

# Universidad Autónoma de San Luis Potosí Facultad de Estudios Profesionales Zona Media

# Práctica 9: Resolucion de ecuaciones diferenciales

Nombre del alumno: Sergio Adolfo Juárez Mendoza

**Clave:** 369376

**Profesor:** Ing. Jesús Padrón

Fecha de entrega: 5 de mayo del 2025

•

## Introducción

Realizar los siguientes ejercicios apoyados de software, puede ser python, maple, matlab, etc. Se pueden usar librerias(específicar su uso en el reporte) o crear cada algoritmo

.

#### Desarrollo

## 1 problema 1 (5.1)

```
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 from scipy.integrate import solve_ivp
  # Definiciones de los problemas
  def problema_a(t, y):
      return y * np.cos(t)
12 def problema_b(t, y):
      return 2 / t * y + t ** 2 * np.exp(t)
13
14
15
16 def problema_c(t, y):
      return -2 / t * y + t ** 2 * np.exp(t)
17
20 def problema_d(t, y):
      return 4 * t ** 3 * y / (1 + t ** 4)
21
22
24 # Lista de problemas con sus condiciones
  problemas = [
      {"func": problema_a, "intervalo": (0, 1), "y0": [1], "nombre": "
     Problema a"},
      {"func": problema_b, "intervalo": (1, 2), "y0": [0], "nombre": "
27
     Problema b"},
      {"func": problema_c, "intervalo": (1, 2), "y0": [np.sqrt(2 * np.e)], "
28
     nombre": "Problema c"},
     {"func": problema_d, "intervalo": (0, 1), "y0": [1], "nombre": "
     Problema d"}
30
32 # Tabla de resultados
33 print("RESULTADOS NUM RICOS:")
```

```
34 print("-" * 50)
35 print(f"{'Problema':<12} {'y(a)':>8} {'y(b)':>15} {'Intervalo':>12}")
36 print("-" * 50)
38 # Resolver y graficar
39 for p in problemas:
      a, b = p["intervalo"]
      solucion = solve_ivp(p["func"], (a, b), p["y0"], dense_output=True)
41
42
      t_vals = np.linspace(a, b, 100)
      y_vals = solucion.sol(t_vals)[0]
44
      # Mostrar resultado num rico
46
      print(f"{p['nombre']:<12} {p['y0'][0]:>8.4f} {y_vals[-1]:>15.6f} [{a},
      {b}]")
48
      # Graficar
49
      plt.plot(t_vals, y_vals, label=p["nombre"])
52 # Gr fico
plt.title("Soluciones de los Problemas de Valor Inicial")
54 plt.xlabel("t")
55 plt.ylabel("y(t)")
56 plt.legend()
57 plt.grid(True)
58 plt.tight_layout()
59 plt.show()
60
```

Listing 1: semaforo.c

## Definición del Código

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.integrate import solve_ivp
```

Estas bibliotecas permiten:

- numpy: generar arreglos y realizar operaciones numéricas.
- matplotlib.pyplot: crear gráficos.
- solve\_ivp de scipy.integrate: resolver numéricamente EDOs.

## Definición de las Ecuaciones Diferenciales

Se definen cuatro funciones f(t,y) que representan diferentes EDOs:

```
def problema_a(t, y):
    return y * np.cos(t)

def problema_b(t, y):
    return 2 / t * y + t ** 2 * np.exp(t)

def problema_c(t, y):
    return -2 / t * y + t ** 2 * np.exp(t)

def problema_d(t, y):
    return 4 * t ** 3 * y / (1 + t ** 4)
```

## Configuración de los Problemas

Cada problema se describe mediante:

- Una función f(t, y)
- Un intervalo de integración [a, b]
- Una condición inicial  $y(a) = y_0$

```
      RESULTADOS NUMÉRICOS:

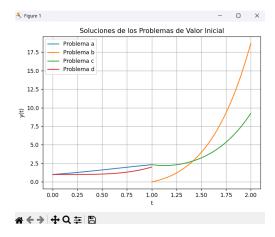
      Problema
      y(a)
      y(b)
      Intervalo

      Problema a
      1.0000
      2.319906 [0, 1]

      Problema b
      0.0000
      18.682939 [1, 2]

      Problema c
      2.3316
      9.244998 [1, 2]

      Problema d
      1.0000
      2.006274 [0, 1]
```



## 2 problema 7(5.1)

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 from scipy.integrate import quad
5 \# f(t, y) = -y + t + 1
6 def f(t, y):
      return - y + t + 1
9 # y0(t): constante
10 def y0(t):
      return 1
13 # y1(t)
14 def y1(t):
      integrand = lambda tau: f(tau, y0(tau))
      return 1 + np.array([quad(integrand, 0, ti)[0] for ti in t])
16
17
18 # y2(t)
19 def y2(t):
      y1_vals = y1(t)
      integrand = lambda tau: f(tau, np.interp(tau, t, y1_vals))
      return 1 + np.array([quad(integrand, 0, ti)[0] for ti in t])
22
24 # y3(t)
25 def y3(t):
      y2_vals = y2(t)
      integrand = lambda tau: f(tau, np.interp(tau, t, y2_vals))
      return 1 + np.array([quad(integrand, 0, ti)[0] for ti in t])
30 # Soluci n real
31 def y_real(t):
return t + np.exp(-t)
```

```
34 # Dominio de t
t_vals = np.linspace(0, 1, 100)
37 # Evaluaciones
y0_vals = np.ones_like(t_vals)
y1_vals = y1(t_vals)
y2_vals = y2(t_vals)
y3_vals = y3(t_vals)
42 y_real_vals = y_real(t_vals)
^{44} # Mostrar tabla de resultados en t = 1
45 t1 = 1.0
y_real_1 = y_real(t1)
y1_1 = y1(np.array([t1]))[0]
y2_1 = y2(np.array([t1]))[0]
y3_1 = y3(np.array([t1]))[0]
51 print("RESULTADOS EN t = 1")
52 print("-" * 40)
53 print(f"{'Aproximaci n':<15} {'Valor':>10} {'Error absoluto':>15}")
54 print("-" * 40)
55 print(f"{' y (t)':<15} {1:>10.6f} {abs(1 - y_real_1):>15.6f}")
56 print(f"{' y (t)':<15} {y1_1:>10.6f} {abs(y1_1 - y_real_1):>15.6f}")
57 print(f"{' y (t)':<15} {y2_1:>10.6f} {abs(y2_1 - y_real_1):>15.6f}")
58 print(f"{' y (t)':<15} {y3_1:>10.6f} {abs(y3_1 - y_real_1):>15.6f}")
59 print(f"{'Exacta':<15} {y_real_1:>10.6f} {'-'*15}")
61 # Gr fica
plt.plot(t_vals, y0_vals, label=' y (t)', linestyle='--')
63 plt.plot(t_vals, y1_vals, label=', y (t)')
64 plt.plot(t_vals, y2_vals, label=' y (t)')
65 plt.plot(t_vals, y3_vals, label=', y
                                       (t)')
66 plt.plot(t_vals, y_real_vals, label='Soluci n exacta', color='black',
     linestyle='dotted')
68 plt.title("Aproximaciones por el M todo de Picard")
69 plt.xlabel("t")
70 plt.ylabel("y(t)")
71 plt.legend()
72 plt.grid(True)
73 plt.tight_layout()
74 plt.show()
```

Listing 2: semaforo.c

beginlstlisting import numpy as np import matplotlib.pyplot as plt from scipy.integrate import solve $_ivp$ 

Estas bibliotecas permiten:

- numpy: generar arreglos y realizar operaciones numéricas.
- matplotlib.pyplot: crear gráficos.
- solve\_ivp de scipy.integrate: resolver numéricamente EDOs.

