

CARACTERIZACIÓN Y FORMACIÓN DE GRUPOS DE DISCUSIÓN POLÍTICA

por

Valentina Javiera Hernández Pérez

Patrocinante: Pedro Pinacho Davidson

Tesis presentada

para la obtención del título de

MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

Departamento de Ingeniería Informática y Ciencias de la Computación

de la

UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN



Concepción, Chile

Diciembre, 2022

Índice general

Índice de tablas	iv
Índice de figuras	v
Capítulo 1. Introducción	1
1.1. Problema	1
1.2. Hipótesis	2
1.3. Objetivos	2
Capítulo 2. Estado del arte	3
2.1. Espectro político	3
2.2. Grupos colaborativos	4
Capítulo 3. Desarrollo	7
3.1. Caracterización de personas	7
3.1.1. Dimensión política	7
3.1.2. Dimensión de género	8
3.1.3. Dimensión colaborativa	8
3.2. Dataset	10
3.3. Modelo desarrollado	13
3.3.1. Explicación del modelo	13
3.3.2. Modelo	15
3.4. Algoritmos	18
3.4.1. Greedy	18
3.4.2. Greedy semi-aleatorio (GSA)	19
3.4.3. Greedy con destrucción parcial (GD)	20
3.4.4. Fuerza Bruta	22

Capítulo 4. Experimentación	23
4.1. Experimentos en dataset artificiales	23
4.1.1. Experimento comparativo entre algoritmos	23
4.1.2. Experimento con mil participantes en dataset 1.	26
4.1.3. Experimento con mil participantes en dataset 2.	27
4.1.4. Experimento con cambio en el valor objetivo.	27
4.1.5. Tuning	28
4.2. Experimento en debate real	30
4.2.1. Descripción	30
4.2.2. Formación de grupos	31
4.2.3. Debates	32
4.2.4. Resultados	34
 Capítulo 5. Conclusiones	 36
 Bibliografía	 38
.1. Anexo	40
.1.1. Texto para debate	40
.1.2. Tabla comparativa de tiempos de ejecución	42
.1.3. Distribución de cada grupo para experimento social.	42

Índice de tablas

4.1.	Resultados de mejores valores objetivos obtenidos.	24
4.2.	Conjunto de parámetros probados.	26
4.3.	Valores objetivos resultantes de los experimentos con dataset artificiales por cada algoritmo.	29
4.4.	Conjunto de mejores parámetros para cada problema, el promedio el promedio de valor objetivo (v.o.) obtenido para 20 ejecuciones y su mejor valor objetivo logrado.	29
4.5.	Pares de mejores parámetros obtenidos en irace.	32
4.6.	Comparación entre promedios y desviación estándar pre debate (antes) y post debate (después).	34
4.7.	Comparación del IDL personal promedio de cada participantes antes y después del debate grupal.	35
1.	Comparación de resultados en tiempo de algoritmos heurísticos y exhaustivo para el dataset 1.	42

Índice de figuras

2.1.	Gráfico de Nolan.	4
3.1.	Dataset 1: Solo distribuciones normales.	11
3.2.	Dataset 2: Diferentes distribuciones.	12
3.3.	Ejemplo del promedio en un eje político.	14
4.1.	Resultados experimento 1.	24
4.2.	Resultados experimento comparativo.	25
4.3.	Resultados experimento en dataset 1.	27
4.4.	Resultados experimento en dataset 2.	28
4.5.	Resultados cuarto experimento cambiando el promedio objetivo.	28
4.6.	Distribuciones generadas por los participantes.	31
4.7.	Promedios y desviación estándar por cada grupo.	33
1.	Distribuciones obtenidas por el grupo 1.	43
2.	Distribuciones obtenidas por el grupo 2.	43
3.	Distribuciones obtenidas por el grupo 3.	44
4.	Distribuciones obtenidas por el grupo 4.	44
5.	Distribuciones obtenidas por el grupo 5.	45
6.	Distribuciones obtenidas por el grupo 6.	45

Capítulo 1

Introducción

1.1. Problema

En los últimos años la población chilena ha mostrado su descontento sobre cómo se ha llevado a cabo la política del país hasta el momento, retomando su importancia en la sociedad. En particular, en Chile se llegó a un estallido social ocurrido en 2019, donde la gente expresaba su descontento a través de demandar varios cambios en los sistemas actuales.

Sin embargo, esto también se repitió en otros países, en donde la gente salía a marchar exigiendo cambios respectivos a su situación, llegando a existir una necesidad a nivel global sobre hablar de política [7].

El problema viene cuando no se tienen vías para debatir correctamente, o que aseguren un debate con diversos puntos de vista y así intercambiar distintos argumentos. Por ejemplo, las redes sociales en general no funcionan como plataformas de discusión ya que, se suelen seguir personas que tienen un pensamiento parecido, si es que no igual, lo cual termina provocando un efecto de amplificación del mismo pensamiento en vez de ver distintos puntos de vista [5]. Otro ejemplo de esto fueron los cabildos abiertos que se instauraron en Chile después del estallido social, donde la gente se sentaba a hablar sobre distintos temas importantes del país, sin embargo, al crear grupos totalmente aleatorios, tampoco se puede asegurar por completo que se van a obtener debates con gente que tenga distintas ideologías en un mismo grupo. Por último, también es de considerar que generalmente se suele tener dificultad de diálogo con gente que tiene ideologías contrarias y a la vez extremistas, se suelen atacar en vez de tener una conversación de intercambio de ideas.

Para esto se plantea poder crear un modelo de optimización y/o algoritmo que sea capaz de resolver el problema de crear grupos para debatir, constituidos por gente que tenga diversos pensamientos políticos, teniendo también en consideración la

afinidad colaborativa entre los integrantes.

1.2. Hipótesis

- Es posible proponer un modelo de optimización de formación de grupos que permita, dado un conjunto de personas caracterizadas previamente por sus ideales políticos y capacidad comunicativa, conformar dichos grupos de tal forma que se pueda obtener debates productivos, con distintos puntos de vista.

1.3. Objetivos

- **Objetivo general:** crear un algoritmo que genere grupos para debates políticos de tal forma que cada uno de los grupos tenga ideales representativos del pensamiento colectivo, como también cada grupo sea apto para colaborar y compartir ideas entre sí.
- **Objetivos específicos:**
 1. Caracterizar a un individuo por sus inclinaciones políticas.
 2. Caracterizar al individuo midiendo su capacidad de colaborar o discutir productivamente en grupo.
 3. Definir un problema de optimización a resolver y posteriormente realizar experimentos para explorar la utilidad de la función objetivo.
 4. Definir e implementar algoritmos para resolver el modelo.
 5. Comparar resultados de todos los algoritmos implementados.

Capítulo 2

Estado del arte

El problema de crear grupos para debates políticos no se ha encontrado en alguna otra investigación hasta la fecha, por lo que el estado del arte abordará las siguientes áreas que convergen en este trabajo:

- Representación del espectro político.
- Formación de grupos colaborativos.

2.1. Espectro político

El espectro político corresponde a un sistema de referencia utilizado para clasificar y caracterizar diferentes posturas políticas por medio de uno o más ejes, donde el más conocido es el *gráfico de Nolan* mostrado en la figura 2.1, postulado por David Nolan, el cual representa el espectro en base a la libertad personal versus la libertad económica de la persona. En [15] se discute sobre la necesidad de agregar más ejes al espectro político, puesto que a medida que pasa el tiempo y la sociedad evoluciona, sólo con "derecha" e "izquierda" ya no es suficiente para expresar una ideología política.

Si bien este gráfico existe, no se tiene una única forma de determinar en qué punto se encuentra una persona con exactitud, por lo que al pasar los años se han creado variaciones de test políticos para poder determinar dichas ideologías, basándose directamente en el gráfico de Nolan, donde se encuentra el grupo de *Avocates*¹, el sitio de *test político*², entre otros. También se pueden encontrar variaciones con más ejes, como *PolitiScales*³, *8values*⁴, *9Axes*⁵, o incluso más acotado como en el caso

¹<https://www.theadvocates.org/quiz/>

²<https://www.testpolitico.com/test/>

³<https://dbhq.github.io>

⁴<https://8values.github.io>

⁵<https://9axes.github.io>

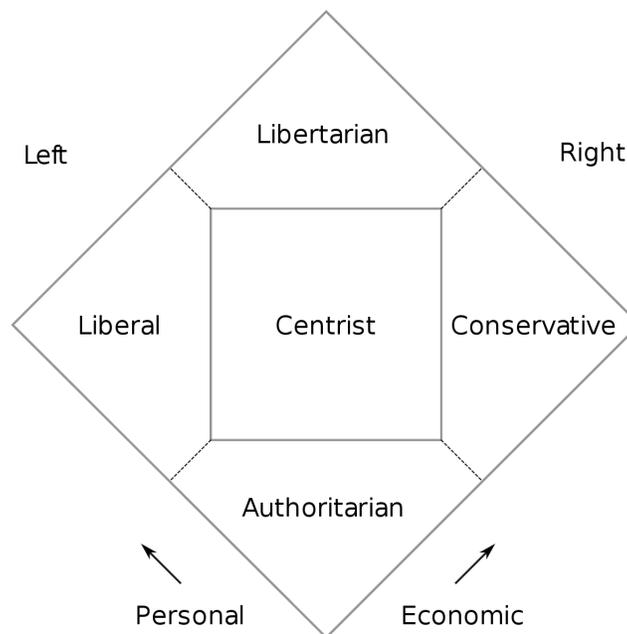


Figura 2.1: Gráfico de Nolan.

del test proveniente del *Pew Research Center*⁶, el cual toma como ejes los partidos respectivos de Estados Unidos.

Con una perspectiva más específica, el tema presentado se puede dividir entre la formación de grupos colaborativos y la detección o clasificación de ideologías políticas.

2.2. Grupos colaborativos

Los métodos actuales usados en la creación de grupos colaborativos están centrados en el área de la educación, pero con distintos enfoques en términos de cómo caracterizar a un individuo. En [20] se utiliza el nivel de compromiso del estudiante como aspecto fundamental de caracterización en un contexto de un curso masivo en línea, el cual se mide en base a su interacción con la plataforma de aprendizaje para posteriormente utilizar una variación de k-means para poder formar los grupos.

