

Metaheurísticas 2

Estrategia: Quizá estudiar un día antes. Es muchísima información a diario y hacer una guía y estudiar un día antes será la opción tomada para esta materia.

Primer Parcial

▼ Primer Parcial

▼ 24-01-22

Profesores:

Alejandro Padilla Díaz

Julio César Ponce Gallegos

▼ **25-01-22**

Repaso de Optimización Inteligente y Metaheurísticas I

Tarea: Repasar apuntes del semestre pasado (algoritmo genético, población)

Benchmark: Un test de calidad

A los algoritmos se les pueden hacer tests de calidad a través de eficiencias de algoritmo

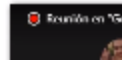
▼ **26-01-22**

Repaso del semestre anterior

Algoritmos genéticos

Uno de los tipos de algoritmos evolutivos más populares son los algoritmos genéticos (AGs), propuestos por John Holland en 1975. Se caracterizan por representar las soluciones al problema que abordan en forma de cadena de bits.

Entre las razones que hacen que este tipo de AE suela ser uno de los estudiados con más detalle están su eficiencia y sencillez de implementación. Otra razón importante es la existencia de numerosos estudios teóricos de los mecanismos subyacentes al funcionamiento de estos algoritmos para la resolución de problemas.



Funciones principales de los Algoritmos Genéticos

- Pseudocódigo de un esquema general de un algoritmo evolutivo/Genético:

```
funcion Algoritmo_Genético()
{
  Tpoblacion pob; // población
  Tparametros parametros // tamaño de población
  obtener_parametros(parametros);
  pob = poblacion_inicial();
  evaluacion(pob, tam_pob, posm_mejor, sumadaptacion);
  // bucle de evolución
  mientras no se alcanza condición de terminación hacer
  {
    selección(pob, parametros);
    reproduccion(pob, parametros);
    evaluacion(pob, parametros, pos_mejor, sumadaptacion);
  }
  devolver pob[pos_mejor]
}
```

Funciones principales de los Algoritmos Genéticos

La ejecución de un AE/AGs, requiere una serie de parámetros de funcionamiento, como por ejemplo el tamaño de la población con la que se puede trabajar, que definen su comportamiento en promedio. Una vez que el algoritmo dispone de los valores para estos parámetros, comienza generando una población de individuos, cada uno de los cuales es un candidato a ser solución del problema tratado.

Después, la población de individuos se somete a un bucle o ciclo de evolución cada uno de los cuales incluye un proceso de selección, que modifica la composición de la población, eliminando a ciertos individuos y reforzando la presencia de otros, a un proceso de reproducción, que introduce nuevos individuos, y una nueva evaluación, que actualiza los datos de evolución, tales como la adaptación media de la población o la posición del mejor individuo de la población.

Representación de los Individuos de los AGs

- En un AG, los individuos son cadenas binarias, que denotaremos como \mathbf{b} , que representan a puntos \mathbf{x} del espacio de búsqueda del problema. Tomando la nomenclatura de la biología, a \mathbf{b} se le denomina *genotipo* del individuo y a \mathbf{x} se le denomina *fenotipo*. En los AG se suele identificar un **gen** con cada posición de la cadena binaria, aunque esto no tiene por qué ser siempre así. Se usa un **alelo** para los distintos valores que puede tomar un gen y **locus** para referirse a una determinada posición de la cadena binaria.

Es importante que cada posición de la cadena tenga un significado para el problema, ya que de esta forma se favorece que los genes que dan alta calidad a un individuo sigan dando lugar a características de calidad en un nuevo individuo obtenido por alguna operación genética a partir del primero.

También es importante buscar una codificación a partir de la cual se pueda llegar de forma eficiente al fenotipo, ya que la decodificación será una operación muy frecuente a lo largo de la evolución.

Los individuos de la población inicial de un AG suelen ser cadenas de ceros y unos generadas de forma completamente aleatoria, es decir, se va generando cada gen con una función que devuelve un cero o un uno con igual probabilidad.