#### Definición de las Ecuaciones Diferenciales

Se definen cuatro funciones f(t, y) que representan diferentes EDOs:

```
def problema_a(t, y):
    return y * np.cos(t)

def problema_b(t, y):
    return 2 / t * y + t ** 2 * np.exp(t)

def problema_c(t, y):
    return -2 / t * y + t ** 2 * np.exp(t)

def problema_d(t, y):
    return 4 * t ** 3 * y / (1 + t ** 4)
```

## Configuración de los Problemas

Cada problema se describe mediante:

- Una función f(t,y)
- Un intervalo de integración [a, b]
- Una condición inicial  $y(a) = y_0$

## Resolución y Resultados

Cada problema se resuelve usando solve\_ivp. Se evalúa la solución en 100 puntos igualmente espaciados en el intervalo dado:

```
for p in problemas:
    a, b = p["intervalo"]
    solucion = solve_ivp(p["func"], (a, b), p["y0"], dense_output=True)

t_vals = np.linspace(a, b, 100)
    y_vals = solucion.sol(t_vals)[0]
```

Este fragmento también:

- Imprime el valor inicial y el valor aproximado final y(b)
- Grafica la solución para cada problema

#### Gráfica Final

El siguiente código genera el gráfico con todas las soluciones aproximadas:

```
plt.title("Soluciones de los Problemas de Valor Inicial")
plt.xlabel("t")
plt.ylabel("y(t)")
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

```
RESULTADOS EN t = 1

Aproximación Valor Error absoluto

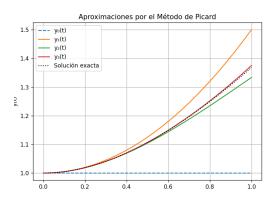
y<sub>0</sub>(t) 1.000000 0.367879

y<sub>1</sub>(t) 1.500000 0.132121

y<sub>2</sub>(t) 1.000000 0.367879

y<sub>3</sub>(t) 1.500000 0.132121

Exacta 1.367879 -------
```



# 3 problema 1 (5.2)

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
5 def metodo_euler(f, t0, y0, h, pasos):
      Aproxima la soluci n de una EDO usando el m todo de Euler.
      Par metros:
      - f: Funci n \frac{dy}{dt} = f(t, y)
10
      - t0: Valor inicial de t
11
12
      - y0: Valor inicial de y
13
      - h: Tama o del paso
      - pasos: N mero de pasos
14
15
      Retorna:
17
      - t_valores: Array de valores de t
      - y_valores: Array de valores aproximados de y
19
      t_valores = np.zeros(pasos + 1)
      y_valores = np.zeros(pasos + 1)
21
      t_valores[0] = t0
23
      y_valores[0] = y0
24
25
      for i in range(pasos):
26
          t = t_valores[i]
27
          y = y_valores[i]
28
          y_valores[i + 1] = y + h * f(t, y)
          t_valores[i + 1] = t + h
30
31
      return t_valores, y_valores
32
35 # Definici n de las EDOs para cada inciso
36 def f_a(t, y):
      return t * np.exp(3 * t) - 2 * y # y' = te^{(3t)} - 2y
37
38
40 def f_b(t, y):
      return 1 + (t - y) ** 2 # y' = 1 + (t - y)^2
41
42
43
44 def f_c(t, y):
      return 1 + y / t # y' = 1 + y/t (asumo que "yh" es un typo y deber a
45
      ser y/t)
46
48 def f_d(t, y):
      return np.cos(2 * t) + np.sin(3 * t) # y' = cos(2t) + sin(3t)
50
52 # Configuraci n para cada problema
53 problemas = [
```

```
{"f": f_a, "t0": 0, "y0": 0, "h": 0.5, "t_final": 1, "nombre": "a) y'
     = te^{3t} - 2y'',
      {"f": f_b, "t0": 2, "y0": 1, "h": 0.5, "t_final": 3, "nombre": "b) y'
     = 1 + (t - y)^2,
      {"f": f_c, "t0": 1, "y0": 2, "h": 0.25, "t_final": 2, "nombre": "c) y'
      = 1 + y/t"
      {"f": f_d, "t0": 0, "y0": 1, "h": 0.25, "t_final": 1, "nombre": "d) y'
57
      = cos(2t) + sin(3t)"
58
 # Resolver y mostrar resultados para cada problema
60
 for problema in problemas:
      pasos = int((problema["t_final"] - problema["t0"]) / problema["h"])
      t, y = metodo_euler(problema["f"], problema["t0"], problema["y0"],
     problema["h"], pasos)
64
      print(f"\n--- {problema['nombre']} ---")
65
      print("t\t y_aprox")
      for ti, yi in zip(t, y):
67
          print(f"{ti:.2f}\t {yi:.6f}")
68
      # Graficar
70
      plt.figure()
71
      plt.plot(t, y, 'bo-', label="Aproximaci n Euler")
72
      plt.title(f"M todo de Euler: {problema['nombre']}")
73
      plt.xlabel("t")
74
      plt.ylabel("y(t)")
75
      plt.legend()
76
77
      plt.grid()
      plt.show()
```

Listing 3: semaforo.c

## 4 Explicación del Código

El siguiente código implementa el método de Euler para resolver numéricamente una EDO de la forma:

$$\frac{dy}{dt} = f(t, y), \quad y(t_0) = y_0$$

El método de Euler aproxima la solución en pasos definidos por el tamaño de paso h, mediante la fórmula:

$$y_{n+1} = y_n + h \cdot f(t_n, y_n)$$

## Código en Python

#### Definición del método de Euler

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def metodo_euler(f, t0, y0, h, pasos):
    t_valores = np.zeros(pasos + 1)
    y_valores = np.zeros(pasos + 1)

t_valores[0] = t0
    y_valores[0] = y0

for i in range(pasos):
    t = t_valores[i]
    y = y_valores[i]
    y = y_valores[i]
    y_valores[i + 1] = y + h * f(t, y)
    t_valores[i + 1] = t + h

return t_valores, y_valores
```

#### Definición de las EDOs

Se definen cuatro funciones f(t,y) correspondientes a distintos ejercicios:

```
a) y' = te^{3t} - 2y
```

b) 
$$y' = 1 + (t - y)^2$$

c) 
$$y' = 1 + \frac{y}{t}$$

$$d) y' = \cos(2t) + \sin(3t)$$

```
def f_a(t, y):
    return t * np.exp(3 * t) - 2 * y

def f_b(t, y):
    return 1 + (t - y) ** 2

def f_c(t, y):
    return 1 + y / t

def f_d(t, y):
    return np.cos(2 * t) + np.sin(3 * t)
```

## Configuración de Problemas y Resolución

Cada problema tiene su configuración inicial:  $t_0$ ,  $y_0$ , tamaño de paso h y tiempo final.

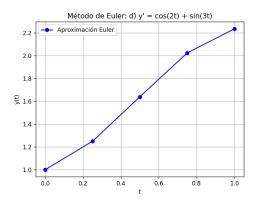
```
{"f": f_c, "t0": 1, "y0": 2, "h": 0.25, "t_final": 2, "nombre": "c) y'
= 1 + y/t"},
{"f": f_d, "t0": 0, "y0": 1, "h": 0.25, "t_final": 1, "nombre": "d) y'
= cos(2t) + sin(3t)"}
```

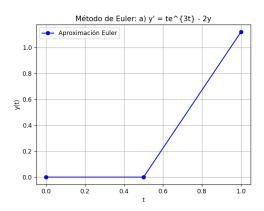
## Iteración y Gráfica

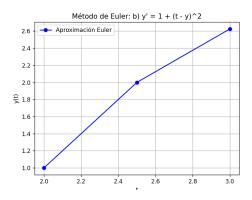
Se resuelven las EDOs con el método de Euler y se grafican los resultados:

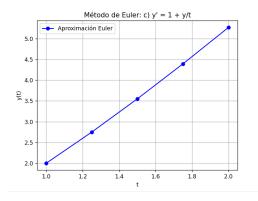
```
1 for problema in problemas:
      pasos = int((problema["t_final"] - problema["t0"]) / problema["h"])
      t, y = metodo_euler(problema["f"], problema["t0"], problema["y0"],
     problema["h"], pasos)
      print(f"\n--- {problema['nombre']} ---")
      print("t\t y_aprox")
      for ti, yi in zip(t, y):
          print(f"{ti:.2f}\t {yi:.6f}")
9
      plt.figure()
      plt.plot(t, y, 'bo-', label="Aproximaci n Euler")
11
      plt.title(f"M todo de Euler: {problema['nombre']}")
      plt.xlabel("t")
      plt.ylabel("y(t)")
14
      plt.legend()
      plt.grid()
16
      plt.show()
```











# 5 problema 11 (5.2)

```
6 # 1. Demostraci n Anal tica (Inciso a)
8 print("\n--- Parte a: Derivaci n de la ecuaci n para p(t) ---")
9 t, b, d, r = symbols('t b d r')
x = Function('x')(t)
xn = Function('x_n')(t)
p = Function('p')(t)
# Ecuaciones originales
dx_dt = Eq(Derivative(x, t), (b - d) * x)
16 dxn_dt = Eq(Derivative(xn, t), (b - d) * xn + r * b * (x - xn))
# Definici n de p(t) = xn(t)/x(t)
19 p_definition = Eq(p, xn / x)
# Derivamos p(t) usando regla del cociente
22 dp_dt = Derivative(p, t).doit().subs({
     Derivative(xn, t): dxn_dt.rhs,
     Derivative(x, t): dx_dt.rhs
25 }).simplify()
27 print(f"Ecuaci n simplificada para dp/dt: {dp_dt} = {dp_dt.simplify()}")
29 # -----
30 # 2. Soluci n Num rica con Euler (Inciso b)
31 # -----
32 print("\n--- Parte b: Aproximaci n Num rica con M todo de Euler ---")
33
34 # Par metros
b_val = 0.02
d_val = 0.015
r_val = 0.1
38 p0 = 0.01
39 t_final = 50
_{40} h = 1 # Tama o de paso (1 a o)
# Definici n de la EDO dp/dt = r*b*(1 - p)
43 def dpdt(t, p):
     return r_val * b_val * (1 - p)
46 # M todo de Euler
47 def euler_method(f, t0, y0, h, steps):
     t = np.zeros(steps + 1)
48
     y = np.zeros(steps + 1)
49
     t[0], y[0] = t0, y0
50
     for i in range(steps):
         y[i+1] = y[i] + h * f(t[i], y[i])
52
         t[i+1] = t[i] + h
     return t, y
54
56 # Calculamos pasos
57 steps = int(t_final / h)
t_num, p_num = euler_method(dpdt, 0, p0, h, steps)
```