Por otro lado, existe una línea de investigación denominada "Disponibilidad Léxica" (DL) cuyo interés es estudiar el "léxico disponible" de un individuo, siendo el léxico

⁶<https://www.pewresearch.org/politics/quiz/political-typology/>

el conjunto total de palabras que conoce la persona. Dentro de esta línea también es utilizado el concepto de creación de grupos en base al conocimiento léxico de cada participante, una aproximación a esto fue utilizar métodos de clustering jerárquico para crear dichos grupos dentro de un aula de clases, aquí se considera que existe una "distancia lexicográfica" entre individuos, la cuál es calculada como una distancia de Levenstein aplicada a grupos de palabras en vez de palabras, así idealmente cada grupo era formado con una distancia lexicográfica más cercana entre compañeros de un mismo grupo [18]. Posteriormente esta problemática fue retomada, pero en vez de darle una vista desde el clustering, se consideró como un problema de combinatoria, donde, en resumen, se buscaba minimizar la suma de diferencias de distancias lexicográficas entre todos los integrantes de un mismo grupo. Esta diferencia grupal debiese ser mínima, puesto que todavía se pretende que cada grupo tenga un conocimiento léxico similar, luego para resolver dicho modelo se optó por una solución exhaustiva y así asegurar la mejor solución posible [19], sin embargo también se utilizaron meta-heurísticas, específicamente Algoritmos Bacterianos para agrupar individuos según IDL similares y comparando su desempeño contra algoritmos genéticos [16], haciendo esta misma comparación en otro tipo de grupos considerando otras características, se centró en encontrar una buena formulación matemática para armar grupos en base a pruebas específicas, tales como tipos de aprendizajes, tipos de liderazgo, entre otros. Estas pruebas fueron realizadas a alumnos dentro de un aula de clases para caracterizarlos y compararlos, con el fin de crear cada grupo lo más heterogéneo posible pero, a su vez, que todos los grupos sean parecidos entre sí, es decir, que ninguno tenga mejor o peor desempeño que otro, siendo su uso justificado puesto que existían varios cursos llegando a tener una gran cantidad de alumnos [13] [16].

Si bien idealmente se deberían resolver los problemas de combinatoria utilizando métodos exhaustivos o algoritmos exactos para asegurar siempre la mejor solución a dicho problema, esto se puede considerar cuando el tamaño del problema, en esta caso la cantidad de personas a agrupar, es relativamente pequeña y es posible resolverlo en el menor tiempo posible. En otro ámbito fuera de lo escolar, se trató de hacer grupos de trabajo pero un ámbito laboral, donde dichos trabajadores eran caracterizados según sus habilidades y eran agrupados con el fin de resolver tareas más complejas de

lo habitual, donde se implementó un algoritmo con soluciones exactas, sin embargo este fue inviable en la práctica debido a su alto costo temporal, el cuál quedaba inutilizable desde los 20 trabajadores en adelante por su tiempo de espera, por lo que se decidió optar a usar heurísticas para reducir considerablemente el tiempo de ejecución [14]. Por otro lado, se ha optado por tomar el problema de agrupar alumnos para realizar tareas específicas y transformarlo desde un problema de combinatoria a un problema más fácil o, mejor dicho, reformularlo para obtener una equivalencia a otro problema que si tenga un algoritmo exacto conocido [11].

Por último, también existe la creación de grupos para resolver tareas con dificultades específicas, para lo cual se caracterizan tanto al estudiante como a la tarea a resolver. Para el estudiante la caracterización se basa en tres dimensiones: su personalidad, su género y sus competencias. Al mismo tiempo, una tarea se caracteriza por las competencias necesarias para aprobarla. Para crear dichos grupos se propusieron dos métodos: uno exacto y otro metaheurístico, siendo este último más eficiente en términos de tiempo a medida que la cantidad de alumnos aumenta, en cuanto a la calidad de las soluciones varía dependiendo de que tan importante son las competencias para resolver dicha tarea [1].

Capítulo 3

Desarrollo

3.1. Caracterización de personas

Se propone la caracterización de una persona se dividirá en tres partes o dimensiones: **Dimensión política**, utilizada para obtener la ideología política de una persona, **Dimensión de género** y **Dimensión colaborativa**, la cuál ayudará a determinar qué tan apto es el individuo para debatir y aportar argumentos entre sus pares.

3.1.1. Dimensión política

Esta dimensión tiene cuatro ejes para explicar la ideología política de una persona, siendo cada eje representado por un número entre el 0 al 1 en donde estos dos números son los respectivos pensamientos extremos de cada eje, los cuales son los siguientes:

1. **Economía:** Representa la visión económica ideal para la persona. El valor 0 significa “*Igualdad*”, es decir, aquellas personas que tengan un valor muy cercano a cero, creen en que económicamente se debería distribuir la riqueza de forma uniforme en la población y tienden a apoyar códigos fiscales agresivos, programas sociales y el socialismo. Al contrario, el 1 significa “*Mercado*”, es decir, aquellas personas que tengan un valor más cercano a uno creen en que la economía debe enfocarse en un crecimiento rápido y tienden a apoyar impuestos bajos, privatización, desregularización y el capitalismo *laissez-faire*.
2. **Diplomacia:** Representa la visión diplomática ideal. El valor 0 significa “*Nación*”, es decir, aquellas personas que tengan un valor muy bajo en este eje son patrióticos y nacionalistas, a menudo creen en una política exterior agresiva, valoran a los militares, la soberanía y expansión territorial. En cambio, el valor 1 significa “*Globalización*”, es decir, aquellas personas que tengan un valor

alto en este eje son cosmopolitas y globalistas, a menudo creen en una política exterior pacífica, cooperación, integración y un gobierno mundial.

3. **Estado:** Representa la visión ideal del Estado y sus funciones. El valor 0 significa “*Libertad*”, es decir, aquellas personas con un valor bajo creen fuertemente en las libertades civiles, tienden a apoyar la democracia y se oponen a la intervención estatal en la vida personal. Esto se refiere a las libertades civiles, no económicas. Por otro lado el valor 1 significa “*Autoritarismo*”, es decir, aquellas personas con un valor alto creen en un fuerte poder del estado, tienden a apoyar la intervención estatal en la vida personal, vigilancia gubernamental y la censura o autocracia.

4. **Sociedad:** Representa el comportamiento ideal de la sociedad. El valor 0 significa “*Tradicición*”, es decir, aquellas personas con bajo valor creen en los valores tradicionales y una estricta adherencia al código moral. Aunque no siempre se da, usualmente son religiosos y apoyan el status quo. Al contrario, el valor 1 significa “*Progreso*”, es decir, aquellas con un valor muy alto en este eje creen en el cambio social y la racionalidad. Aunque no siempre se da, usualmente son ateos, apoyan la acción medioambiental y la investigación científica o tecnológica.

3.1.2. Dimensión de género

Esta dimensión se utiliza para agrupar utilizando un criterio de paridad de género en los grupos. Para este caso se considerarán tres tipos de géneros: Femenino, Masculino y No Binario.

3.1.3. Dimensión colaborativa

La dimensión colaborativa representa la capacidad de discutir y argumentar entre los participantes. Al igual que en [19] se utiliza el concepto de *conocimiento léxico* para agrupar a los estudiantes.

La dimensión colaborativa representará la capacidad que tienen los individuos de hablar entre sí en base a su conocimiento léxico al igual que en [19], en este caso se

utilizarán los mismos 4 ejes de la dimensión política: Economía, Diplomacia, Estado y Sociedad, de igual forma cada uno de estos ejes tiene valores que van desde el 0 hasta el 1, los cuales representan un Índice de Disponibilidad Léxica personal (IDLp) para cada uno de los ejes. El IDLp se calcula de la siguiente forma:

1. Se toma una prueba de disponibilidad léxica a todos los participantes. Esta prueba consiste en entregarle a la persona un tema, por ejemplo "Economía" y luego se tienen 2 minutos para contestar con todas las palabras que el individuo conozca sobre este tema. Esta prueba se realiza por cada uno de los ejes de esta dimensión.
2. Se calcula el Índice de Disponibilidad Léxica (IDL) con los datos de toda la población. Básicamente el IDL nos dará una lista de todas las palabras utilizadas (un listado por cada eje) en orden decreciente en importancia, esto significa que las primeras palabras fueron más utilizadas y las últimas fueron menos frecuentes en los participantes, cuya fórmula es la siguiente:

$$IDL = \sum_{i=1}^r \lambda^{(i-1)} \frac{f_i}{N}$$

donde r es el número total de palabras distintas, λ es un factor de ponderación (suele ser 0.9), f_i es la frecuencia de las menciones de la palabra i y por último N es el número de participantes.

3. Por último, con esta información es posible obtener el IDL_p, cuyo valor nos dirá que tanto vocabulario maneja la persona en comparación con el general, es decir, mientras el valor se acerque más al 1, significa que la persona tiene un mayor entendimiento y maneja un amplio vocabulario en ese tema, en caso contrario, al tener un valor más cercano al 0, significa que la persona posee un léxico bajo, entendiendo muy poco sobre el tema. Este índice es calculado con la siguiente fórmula:

$$IDL_p = \sum_{i=1} \left(\frac{IDL_i}{rp} \right)$$

donde IDL_i es el índice de disponibilidad léxica de la palabra i y rp es el número de respuestas de la persona p .

3.2. Dataset

En las Figuras 3.1 y 3.2 se muestran los dataset artificiales creados para experimentar con el modelo. Cada uno de estos constan de 1000 participantes y 3 dimensiones: política, género y colaborativa. Como se mencionó anteriormente, la primera dimensión (P) consta de 4 ejes, la segunda dimensión solo se constituye del eje de género y la última (IDL) tiene 4 ejes, sumando un total de 9 ejes para caracterizar a cada individuo. El primer dataset se construyó solo con distribuciones normales y el segundo fue creado con distribuciones variadas con el fin de ver el comportamiento del modelo en distintos escenarios.

Dataset 1

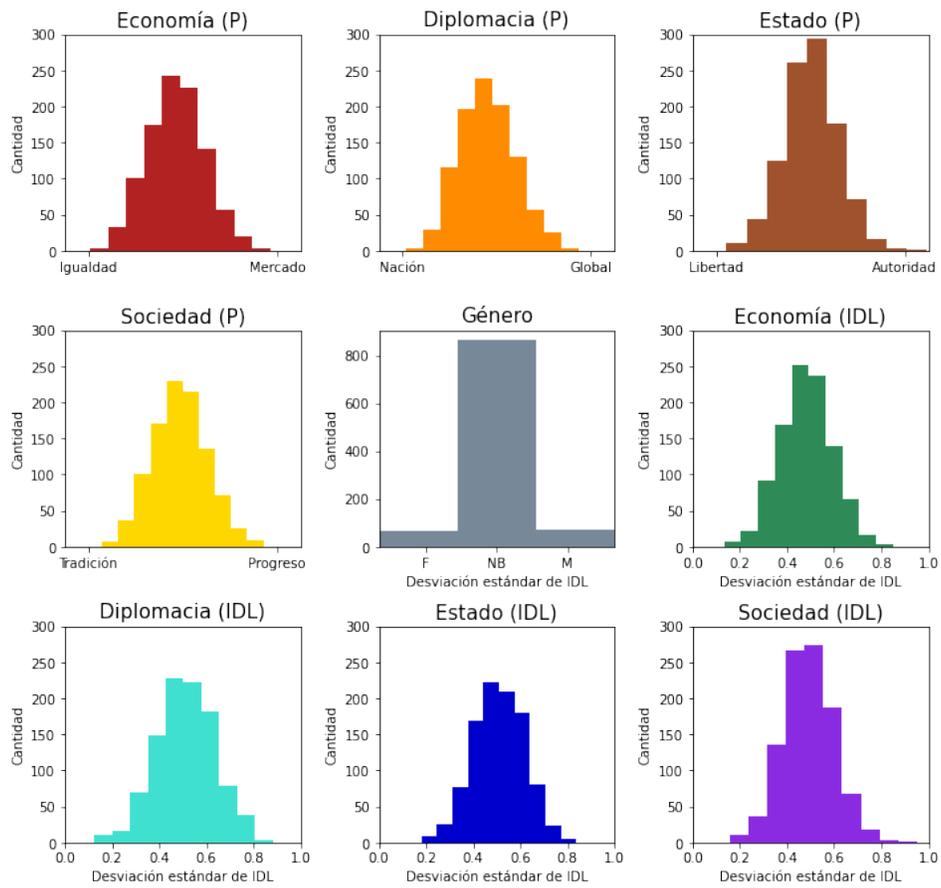


Figura 3.1: Dataset 1: Solo distribuciones normales.