Generación de la población inicial de un AG

- En algunos problemas en los que se disponga de información adicional que nos permita saber de antemano que determinadas cadenas tienen más probabilidades de llegar a ser solución, podemos favorecer su generación al crear la población inicial.

Es imprescindible para el buen funcionamiento del AG dotar a la población de suficiente variedad para poder explorar todas las zonas del espacio de búsqueda.

La evolución de la población depende de la calidad relativa de los individuos que compiten por aumentar su presencia en la población y por participar en las operaciones de reproducción.

En un problema de búsqueda u optimización, dicha calidad se mide por la adecuación o **adaptación** de cada individuo a ser solución al problema. Es frecuente que los problemas se presenten como la optimización de una función matemática explícita. En dichos casos la función de adaptación coincide con la función a optimizar.

En ocasiones se realizan algunas transformaciones a la función a optimizar o función de **evaluación** $g(x)$ para transformarla en una función de adaptación adecuada $f(x)$. Denominaremos adaptación bruta de un individuo x a $g(x)$, y simplemente adaptación a $f(x)$.

Programa de tarea

Comienzos con binarios de AG

Realizar un programa que genere aleatoriamente 10 cadenas de 10 bits (unos y ceros) cada cadena, y que en una segunda lista genere al azar el intercambio del la primer cadena con la última cadena generando dos nuevas cadenas y poner así las 10 cadenas nuevas mezclando 1-10, 2-9, 3-8, 4-7 y 5-6.

▼ 27-01-22

Esquema General de Problemas de Optimización con Algoritmos Evolutivos

- Los distintos algoritmos evolutivos que se pueden formular, responde a un esquema básico común, y comparten una serie de propiedades:
 - Procesan simultáneamente, no una solución al problema, sino todo un conjunto de ellas. Estos algoritmos trabajan con alguna forma de representación de soluciones potenciales al problema, que se denominan **individuos**. El conjunto de todos ellos forma la población con la que trabaja el algoritmo.
 - La composición de la población se va modificando a lo largo de las iteraciones del algoritmo que se denominan generaciones. De generación en generación, además de variar el número de copias de un mismo individuo en la población, también pueden aparecer nuevos individuos generados mediante operaciones de transformación sobre individuos de la población anterior. Dichas operaciones se conocen como operadores genéticos.

- Cada generación incluye un proceso de selección, que da mayor probabilidad de permanecer en la población y participar en las operaciones de reproducción a los mejores individuos. Los mejores individuos son aquellos que dan lugar a los mejores valores (ya sean mínimos o máximos) de la función de adaptación del algoritmo.
- Es fundamental para el funcionamiento de un algoritmo evolutivo que este proceso de selección tenga una componente aleatoria, de forma que individuos con baja adaptación también tengan oportunidades de sobrevivir, aunque su probabilidad sea menor. Es esta componente aleatoria la que dota a los algoritmos evolutivos de capacidad para escapar de óptimos locales y de explorar distintas zonas del espacio de búsqueda.

- Gran parte de los problemas que surgen en el desarrollo industrial y en la investigación pueden formularse como una búsqueda o como una optimización: dado un sistema, buscamos un conjunto de valores que permiten optimizar su comportamiento (rendimiento, calidad, etc.)

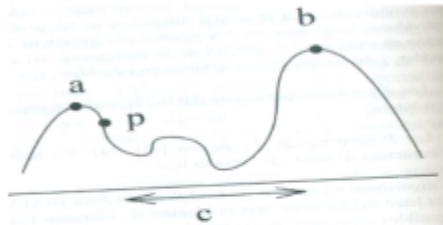
Optimización local y Global de acuerdo a Búsqueda

- El método clásico de optimización para problemas cuyo espacio de búsqueda de soluciones es continuo, es la técnica de **escalada**, que consiste en determinar la pendiente de la vecindad del punto actual y seleccionar el punto de mayor pendiente en dicha vecindad.

