IC-2023: Tarea #1

Luis Ballado
luis.ballado@cinvestav.mx

CINVESTAV UNIDAD TAMAULIPAS — February 19, 2023

1 Instrucciones para ejecución

Info: Se adjunta la liga al repositorio, donde se encuentran todos los códigos
ver código en github

Info: Se hacen uso de las siguientes bibliotecas de Python

- numpy - manejo de vectores, cálculos vectoriales, normalizar, aleatoriedad
- random - aleatoriedad
- abc - creación de clases abstractas
- matplotlib - generación de gráficos mostrados en las estadisticas
- pandas - para los programas de resultados y calculos de media, desviación std.
- scipy - para los programas de resultados y calculos de media, desviación std.

1. Clonar el repositorio

Command Line

```
$ git clone https://github.com/luisballado/InteligenciaComputacional.git
$ cd InteligenciaComputacional
$ cd code
$ cd tarea1
```

2. Descripción Archivos

Dentro del repositorio se sigue la siguiente estructura para organizar los archivos por paradigma genetico como se muestra:

```
tarea1/
├── DE
│   ├── EvolucionDiferencial.py
│   ├── test_differential_evolution.py
│   └── resultados
│       ├── resultado_graficos.py
│       ├── resultados_globales.py
│       ├── resultados.py
│       └── resultados.txt
├── EP
│   ├── ProgramacionEvolutiva.py
│   ├── test_evolution_programming.py
│   ├── resultado_graficos.py
│   ├── resultados.py
│   ├── rosen_results/
│   │   └── resultado_global.txt
│   ├── sphere_results/
│   │   └── resultado_global.txt
│   └── ackley
│       └── resultado_global.txt
└── ES
    ├── EstrategiasEvolutivas.py
    ├── test_evolution_estrategies.py
    ├── resultado_ackley.txt
    ├── resultado_esfera.txt
    ├── resultado_graficos.py
    ├── resultado.py
    ├── resultado_rosen.txt
    └── resultados_globales.txt
```

2 Programación Evolutiva

2.1 Pseudocódigo

Algorithm 1 Pseudocódigo Programación Evolutiva

Inicializar el número de generaciones a 0 $(t = 0)$
Inicializar la población P de N individuos con valores aleatorios
Evaluar la aptitud de cada individuo en la Población
repeat
    Ordenar la población P en orden decreciente de aptitud
    Calcular la tasa de éxito SR = (número de mutaciones exitosas) / (número total de mutaciones)
    if $SR > 1/5$ **then**
        aumentar σ por un factor de $e(1/4)$
    else
        disminuir σ por un factor de $e(-1/4)$
    end if
    if $SR < 1/5$ **then**
        disminuir μ por un factor de $e(-1/4)$
    else
        aumentar μ por un factor de $e(1/4)$
    end if
    Generar una nueva población P' de N individuos con los siguientes pasos:

- Seleccionar dos padres utilizando la selección de torneos
- Generar un nuevo individuo agregando una perturbación distribuida normalmente al promedio ponderado de los dos padres
- Evaluar la aptitud del nuevo individuo

    Reemplazar el peor individuo en P con el mejor individuo en P'
until se cumpla el criterio de parada
Seleccionar el mejor individuo de la Población(P) como solución

En este algoritmo, N es el tamaño de la población, σ es la desviación estándar de la distribución normal y μ es la tasa de mutación.
La selección de torneos se realiza seleccionando aleatoriamente cuatro individuos y seleccionando los dos mejores según su aptitud.
El criterio de parada puede basarse en el número de evaluaciones de función, la convergencia de la solución o un número máximo de iteraciones.

La regla 1/5 se utiliza para adaptar las tasas de mutación y perturbación en respuesta a la tasa de éxito del algoritmo.
Si la tasa de éxito es alta, las tasas de mutación y perturbación se aumentan y si es baja, se disminuyen. Esto ayuda a mantener un equilibrio entre la exploración y la explotación en el proceso de búsqueda.

