notamos que los mejores resultados en cuanto al total de satisfacción en las asignaciones se da en 5 situaciones en particular:

- Cuando se descarta el atributo de Disponibilidad de Tema en la asignación.
Notando este coeficiente como uno de los mejores 5 en cada semilla, esto se debe a la libertad que permite descartar dicho atributo en la asignación de otros, pero su relevancia se considera intrínseca al funcionamiento óptimo del proceso, por lo cual se considera un caso poco óptimo.
- Cada Atributo por Igual.
Notando este coeficiente como uno de los mejores 5 en cada semilla, esto se debe a la ponderación equilibrada de los diferentes atributos.
- Doble ponderación en Coincidencia de Campus.
Notando este coeficiente como uno de los mejores 5 en cada semilla, esto se debe a la diferencia de escala en contraste con Coincidencia de Área de Estudio y Afinidad Alumno Profesor, donde, al verse representado por valores inferiores, incrementar la ponderación del mismo permite un análisis del espacio maestro mas amplio, estudiando casos relevando la relevancia incorporada en el modelo, viéndose reemplazada por la relevancia definida por los coeficientes.
- Doble ponderación en Coincidencia de Tiempo Disponible.
Notando este coeficiente como uno de los mejores 5 en cada semilla, esto se debe a la diferencia de escala en contraste con Coincidencia de Área de Estudio y Afinidad

Alumno Profesor, donde, al verse representado por valores inferiores, incrementar la ponderación del mismo permite un análisis del espacio maestro mas amplio, estudiando casos relevando la relevancia incorporada en el modelo, viéndose reemplazada por la relevancia definida por los coeficientes.

■ Doble ponderación en Disponibilidad de Tema en la Asignación

Notando este coeficiente como uno de los mejores 5 en 15 de las 16 semillas, esto se debe a la diferencia de escala en contraste con Coincidencia de Área de Estudio y Afinidad Alumno Profesor, donde, al verse representado por valores inferiores, incrementar la ponderación del mismo permite un análisis del espacio maestro mas amplio, estudiando casos relevando la relevancia incorporada en el modelo, viéndose reemplazada por la relevancia definida por los coeficientes.

Specs	Coefficient	$X_{Satisfied}$	$Y_{Satisfied}$	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	132	143	145	146	139	705
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	128	141	149	148	139	705
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	131	136	149	147	141	704
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	128	143	149	146	137	703
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	133	141	145	146	137	702

Tabla 1: Mejores 7 asignaciones para semilla 0.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	$X_{Satisfied}$	$Y_{Satisfied}$	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	134	135	150	146	143	708
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	133	137	150	144	143	707
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	133	137	150	146	141	707
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	131	139	150	145	140	705
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	131	139	143	146	141	700

Tabla 2: Mejores 7 asignaciones para semilla 1.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	$X_{Satisfied}$	$Y_{Satisfied}$	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	148	39	132	141	150	144	137	704
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	136	129	150	146	142	703
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	134	130	150	145	143	702
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	135	135	150	143	139	702
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	132	141	144	143	140	700

Tabla 3: Mejores 7 asignaciones para semilla 2.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	<i>X</i> Satisfied	<i>Y</i> Satisfied	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	127	144	150	149	148	718
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	125	144	150	149	148	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	124	147	150	149	146	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	39	125	144	150	149	148	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 2, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	141	136	150	145	141	713

Tabla 4: Mejores 7 asignaciones para semilla 3.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	<i>X</i> Satisfied	<i>Y</i> Satisfied	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	133	143	146	149	143	714
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	133	142	148	150	140	713
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	131	141	148	150	143	713
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	132	143	148	149	140	712
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	127	141	148	150	144	710

Tabla 5: Mejores 7 asignaciones para semilla 4.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	<i>X</i> Satisfied	<i>Y</i> Satisfied	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	133	144	150	143	145	715
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	130	140	150	145	147	712
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	133	139	150	143	147	712
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	131	139	150	143	148	711
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	136	139	144	145	146	710

Tabla 6: Mejores 7 asignaciones para semilla 5.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	<i>X</i> Satisfied	<i>Y</i> Satisfied	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	136	141	150	145	146	718
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	148	40	132	148	150	145	143	718
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	136	141	150	145	145	717
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	135	147	145	144	145	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	135	140	150	146	145	716

Tabla 7: Mejores 7 asignaciones para semilla 6.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	$X_{Satisfied}$	$Y_{Satisfied}$	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	128	146	150	144	142	710
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	130	144	150	145	140	709
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	130	144	150	146	139	709
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	128	144	150	145	141	708
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	132	143	142	146	143	706

Tabla 8: Mejores 7 asignaciones para semilla 7.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	$X_{Satisfied}$	$Y_{Satisfied}$	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	134	134	150	146	143	707
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	134	134	150	146	142	706
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	127	141	150	144	143	705
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	133	132	150	147	142	704
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	132	141	143	145	142	703