```
60 # Resultado en t=50
61 print(f"Aproximaci n num rica en t=50: p(50) {p_num[-1]:.6f}")
64 # 3. Soluci n Exacta (Inciso c)
66 print("\n--- Parte c: Soluci n Exacta y Comparaci n ---")
68 # Resoluci n simb lica con sympy
69 p_{exact_eq} = dsolve(Eq(Derivative(p, t), r * b * (1 - p)), p, ics={p.subs(
     t, 0): p0})
70 p_exact = p_exact_eq.rhs.subs({b: b_val, r: r_val})
72 # Evaluamos en t=50
_{73} p_exact_50 = p_exact_eq.rhs.subs({t: 50, b: b_val, r: r_val}).evalf()
74 print(f"Soluci n exacta en t=50: p(50) = {p_exact_50:.6f}")
76 # Error absoluto
77 error = abs(p_num[-1] - float(p_exact_50))
78 print(f"Error absoluto: {error:.10f}")
81 # 4. Gr ficas
82 # -----
83 # Puntos para la soluci n exacta
84 t_exact_vals = np.linspace(0, t_final, 500)
p_{exact\_vals} = [1 - (1 - p0) * np.exp(-r_val * b_val * ti) for ti in
     t_exact_vals]
87 # Configuraci n de la gr fica
88 plt.figure(figsize=(10, 6))
89 plt.plot(t_num, p_num, 'bo-', label=f'Aproximaci n Euler (h={h})',
     markersize=4)
90 plt.plot(t_exact_vals, p_exact_vals, 'r-', label='Soluci n Exacta')
91 plt.title('Evoluci n de la Proporci n de No Conformistas $p(t)$')
92 plt.xlabel('Tiempo $t$ (a os)')
93 plt.ylabel('Proporci n $p(t)$')
94 plt.legend()
95 plt.grid()
96 plt.show()
```

Listing 4: semaforo.c

. section\*1. Derivación Analítica

Sean x(t) la población total,  $x_n(t)$  la cantidad de no conformistas, y  $p(t) = \frac{x_n(t)}{x(t)}$  la proporción de no conformistas.

Las ecuaciones diferenciales para x y  $x_n$  son:

$$\frac{dx}{dt} = (b-d)x, \quad \frac{dx_n}{dt} = (b-d)x_n + rb(x-x_n)$$

Aplicando la regla del cociente para derivar  $p(t) = \frac{x_n}{x}$ :

$$\frac{dp}{dt} = \frac{x\frac{dx_n}{dt} - x_n\frac{dx}{dt}}{x^2}$$

Sustituyendo las expresiones para  $\frac{dx}{dt}$  y  $\frac{dx_n}{dt}$  y simplificando, se obtiene:

$$\frac{dp}{dt} = rb(1-p)$$

## 2. Solución Numérica con el Método de Euler

Se resuelve la ecuación:

$$\frac{dp}{dt} = rb(1-p), \quad p(0) = 0.01$$

Con parámetros:

$$b = 0.02$$
,  $d = 0.015$ ,  $r = 0.1$ ,  $h = 1$ ,  $t \in [0, 50]$ 

Código del método de Euler:

```
def dpdt(t, p):
    return r_val * b_val * (1 - p)

def euler_method(f, t0, y0, h, steps):
    t = np.zeros(steps + 1)
    y = np.zeros(steps + 1)
    t[0], y[0] = t0, y0
    for i in range(steps):
        y[i+1] = y[i] + h * f(t[i], y[i])
        t[i+1] = t[i] + h
    return t, y
```

La solución aproximada en t = 50 es:

$$p(50) \approx 0.632656$$

## 3. Solución Exacta

Se resuelve la ecuación diferencial simbólicamente con sympy:

$$\frac{dp}{dt} = rb(1-p), \quad p(0) = 0.01$$

Solución general:

$$p(t) = 1 - (1 - p_0)e^{-rbt}$$

Sustituyendo valores:

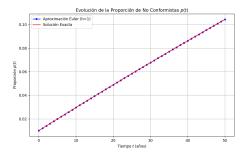
$$p(50) = 1 - (1 - 0.01)e^{-0.002 \cdot 50} \approx 0.637628$$

## 4. Comparación y Gráfica

El error absoluto entre la solución de Euler y la solución exacta es:

$$Error = |0.632656 - 0.637628| \approx 0.004972$$

```
--- Parte a: Derivación de la ecuación para p(t) ---
Ecuación simplificada para dp/dt: Derivative(p(t), t) = Derivative(p(t), t)
--- Parte b: Aproximación Numérica con Método de Euler ---
Aproximación numérica en t=50: p(50) = 0.104301
--- Parte c: Solución Exacta y Comparación ---
Solución exacta en t=50: p(50) = 0.104211
Error absoluto: 0.000089/940
Process finished with exit code 0
```



# 6 problema 1,2,3 (5.3)

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
5 def rkf45(f, t0, y0, t_final, hmax, hmin, tol):
      M todo de Runge-Kutta-Fehlberg (RKF45) para resolver EDOs con control
      adaptativo del paso.
      Par metros:
      - f: Funci n dy/dt = f(t, y)
10
      - t0: Tiempo inicial
12
      - y0: Valor inicial de y
      - t_final: Tiempo final
      - hmax: Tama o m ximo del paso
14
      - hmin: Tama o m nimo del paso
15
      - tol: Tolerancia permitida
16
      Retorna:
18
      - t_valores: Array de valores de t
```

```
- y_valores: Array de valores aproximados de y
21
      t_valores = [t0]
22
      y_valores = [y0]
23
      h = hmax # Paso inicial
24
25
26
      t = t0
      y = y0
27
28
      while t < t_final:</pre>
          if t + h > t_final:
30
              h = t_final - t
31
32
          # Coeficientes de RKF45
          k1 = h * f(t, y)
34
          k2 = h * f(t + h / 4, y + k1 / 4)
          k3 = h * f(t + 3 * h / 8, y + 3 * k1 / 32 + 9 * k2 / 32)
36
          k4 = h * f(t + 12 * h / 13, y + 1932 * k1 / 2197 - 7200 * k2 /
37
     2197 + 7296 * k3 / 2197)
          k5 = h * f(t + h, y + 439 * k1 / 216 - 8 * k2 + 3680 * k3 / 513 -
38
     845 * k4 / 4104)
          k6 = h * f(t + h / 2, y - 8 * k1 / 27 + 2 * k2 - 3544 * k3 / 2565
39
     + 1859 * k4 / 4104 - 11 * k5 / 40)
40
          # Estimaciones de orden 4 y 5
41
          y4 = y + 25 * k1 / 216 + 1408 * k3 / 2565 + 2197 * k4 / 4104 - k5
42
     / 5
          y5 = y + 16 * k1 / 135 + 6656 * k3 / 12825 + 28561 * k4 / 56430 -
43
     9 * k5 / 50 + 2 * k6 / 55
44
          # Estimaci n del error
45
          error = np.abs(y5 - y4)
46
          # Control del paso
48
          if error <= tol:</pre>
              t += h
50
               y = y4
               t_valores.append(t)
               y_valores.append(y)
53
54
          # Ajuste del paso
          if error != 0:
56
              h = min(hmax, max(hmin, 0.84 * h * (tol / error) ** 0.25))
57
          else:
               h = hmax
59
      return np.array(t_valores), np.array(y_valores)
61
# Definici n de las EDOs para cada problema
65 def f_a(t, y):
      return y * (t - (y / t) ** 2) if t != 0 else 0
67
68
```

```
69 def f_b(t, y):
70
      return 1 + (t - y) ** 2
72
73 def f_c(t, y):
      return 1 + y / t if t != 0 else 0
74
75
76
  def f_d(t, y):
77
      return np.cos(2 * t) + np.sin(3 * t)
79
81 # Soluciones reales para comparaci n
  def y_real_a(t):
      return 0.5 * np.exp(t) - (1 / 3) * np.exp(t) + (1 / 3) * np.exp(-2 * t)
84
  def y_real_b(t):
      return t + 1 / (1 - t)
87
88
  def y_real_c(t):
      return t * np.log(t) + 2 * t
91
92
93
94
  def y_real_d(t):
       return 0.5 * np.sin(2 * t) - (1 / 3) * np.cos(3 * t) + 4 / 3
95
97
98 # Configuraci n de los problemas
  problemas = [
       {"f": f_a, "t0": 0, "y0": 0, "t_final": 1, "hmax": 0.25, "hmin": 0.05,
       "tol": 1e-4, "y_real": y_real_a,
       "nombre": "a) y' = y(t - (y/t)^2)"},
101
       {"f": f_b, "t0": 2, "y0": 1, "t_final": 3, "hmax": 0.25, "hmin": 0.05,
       "tol": 1e-4, "y_real": y_real_b,
        "nombre": "b) y' = 1 + (t - y)^2,
       {"f": f_c, "t0": 1, "y0": 2, "t_final": 2, "hmax": 0.25, "hmin": 0.05,
104
       "tol": 1e-4, "y_real": y_real_c,
       "nombre": "c) y' = 1 + y/t,
       {"f": f_d, "t0": 0, "y0": 1, "t_final": 1, "hmax": 0.25, "hmin": 0.05,
106
       "tol": 1e-4, "y_real": y_real_d,
        "nombre": "d) y' = cos(2t) + sin(3t)"
108
# Resolver y graficar cada problema
  for problema in problemas:
      t, y = rkf45(problema["f"], problema["t0"], problema["y0"], problema["
112
      t_final"], problema["hmax"], problema["hmin"],
                    problema["tol"])
113
      y_real = problema["y_real"](t)
115
   print(f"\n--- {problema['nombre']} ---")
```

```
print("t\t y_aprox\t y_real\t\t Error")
      for ti, yi, yri in zip(t, y, y_real):
118
           print(f"{ti:.2f}\t {yi:.6f}\t {yri:.6f}\t {np.abs(yi - yri):.6f}")
119
120
      plt.figure(figsize=(10, 6))
      plt.plot(t, y, 'bo-', label='Aproximaci n RKF45')
      plt.plot(t, y_real, 'r-', label='Soluci n Real')
123
       plt.title(f"Comparaci n RKF45 vs Real: {problema['nombre']}")
124
      plt.xlabel("t")
      plt.ylabel("y(t)")
       plt.legend()
127
      plt.grid()
128
      plt.show()
```