1. Ejecutar Programacion Evolutiva ver código en github

    (a) entrar a la carpeta EP

    (b) correr el programa test_evolution_programming.py 100000 21 1234 10 4

    Los siguientes comando hacen lo descrito arriba, donde se le pasa como argumentos: max_iteraciones, num_poblacion, semilla, dimension, num_torneos

Command Line

```
$ cd EP
$ python3.10 test_evolution_programming.py 100000 21 1234 10 4
```

Ejemplo de resultados:

Command Line

```
$ python3.10 test_evolution_programming.py 100000 21 1234 10 4
#######ESFERA########
Minimo Esfera - 0.002827846527436945
Tiempo - 1.0355191230773926 segundos
#######ACKLEY########
Minimo - 6.921701528961158
Tiempo - 2.3101282119750977 segundos
#######ROSENBROCK########
Minimo ROSENBROCK - 0.011268231197750245
Tiempo - 1.9178040027618408 segundos
```

3 Estrategias Evolutivas

3.1 Pseudocódigo

Algorithm 2 Pseudocódigo Estrategias Evolutivas

Inicializar el número de generaciones a 0 ($t = 0$)
Inicializar la población de μ individuos en la población P
Evaluar la aptitud de cada individuo en la población P
repeat
    t=t+1
    if estrategia comma **then**
        generar λ descendientes por cada padre de μ seleccionando dos padres y generando una perturbación distribuida normalmente a la media ponderada de los padres.
    end if
    if estrategia plus **then**
        generar λ descendientes seleccionando λ padres aleatorios y generando una perturbación distribuida normalmente a la media ponderada de los padres.
    end if
    Unir la población mu y la descendencia lambda y seleccionar los mu mejores individuos (estrategia comma) o seleccionar los mu individuos únicos de la población mu y descendencia lambda (estrategia plus).
    Calcular la tasa de éxito SR = (número de mutaciones exitosas) / (número total de mutaciones)
    if $SR > 1/5$ **then**
        aumentar sigma por un factor de $e(1/4)$
    else
        disminuir sigma por un factor de $e(-1/4)$
    end if
    if $SR < 1/5$ **then**
        disminuir mu por un factor de $e(-1/4)$
    else
        aumentar mu por un factor de $e(1/4)$
    end if
until hasta que se cumpla el criterio de parada
Seleccionar el mejor individuo de la Población como solución

En este algoritmo, μ es el tamaño de la población de padres, λ es el tamaño de la población de descendencia, sigma es la desviación estándar de la distribución normal y μ es la tasa de mutación. La selección de padres se realiza seleccionando los mejores μ individuos para las estrategias de coma y seleccionando aleatoriamente λ individuos para las estrategias de suma. La regla 1/5 se utiliza para adaptar las tasas de mutación y perturbación de manera similar a la Programación Evolutiva.

1. Ejecutar Estrategias Evolutivas ver código en github

   (a) entrar a la carpeta ES

   (b) correr el programa test_evolution_estrategies.py

   Los siguientes comando hacen lo descrito arriba, donde se le pasa como argumentos: max_iteraciones, dimension, semilla, tam_poblacion

Command Line

```
$ cd ES
$ python3.10 test_evolution_estrategies.py 1000 10 123 21
```

Ejemplo de resultados:

Command Line

```
$ python3.10 test_evolution_estrategies.py 1000 10 123 21
#######ESFERA########
Minimo Esfera - 0.0030510694905647798
Tiempo - 9.76209020614624 segundos
#######ACKLEY########
Minimo - 2.9760964277078257
Tiempo - 22.16294836997986 segundos
#######ROSENBROCK########
Minimo ROSENBROCK - 0.5528162673457115
Tiempo - 18.074426412582397 segundos
```

4 Evolucion Diferencial

4.1 Pseudocódigo

Algorithm 3 Pseudocódigo Evolución Diferencial

Require: tam_poblacion, factor de mutación(F), factor de cruza(CR)

Asignar el número de generaciones a 0 ($t = 0$)
Inicializar la población P, con el tam_población
Evaluar el fitness de cada individuo de la Población P
repeat
    $t = t + 1$
    for each $individuo \in \mathcal{P}$ **do**
        Seleccionar tres diferentes indivuduos de P que sean diferentes: $r1 \neq X2 \neq X3 \in P$
        for each $j - th$ gene $\in individuo$ **do**
            $v_{i,j} = x_{r1,j} + F * (x_{r2,j} - xr3, j)$
            generar un número aleatorio $rand_j \in \prime; 1$
            if $rand_j < CR$ **then**
                $u_{i,j} := v_{i,j}$
            else
                $u_{i,j} := x_{i,j}$
            end if
        end for
        if $individuou_i esmejorqueelindividuox_i$ **then**
            remplazar el individuo x_i por el elemento del vector en u_i
        end if
    end for
until hasta que se cumpla el criterio de parada
Seleccionar el mejor individuo de la Población(P) como solución