Técnica de la escalada = Hill Climbing

- Si el valor de la función a optimizar en el nuevo punto es mejor que en el anterior, el nuevo punto se convierte en el punto actual. El proceso continúa hasta que no es posible realizar ninguna mejora. Una limitación de este método es su incapacidad para escapar de **óptimos locales**.

- Consideremos una función de una variable como la de la figura:



- Si la exploración comienza en un punto como p , sólo será capaz de llegar al máximo a , pero no podrá llevar a b , ya que para ello tendrá que atravesar la región c de valores peores que a .

- Aparte de los problemas mencionados de los métodos clásicos, otra dificultad para resolver problemas de optimización está en su complejidad computacional. La mayor parte de los problemas de optimización que surgen en el mundo real tienen una complejidad exponencial, es decir, no existe un procedimiento para resolverlos que opere en un número de pasos que sea una función polinómica del tamaño del problema.

- Estas técnicas se pueden aplicar a cualquier tipo de problema, pero son muy ineficientes.
- Los algoritmos evolutivos constituyen un punto intermedio al reunir componentes de búsqueda aleatoria y de búsqueda dirigida por la selección.

- Una representación muy extendida de la evolución de soluciones son las **superficies adaptativas**. Las posibles combinaciones de rasgos físicos en una población de individuos definen puntos en un espacio multidimensional, donde cada eje de coordenadas corresponde a uno de estos rasgos.

- Esta representación usa una dimensión adicional para dibujar los valores de adaptación de cada punto del espacio, reflejando la ventaja selectiva (o desventaja) de los individuos correspondientes. De esta forma se construye la **superficie adaptativa**, que en su forma simplificada tridimensional (dos dimensiones de rasgos, y una adaptación) tiene el aspecto de una zona de valles y picos.

- Si embargo, los algoritmos evolutivos no escalan de forma uniforme hacia regiones de mejor adaptación, sino que cuentan con mecanismos que les permiten cruzar regiones de baja adaptación. Estos mecanismos son fundamentalmente la **selección no determinista** y las **mutaciones**.

▼ 28-01-22

Algoritmos de búsqueda



Algoritmos Genéticos/EVOLUCIÓN

- Cada individuo de cada una de las especies que habitan en nuestro planeta posee ciertas características que lo identifican. Si hablamos de los humanos, en sus genes, se identifican: cierta estatura, color de cabello, color de ojos, un grupo sanguíneo y una huella no repetible. Estas características constituyen lo que ya habíamos hablado, el fenotipo.

- Cada una de esas característica es igual en la mayoría de las partes a alguno de las antecesores del individuo. Los individuos con sus característica básicas reciben por herencia cierto genes, en la mayoría buenos, y en algunos de los casos no tan buenos.
- La información acerca de cuales proteínas se producirán, esta contenida en los cromosomas del individuo. En cada célula somática, existen 2 juegos de cromosomas que definen las mismas características, un juego es aportación del padre del individuo y el otro de la madre. Un ser humano posee 23 pares de cromosomas.
- Un cromosoma es una larga molécula de ADN, esta molécula formada por 4 distintos compuestos más simples llamados bases o nucleótidos subdividen este de la siguiente manera: Adenina (A), Guanina (G), Citosina (C) y Tiamina (T). El valor que posee un gen determinado se le llama alelo.

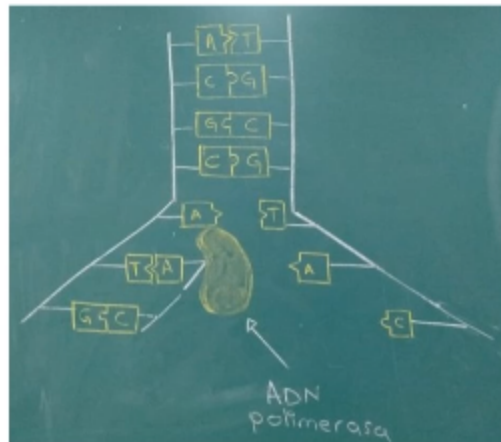
- Las células que poseen 2 juegos de cromosomas se denominan diploides, y se encuentran en pares que de manera regular deben estar en pares homólogos. Si ambos tienen el mismo alelo se dice que son homociegos y si no son heterociegos; y en este ultimo caso solo uno de las alelos se manifiesta en el fenotipo; por lo tanto al que se manifiesta se le llama dominante y a su homólogo que no se manifiesta se le llama recesivo.