Dataset 2

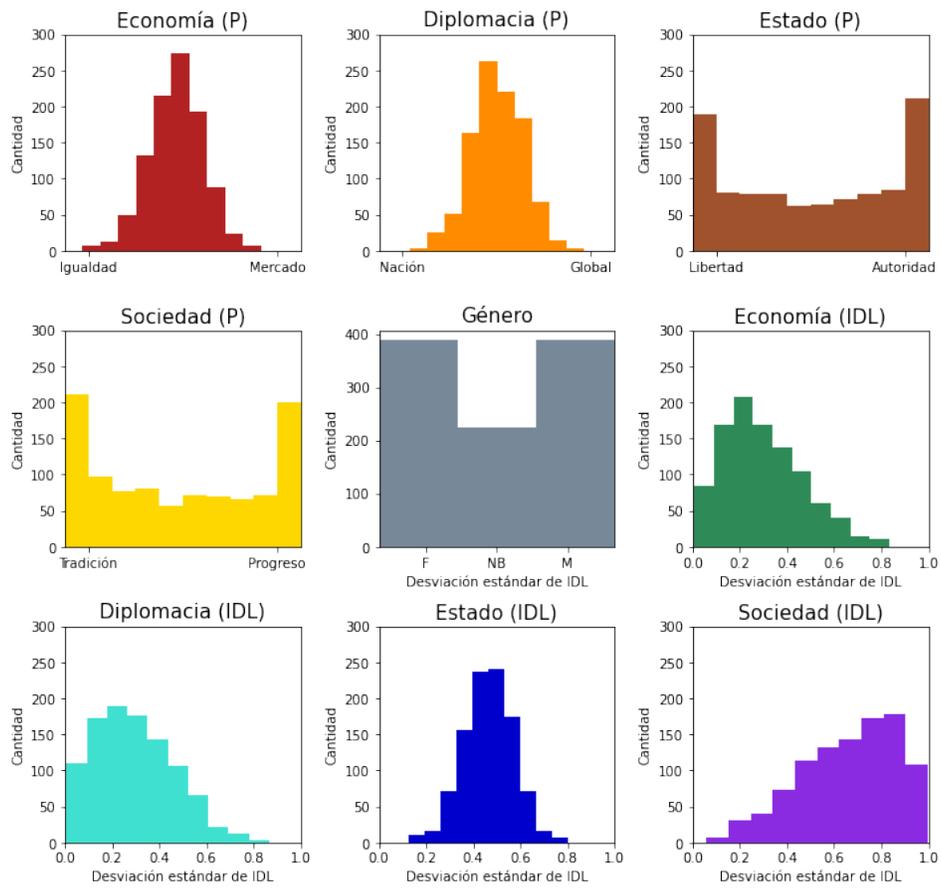


Figura 3.2: Dataset 2: Diferentes distribuciones.

3.3. Modelo desarrollado

3.3.1. Explicación del modelo

El modelo propuesto para resolver la problemática de crear grupos de discusión política funciona de la siguiente forma:

- **Dimensión política:** Cada uno de los ejes de esta dimensión tendrá su propia distribución general, la cual es obtenida de los datos de todos los participantes, en base a esto se buscará que cada uno de los grupos se debe parecer lo más posible a la distribución general. Esto se logrará a través de minimizar la diferencia entre el promedio de cada eje político de cada grupo con respecto al promedio político general en cada eje, siendo este el resultado obtenido por todos los participantes.
- **Dimensión de género:** Cada uno de los géneros se tratará como un eje, en donde cada grupo debe acercarse lo más posible a el porcentaje existente de cada género. Por ejemplo, si en total un 20 % tienen género femenino, idealmente en cada uno de los grupos, el 20 % deberían pertenecer a este género.
- **Dimensión colaborativa:** A diferencia de las dimensiones anteriores, aquí no se comparará con el general, solo se buscará minimizar la desviación estándar de cada grupo. En esta dimensión se busca agrupar por disponibilidad léxica, pero de tal forma que en cada grupo cada uno de los integrantes tenga el mismo nivel de léxico, dicho de otra forma, idealmente cada uno de ellos debiese tener el mismo nivel de disponibilidad léxica y así obtener una desviación estándar de cero como grupo.

Agregado a esto, se pretende realizar una pequeña variación en la dimensión política y de género, en donde quien utilice el algoritmo pueda determinar el promedio por eje (en caso de la dimensión política) o el porcentaje de los géneros (en caso de la dimensión de género) que desee para conformar sus grupos. En la Figura 3.3 se puede apreciar con la línea punteada negra representa el promedio de la distribución, el cuál debería alcanzar cada grupo, en cambio en la línea punteada roja se muestra

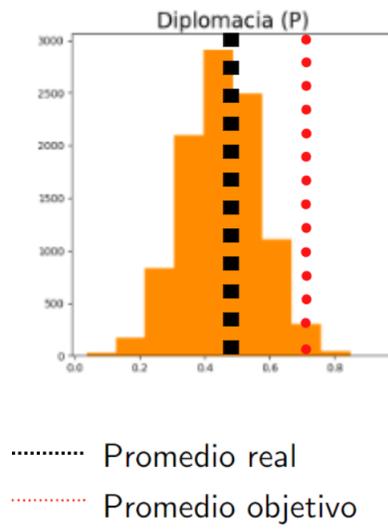


Figura 3.3: Ejemplo del promedio en un eje político.

un ejemplo de un promedio que se podría querer alcanzar en cada grupo, que no tiene por qué ser el mismo de la distribución.

3.3.2. Modelo

Dado N participantes, cada uno caracterizado con los 9 ejes, los cuales se pretende agrupar en L grupos de máximo M personas cada uno, se quiere minimizar la siguiente función objetivo:

$$\mathbf{Min:} \alpha * \text{DesbalancePolítico}(G) + \beta * \text{DesbalanceGénero}(G) + \gamma * \text{IncompatibilidadGrupal}(G) \quad (3.1)$$

$$\mathbf{sujeto a:} \sum_{i=1}^n x_{ij} \leq m, \forall j \in [1, l] \quad (3.2)$$

$$\sum_{j=1}^l x_{ij} = 1, \forall i \in [1, n] \quad (3.3)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad (3.4)$$

Luego, cada parte se define de la siguiente forma:

■ **Desbalance Político**

$$\alpha * \sum_{e=1}^{\#EjesP} |X_T^e - \bar{X}_j^e|; \forall j \in \{1, L\} \quad (3.5)$$

En donde:

- α : Ponderador de la dimensión política. Define la "importancia" de estos ejes sobre la ecuación general.
- $\bar{X}_j^e = \frac{\sum_{i=1}^N X_{ij} * D_{i,e}}{\sum_{i=1}^N X_{ij}}$
- \bar{X}_j^e : Promedio objetivo del grupo j en el eje e.
- X_T^e : Promedio total de todos los participantes en el eje e.
- $D_{i,e}$: Dato correspondiente al individuo i en el eje e.
- X_{ij} : Variable que determina si el sujeto i pertenece al grupo j.

■ **Desbalance de Género**

$$\beta * \sum_{g \in Generos} |P_T^g - P_j^g|; \forall j \in \{1, L\} \quad (3.6)$$

En donde:

- β : Ponderador de la dimensión de género. Define la "importancia" de estos ejes sobre la ecuación general.
- P_T^g : Porcentaje promedio total u objetivo del género g.
- P_j^g : Porcentaje del género g para el grupo j.

■ **Incompatibilidad Grupal**

$$\gamma * \sum_{e=1}^{\#EjesG} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N X_{ij} * (IDLp_i^e - IDLp_j^e)^2}{m_j}} \quad (3.7)$$

En donde:

- γ : Ponderador de la dimensión colaborativa. Define la "importancia" de estos ejes sobre la ecuación general.
- $IDLp_i^e$: IDL personal del individuo i en el eje e.
- $IDLp_j^e$: Promedio del IDL personal correspondiente al grupo j en el eje e.
- X_{ij} : Variable que determina si el sujeto i pertenece al grupo j.
- m_j : Tamaño del grupo j.

3.4. Algoritmos

Hasta el momento se han implementado tres algoritmos heurísticos, los cuales serán descritos a continuación.

3.4.1. Greedy

Algorithm 1: Algoritmo Greedy

Data: Dataset, M, L
Result: Individuos agrupados
 $X \leftarrow$ Inicialización de solución sin grupos asignados;
 $i \leftarrow 0$;
while $i <$ número de participantes **do**
 mejorGrupo $\leftarrow 0$;
 mejorVO $\leftarrow 0$;
 for j in GruposNoListos **do**
 if GrupoVacio(j) **then**
 ActualizarGrupo(X, i, j) ;
 break ;
 end
 $vo \leftarrow$ FuncionObjetivoGrupal(Grupo(j), i) ;
 if $vo <$ mejorVO **then**
 mejorVO $\leftarrow vo$;
 mejorGrupo $\leftarrow j$;
 end
 end
 ActualizarGrupo($X, i, mejorGrupo$) ;
 $i \leftarrow i+1$;
end

Teniendo N participantes, L grupos y M como tamaño máximo por grupo, el algoritmo consta de los siguientes pasos:

1. Se escogen los L primeros participantes y se les asigna un grupo en orden desde el 1 hasta el L, así cada grupo tiene un único participante.
2. Se toma el siguiente participante y se evalúa en los L grupos.
3. Se agrega el participante en aquel grupo que minimize la función de optimización.

4. Si un grupo llega a la capacidad máxima M de integrantes, se cerrará para que los demás participantes no lo tomen en cuenta.
5. Se repiten desde el paso 2 hasta que no queden más participantes sin grupo.

3.4.2. Greedy semi-aleatorio (GSA)

Algorithm 2: Algoritmo Greedy semi-aleatorio

Data: Dataset, M , L , R , K , Iteraciones
Result: Individuos agrupados
 $X \leftarrow$ Inicialización de solución sin grupos asignados;
 $it \leftarrow 0$;
while $it < Iteraciones$ **do**
 $i \leftarrow 0$;
 MejoresGrupos \leftarrow Lista vacía ;
 while $i < \text{número de participantes}$ **do**
 mejorGrupo $\leftarrow 0$;
 mejorVO $\leftarrow 0$;
 for j *in* GruposNoListos **do**
 if GrupoVacio(j) **then**
 ActualizarGrupo(X , i , j) ;
 break ;
 end
 $vo \leftarrow$ FuncionObjetivoGrupal(Grupo(j), i) ;
 ActualizarLista(MejoresGrupos, K) ;
 end
 ActualizarGrupo(X , i , MejoresGrupos, R) ;
 $i \leftarrow i+1$;
 end
 $it \leftarrow it + 1$;
end

Este algoritmo toma como base el Greedy anterior, usando N participantes, L grupos y M como tamaño máximo por grupo, también tiene un porcentaje R de aleatoriedad y una lista auxiliar que guardará los K grupos con mejores resultados para el participante i . El algoritmo consta de los siguientes pasos:

1. Se escogen los L primeros participantes y se les asigna un grupo en orden desde el 1 hasta el L , así cada grupo tiene un único participante.