1. Ejecutar Evolución Diferencial ver código en github

   (a) entrar a la carpeta DE

   (b) correr el programa test_differential_evolution.py

   Los siguientes comando hacen lo descrito arriba, donde se le pasa como argumentos: max_iteraciones, tam_poblacion, semilla, dimension

   Command Line

   ```
   $ cd DE
   $ python3.10 test_differential_evolution.py 1000 21 1234 10 0.7 0.8
   ```

   Ejemplo de resultados:

Command Line

```
$ python3.10 test_differential_evolution.py 1000 21 1234 10 0.7 0.8
#######ESFERA########
Minimo Esfera - 0.32934544659126797
Tiempo - 0.9660787582397461 segundos
#######ACKLEY########
Minimo - 5.653204234520572
Tiempo - 1.2940564155578613 segundos
#######ROSENBROCK########
Minimo ROSENBROCK - 0.27512093701771834
Tiempo - 1.1127583980560303 segundos
```

5 Decisiones de implementación

El código hace uso de NumPy arrays en su mayoria para representar vectores y matrices que son el tipo de estructura de datos convenientes para los calculos y fácil manipulación que nos brinda la libreria.

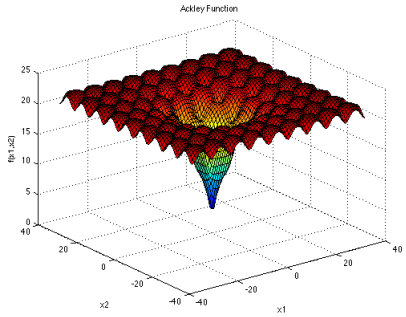
Todos los paradigmas los englobe en clases para tener un mejor control de ellas y poder iterar en la evaluación de sus diferentes funciones objetivo.

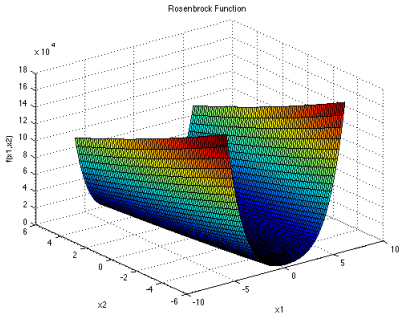
Se usan diferentes tipos de variables que python internamente interpretará como de tipo entero o flotante como las empleadas para el número de iteraciones, tamaño de poblacion, dimesiónes del problema, limites máx-min, objetos de tipo funciones para pasarlas a las clases

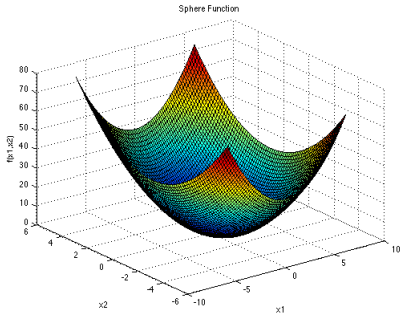
Los módulos de random son también usados para crear números random para la generaciones de poblaciones.

En teoría, es posible implementar los algoritmos de programación evolutiva, estrategias evolutivas y evolución diferencial utilizando la recursión, pero generalmente no se hace ya que en generaciones grandes se puede llegar al limite y desbordar el stack. Las implementaciones utilizan estructuras de bucles iterativos para mejorar la eficiencia y la claridad del código.