- El conjunto de todos los cromosomas, es decir, toda la información genética de un individuo se llama genoma; y el conjunto de genes contenidos en el genoma se denomina genotipo siendo este último el que determina en buena medida el fenotipo del individuo.

- Partiendo de una sola célula diploide el proceso de reproducción o meiótico es de la siguiente manera:
 - Se duplica el número de cromosomas en la célula, esto es se hace una copia de cada cromosoma, que dando al final 2 juegos correspondientes al padre y otros 2 a la madre.
 - Se cruza un juego de cromosomas del padre con uno de la madre, formándose 2 juegos de cromosomas híbridos. El resultado es un juego de cromosomas puros y 2 juegos de cromosomas híbridos.
 - Se divide la célula 2 veces y al final del proceso quedan 4 células hiploides, capaces de poder seguir reproduciéndose y aumentar la población.

- Una molécula universal o ADN Polimerasa, se abre como una cremallera y se encarga de colocar en cada fila los nucleotidos que corresponden a la enzima y de cada fila se obtiene una nueva molécula de ADN que da pie u origina el proceso para la generación de nuevos individuos, respetando su estructura de ADN original.

- Proceso de Replicación de una molécula de ADN.



▼ 31-01-22

Overview de nuestras tareas

Se debe modelar bien

Se deben trabajar los operadores de:

- Selección
- Cruzamiento
- Mutación

▼ 01-02-22

Problemas que puedan implementarse fácilmente con AGs y algoritmos de estimación de la distribución

▼ **02-02-22**

Espacio publicitario para las prácticas profesionales por HermesCorp (Adrián)

Front-End: HTML, CSS y JavaScript

Back-End: Web Services, Node, Mongo, MySQL

Podemos escribir al número y agendar una llamada de 10 minutos para responder dudas

Con el nombre y número los enviamos para ya sea agendar una cita o participar ya con ellos

Los correos son de administración (Linnett Franco)

admin@hermescorp.io

449 463 55 02

▼ **03-02-22**

Actividad de investigación de un artículo de algoritmos genéticos with Meli

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3529843

▼ **04-02-22**

Repaso de algoritmos genéticos

▼ **08-02-22**

Implementar algoritmo genético básico pero modificando para resolver un problema diverso

Ver un problema de optimización y definir una solución real

▼ **09-02-22**

El profe en Google Académico



Julio César Ponce Gallegos

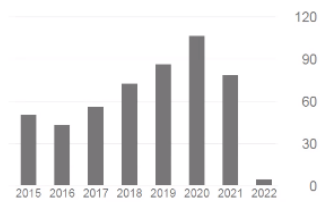
Universidad Autónoma de Aguascalientes
 Dirección de correo verificada de correo.uaa.mx
[inteligencia artificial](#) [minería de datos](#) [objetos de aprendizaje](#)

SEGUIR

CREAR MI PROPIO PERFIL

Citado por [VER TODO](#)

	Total	Desde 2017
Citas	636	403
Índice h	12	10
Índice i10	19	10



Coautores [VER TODOS](#)

TÍTULO	CITADO POR	AÑO
Electronic Color Blindness Diagnosis for the Detection and Awareness of Color Blindness in Children Using Images with Modified Figures from the Ishihara Test M Montes, A Padilla, J Ponce, J Canul, A Ochoa-Zezzatti, M Meza Innovative Applications in Smart Cities, 75-88		2021
The Difficulties and Complications of Children When Going to a Zoo and Should Interact with the Colors of the Information in It: An Approach Based on the Use of a Humanoid NAO ... A Ochoa-Zezzatti, MM Rivera, JC Ponce Gallegos, C Velazquez, ... Technological and Industrial Applications Associated with Intelligent ...		2021
Logistics on the Designing of an Electronic Colorblindness Application for Early Colorblindness Detection in Children by Using a Modified Ishihara Test MM Rivera, AP Díaz, JCP Gallegos, J Canul-Reich, A Ochoa-Zezzatti, ... Technological and Industrial Applications Associated with Intelligent ...		2021