Tabla 9: Mejores 7 asignaciones para semilla 8.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	<i>X</i> Satisfied	<i>Y</i> Satisfied	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	135	143	149	148	143	718
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	135	144	149	146	142	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	133	142	149	148	144	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	131	148	149	145	141	714
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	132	146	143	147	145	713

Tabla 10: Mejores 7 asignaciones para semilla 9.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	<i>X</i> Satisfied	<i>Y</i> Satisfied	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	135	145	150	147	144	721
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	133	142	150	148	146	719
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	135	140	150	147	146	718
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	132	141	150	149	146	718
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	138	142	144	148	145	717

Tabla 11: Mejores 7 asignaciones para semilla 10.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	<i>X</i> Satisfied	<i>Y</i> Satisfied	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	131	141	150	145	141	708
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	39	130	136	150	146	145	707
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	128	138	150	146	144	706
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	130	137	150	144	144	705
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	130	140	144	146	143	703

Tabla 12: Mejores 7 asignaciones para semilla 11.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	<i>X</i> Satisfied	<i>Y</i> Satisfied	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	138	140	150	148	141	717
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	136	147	150	147	136	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	136	140	150	147	143	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	138	142	145	147	142	714
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	139	140	150	147	138	714

Tabla 13: Mejores 7 asignaciones para semilla 12.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	$X_{Satisfied}$	$Y_{Satisfied}$	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	132	147	150	148	144	721
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	137	139	150	147	146	719
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	136	141	150	148	143	718
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	141	141	142	148	145	717
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	136	139	150	148	144	717

Tabla 14: Mejores 7 asignaciones para semilla 13.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	$X_{Satisfied}$	$Y_{Satisfied}$	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	137	144	149	144	144	718
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	137	142	149	146	144	718
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	137	145	149	144	141	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	137	143	149	143	142	714
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	138	143	143	143	142	709

Tabla 15: Mejores 7 asignaciones para semilla 14.

Fuente: Elaboración Propia.

Specs	Coefficient	$X_{Satisfied}$	$Y_{Satisfied}$	TCAEu	TCDCu	TDTAu	TCTDu	TAAPu	TOTAL
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	138	136	150	146	146	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	134	143	150	145	144	716
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 2, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	135	139	150	146	145	715
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 0, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 2, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 1, 'taap_a': 1}	150	40	135	143	147	145	144	714
{'MIPMAP': 1, 'CAE': 1, 'CDC': 1, 'DTA': 1, 'CTD': 1, 'AAP': 1}	{'tcae_a': 1, 'tcdc_a': 1, 'tdta_a': 1, 'tctd_a': 2, 'taap_a': 1}	150	40	134	139	150	147	144	714

Tabla 16: Mejores 7 asignaciones para semilla 15.

Fuente: Elaboración Propia.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [Cattrysse *et al.*, 1994] Cattrysse, D. G., Salomon, M., y Van Wassenhove, L. N. (1994). A set partitioning heuristic for the generalized assignment problem. *European Journal of Operational Research*, 72(1):167–174.
- [Cattrysse y Van Wassenhove, 1992] Cattrysse, D. G. y Van Wassenhove, L. N. (1992). A survey of algorithms for the generalized assignment problem. *European journal of operational research*, 60(3):260–272.
- [Fisher y Jaikumar, 1981] Fisher, M. L. y Jaikumar, R. (1981). A generalized assignment heuristic for vehicle routing. *Networks*, 11(2):109–124.
- [Kuhn, 1955] Kuhn, H. W. (1955). The hungarian method for the assignment problem. *Naval research logistics quarterly*, 2(1-2):83–97.
- [2000] Lorena, Luiz AN and others (2000). A constructive genetic algorithm for the generalized assignment problem.
- [Lorena y Narciso, 1996] Lorena, L. A. N. y Narciso, M. G. (1996). Relaxation heuristics for a generalized assignment problem. *European Journal of Operational Research*, 91(3):600–610.
- [Osman, 1995] Osman, I. H. (1995). Heuristics for the generalised assignment problem: simulated annealing and tabu search approaches. *Operations-Research-Spektrum*, 17(4):211–225.
- [Ross y Soland, 1977] Ross, G. T. y Soland, R. M. (1977). Modeling facility location problems as generalized assignment problems. *Management Science*, 24(3):345–357.
- [Ross y Zoltners, 1979] Ross, G. T. y Zoltners, A. A. (1979). Weighted assignment models and their application. *Management Science*, 25(7):683–696.
- [Sahni y Gonzalez, 1976] Sahni, S. y Gonzalez, T. (1976). P-complete approximation problems. *Journal of the ACM (JACM)*, 23(3):555–565.
- [Schrijver, 1998] Schrijver, A. (1998). *Theory of linear and integer programming*. John Wiley & Sons.
- [Yagiura *et al.*, 2004] Yagiura, M., Ibaraki, T., y Glover, F. (2004). An ejection chain approach for the generalized assignment problem. *INFORMS Journal on computing*, 16(2):133–151.