6 Estadisticas





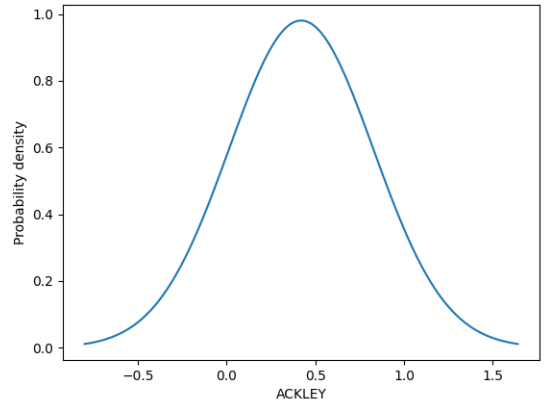


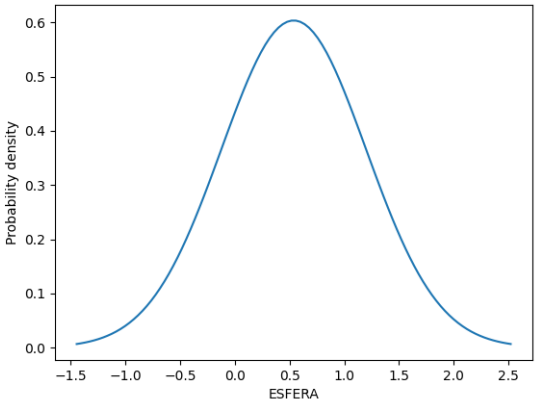
Se crearon dos programas para la generación de los gráficos y los cálculos estadísticos con ayuda de las librerias matplotlib.
Los archivos se encuentran en las respectivas carpetas para cada paradigma genético

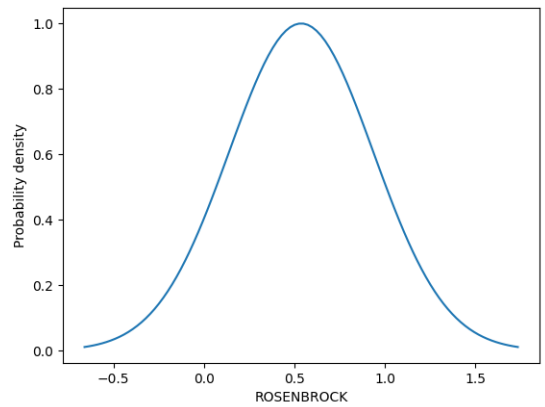
- resultado_graficos.py
- resultados.py

6.1 Evolución Diferencial

DE	ESFERA	ACKLEY	ROSENBROCK
min	0.000294	0.017313	0.022593
mean	0.537641	0.421045	0.536638
std	0.672198	0.413683	0.405818

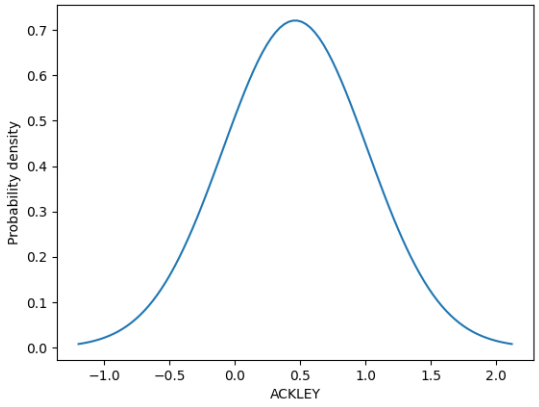


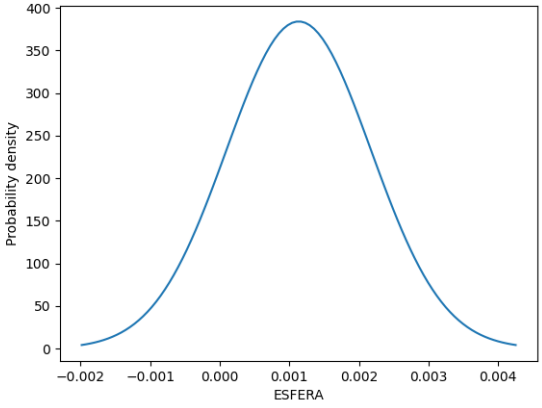


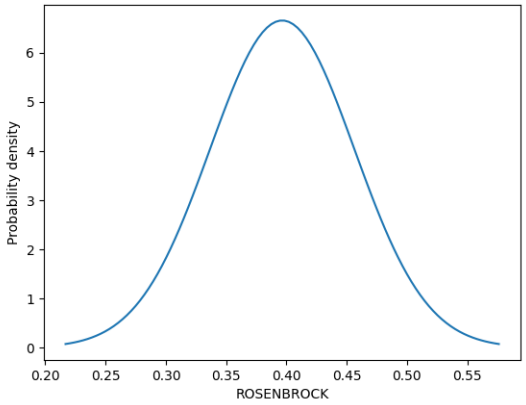


6.2 Programación Evolutiva

EP	ESFERA	ACKLEY	ROSENBROCK
min	0.000005	0.000179	0.250946
mean	0.001134	0.46137	0.396463
std	0.001057	0.562699	0.060919