▼ **10-02-22**

Tarea: Realizar para 5 problemas, el modelado de la función objetivo

Ya está el OneMax, TSP, Mochila

▼ **11-02-22**

Revisión del algoritmo genético y su modelado

▼ **14-02-22**

Periodo de exámenes de nuestro depa : 21 de febrero a 4 de marzo

Tarea en equipos para subir un programa (¿cuál?) después del periodo de exámenes

Mapa conceptual de los algoritmos evolutivos (1 semana para hacerlo)

Ensayo sobre algoritmos evolutivos

Algoritmo Genético

Parámetros

Tamaño de la población

I

Numero de iteraciones

Obtener la población inicial (Benchmark, aleatoria, sembrada)

Repetir

Evaluar cada individuo de la población con la función objetivo ($f(n)$)

Seleccionar los individuos (Ruleta, Elitismo, Torneo, Otro)

Cruzamiento (de un punto, n puntos) ó Recombinación genética

Mutación

Reemplazar la población anterior con la nueva generación

Hasta (Numero de generaciones(Iteraciones), Encontrar solución óptima, por convergencia)

Mañana empezar con el análisis de la implementación que haremos

▼ 15-02-22

Introducción

Por lo que respecta a los algoritmos genéticos algunos de los parámetros a determinar son:

Operadores de cruce y mutación

Las probabilidades de cruce y mutación

El tamaño de la población

El número de generaciones, etc.

Por lo cual la determinación de los valores adecuados para dichos parámetros constituye por si mismo un verdadero problema de optimización. Por otra parte una mala elección de los valores de los parámetros puede llevar a que el Algoritmo obtenga soluciones alejadas del óptimo.

¿Qué son los EDA's?

Los EDA's son algoritmos heurísticos de optimización que basan su búsqueda al igual que los algoritmos genéticos en poblaciones que evolucionan.

Sin embargo a diferencia de los algoritmos genéticos en los EDA's la evolución de las poblaciones no se lleva a cabo por medio de los operadores de cruce y mutación.

En lugar de ello la nueva población de individuos se muestrea de una distribución de probabilidad, la cual es estimada de la base de datos conteniendo al conjunto de individuos seleccionados de entre los que constituyen la generación anterior.

Otros nombres de los EDA's

- Probabilistic Model Building Genetic Algorithms (PMBGAs)
- Distribution Estimation Algorithms (DEAs)
- Iterated Density Estimation Algorithms (IDEAs)

EDA's por medio de un ejemplo

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	$h(x)$
1	1	0	1	0	1	0	3
2	0	1	0	0	1	0	2
3	0	0	0	1	0	0	1
4	1	1	1	0	0	1	4
5	0	0	0	0	0	1	1
6	1	1	0	0	1	1	4
7	0	1	1	1	1	1	5
8	0	0	0	1	0	0	1
9	1	1	0	1	0	0	3
10	1	0	1	0	0	0	2
11	1	0	0	1	1	1	4
12	1	1	0	0	0	1	3
13	1	0	1	0	0	0	2
14	0	0	0	0	1	1	2
15	0	1	1	1	1	1	5
16	0	0	0	1	0	0	1
17	1	1	1	1	1	0	5
18	0	1	0	1	1	0	3
19	1	0	1	1	1	1	5
20	1	0	1	1	0	0	3

Tabla 3.1: La población inicial, D_0

EDA's por medio de un ejemplo

Supongamos que tratamos de maximizar la función OneMax definida en un espacio de dimensión 6. Es decir, tratamos de obtener el máximo de la función $h(x) = \sum_{i=1}^6 x_i$ con $x_i = 0$ ó 1 :

La población inicial se obtiene al azar por medio del muestreo de la siguiente distribución de probabilidad: $p_0(x_i)=0.5$ y $p_1(x_i) = 0.5$ por lo que si el número generado al azar es ≤ 0.5 es 0 y si es mayor el 1.