2. Se toma el siguiente participante y se evalúa en los L grupos.
3. Se guardan los K mejores grupos para el participante actual.
4. Se agrega el participante a un grupo:
 - Con probabilidad R se agrega a un grupo aleatorio perteneciente a los K mejores.
 - Con probabilidad 1-R se agrega al mejor grupo, es decir, aquel que minimize más la función objetivo.
5. Si un grupo llega a la capacidad máxima M de integrantes, se cerrará para que los demás participantes no lo tomen en cuenta.
6. Se repiten desde el paso 2 hasta que no queden más participantes sin grupo.

Luego se realiza este algoritmo desde cero por S iteraciones y se retorna la mejor solución encontrada.

3.4.3. Greedy con destrucción parcial (GD)

Algorithm 3: Algoritmo Greedy Destrucción Parcial

Data: Dataset, M, L, R, K, D, Iteraciones

Result: Individuos agrupados

X \leftarrow Inicialización de solución sin grupos asignados;

it \leftarrow 0 ;

MejorAsignacion \leftarrow Inicialización de solución en cero ;

while it < Iteraciones **do**

 i \leftarrow 0 ;

 X \leftarrow GreedySemiAleatorio(Dataset, M, L, R, K, Iteraciones) ;

 IndividuosSinGrupos \leftarrow DestruirGrupos(X, D) ;

 X \leftarrow GreedySemiAleatorio(IndividuosSinGrupos, M, L, R, K, Iteraciones) ;

if MejorAsignacion < X **then**

 MejorAsignacion \leftarrow X ;

end

 it \leftarrow it + 1 ;

end

Este algoritmo usa de base el greedy semi-aleatorio explicado anteriormente, usa N participantes, L grupos y M como tamaño máximo por grupo, también tiene un porcentaje R de aleatoriedad, una lista auxiliar que guardará los K grupos con mejores resultados para el participante i y por último los D grupos que serán destruidos. El algoritmo consta de los siguientes pasos:

1. Se escogen los L primeros participantes y se les asigna un grupo en orden desde el 1 hasta el L , así cada grupo tiene un único participante.
2. Se toma el siguiente participante y se evalúa en los L grupos.
3. Se guardan los K mejores grupos para el participante actual.
4. Se agrega el participante a un grupo:
 - Con probabilidad R se agrega a un grupo aleatorio perteneciente a los K mejores.
 - Con probabilidad $1-R$ se agrega al mejor grupo, es decir, aquel que minimize más la función objetivo.
5. Si un grupo llega a la capacidad máxima M de integrantes, se cerrará para que los demás participantes no lo tomen en cuenta.
6. Se repiten desde el paso 2 hasta que no queden más participantes sin grupo.
7. Una vez están todos los grupos conformados, se destruyen los últimos D grupos y se vuelve al paso 1 pero ahora con los D grupos libres y los $D \cdot M$ participantes que están sin grupo. (Este paso solo se realiza una vez).

Luego se realiza este algoritmo desde cero por IT iteraciones y se retorna la mejor solución encontrada.

3.4.4. Fuerza Bruta

Algorithm 4: Algoritmo Fuerza Bruta

Data: Dataset, M, L

Result: Individuos agrupados

$X \leftarrow$ Inicialización de solución sin grupos asignados;

MejorVO \leftarrow inf;

for $combinacion_i$ in $CombinacionesdeSolucion$ **do**

$vo \leftarrow FuncionObjetivo(combinacion_i)$ **if** $vo < MejorVO$ **then**

$MejorVO \leftarrow vo$;

$X \leftarrow combinacion_i$ **end**

end

Este algoritmo tiene un enfoque de búsqueda exhaustiva para evaluar todas las combinaciones posibles y así asegurar encontrar la mejor solución. El algoritmo utiliza los siguientes pasos:

- Se crean todas las combinaciones de soluciones posibles.
- Se evalúa cada una de las soluciones.
- Se retorna la mejor solución.

Capítulo 4

Experimentación

En esta sección se utilizan los algoritmos mencionados en la sección anterior para comparar su efectividad tanto en ambos dataset creados de forma atificial como en un dataset real que se obtuvo mediante un experimento social en la Universidad de Concepción. Para los datasets artificiales se tienen experimentos para comparar tanto tiempo de ejecución como calidad de las soluciones en escenarios con 4 hasta 1000 participantes. Por otro lado, en el caso del experimento social, se muestran los resultados obtenidos luego de utilizar la mejor combinación de parámetros obtenida.

4.1. Experimentos en dataset artificiales

4.1.1. Experimento comparativo entre algoritmos

El primer experimento tiene como fin implementar un algoritmo exacto (fuerza bruta), compararlo en términos de tiempo de ejecución con los algoritmos greedys mencionados en el capítulo anterior, todo esto utilizando distintos tamaños del problema.

De las Figura 4.1 se puede notar que en tiempo el método exhaustivo utilizado escala de forma exponencial, teniendo un costo temporal bastante alto, puesto que con 12 personas toma más de 4000 segundos (1 hora proximadamente), siendo así poco factible utilizarlo en un escenario más grande, que es lo que se apunta en este problema, poder realizar debates a gran escala. Por otro lado en la Tabla 1 en el apartado del Anexo se pueden apreciar los tiempos de cada algoritmo.

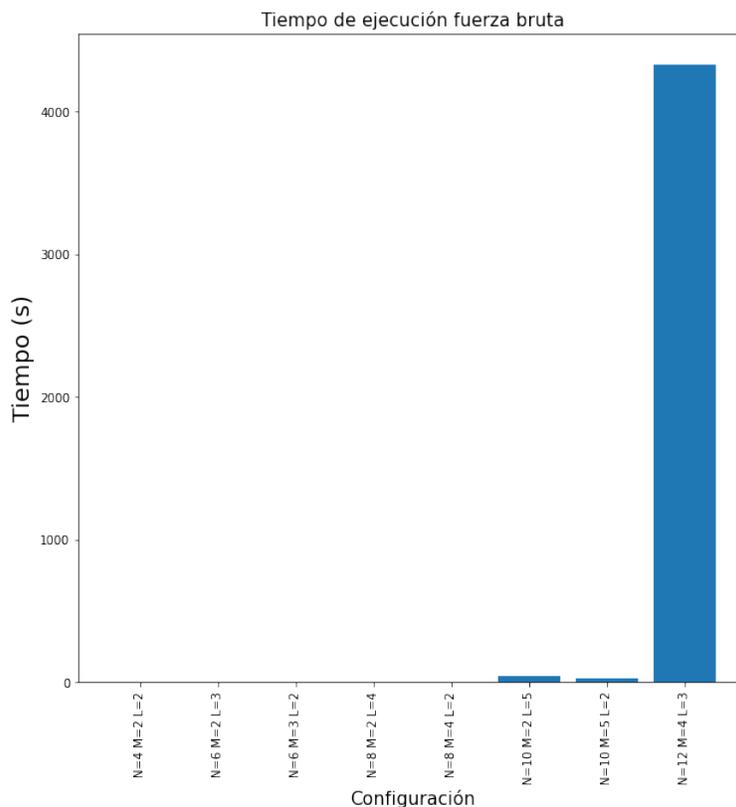


Figura 4.1: Resultados experimento 1.

N	L	M	Fuerza Bruta	Greedy	Greedy SA	Greedy DP
4	2	2	0,835	1,547	1,204	0,862
6	3	2	1,061	2,049	1,940	1,646
6	2	3	0,612	1,248	1,174	0,870
8	4	2	1,158	2,907	2,716	2,430
8	2	4	0,469	1,380	1,308	1,077
10	5	2	1,303	3,638	3,515	3,189
10	2	5	0,426	1,407	1,338	1,156
12	3	4	0,679	2,199	2,103	1,809

Tabla 4.1: Resultados de mejores valores objetivos obtenidos.

En la Tabla 4.1 se pueden ver los mejores resultados encontrados para cada algoritmo, siendo la Fuerza Bruta el algoritmo con mejores resultados, puesto que es el método exhaustivo probado, en cambio para las heurísticas probadas la mejor en todos los escenarios es el greedy con destrucción parcial. Para las heurísticas que

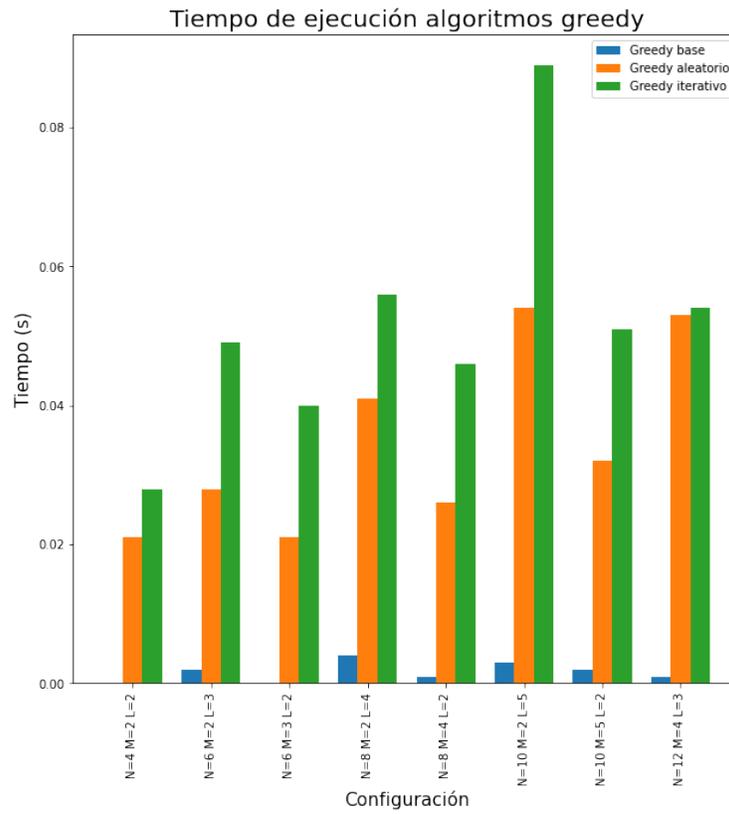


Figura 4.2: Resultados experimento comparativo.

utilizan parámetros, se probaron distintas combinaciones:

- R: 0.2, 0.4, 0.6
- K: 1, 2, 3
- D: 1, 2, 3

4.1.2. Experimento con mil participantes en dataset 1.

Este experimento consiste en probar los algoritmos en un escenario solo con distribuciones normales (dataset 1) y con 1000 participantes (N), 50 grupos (L) y 20 integrantes máximos por grupo (M), por último para los algoritmos iterativos, estos fueron repetidos 20 veces cada uno. Para los parámetros de porcentaje de aleatoriedad (R), mejores grupos a guardar (K) y número de grupos a destruir (D) se utilizaron varias configuraciones las cuales se pueden encontrar en la Tabla 4.2.