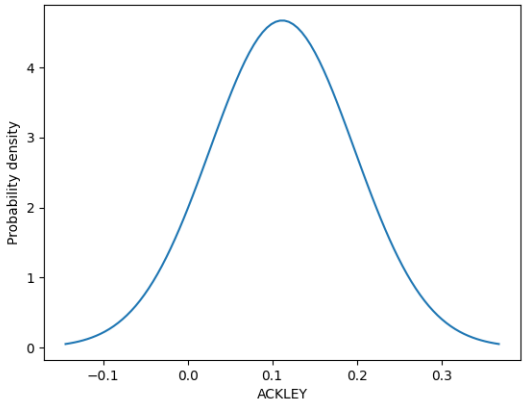


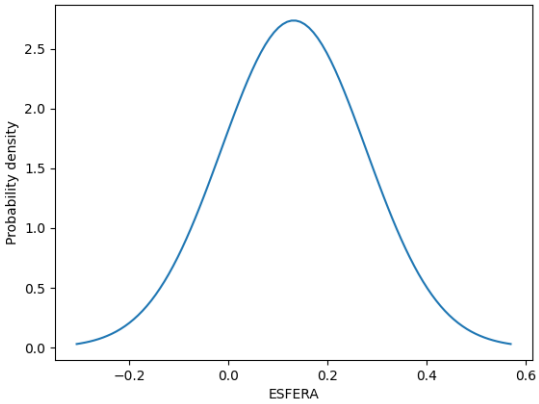


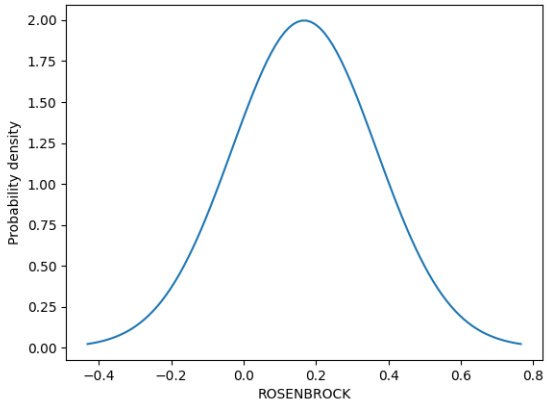


6.3 Estrategias Evolutivas

ES	ESFERA	ACKLEY	ROSENBROCK
min	0.003511	0.001876	0.005112
mean	0.132062	0.111832	0.16726
std	0.14831	0.086868	0.20306







7 Conclusiones

Durante las corridas se observaron las diferentes soluciones ya que el proceso de optimización es estocástico, lo que involucra aleatoriedad lo que hace que los diferentes algoritmos encuentren diferentes soluciones para cada corrida y es posible que para multiples soluciones sean igual de buenas (que tengan el mismo valor minimo).

La elección de cuál algoritmo es mejor de usar para una función objetivo en particular, depende de varios factores como la estructura del problema. Al incio me fué complicado entender como podría crear las funciones objetivos y que es lo que se buscaba realmente, pero mientras más me adentraba al tema pude entender que al final del dia es una función limitada en un rango donde existe un mínimo o un máximo global y en ocasiones solo encontramos los mínimos locales y es importando tener un cambio de factor de mutación para poder ir saliendo de estos mínimos e ir buscando los globales.

No hay un mejor o peor algoritmo, todos tienen sus fortalezas y debilidades, Programacion Evolutiva (EP), Estrategias Evolutivas (ES) y Evolución Diferencial (DE) todos son metahuristicas de optimización que pertenecen a la familia de técnicas de Computación Evolutiva

8 Referencias

Función Esfera
Función Rosenbrock
Función Ackley
Funciones Objetivo varias
Evolutionary algorithms and their applications to engineering problems
Normal Distribution in Python
Standard Deviation
Probabilidad
Como terminar ejecuciones en python
Maximos y Minimos en una lista
Medir tiempos en python
Como graficar distribuciones
Estrategias Evolutivas
Guia Visual de Estrategias Evolutivas
Explicación Evolución Diferencial
Estrategias Evolutivas desde cero
Evolución Diferencial desde cero
Explicación Programación Evolutiva
Random Seed Numpy