EDA's por medio de un ejemplo

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
1	1	0	1	0	1	0
4	1	1	1	0	0	1
6	1	1	0	0	1	1
7	0	1	1	1	1	1
11	1	0	0	1	1	1
12	1	1	0	0	0	1
15	0	1	1	1	1	1
17	1	1	1	1	1	0
18	0	1	0	1	1	0
19	1	0	1	1	1	1

Tabla 3.2: Individuos seleccionados, D_0^{Se} , a partir de la población inicial

En dicho modelo, cada variable se va a considerar independiente del resto.

Algunos EDA's

- Univariados
 - UMDA
 - PBIL
 - CGA
- Bivariados
 - BMDA
 - MIMIC
 - COMIT
- Multivariados
 - BOA
 - EBNA
 - ECGA
 - FDA
 - LFDA

▼ 16-02-22

Instancia inicial

	X1	X2	X3	X4	X5
1	0.371	0.806	0.869	0.932	0.677
2	0.571	0.75	0.794	.814	.331
3	.149	.913	.871	.708	.593
4	.331	.289	.037	.571	.118
5	.049	.872	.308	.915	.716
6	.051	.234	.34	.808	.238
7	.062	.368	.811	.511	.462
8	.519	.028	.877	.283	.541
9	.521	.913	.728	.162	.894
10	.949	.493	.660	.33	.12

	X1	X2	X3	X4	X5	F(x)
1	0	1	1	1	1	4
2	0	0	1	1	0	2
3	0	1	1	1	1	4
4	0	0	0	1	0	1
5	0	1	0	1	1	3
6	0	0	0	1	0	1
7	0	0	1	0	1	2
8	1	0	1	0	1	3
9	1	1	1	0	1	4
10	1	0	1	0	0	2

Nuevos números aleatorios

	X1	X2	X3	X4	X5
1	0.371	0.806	0.869	0.932	0.677
2	0.571	0.75	0.794	.814	.331
3	.149	.913	.871	.708	.593
4	.331	.289	.037	.571	.118
5	.049	.872	.308	.915	.716
6	.051	.234	.34	.808	.238
7	.062	.368	.811	.511	.462
8	.519	.028	.877	.283	.541
9	.521	.913	.728	.162	.894
10	.949	.493	.660	.33	.12

Nueva población basa

	X1	X2	X3	X4	X5	F(x)
1	0				1	
2	0				1	
3	0				1	
4	0				1	
5	0				1	
6	0				1	
7	0				1	
8	0				1	
9	0				1	
10	1				1	

▼ 17-02-22

Tenemos hasta el lunes para implementar el algoritmo de one max como lo vimos ayer 7u7 en equipos, mañana es sólo para dudas y los especificaciones son:

Tamaño de la población 30,
 longitud de la cadena 10,
 seleccion elitista del 50%
 20 iteraciones

▼ 18-02-22

Sesión de dudas sobre el algoritmo OneMax

▼ 21-02-22

Presentamos el algoritmo genético

▼ 22-02-22

No hubo clase

▼ 23-02-22

TSP

Documento y resumen de presentación

▼ **24-02-22**

No hubo clase por el examen de Graficación

▼ **25-02-22**

Funciones deceptivas

Actividad: Buscar más info de las funciones deceptivas y encontrar ejemplos de esas funciones

▼ **28-02-22**

Resumen de funciones deceptivas

▼ **01-03-22**

Planteamiento del examen con una tarea

▼ **02-03-22**

Tareas que ya fueron del parcial:

- Análisis review de un algoritmo genético

▼ **03-03-22**

No hubo clase

▼ **04-03-22**

No hubo clase

Segundo Parcial

▼ **Segundo Parcial**

▼ **07-03-22**

Review de actividades

▼ **08-03-22**

No hubo clases

▼ 09-03-22

Repaso problemas multiobjetivo

▼ 10-03-22

Ejemplo 1 (Cont.)