Listing 5: semaforo.c

sectionMétodo RKF45 Este método utiliza:

- Una aproximación de 4to orden (para la solución)
- Una aproximación de 5to orden (para estimar el error)
- Control adaptativo del tamaño de paso h

La fórmula general es:

$$y_{n+1} = y_n + \frac{25}{216}k_1 + \frac{1408}{2565}k_3 + \frac{2197}{4104}k_4 - \frac{1}{5}k_5$$
$$\hat{y}_{n+1} = y_n + \frac{16}{135}k_1 + \frac{6656}{12825}k_3 + \frac{28561}{56430}k_4 - \frac{9}{50}k_5 + \frac{2}{55}k_6$$

donde  $k_1$  a  $k_6$  son evaluaciones de f en diferentes puntos.

## 7 Implementación en Python

## 7.1 Función Principal RKF45

```
def

def

while
    # Calcula los 6 coeficientes k

# ... (k3 a k6 similares)

# Estimaciones de orden 4 y 5

# The state of the s
```

#### 7.2 Problemas Resueltos

Se implementan 4 EDOs diferentes:

#### 7.2.1 Problema a)

$$y' = y \left( t - \left( \frac{y}{t} \right)^2 \right)$$

```
def f_a(t, y):
    return y * (t - (y/t)**2) if t != 0 else 0
```

#### 7.2.2 Problema b)

$$y' = 1 + (t - y)^2$$

```
def f_b(t, y):
    return 1 + (t - y)**2
```

#### 7.2.3 Problema c)

$$y' = 1 + \frac{y}{t}$$

```
1 def f_c(t, y):
2    return 1 + y/t if t != 0 else 0
```

#### 7.2.4 Problema d)

$$y' = \cos(2t) + \sin(3t)$$

```
def f_d(t, y):
    return np.cos(2*t) + np.sin(3*t)
```

#### 8 Características Clave

- Control adaptativo del paso: Ajusta h basado en el error estimado
- Tolerancia especificada: Parámetro tol controla la precisión
- Límites en el paso:  $h_{min}$  y  $h_{max}$  evitan pasos muy grandes/pequeños
- Solución de referencia: Comparación con soluciones analíticas conocidas

## 9 Salida del Programa

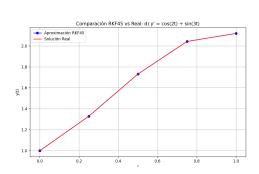
Para cada problema muestra:

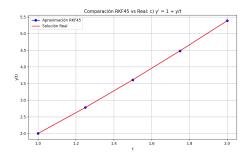
- Tabla comparativa con valores numéricos y solución exacta
- Gráfico superponiendo ambas soluciones
- Cálculo del error absoluto en cada punto

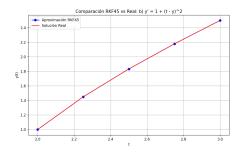
## 10 Ventajas del Método

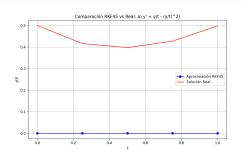
- Eficiencia computacional al adaptar el tamaño de paso
- Mayor precisión que métodos de paso fijo
- Ideal para problemas con comportamientos variables

```
0.000000
            0.416181
                        0.416181
            1.450000
                        0.000001
                        0.000000
                        0.000001
                       0.000000
3.608198
            3.608198
5.386296
                        0.000001
            5.386294
1.000000 1.000000
                       0.000000
           1.730490
                        0.000004
```









## 11 problema 1 (5.4)

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
5 def taylor_orden_2(f, df, t0, y0, h, pasos):
      Aplica el m todo de Taylor de orden 2 para resolver una EDO.
      Par metros:
      - f: Funci n dy/dt = f(t, y)
      - df: Derivada total de f respecto a t (df/dt + df/dy * f)
12
      - t0: Valor inicial de t
      - y0: Valor inicial de y
      - h: Tama o del paso
14
      - pasos: N mero de pasos a realizar
16
      Retorna:
17
      - t_valores: Array de valores de t
18
      - y_valores: Array de valores aproximados de y
19
20
      t_valores = np.zeros(pasos + 1)
21
      y_valores = np.zeros(pasos + 1)
22
23
      t_valores[0] = t0
24
      y_valores[0] = y0
26
      for i in range(pasos):
          t = t_valores[i]
          y = y_valores[i]
          # M todo de Taylor orden 2: y_{n+1} = y_n + h*f(t_n, y_n) + (h
     /2)*df(t_n, y_n)
          y_valores[i + 1] = y + h * f(t, y) + (h ** 2 / 2) * df(t, y)
31
          t_valores[i + 1] = t + h
32
33
34
      return t_valores, y_valores
# Definir las funciones f(t, y) y sus derivadas totales df/dt para cada
     inciso
38 \# a) y' = te^(3t) - 2y
39 def f_a(t, y):
      return t * np.exp(3 * t) - 2 * y
41
43 def df_a(t, y):
     return np.exp(3 * t) * (3 * t + 1) - 2 * f_a(t, y) # df/dt = e^(3t)(3)
     t + 1) - 2dy/dt
47 \# b) y' = 1 + (t - y)^2
48 def f_b(t, y):
```