Parámetro	Valores probados
R	0.05, 0.1, 0.2, 0.5, 0.8
K	1, 5, 10, 20
D	1, 5, 10, 20

Tabla 4.2: Conjunto de parámetros probados.

En la Figura 4.3 se pueden apreciar algunos resultados del experimento, usando un dataset con distribuciones normales en todos los ejes. En el primer gráfico (Economía del eje político), la línea punteada representa el promedio objetivo que debiese alcanzar y las barras representan los promedios de cada uno de los grupos, desde el 1 al 50. Se puede ver que, si bien los grupos no alcanzan exactamente el promedio, varían aproximadamente en 0.05 del promedio en los peores casos. En el segundo gráfico (Dimensión de género) se puede ver que cada uno de los colores representa un género, en donde predomina el género masculino, cosa que ocurre en el dataset original si volvemos a ver la Figura 3.1. En el tercer gráfico (Sociedad de la dimensión grupal) donde las barras representan la desviación estándar en cada grupo y la línea punteada que está en el 0.1 sirve de guía para hacer comparaciones, donde los grupos varían al rededor de esta línea de referencia, entre 0.06 y 0.14. Estos resultados son análogos a los demás ejes de cada una de sus dimensiones, es decir, como solo tenemos distribuciones normales, el gráfico rojo representa lo que ocurre en la dimensión política y, a su vez, el gráfico morado representa lo que sucede en la dimensión grupal. A su vez, los tres algoritmos funcionan visualmente de forma bastante similar, por lo que estos gráficos pueden representar todos los casos obtenidos.

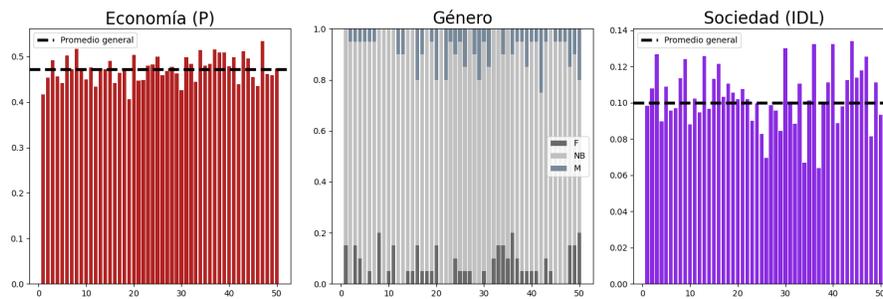


Figura 4.3: Resultados experimento en dataset 1.

4.1.3. Experimento con mil participantes en dataset 2.

Este experimento prueba los algoritmos en un escenario con distintas distribuciones por cada eje (dataset 2) y cuyo objetivo es llegar a un promedio similar al promedio de toda la población por cada grupo.

En la Figura 4.4 se pueden ver los resultados obtenidos, utilizando el dataset 3.2. En el eje político, la mayor diferencia se encuentra en aquellos ejes que no tienen distribuciones normales, en el caso del primer gráfico (eje de Sociedad de dimensión política), si lo comparamos con el experimento anterior, los promedios varían notoriamente respecto al promedio que se pretende alcanzar. En el segundo gráfico (dimensión de género) se tiene mucha más participación de otros géneros en los grupos, si bien no todos logran equilibrarse perfectamente, todos poseen integrantes con cada uno de estos géneros. Para el último gráfico (eje de diplomacia en la dimensión colaborativa), se puede ver que cada uno de los grupos sobrepasaba la línea de referencia en 0.1 notablemente, habiendo mucha más dispersión de conocimiento léxico en cada uno de los grupos. Al igual que el experimento anterior, si bien cada uno de los algoritmos no obtuvo exactamente el mismo resultado, visualmente son bastante parecidos.

4.1.4. Experimento con cambio en el valor objetivo.

Este experimento consta del mismo dataset del experimento anterior, con la variación de alcanzar un promedio objetivo distinto al del promedio de cada distribución, ya sea más alto o más bajo.

En la Figura 4.5 se tienen los resultados, donde se pretende alcanzar promedios

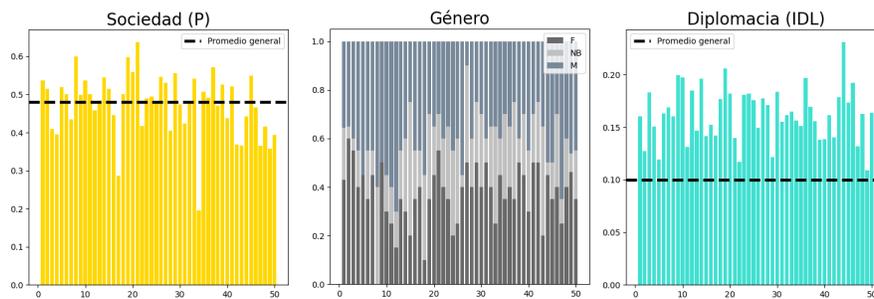


Figura 4.4: Resultados experimento en dataset 2.

distintos al promedio de la distribución real. Aquí se pueden ver dos casos: el primero, en donde se utiliza un promedio mayor al real, y el segundo, donde se utiliza un promedio objetivo menor al real. En ambos casos sucede lo mismo, los algoritmos no son capaces de llegar a estos promedios con ningún grupo, puesto que no tienen los datos suficientes para poder llegar a ese promedio.

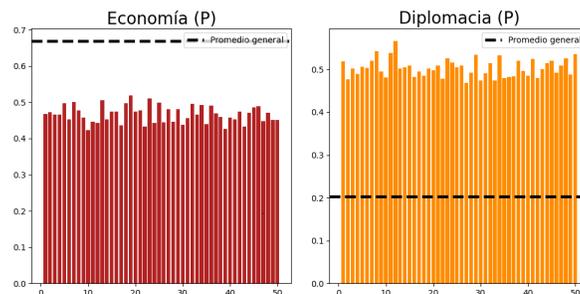


Figura 4.5: Resultados cuarto experimento cambiando el promedio objetivo.

En la tabla 4.3 se puede ver el resultado de la función objetivo para cada uno de los experimentos utilizando los tres algoritmos, siendo siempre mejor el último algoritmo, greedy iterativo con destrucción parcial. Sin embargo, analizando con mayor detalle los números, la diferencia entre estos algoritmos no son tan grandes en algunos casos.

4.1.5. Tuning

Para este último experimento se utilizó el segundo dataset, probando distintas configuraciones para el algoritmo Greedy DP en diversos escenarios, obteniendo los mejores conjuntos de parámetros utilizando iRace con la ayuda del Cluster Luthier

Algoritmo	Experimento 4.1.2	Experimento 4.1.3	Experimento 4.1.4
Greedy base	32.80	17.69	19.72
Greedy SA	32.744	17.16	19.37
Greedy DP	31.63	16.44	18.31

Tabla 4.3: Valores objetivos resultantes de los experimentos con dataset artificiales por cada algoritmo.

de la Universidad de Concepción. Para cada una de las configuraciones se obtuvieron los mejores conjuntos de parámetros y en la Tabla 4.4 se encuentran los mejores valores junto a el mejor valor objetivo logrado.

N	L	M	R	K	D	V.O. promedio	Mejor V.O.	Política	Género	Colaborativo
24	6	4	0.6	2	5	2.460	2.193	0.489	1.41	0.724
50	10	5	0.49	2	4	4.305	3.758	0.615	2.21	1.380
70	14	5	0.81	9	8	6.345	5.741	0.840	4.01	1.832
100	20	5	0.72	14	12	9.150	8.313	1.604	4.750	2.721
100	10	10	0.25	10	8	3.873	3.452	0.486	2.0	1.465
500	50	10	0.71	11	28	18.407	17.465	2.692	8.590	7.313
500	25	20	0.72	12	15	8.159	7.572	1.083	3.800	3.821

Tabla 4.4: Conjunto de mejores parámetros para cada problema, el promedio el promedio de valor objetivo (v.o.) obtenido para 20 ejecuciones y su mejor valor objetivo logrado.

De estos resultados podemos notar que en aquellas configuraciones donde se tiene un menor R , específicamente para el caso con 0.25, se pueden tomar todos los grupos para la lista de auxiliar K , puesto que el nuevo integrante se insertará en cualquiera de estos grupos con menor probabilidad. Con enfoque al parámetro D (número de grupos a destruir) se escoge en un rango entre el 40 % y 80 % de la cantidad total de grupos en el problema, siendo mayor en aquellos escenarios donde se tienen relativamente pocos grupos.

4.2. Experimento en debate real

4.2.1. Descripción

Una vez realizada la experimentación artificial, se decidió utilizar el algoritmo en una situación real, armando grupos para realizar debates políticos con alumnos de primer año de la carrera de Ingeniería Civil Informática, provenientes de la Universidad de Concepción. Existen varios diseños de preexperimentales, desde un solo grupo grande, a varios grupos con o sin grupos de control respectivos, haciendo pre test y post test, como también es factible no tener ningún pre test o tener más de uno. Sin embargo, el diseño preexperimental escogido para esta situación fue uno con pre test y post test, sin ningún grupo de control, lo cuál ya se ha llevado a cabo antes [22] utilizando pre test y post test con pruebas de disponibilidad léxica. Inicialmente se tuvieron 24 participantes a los cuales se les caracterizó utilizando los métodos antes descritos: Para los ejes colaborativos se les aplicó cuatro test de disponibilidad léxica¹ (Economía, Diplomacia, Estado y Sociedad), para la cuál se les da 2 minutos para responder con todas las palabras que se les ocurra en cada eje, además de datos personales para seguimiento y posterior análisis. Por último se les pidió llenar una encuesta política obtenida de 8values².

¹Plataforma de Dr. Pedro Salcedo: <http://www.lexicones.com/grupos-politicos/encuesta.php>

²<https://8values.github.io>

4.2.2. Formación de grupos

Las Distribuciones originadas de los participantes fueron las siguientes:

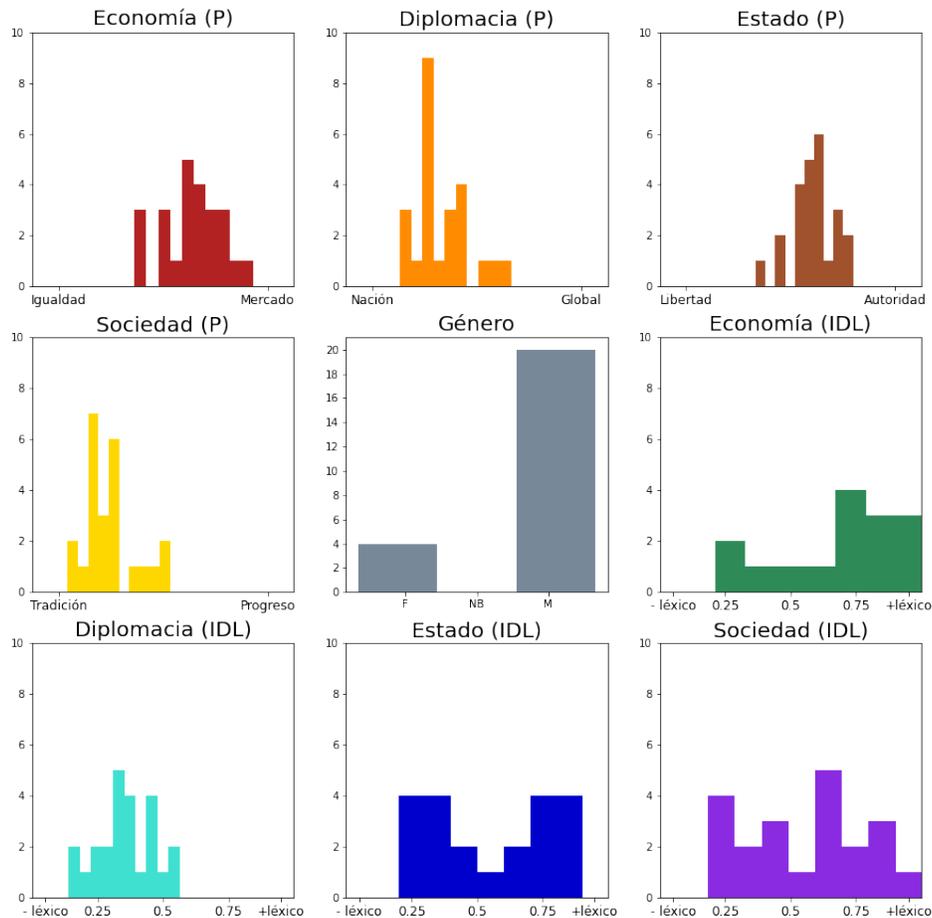


Figura 4.6: Distribuciones generadas por los participantes.