- Reporte de Indicadores

5 criterios (objetivos)

7
Alternativas

Escuelas \ Criterio	1	2	3	4	5
MIT	1	1	11	1	3.21
Stanford	1	8	31	7	4.71
Carnegie Mellon	8	12	4	6	3.36
Georgia Tech	8	2	20	2	2.72
University of Michigan	5	3	31	3	3.18
California Tech	3	7	1	26	3.88
Cornell University	7	10	6	13	2.87

Criterios: (1) Ranking Académico, (2) Reclutamiento, (3) Selectividad de Estudiantes, (4) Activ. Investigación, (5) Relación Estudiantes Doc./Profesores

• ¿Que universidad seleccionarían en base a los 5 criterios?

▼ 11-03-22

Continuación de multiobjetivo

▼ 14-03-22

Benchmarks para optimizaciones multiobjetivo

Tarea de cambiar el problema de la mochila a un enfoque multiobjetivo

▼ 15-03-22

Buenis dias, tengo reunion a las 12, por lo que no tendremis clase, como trabajo les pido que programen las 3 formas de obtener la solucion del problema de la mochila utilizando algunos de los archivos de prueba

9:28 a. m.

http://artemisa.unicauca.edu.co/~johnyortega/instances_01_KP/

9:29 a. m.

▼ 16-03-22

Aclaración de tarea a través de tres métodos

▼ 17-03-22

No hubo clase

▼ 18-03-22

No entré a clase

▼ 22-03-22

Revisión de cosas del primer parcial

▼ 23-03-22

No hubo clase

▼ 24-03-22

Frente de pareto

▼ 25-03-22

No entré a clase

▼ 28-03-22

Investigar artículos y elegir un problema que más nos gustara + programa para elegir soluciones no dominadas

También exponer el artículo que usaremos

▼ 29-03-22

No hubo clase

▼ **30-03-22**

No hubo clase

▼ **31-03-22**

No entré a clase

▼ **01-04-22**

No entré a clase

▼ **04-04-22**

Propuesta de exposiciones

▼ **05-04-22**

Avance en la exposición

▼ **06-04-22**

No hubo clase

▼ **07-04-22**

Avance en la exposición

▼ **08-04-22**

Exposición de Melissa y yo

▼ **11-04-22**

Exposiciones

▼ **12-04-22**

Exposiciones

▼ **13-04-22**

No hubo clase

▼ **02-05-22**

Revisión de proyectos para el segundo parcial

▼ **03-05-22**

Revisión de proyectos para el segundo parcial

▼ **04-05-22**

Revisión de proyectos para el segundo parcial

▼ **05-05-22**

Revisión de proyectos para el segundo parcial

▼ **06-05-22**

Revisión de proyectos para el segundo parcial

Tercer Parcial

▼ **Tercer Parcial**

▼ **09-05-22**

Acuerdos del proyecto final

▼ **11-05-22**

Lectura de un artículo para exponerlo

▼ **12-05-22**

Revisión de más artículos

▼ **13-05-22**

Revisión de nuestro examen

Teoría de hibridizar algoritmos

▼ **16-05-22**

Revisión de nuestro examen

Teoría de hibridizar algoritmos

▼ **17-05-22**

Revisión de algoritmos híbridos

▼ **18-05-22**

Revisión de algoritmos híbridos

▼ **19-05-22**

Revisión de algoritmos híbridos

▼ **20-05-22**

Revisión de algoritmos híbridos

▼ **24-05-22**

No sé, no entré a clases

▼ **25-05-22**

No apunté

▼ **26-05-22**

No apunté

▼ **27-05-22**

No apunté

▼ **30-05-22**

No apunté

▼ **31-05-22**

No hubo clase

▼ **01-06-22**

No hubo clase

▼ **02-06-22**

▼ **03-06-22**