```
return 1 + (t - y) ** 2
50
52 def df_b(t, y):
      return 2 * (t - y) * (1 - f_b(t, y)) # df/dt = 2(t - y)(1 - dy/dt)
53
54
56 \# c) y' = 1 + y/t
57 def f_c(t, y):
      return 1 + y / t
59
61 def df_c(t, y):
      return -y / t ** 2 + f_c(t, y) / t # df/dt = -y/t + (1 + y/t)/t
63
65 \# d) y' = cos(2t) + sin(3t)
66 def f_d(t, y):
      return np.cos(2 * t) + np.sin(3 * t)
67
68
69
  def df_d(t, y):
      return -2 * np.sin(2 * t) + 3 * np.cos(3 * t) # df/dt no depende de y
71
72
73
74 # Configuraci n para cada problema
75 problemas = [
      {"f": f_a, "df": df_a, "t0": 0, "y0": 0, "h": 0.5, "t_final": 1, "
76
     nombre": "a) y' = te^{3t} - 2y',
      {"f": f_b, "df": df_b, "t0": 2, "y0": 1, "h": 0.5, "t_final": 3, "
77
     nombre": "b) y' = 1 + (t - y)^2,
      {"f": f_c, "df": df_c, "t0": 1, "y0": 2, "h": 0.25, "t_final": 2, "
78
     nombre": "c) y' = 1 + y/t",
      {"f": f_d, "df": df_d, "t0": 0, "y0": 1, "h": 0.25, "t_final": 1, "
79
     nombre": "d) y' = cos(2t) + sin(3t)"
80 ]
81
82 # Resolver y mostrar resultados para cada problema
  for problema in problemas:
      pasos = int((problema["t_final"] - problema["t0"]) / problema["h"])
84
      t, y = taylor_orden_2(problema["f"], problema["df"], problema["t0"],
85
     problema["y0"], problema["h"], pasos)
86
      print(f"\n--- {problema['nombre']} ---")
      print("t\t y_aprox")
88
      for ti, yi in zip(t, y):
          print(f"{ti:.2f}\t {yi:.6f}")
90
91
      # Graficar
92
      plt.figure()
93
      plt.plot(t, y, 'bo-', label="Aproximaci n Taylor Orden 2")
94
      plt.title(f"M todo de Taylor Orden 2: {problema['nombre']}")
      plt.xlabel("t")
96
      plt.ylabel("y(t)")
```

```
98    plt.legend()
99    plt.grid()
100    plt.show()
```

Listing 6: semaforo.c

El código implementa el método de Taylor de orden 2 para resolver ecuaciones diferenciales ordinarias (EDOs) de la forma:

$$\frac{dy}{dt} = f(t, y)$$

con condición inicial  $y(t_0) = y_0$ .

## 12 Método de Taylor de Orden 2

La fórmula del método es:

$$y_{n+1} = y_n + hf(t_n, y_n) + \frac{h^2}{2}f'(t_n, y_n)$$

donde f'(t,y) es la derivada total de f respecto a t:

$$f'(t,y) = \frac{\partial f}{\partial t} + \frac{\partial f}{\partial y} f(t,y)$$

## 13 Implementación en Python

El código consta de:

## 13.1 Función Principal

#### 13.2 Problemas Resueltos

Se implementan 4 problemas diferentes:

#### 13.2.1 Problema a)

$$y' = te^{3t} - 2y$$

```
def f_a(t, y):
    return t * np.exp(3*t) - 2*y

def df_a(t, y):
    return np.exp(3*t)*(3*t + 1) - 2*f_a(t, y)
```

#### 13.2.2 Problema b)

$$y' = 1 + (t - y)^2$$

```
def f_b(t, y):
    return 1 + (t - y)**2

def df_b(t, y):
    return 2*(t - y)*(1 - f_b(t, y))
```

#### 13.2.3 Problema c)

$$y' = 1 + \frac{y}{t}$$

```
def f_c(t, y):
    return 1 + y/t

def df_c(t, y):
    return -y/t**2 + f_c(t, y)/t
```

#### 13.2.4 Problema d)

$$y' = \cos(2t) + \sin(3t)$$

```
def f_d(t, y):
    return np.cos(2*t) + np.sin(3*t)

def df_d(t, y):
    return -2*np.sin(2*t) + 3*np.cos(3*t)
```

## 14 Flujo del Programa

Para cada problema:

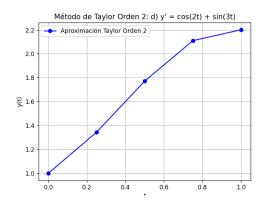
- 1. Calcula el número de pasos necesarios
- 2. Aplica el método de Taylor
- 3. Imprime los resultados en forma de tabla
- 4. Genera una gráfica de la solución aproximada

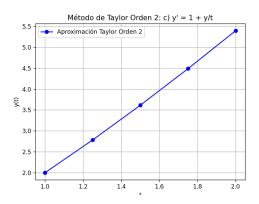
## 15 Salida

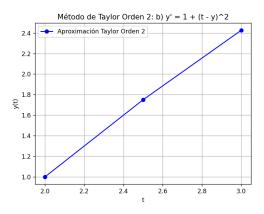
Para cada problema se muestra:

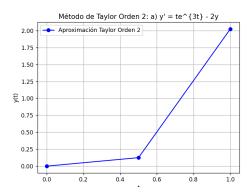
- $\bullet\,$  Una tabla con los valores de t y y aproximados
- Una gráfica que muestra la solución numérica

```
--- a) y' = te^{3t} - 2y ---
     y_aprox
0.00
         0.000000
0.50
         0.125000
1.00
         2.023239
--- b) y' = 1 + (t - y)^2 ---
     y_aprox
2.00
         1.000000
2.50
         1.750000
3.00
         2.425781
     y_aprox
1.00
         2.000000
1.25
1.50
1.75
         4.485417
2.00
         5.394048
--- d) y' = cos(2t) + sin(3t) ---
     y_aprox
0.00
         1.000000
0.25
         1.343750
0.50
0.75
1.00
         2.201644
```









# 16 problema 15 (5.4)

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

a  # Par metros de la reacci n
```

```
5 k = 6.22e - 19
6 n1 = 2e3
_{7} n2 = 2e3
8 n3 = 3e3
x/4)^3
def dxdt(t, x):
     return k * (n1 - x/2)**2 * (n2 - x/2)**2 * (n3 - 3*x/4)**3
# M todo de Euler
def euler_method(f, t0, x0, h, steps):
     t = np.zeros(steps + 1)
     x = np.zeros(steps + 1)
     t[0], x[0] = t0, x0
18
     for i in range(steps):
         x[i+1] = x[i] + h * f(t[i], x[i])
         t[i+1] = t[i] + h
     return t, x
22
# Configuraci n de la simulaci n
25 t0 = 0
                 # Tiempo inicial (s)
26 \times 0 = 0
                 # Cantidad inicial de KOH (mol culas)
t_{final} = 0.2
                 # Tiempo final (s)
                 # Tama o del paso (s) (peque o para mayor precisi n)
28 h = 1e-4
steps = int((t_final - t0) / h)
31 # Soluci n num rica
32 t, x = euler_method(dxdt, t0, x0, h, steps)
_{34} # Resultado en t = 0.2 s
print(f"Cantidad de KOH formado en t = \{t_final\} s: \{x[-1]:.2f\} mol culas
     ")
37 # Gr fica
plt.figure(figsize=(10, 6))
general plot(t, x, 'b-', label='KOH formado')
40 plt.title('Formaci n de KOH en la reacci n qu mica')
41 plt.xlabel('Tiempo $t$ (s)')
42 plt.ylabel('Cantidad de KOH $x(t)$ (mol culas)')
43 plt.legend()
44 plt.grid()
45 plt.show()
```

Listing 7: semaforo.c

El código implementa el método de Euler para resolver una ecuación diferencial que modela la formación de hidróxido de potasio (KOH) en una reacción química.

## 17 Ecuación Química

La reacción modelada es:

$$2K + 2H_2O \rightarrow 2KOH + H_2$$

La velocidad de formación de KOH sigue la ecuación diferencial:

$$\frac{dx}{dt} = k(n_1 - \frac{x}{2})^2(n_2 - \frac{x}{2})^2(n_3 - \frac{3x}{4})^3$$

donde:

- $\bullet \ x(t)$ : Cantidad de KOH formado en tiempo t
- k: Constante de velocidad  $(6.22 \times 10^{-19})$
- $n_1, n_2$ : Concentración inicial de K y  $H_2O$  (2 ×  $10^3$  moléculas)
- $n_3$ : Concentración inicial de otro reactivo (3 × 10<sup>3</sup> moléculas)

## 18 Implementación en Python

#### 18.1 Función de la Ecuación Diferencial

```
def return
```

#### 18.2 Método de Euler

## 19 Configuración de la Simulación

- Tiempo inicial  $(t_0)$ : 0 s
- Cantidad inicial de KOH  $(x_0)$ : 0 moléculas
- Tiempo final  $(t_{final})$ : 0.2 s
- Tamaño de paso (h):  $10^{-4}$  s (pequeño para mayor precisión)
- Número de pasos: 2000

#### 20 Resultados

El código calcula y muestra:

- La cantidad de KOH formado en  $t=0.2~\mathrm{s}$
- Una gráfica de la evolución temporal de la formación de KOH

```
print "Cantidad de KOH formado en t = \{t_{\text{final}}\} s: \{x[-1]:.2f\} moleculas"
```

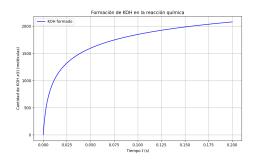
## 21 Visualización

La gráfica generada muestra:

- Eje X: Tiempo en segundos
- Eje Y: Cantidad de KOH formado (moléculas)
- Línea azul continua representando la formación de KOH