Para la formación de grupos se optó por utilizar el algoritmo greedy iterativo con detrucción parcial de grupos, puesto que en los experimentos con dataset artificiales obtuvo el mejor desempeño para todas las pruebas, para el problema con 24 participantes, se formaron 6 grupos con 4 integrantes máximo cada uno. En la Tabla 4.5 se

muestran los mejores 6 pares de parámetros obtenidos mediante un tuning en iRace, los cuales fueron probados 100 veces para obtener el mejor resultado, siendo con los siguientes parámetros;

- Aleatoriedad: 0.66
- Cantidad de mejores grupos a guardar: 4
- Cantidad de grupos a destruir: 5

R	K	D
0.45	2	5
0.48	2	5
0.60	2	5
0.61	2	2
0.66	4	5
0.73	4	3

Tabla 4.5: Pares de mejores parámetros obtenidos en irace.

Utilizando estos parámetros se logró un valor objetivo de 15.053 y, específicamente, en el eje político obtuvo un valor de 0.99, en el eje de género un 9.67 y en el eje colaborativo un 4.39. En la Figura 6 se pueden ver los resultados de todos los grupos, donde cada barra representa respectivamente los promedios (para los primeros cuatro gráficos de los ejes políticos), la proporción de integrantes masculinos y femeninos en los grupos (eje de género) y por último las desviaciones estándar de cada grupo (últimos cuatro gráficos pertenecientes al eje colaborativo), donde la barra 1 corresponde al primer grupo, la barra 2 al segundo y así sucesivamente.

4.2.3. Debates

Se utilizó el tema de la Propuesta de Nueva Constitución, en específico centrado en dos temas: Vivienda y Plurinacionalidad. Para cada uno de estos temas se dieron dos argumentos, con inclinación al rechazo de la nueva constitución y otro con inclinación hacia el apruebo. La duración del debate en sí estaba pensado entre 20 a 30 minutos,

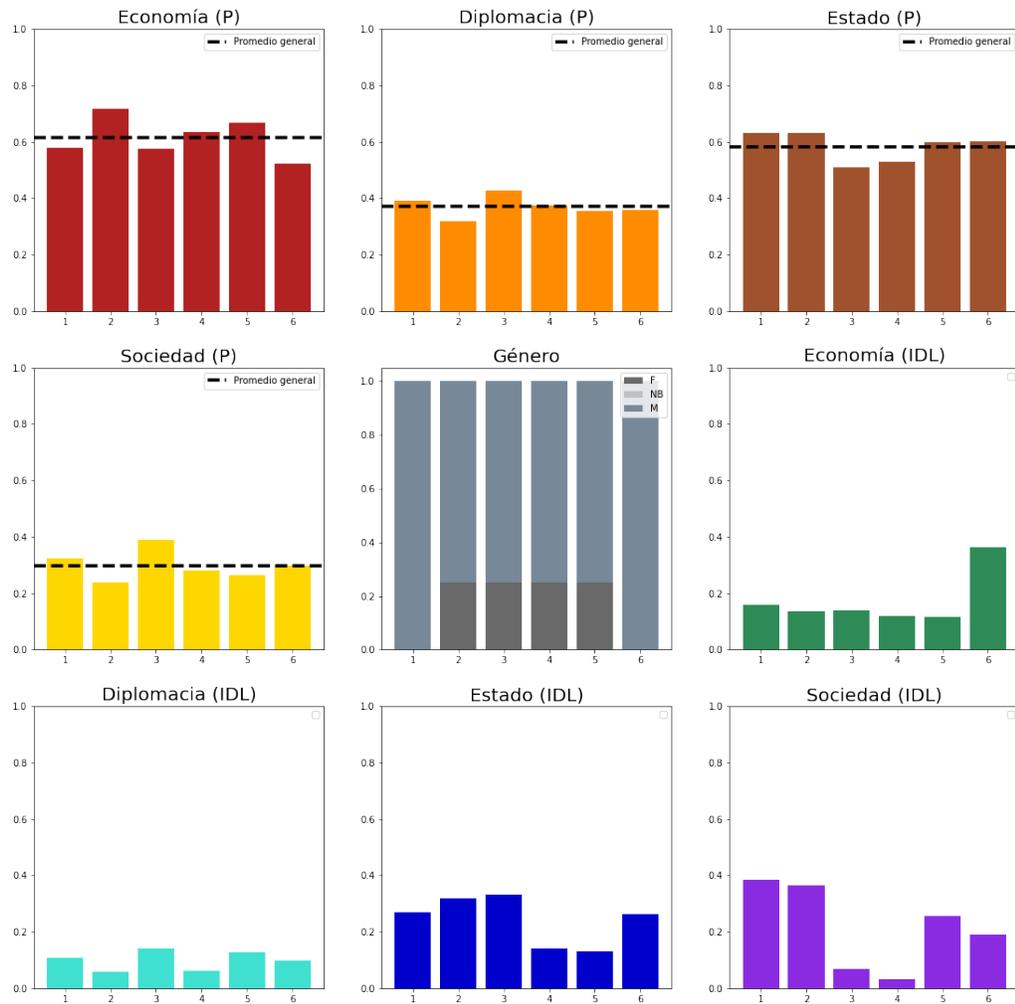


Figura 4.7: Promedios y desviación estándar por cada grupo.

puesto que los estudiantes no disponían de mucho tiempo libre. El texto se puede encontrar en la sección de Anexos.

4.2.4. Resultados

Lamentablemente por temas de disponibilidad no se lograron llevar a cabo todos los debates planeados, ni tampoco llegaron todos los alumnos esperados, en total teniendo una participación de 13 alumnos. Los resultados de cada grupo se pueden encontrar en la sección de Anexo.

Después de cada debate se les volvió a aplicar los test de disponibilidad léxica anteriores más una encuesta de percepción de cada participante, cuyas preguntas y respuestas más frecuentes fueron las siguientes:

El formulario constaba de cuatro preguntas:

1. ¿Cómo te sentiste en el trabajo grupal?: Bien, cómodo, respetado, relajado.
2. ¿Hubo un clima de cordialidad durante la discusión?: Si
3. ¿Hubieron instancias para contraponer ideas? ¿o eran todas parecidas?: Ideas parecidas, pero no iguales.
4. ¿Sientes que tu experiencia fue positiva o negativa? ¿por qué?: Positiva debido a la buena conversación que se generó.

En las Tablas 4.6 y 4.7 se pueden ver los resultados de los test de disponibilidad léxica tanto antes de crear los grupos como después del debate. Primero, en la Tabla 4.6 se tiene una comparación entre promedios de IDL tanto antes como después del debate, siendo el IDL anterior el promedio compuesto por todos los participantes, contando los que no asistieron. En este caso se puede notar que el IDLp ha aumentado después del debate, puesto que al tener discusiones sobre cada tema los participantes dan a conocer su vocabulario, igualando así al de sus compañeros.

	Economía	Diplomacia	Sociedad	Estado
Antes	1.033	0.398	0.655	0.747
Después	1.106	0.474	0.814	0.883

Tabla 4.6: Comparación entre promedios y desviación estándar pre debate (antes) y post debate (después).

En la Tabla 4.7 se puede ver cuántos participantes asistieron en cada grupo y sus respectivos promedios del IDLp en los cuatro ejes. De los 13 participantes 10 aumentaron en promedio su IDLp, lo cuál significa que han aumentado su conocimiento léxico puesto que ahora tiene más vocabulario para aumentar tal cifra. En el caso donde los participantes en promedio bajaron su IDLp, dos de ellos pertenecen a distintos grupos donde solo llegaron dos participantes, esto se debe a que se reportó bastante igualdad en la postura de los participantes y en estos grupos no ocurrió tanto flujo de información como en otros, al menos no en términos léxicos o palabras nuevas para los integrantes. A diferencia de el grupo 5, donde ambos integrantes tenían bastante conocimiento y aun así lograron aumentar su promedio de IDLp, de esto se puede concluir que si bien la postura frente a las temáticas del debate no fueron radicalmente distintas, ambos complementaron sus argumentos de distinta forma, aunque llegasen a las mismas conclusiones, pudieron intercambiar nuevo vocabulario entre sí.

	Grupo	Promedio IDLp antes	Promedio IDLp después	Diferencia
1	Participante 1	0.432	0.500	+0.069
	Participante 2	0.373	0.414	+0.041
	Participante 3	0.940	1.088	+0.148
2	Participante 1	0.615	0.757	+0.143
	Participante 2	0.923	0.747	-0.176
3	Participante 1	1.044	0.965	-0.079
	Participante 2	0.836	0.905	+0.069
4	Participante 1	0.790	1.026	+0.236
	Participante 2	0.734	0.950	+0.216
	Participante 3	0.792	0.518	-0.274
	Participante 4	0.699	0.805	+0.106
5	Participante 1	0.918	1.054	+0.136
	Participante 2	0.734	0.922	+0.187

Tabla 4.7: Comparación del IDL personal promedio de cada participantes antes y después del debate grupal.

Capítulo 5

Conclusiones

De los resultados obtenidos y mostrados anteriormente se puede concluir, primero que todo, dado que el algoritmo exacto utilizado para resolver el problema planteado tiene un costo temporal demasiado alto, puesto que con un dataset de 12 personas ya se toma alrededor de una hora en encontrar la mejor solución, no es factible utilizarlo en un escenario real con más de 10 personas, ya que si se requerirán agrupaciones rápidas, los algoritmos heurísticos presentados tienen un costo temporal notablemente inferior. Dentro de estos últimos algoritmos, teniendo mayor utilidad en escenarios más realistas, donde se busque agrupar una gran cantidad de gente en varios grupos. Comparando los resultados, aquel algoritmo que presentó un mejor desempeño utilizando datasets artificiales fue el greedy con destrucción parcial, además analizando los gráficos obtenidos, es posible, al menos en un ambiente ideal, conseguir grupos balanceados con respecto a los ejes políticos, de género y colaborativos.