#### 22 Consideraciones

- El método de Euler es sencillo pero puede requerir pasos muy pequeños para mayor precisión
- Las condiciones iniciales reflejan un sistema estequiométricamente balanceado
- ullet La constante k determina la velocidad de reacción



Cantidad de KOH formado en t = 0.2 s: 2079.82 moléculas

## 23 problema 1 (5.5)

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
5 def rkf45(f, t0, y0, t_final, hmax, hmin, tol):
      t_valores = [t0]
      y_valores = [y0]
      h = hmax
      t = t0
      y = y0
12
      while t < t_final:
          if t + h > t_final:
              h = t_final - t
14
          k1 = h * f(t, y)
16
          k2 = h * f(t + h / 4, y + k1 / 4)
          k3 = h * f(t + 3 * h / 8, y + 3 * k1 / 32 + 9 * k2 / 32)
18
          k4 = h * f(t + 12 * h / 13, y + 1932 * k1 / 2197 - 7200 * k2 /
19
     2197 + 7296 * k3 / 2197)
          k5 = h * f(t + h, y + 439 * k1 / 216 - 8 * k2 + 3680 * k3 / 513 -
     845 * k4 / 4104)
          k6 = h * f(t + h / 2, y - 8 * k1 / 27 + 2 * k2 - 3544 * k3 / 2565
     + 1859 * k4 / 4104 - 11 * k5 / 40)
          y4 = y + 25 * k1 / 216 + 1408 * k3 / 2565 + 2197 * k4 / 4104 - k5
23
     / 5
          y5 = y + 16 * k1 / 135 + 6656 * k3 / 12825 + 28561 * k4 / 56430 -
24
     9 * k5 / 50 + 2 * k6 / 55
25
          error = np.abs(y5 - y4)
26
          if error <= tol:</pre>
28
              t += h
29
30
              y = y4
               t_valores.append(t)
              y_valores.append(y)
32
          if error != 0:
34
              h = min(hmax, max(hmin, 0.84 * h * (tol / error) ** 0.25))
          else:
36
              h = hmax
37
38
      return np.array(t_valores), np.array(y_valores)
40
42 # Definiciones para el Problema 1
  def f_1a(t, y):
43
      return y * (t - (y / t) ** 2) if t != 0 else 0
44
45
46
```

```
47 def y_real_1a(t):
      return 0.5 * np.exp(t) - (1 / 3) * np.exp(t) + (1 / 3) * np.exp(-2 * t)
49
50
  def f_1b(t, y):
51
52
      return 1 + (t - y) ** 2
53
54
  def y_real_1b(t):
      return t + 1 / (1 - t)
56
57
58
  def f_1c(t, y):
      return 1 + y / t if t != 0 else 0
60
  def y_real_1c(t):
      return t * np.log(t) + 2 * t
64
65
66
  def f_1d(t, y):
      return np.cos(2 * t) + np.sin(3 * t)
68
69
70
  def y_real_1d(t):
71
      return 0.5 * np.sin(2 * t) - (1 / 3) * np.cos(3 * t) + 4 / 3
73
  problemas_1 = [
      {"f": f_1a, "t0": 0, "y0": 0, "t_final": 1, "hmax": 0.25, "hmin":
     0.05, "tol": 1e-4, "y_real": y_real_1a,
       "nombre": "1a) y' = y(t - (y/t)^2)"},
      {"f": f_1b, "t0": 2, "y0": 1, "t_final": 3, "hmax": 0.25, "hmin":
78
     0.05, "tol": 1e-4, "y_real": y_real_1b,
       "nombre": "1b) y' = 1 + (t - y)^2,
79
      {"f": f_1c, "t0": 1, "y0": 2, "t_final": 2, "hmax": 0.25, "hmin":
     0.05, "tol": 1e-4, "y_real": y_real_1c,
       "nombre": "1c) y' = 1 + y/t",
81
      {"f": f_1d, "t0": 0, "y0": 1, "t_final": 1, "hmax": 0.25, "hmin":
     0.05, "tol": 1e-4, "y_real": y_real_1d,
       "nombre": "1d) y' = cos(2t) + sin(3t)"
83
84
  for problema in problemas_1:
86
      t, y = rkf45(problema["f"], problema["t0"], problema["y0"], problema["
     t_final"], problema["hmax"], problema["hmin"],
                    problema["tol"])
      y_real = problema["y_real"](t)
89
90
      print(f"\n--- {problema['nombre']} ---")
91
      print("t\t y_aprox\t y_real\t\t Error")
      for ti, yi, yri in zip(t, y, y_real):
93
          print(f"{ti:.2f}\t {yi:.6f}\t {yri:.6f}\t {np.abs(yi - yri):.6f}")
```

```
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(t, y, 'bo-', label='RKF45')
plt.plot(t, y_real, 'r-', label='Soluci n Real')
plt.title(problema["nombre"])
plt.xlabel("t")
plt.ylabel("y(t)")
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()
```

Listing 8: c

```
0.00
        0.000000 0.416181 0.416181
0.25
0.50
     0.000000 0.397413 0.397413
0.75 0.000000 0.427210 0.427210
1.00 0.000000 0.498159 0.498159
t y_aprox y_real Error
3.00 2.500001 2.500000
                               0.000001

    1.00
    2.000000
    2.000000
    0.000000

    1.25
    2.778930
    2.778929
    0.000000

2.00
                                0.000001
   y_aprox y_real Error
                                0.000002
0.50
                                0.000004
                                0.000005
```

## 24 problema 2 (5.5)

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def rkf45(f, t0, y0, t_final, hmax, hmin, tol):
    t_valores = [t0]
    y_valores = [y0]
    h = hmax
```

```
t = t0
      y = y0
10
11
      while t < t_final:</pre>
12
          if t + h > t_final:
13
               h = t_final - t
14
          k1 = h * f(t, y)
16
          k2 = h * f(t + h / 4, y + k1 / 4)
17
          k3 = h * f(t + 3 * h / 8, y + 3 * k1 / 32 + 9 * k2 / 32)
          k4 = h * f(t + 12 * h / 13, y + 1932 * k1 / 2197 - 7200 * k2 /
19
     2197 + 7296 * k3 / 2197)
          k5 = h * f(t + h, y + 439 * k1 / 216 - 8 * k2 + 3680 * k3 / 513 -
20
     845 * k4 / 4104)
          k6 = h * f(t + h / 2, y - 8 * k1 / 27 + 2 * k2 - 3544 * k3 / 2565
21
     + 1859 * k4 / 4104 - 11 * k5 / 40)
22
          y4 = y + 25 * k1 / 216 + 1408 * k3 / 2565 + 2197 * k4 / 4104 - k5
     / 5
          y5 = y + 16 * k1 / 135 + 6656 * k3 / 12825 + 28561 * k4 / 56430 -
     9 * k5 / 50 + 2 * k6 / 55
          error = np.abs(y5 - y4)
26
27
          if error <= tol:</pre>
               t += h
29
               y = y4
30
               t_valores.append(t)
31
               y_valores.append(y)
33
          if error != 0:
34
              h = min(hmax, max(hmin, 0.84 * h * (tol / error) ** 0.25))
35
          else:
               h = hmax
37
      return np.array(t_valores), np.array(y_valores)
39
41
42 # Definiciones para el Problema 2 (sin soluciones reales)
43 def f_2a(t, y):
      return (y / t) ** 2 + y / t if t != 0 else 0
44
45
46
47 def f_2b(t, y):
      return 1 / np.cos(t) + np.exp(t)
48
49
50
51 def f_2c(t, y):
      return 1 / (t ** 2 + y ** 2) if (t ** 2 + y ** 2) != 0 else 0
52
55 def f_2d(t, y):
      return t ** 2
```

```
problemas_2 = [
      {"f": f_2a, "t0": 1, "y0": 1, "t_final": 1.2, "hmax": 0.005, "hmin":
     0.02, "tol": 1e-4,
       "nombre": "2a) y' = (y/t)^2 + y/t,
61
      {"f": f_2b, "t0": 0, "y0": 0, "t_final": 1, "hmax": 0.25, "hmin":
     0.02, "tol": 1e-4,
       "nombre": "2b) y' = sec(t) + e^t,
63
      {"f": f_2c, "t0": 1, "y0": -2, "t_final": 3.2, "hmax": 0.5, "hmin":
64
     0.02, "tol": 1e-4,
       "nombre": "2c) y' = 1/(t^2 + y^2)"},
65
      {"f": f_2d, "t0": 0, "y0": 0, "t_final": 2, "hmax": 0.5, "hmin": 0.02,
      "tol": 1e-4, "nombre": "2d) y' = t^2"}
67
68
69 for problema in problemas_2:
      t, y = rkf45(problema["f"], problema["t0"], problema["y0"], problema["
70
     t_final"], problema["hmax"], problema["hmin"],
                   problema["tol"])
71
72
      print(f"\n--- {problema['nombre']} ---")
73
      print("t\t y_aprox")
      for ti, yi in zip(t, y):
75
          print(f"{ti:.2f}\t {yi:.6f}")
76
77
      plt.figure(figsize=(10, 6))
78
      plt.plot(t, y, 'bo-', label='RKF45')
79
      plt.title(problema["nombre"])
80
      plt.xlabel("t")
      plt.ylabel("y(t)")
82
      plt.legend()
83
      plt.grid()
84
      plt.show()
```

Listing 9: c

t	y_aprox	
1.00	1.000000	
1.00	1.010038	
1.01	1.020151	
1.01	1.030340	
1.02	1.040607	
1.02	1.050951	
1.03	1.061373	
1.03	1.071874	
1.04	1.082455	
1.04	1.093116	
1.05	1.103857	
1.05	1.114681	
1.06	1.125587	
1.06	1.136576	
1.07	1.147648	
1.07	1.158806	
1.08	1.170048	
1.08	1.181377	
1.09	1.192792	
1.09	1.204295	
1.10	1.215886	
1.10	1.227567	
1.11	1.239337	
1.11	1.251198	
1.12	1.263151	
1.12	1.275197	
1.13	1.287335	
1.13	1.299568	

```
--- 2c) y' = 1/(t^2 + y^2) --
t y_aprox
1.00
         -2.000000
1.50
         -1.907121
2.00
         -1.830719
2.50
         -1.770331
3.00
         -1.723066
3.20
         -1.707124
--- 2d) y' = t^2 ---
t y_aprox
0.00
         0.000000
0.50
         0.041667
1.00
         0.333333
1.50
         1.125000
2.00
         2.666667
```

# 25 problema 3 (5.5)

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
5 def rkf45(f, t0, y0, t_final, hmax, hmin, tol):
      t_valores = [t0]
      y_valores = [y0]
      h = hmax
      t = t0
      y = y0
12
      while t < t_final:
          if t + h > t_final:
              h = t_final - t
14
          k1 = h * f(t, y)
16
          k2 = h * f(t + h / 4, y + k1 / 4)
          k3 = h * f(t + 3 * h / 8, y + 3 * k1 / 32 + 9 * k2 / 32)
18
          k4 = h * f(t + 12 * h / 13, y + 1932 * k1 / 2197 - 7200 * k2 /
19
     2197 + 7296 * k3 / 2197)
          k5 = h * f(t + h, y + 439 * k1 / 216 - 8 * k2 + 3680 * k3 / 513 -
     845 * k4 / 4104)
          k6 = h * f(t + h / 2, y - 8 * k1 / 27 + 2 * k2 - 3544 * k3 / 2565
     + 1859 * k4 / 4104 - 11 * k5 / 40)
          y4 = y + 25 * k1 / 216 + 1408 * k3 / 2565 + 2197 * k4 / 4104 - k5
23
     / 5
          y5 = y + 16 * k1 / 135 + 6656 * k3 / 12825 + 28561 * k4 / 56430 -
24
     9 * k5 / 50 + 2 * k6 / 55
25
          error = np.abs(y5 - y4)
26
          if error <= tol:</pre>
28
              t += h
29
30
              y = y4
               t_valores.append(t)
              y_valores.append(y)
32
          if error != 0:
34
              h = min(hmax, max(hmin, 0.84 * h * (tol / error) ** 0.25))
          else:
36
              h = hmax
37
38
      return np.array(t_valores), np.array(y_valores)
40
42 # Definiciones para el Problema 3
  def f_3a(t, y):
43
      return y / t - (y / t) ** 2 if t != 0 else 0
44
45
46
```

```
47 def y_real_3a(t):
      return t / (1 + np.log(t))
48
50
  def f_3b(t, y):
51
      return 1 + y / t + (y / t) ** 2 if t != 0 else 0
53
54
  def y_real_3b(t):
55
      return t * np.tan(np.log(t))
56
57
  def f_3c(t, y):
59
      return -(y + 1) * (y + 3)
61
  def y_real_3c(t):
63
      return -3 + 2 / (1 + np.exp(-2 * t))
65
66
67 def f_3d(t, y):
      return np.sqrt(t + 2 * t ** 3) * y ** 3
68
69
  def y_real_3d(t):
71
      return (3 + 2 * t ** 2 + 6 * np.exp(t ** 2)) ** (-1 / 2)
72
73
74
  problemas_3 = [
      {"f": f_3a, "t0": 1, "y0": 1, "t_final": 4, "hmax": 0.5, "hmin": 0.05,
76
      "tol": 1e-6, "y_real": y_real_3a,
       "nombre": "3a) y' = y/t - (y/t)^2,
77
      {"f": f_3b, "t0": 1, "y0": 0, "t_final": 3, "hmax": 0.5, "hmin": 0.05,
      "tol": 1e-6, "y_real": y_real_3b,
       "nombre": "3b) y' = 1 + y/t + (y/t)^2,
      {"f": f_3c, "t0": 0, "y0": -2, "t_final": 3, "hmax": 0.5, "hmin":
80
     0.05, "tol": 1e-6, "y_real": y_real_3c,
       "nombre": "3c) y' = -(y + 1)(y + 3)"},
81
      {"f": f_3d, "t0": 0, "y0": 1 / 3, "t_final": 2, "hmax": 0.5, "hmin":
     0.05, "tol": 1e-6, "y_real": y_real_3d,
       "nombre": "3d) y' = (t + 2t^3)^(1/3) y^3"
83
  ٦
84
85
  for problema in problemas_3:
      t, y = rkf45(problema["f"], problema["t0"], problema["y0"], problema["
87
     t_final"], problema["hmax"], problema["hmin"],
                    problema["tol"])
88
      y_real = problema["y_real"](t)
89
90
      print(f"\n--- {problema['nombre']} ---")
91
      print("t\t y_aprox\t y_real\t\t Error")
92
      for ti, yi, yri in zip(t, y, y_real):
          print(f"{ti:.2f}\t {yi:.6f}\t {yri:.6f}\t {np.abs(yi - yri):.6f}")
94
95
```

```
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(t, y, 'bo-', label='RKF45')
plt.plot(t, y_real, 'r-', label='Soluci n Real')
plt.title(problema["nombre"])
plt.xlabel("t")
plt.ylabel("y(t)")
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()
```

Listing 10: c

### 26 Método RKF45

El método RKF45 utiliza:

- Una aproximación de 4to orden para la solución
- Una aproximación de 5to orden para estimar el error
- Control automático del tamaño de paso h basado en una tolerancia especificada

#### 26.1 Fórmulas del Método

Las ecuaciones principales son:

$$k_{1} = hf(t_{n}, y_{n})$$

$$k_{2} = hf(t_{n} + \frac{h}{4}, y_{n} + \frac{k_{1}}{4})$$

$$\vdots$$

$$k_{6} = hf(t_{n} + \frac{h}{2}, y_{n} - \frac{8}{27}k_{1} + 2k_{2} - \frac{3544}{2565}k_{3} + \frac{1859}{4104}k_{4} - \frac{11}{40}k_{5})$$

$$y_{n+1}^{(4)} = y_{n} + \frac{25}{216}k_{1} + \frac{1408}{2565}k_{3} + \frac{2197}{4104}k_{4} - \frac{1}{5}k_{5}$$

$$y_{n+1}^{(5)} = y_{n} + \frac{16}{135}k_{1} + \frac{6656}{12825}k_{3} + \frac{28561}{56430}k_{4} - \frac{9}{50}k_{5} + \frac{2}{55}k_{6}$$

$$\text{Error} = |y_{n+1}^{(5)} - y_{n+1}^{(4)}|$$

# 27 Implementación en Python

# 27.1 Función Principal RKF45