Por otro lado, en términos del experimento llevado a un debate real tiene distintas aristas, pudiendo ser dividido en tres escenarios: el primero de ellos es la conformación de grupos mirando la dimensión política. Aquí se pudo observar que las distribuciones obtenidas son bastante acotadas en cada eje, lo que significa que en la población de encuestados existen tendencias como grupo en ideologías políticas o, dicho de otra forma, no hay mucha diversidad de ideologías por cada eje. Por ejemplo, en el eje económico de esta dimensión está levemente inclinado hacia la derecha (mercado), en cambio para el eje de diplomacia esta distribución tiene una tendencia hacia la izquierda (nación) y así sucesivamente. Si bien uno de los objetivos de este trabajo era que cada grupo fuese representativo del colectivo, por medio del promedio de ideologías, esto fue logrado, puesto que, como fue mencionado, los participantes como conjunto tenían claras tendencias. lo cuál se demostró efectivamente en una de las encuestas post-debate utilizada para conocer la percepción del participante sobre la

actividad, en cuyos resultados se dijo explícitamente que, si bien las respuestas/ideas no eran exactamente las mismas, eran bastante parecidas.

Un segundo acercamiento es la paridad de género o la dimensión de género, puesto que entre los participantes solo existían cuatro con género femenino y a cada una de ellas se les asignó un grupo distinto, se podría decir que se logró agrupar según lo esperado en esta dimensión.

En tercer lugar tenemos la dimensión colaborativa, cuyos resultados se vieron reflejados en la discusión misma, por un lado tenemos las encuestas de percepción que nos indican que sí hubo diálogo ameno e intercambio de ideas, lo cuál por un lado puede ser causa del agrupamiento con ideologías políticas parecidas. Sin embargo al comparar las pruebas de disponibilidad léxica tomadas antes e inmediatamente posterior al debate demuestra que la gran mayoría de los participantes obtuvo aprendizaje o ampliación de su vocabulario, lo cuál es reflejado con mayor claridad en al Tabla 4.7, donde se puede notar que del total de 13 participantes, solo 2 obtuvieron una disminución de su índice de disponibilidad léxica personal, en cambio los otros 11 participantes obtuvieron un aumento su índice comparado con el anterior, lo que significa que tuvieron que aprender vocablos o lexicones nuevos para poder aumentar esta cifra.

Por último, a esta investigación le queda mucho por mejorar en trabajos futuros, con varios factores a mejorar o considerar cambiar, partiendo desde escoger otro test político o incluso crear uno a la medida del debate, también se podrían encontrar mejores parámetros para el modelo de optimización, por ejemplo se podrían llegar a mejores ponderadores de cada dimensión, para lo cuál sería ideal realizar más de un debate, con más participantes por grupo o incluso con más grupos. Sin embargo, siempre será necesaria gente más comprometida con la investigación en curso y que esté dispuesta a realizar todas estas pruebas y debates. Dentro de este mismo marco es posible crear otro subproblema, donde en vez de crear por completo los L grupos utilizando a todos los participantes, se podrían crear los mejores X grupos (siendo $X < L$), lo cuál sería útil para un escenario donde se obtengan una cantidad grande de voluntarios y la capacidad de grupos sea menor a la máxima que se pueda agrupar utilizando variantes de estos algoritmos.

Bibliografía

- [1] Ewa Andrejczuk, Filippo Bistaffa, Christian Blum, Juan A Rodríguez-Aguilar, and Carles Sierra. Synergistic team composition: A computational approach to foster diversity in teams. *Knowledge-Based Systems*, 182:104799, 2019.
- [2] Carlos Ansótegui and Joel Gabàs. Wpm3: An (in)complete algorithm for weighted partial maxsat. *Artificial Intelligence*, 250:37–57, 2017.
- [3] Sumit Bhatia et al. Topic-specific sentiment analysis can help identify political ideology. *arXiv preprint arXiv:1810.12897*, 2018.
- [4] Christian Blum and Günther R Raidl. *Hybrid Metaheuristics: Powerful Tools for Optimization*. Springer, 2016.
- [5] Eva Campos-Domínguez. Twitter y la comunicación política. *Profesional de la Información*, 26(5):785–794, 2017.
- [6] Sarah Chávez, Leticia Moreno, and Oscar Villar. Diseños preexperimentales y cuasiexperimentales aplicados a las ciencias sociales y la educación. pages 167–178, 11 2020.
- [7] Roberto Foa, Andrew Klassen, Micheal Slade, Alex Rand, and R. Collins. *The Global Satisfaction with Democracy Report 2020*. Cambridge, United Kingdom: Centre for the Future of Democracy., 01 2020.
- [8] Frederick S Hillier and Gerald J Lieberman. *Investigación de operaciones*. McGraw-Hill/Interamericana Editores, SA, 2002.
- [9] Ali Kaveh. *Applications of metaheuristic optimization algorithms in civil engineering*. Springer, 2017.
- [10] Vivek Kulkarni, Junting Ye, Steven Skiena, and William Yang Wang. Multi-view models for political ideology detection of news articles. *arXiv preprint arXiv:1809.03485*, 2018.
- [11] Felip Manyà, Santiago Negrete, Carme Roig, and Joan Ramon Soler. Solving the team composition problem in a classroom. *Fundamenta Informaticae*, 174(1):83–101, 2020.
- [12] Viviana Beatriz Mercado, Daniel Raul Pandolfi, and Norma Andrea Villagra. Hibridación de metaheurísticas aplicadas al problema de ruteo de vehículos. *Informes Científicos Técnicos-UNPA*, 5(3):1–21, 2013.

- [13] M. Pinninghoff J, Ricardo Contreras A, and Pedro Salcedo L. Genetic algorithms as a tool for structuring collaborative groups. *Natural Computing*, 16(2), 2017.
- [14] Habibur Rahman, Senjuti Basu Roy, Saravanan Thirumuruganathan, Sihem Amer-Yahia, and Gautam Das. Optimized group formation for solving collaborative tasks. *The VLDB Journal*, 28(1):1–23, 2019.
- [15] Paul H Ray. The new political compass. *Retrieved April, 24:2010*, 2002.
- [16] A Ricardo Contreras, P Valentina Hernández, Pedro Pinacho-Davidson, and M Angélica Pinninghoff J. A bacteria-based metaheuristic as a tool for group formation. In *International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation*, pages 443–451. Springer, 2022.
- [17] Pedro Espejo-Saavedra Roca. Sobre las ideologías. <https://www.nodulo.org/ec/2021/n194p14.htm>.
- [18] Darío F Rojas, Carolina del C Zambrano, and Pedro A Salcedo. Metodología de análisis de disponibilidad léxica en alumnos de pedagogía a través de la comparación jerárquica de lexicones. *Formación universitaria*, 10(4):03–14, 2017.
- [19] Darío F Rojas, Carolina Zambrano, and Pedro Salcedo Lagos. Método para la formación de grupos colaborativos mediante disponibilidad léxica. *REDIE: Revista Electrónica de Investigación Educativa*, (21):17, 2019.
- [20] Luisa Sanz-Martínez, Erkan Er, Alejandra Martínez-Monés, Yannis Dimitriadis, and Miguel L Bote-Lorenzo. Creating collaborative groups in a mooc: a homogeneous engagement grouping approach. *Behaviour & Information Technology*, 38(11):1107–1121, 2019.
- [21] Maria Amélia Lopes Silva, Sergio Ricardo de Souza, Marccone Jamilson Freitas Souza, and Moacir Felizardo de Franca Filho. Hybrid metaheuristics and multi-agent systems for solving optimization problems: A review of frameworks and a comparative analysis. *Applied Soft Computing*, 71:433–459, 2018.
- [22] Marco Valenzuela, María Pérez, Claudio Bustos, and Pedro L. Cambios en el concepto aprendizaje de estudiantes de pedagogía: análisis de disponibilidad léxica y grafos. *Estudios Filológicos*, 61, 06 2018.
- [23] Marco Valenzuela, María Pérez, Claudio Bustos, and Pedro L. Cambios en el concepto aprendizaje de estudiantes de pedagogía: análisis de disponibilidad léxica y grafos. *Estudios Filológicos*, 61, 06 2018.

.1. Anexo

.1.1. Texto para debate

¿Apruebo o Rechazo?

En los últimos años la población chilena ha mostrado su descontento sobre cómo se ha llevado a cabo la política del país hasta el momento, retomando su importancia en la sociedad. En particular, en Chile se llegó a un estallido social ocurrido en 2019, donde la gente expresaba su descontento a través de demandar varios cambios en los sistemas actuales.

Gracias a esta revolución más adelante se logró firmar un “Acuerdo por la paz y la nueva Constitución” en noviembre del mismo año, con el fin de dar una solución a la población. Casi un año más tarde, se dio paso a un plebiscito nacional con una participación de más de 7 millones de personas, resultando ganador un Apruebo con un 78% de los votos y un 79% para llevarlo a cabo a través de una convención constitucional.

Varios meses después de constituida la convención se logró proponer un nuevo texto el cuál, si es votado positivamente el próximo 4 de septiembre, sería la nueva constitución de los chilenos.

En base a esto, encontramos distintos argumentos en pro o contra a aprobar e instituir esta nueva constitución en nuestro país, los que discutiremos en esta sesión.

Tema 1: Vivienda

El borrador de la constitución “garantiza la seguridad en la tenencia de una vivienda social”. Se habla de tenencia de una propiedad, no de ser dueño de una propiedad, los proyectos mostrados hasta ahora promueven el arriendo de una propiedad y nunca se habla de una casa propia para los chilenos, sino que sólo de un arriendo justo. Esto demuestra una población débil a al propiedad de los chilenos; Sin embargo, el artículo 79 de este borrador pone en especial énfasis en la protección de las tierras indígenas, dejando de lado al resto de los chilenos que no entran en esta categoría.

El derecho a la vivienda es algo que se consigna en esta nueva constitución, derecho que no existe en nuestra constitución actual. Lo cual no sólo protege a quienes ya poseen un bien inmueble, sino que también garantiza la entrega de viviendas dignas a quienes no la poseen. Según el artículo 51, “el Estado tomará las medidas necesarias para asegurar la tenencia de la vivienda”, además de la seguridad, disponibilidad de servicios, entre otros, siendo esto para todos los chilenos, sin ninguna necesidad de pertenecer a algún pueblo indígena.

Tema 2: Plurinacionalidad

Se establece un estado plurinacional (art. 1, 2 y 3), reconociendo las diferentes naciones, con distintos territorios y leyes, fragmentando al país, pudiendo incluso agravar las diferencias que ya existen. Bolivia y Ecuador son los únicos estados plurinacionales y somos testigos de su falta de desarrollo y de los conflictos internos de ambos países. Una nación donde existe igualdad ante la ley para todos sus habitantes es lo que debiera garantizar una nueva constitución y no distintas leyes para sus distintas etnias, que sólo conseguirá promover la agresividad que ya existe en algunos territorios de nuestro país.

Con respecto a la Plurinacionalidad, esta no implica que existe amenaza o fragmentación del Estado, ya que en el artículo 5 se señala expresamente que Chile reconoce la existencia de diversos pueblos y naciones dentro del marco de la unidad del Estado. De esta misma forma, la consulta indígena no constituye un poder veto ni menos un privilegio alguno, ya que se encuentra enmarcada dentro de los estándares del Convenio 169 de la OIT (Organización Internacional del Trabajo), el cuál se encuentra ratificado y vigente en Chile desde el 2008, cuyo fin es ayudar a pueblos indígenas que enfrentan discriminación, condiciones de trabajo de explotación, marginalización y situación de pobreza.

.1.2. Tabla comparativa de tiempos de ejecución

N	L	M	Algoritmo	Tiempo
4	2	2	Fuerza Bruta	0.004
			Greedy base	0.0
			Greedy Semi-aleatorio	0.021
			Greedy Iterativo	0.028
6	2	3	Fuerza Bruta	0.012
			Greedy base	0.002
			Greedy Semi-aleatorio	0.028
			Greedy Iterativo	0.049
8	2	4	Fuerza Bruta	0.368
			Greedy base	0.004
			Greedy Semi-aleatorio	0.041
			Greedy Iterativo	0.056
8	4	2	Fuerza Bruta	0.272
			Greedy base	0.001
			Greedy Semi-aleatorio	0.026
			Greedy Iterativo	0.046
10	2	5	Fuerza Bruta	47.075
			Greedy base	0.003
			Greedy Semi-aleatorio	0.054
			Greedy Iterativo	0.089
10	5	2	Fuerza Bruta	25.859
			Greedy base	0.002
			Greedy Semi-aleatorio	0.032
			Greedy Iterativo	0.051
12	4	3	Fuerza Bruta	4331.643
			Greedy base	0.001
			Greedy Semi-aleatorio	0.053
			Greedy Iterativo	0.054

Tabla 1: Comparación de resultados en tiempo de algoritmos heurísticos y exhaustivo para el dataset 1.

.1.3. Distribución de cada grupo para experimento social.

Grupo 1

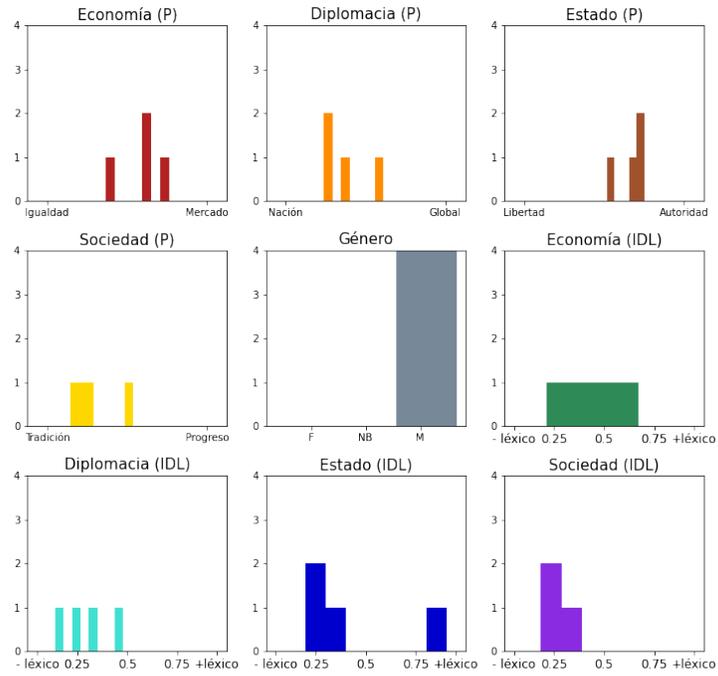


Figura 1: Distribuciones obtenidas por el grupo 1.

Grupo 2

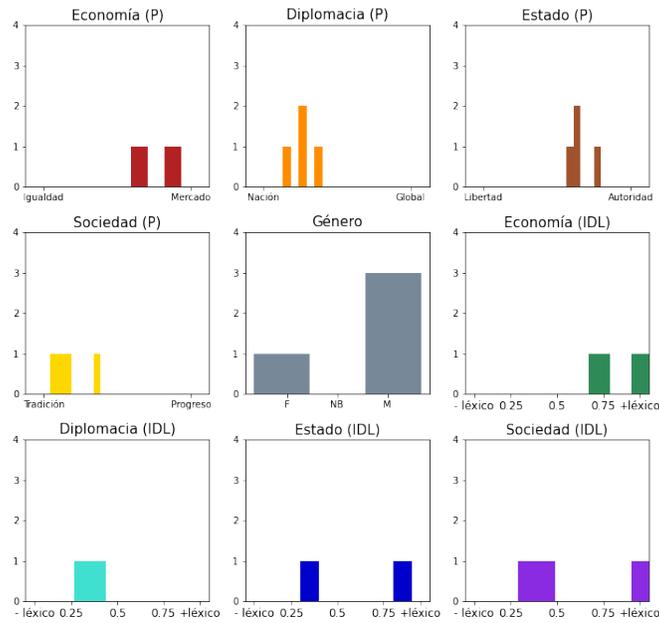


Figura 2: Distribuciones obtenidas por el grupo 2.

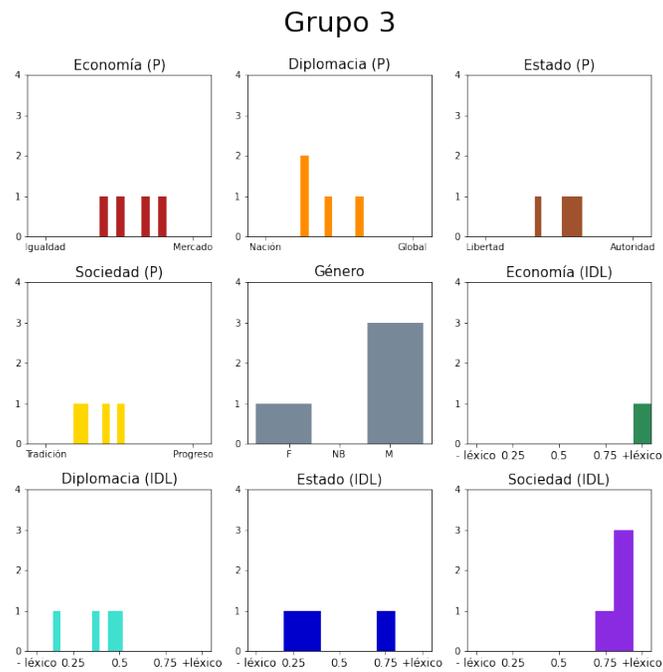


Figura 3: Distribuciones obtenidas por el grupo 3.

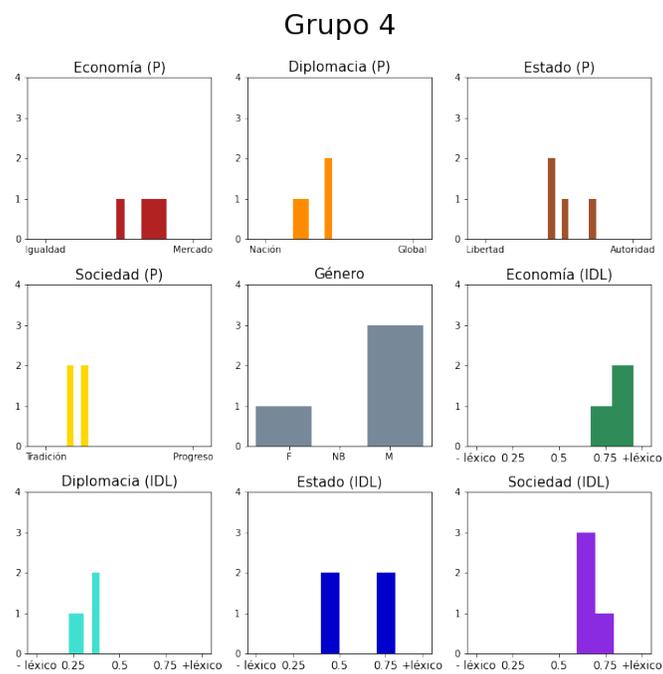


Figura 4: Distribuciones obtenidas por el grupo 4.

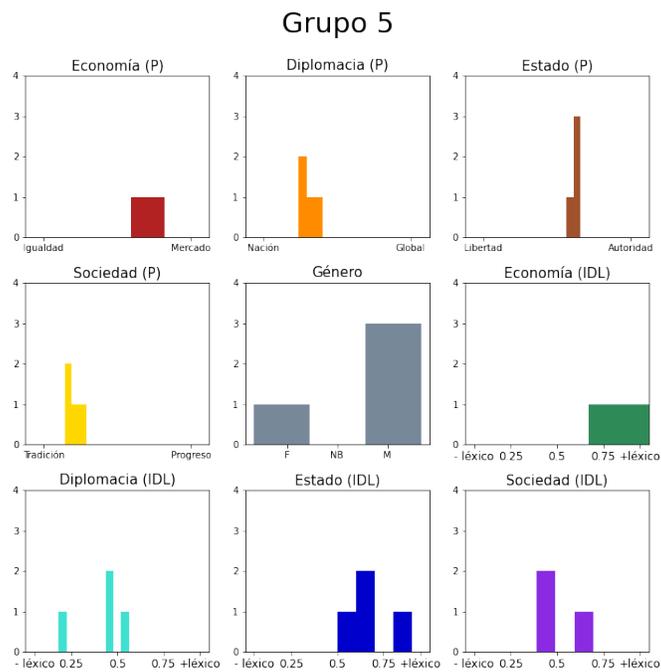


Figura 5: Distribuciones obtenidas por el grupo 5.

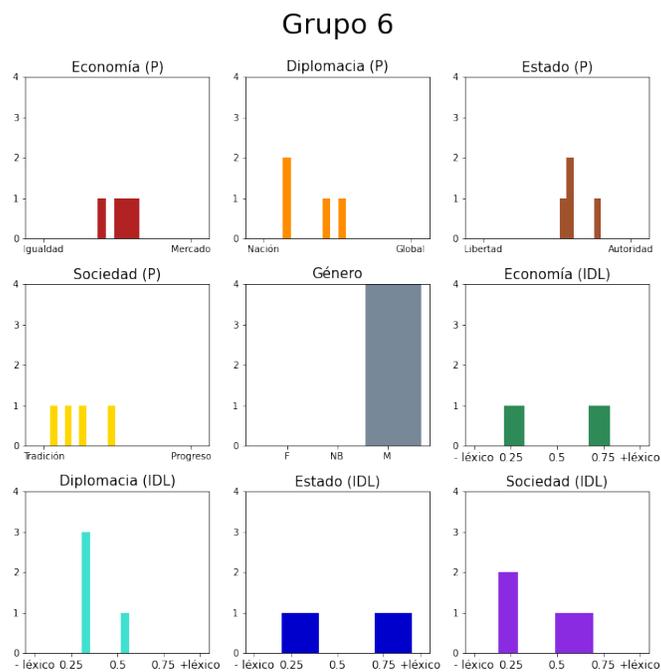


Figura 6: Distribuciones obtenidas por el grupo 6.