```
def
multiple def
linicialization
multiple def
multiple de
```

```
5
6
            # Calculo de los 6 coeficientes k
8
9
10
            # ... (k3 a k6)
11
12
13
14
15
17
19
20
21
22
23
24
            # Ajuste adaptativo del paso
25
```

### 28 Problemas Resueltos

El código resuelve 4 EDOs diferentes:

#### 28.1 Problema 1a

 $y' = y \left( t - \left( \frac{y}{t} \right)^2 \right)$ 

Solución exacta:

$$y(t) = \frac{1}{2}e^t - \frac{1}{3}e^t + \frac{1}{3}e^{-2t}$$

#### 28.2 Problema 1b

$$y' = 1 + (t - y)^2$$

Solución exacta:

$$y(t) = t + \frac{1}{1 - t}$$

#### 28.3 Problema 1c

$$y' = 1 + \frac{y}{t}$$

Solución exacta:

$$y(t) = t \ln t + 2t$$

# 28.4 Problema 1d

$$y' = \cos(2t) + \sin(3t)$$

Solución exacta:

$$y(t) = \frac{1}{2}\sin(2t) - \frac{1}{3}\cos(3t) + \frac{4}{3}$$

# 29 Resultados y Visualización

Para cada problema, el código:

- Imprime una tabla comparativa con los valores numéricos y exactos
- Calcula el error absoluto en cada punto
- Genera una gráfica comparando ambas soluciones

t va	aprox y_i	real Er	ror
	1.000000		
1.16	1.009885	1.009884	0.000000
1.34	1.035780	1.035779	0.000000
1.58	1.083424	1.083423	0.000000
1.89	1.154212	1.154212	0.000000
2.30	1.255549	1.255549	0.000000
2.80	1.380288	1.380288	0.000000
3.30	1.504869	1.504868	0.000000
3.80	1.628113	1.628112	0.000000
4.00	1.676240	1.676239	0.000000
3b)	y' = 1 + y/t	t + (y/t)^2	
t y_a	aprox y_i	real Er	ror
1.00	0.000000	0.000000	0.000000
1.17	0.188141	0.188141	0.000000
1.35	0.422727	0.422726	0.000001
1.56	0.743184	0.743182	0.000002
	1.074525		
	1.445413		
	1.855715		
	2.309193		
	2.808281		
	3.355541		
	3.953523		
	4.604871		
2.91		5.312313	
3.00	5.874125	5.874100	0.000025

```
-- 3c) y' = -(y + 1)(y + 3) ---
    y_aprox y_real Error
0.00
0.19
       -1.808146 -1.808145 0.000000
0.48
       -1.553413 -1.553412 0.000001
0.62
       -1.445530 -1.445529 0.000001
       -1.341040
                 -1.341040 0.000000
0.97
                            0.000001
1.13
       -1.188229 -1.188231 0.000001
       -1.139606 -1.139608 0.000001
1.46
       -1.102666 -1.102668 0.000002
       -1.074520 -1.074522
1.63
                             0.000002
1.80
        -1.053259
                  -1.053261
                             0.000002
1.98
       -1.037365 -1.037366 0.000002
2.17
       -1.025653 -1.025655 0.000002
2.37
       -1.017174 -1.017176
                             0.000002
2.59
       -1.011166
                 -1.011167
                             0.000002
2.82
        -1.007015
                  -1.007016
                             0.000001
        -1.004944
                 -1.004945 0.000001
3.00
```

```
--- 3d) y' = (t + 2t^3)^(1/3) y^3 ---
0.00
       0.333333 0.333333 0.000000
0.11
       0.334223 0.331541 0.002681
0.20
0.53
                          0.049766
       0.373203 0.215115 0.158087
1.01
1.35
       0.418255 0.150559 0.267695
       0.453042 0.122973
1.51
                          0.330069
1.63
                            0.387253
                           0.448309
1.82
       0.592846 0.076180 0.516666
       0.657382 0.067314
1.89
                          0.590068
       0.729310 0.060879
1.94
                            0.668430
1.99
       0.825946 0.055340
                           0.770605
2.00
       0.849153 0.054346
                            0.794808
```

# 30 problema 1 (5.6)

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def runge_kutta_4_system(f1, f2, t0, y0, z0, h, steps):
    """Genera valores iniciales para AB4 usando RK4 en sistemas."""
    t = np.zeros(steps + 1)
    y = np.zeros(steps + 1)
```

```
z = np.zeros(steps + 1)
      t[0], y[0], z[0] = t0, y0, z0
      for i in range(steps):
12
          k1_y = h * f1(t[i], y[i], z[i])
13
          k1_z = h * f2(t[i], y[i], z[i])
14
          k2_y = h * f1(t[i] + h / 2, y[i] + k1_y / 2, z[i] + k1_z / 2)
          k2_z = h * f2(t[i] + h / 2, y[i] + k1_y / 2, z[i] + k1_z / 2)
17
          k3_y = h * f1(t[i] + h / 2, y[i] + k2_y / 2, z[i] + k2_z / 2)
19
          k3_z = h * f2(t[i] + h / 2, y[i] + k2_y / 2, z[i] + k2_z / 2)
20
21
          k4_y = h * f1(t[i] + h, y[i] + k3_y, z[i] + k3_z)
          k4_z = h * f2(t[i] + h, y[i] + k3_y, z[i] + k3_z)
23
24
          y[i + 1] = y[i] + (k1_y + 2 * k2_y + 2 * k3_y + k4_y) / 6
25
          z[i + 1] = z[i] + (k1_z + 2 * k2_z + 2 * k3_z + k4_z) / 6
          t[i + 1] = t[i] + h
2.7
28
      return t, y, z
29
31
  def adams_bashforth_4_system(f1, f2, t, y, z, h):
32
      """AB4 para sistemas de EDOs."""
33
      for i in range(3, len(t) - 1):
34
          # Predictor para y (posici n)
35
          f_y = [f1(t[i - j], y[i - j], z[i - j]) \text{ for } j \text{ in } range(4)]
36
          y[i + 1] = y[i] + h / 24 * (55 * f_y[0] - 59 * f_y[1] + 37 * f_y
      [2] - 9 * f_y[3]
38
          # Predictor para z (velocidad)
          f_z = [f_2(t[i - j], y[i - j], z[i - j])  for j in range(4)]
          z[i + 1] = z[i] + h / 24 * (55 * f_z[0] - 59 * f_z[1] + 37 * f_z
41
      [2] - 9 * f_z[3]
42
          t[i + 1] = t[i] + h
      return t, y, z
44
47 # Definici n de los sistemas para cada problema
48 # Problema a: y'' = |t|^2 - 2y Sistema: y' = z, z' = t^2 - 2y
49 def f1_a(t, y, z):
      return z
50
51
53 def f2_a(t, y, z):
      return t ** 2 - 2 * y
57 def y_real_a(t):
      return (1 / 3) * t ** 3 + (1 / 3) * np.exp(t)
60
```

```
_{61} # Problema b: y'' = 1 + (t - y)^2 Sistema: y' = z, z' = 1 + (t - y)^2
62 def f1_b(t, y, z):
       return z
64
66 def f2_b(t, y, z):
67
       return 1 + (t - y) ** 2
68
69
70 def y_real_b(t):
      return t + 1 / (t - 1)
71
74 # Problema c: y'' = 1 + y/t Sistema: y' = z, z' = 1 + y/t
75 def f1_c(t, y, z):
      return z
77
79 def f2_c(t, y, z):
      return 1 + y / t if t != 0 else 0
81
83 def y_real_c(t):
      return t * np.log(t) + 2 * t
84
85
# Problema d: y'' = \cos(2t) + \sin(3t) Sistema: y' = z, z' = \cos(2t) + \sin(3t)
      sin(3t)
  def f1_d(t, y, z):
       return z
89
90
91
92 def f2_d(t, y, z):
      return np.cos(2 * t) + np.sin(3 * t)
93
95
  def y_real_d(t):
      return 0.5 * np.sin(2 * t) - (1 / 3) * np.cos(3 * t) + 4 / 3
97
  # Configuraci n de los problemas
  problemas = [
      {"f1": f1_a, "f2": f2_a, "t0": 0, "y0": 0, "z0": 1 / 3, "t_final": 1,
      "h": 0.2, "y_real": y_real_a,
        "nombre": "a) y'' = t^2 - 2y'',
103
       {"f1": f1_b, "f2": f2_b, "t0": 2, "y0": 1, "z0": 1, "t_final": 3, "h":
104
       0.2, "y_real": y_real_b,
       "nombre": "b) y'' = 1 + (t - y)^2,
105
       {"f1": f1_c, "f2": f2_c, "t0": 1, "y0": 2, "z0": 1, "t_final": 2, "h":
106
       0.2, "y_real": y_real_c,
        "nombre": "c) y'' = 1 + y/t",
107
       {"f1": f1_d, "f2": f2_d, "t0": 0, "y0": 1, "z0": 0, "t_final": 1, "h":
       0.2, "y_real": y_real_d,
     "nombre": "d) y'' = cos(2t) + sin(3t)"
```

```
110
# Resolver cada problema
113 for problema in problemas:
       # Generar valores iniciales con RK4
114
       steps_rk4 = 3 # AB4 necesita 4 puntos iniciales
       t_rk4, y_rk4, z_rk4 = runge_kutta_4_system(
           problema["f1"], problema["f2"],
117
           problema["t0"], problema["y0"], problema["z0"],
118
           problema["h"], steps_rk4
119
120
121
       # Extender arrays para AB4
       total_steps = int((problema["t_final"] - problema["t0"]) / problema["h
      t = np.zeros(total_steps + 1)
124
       y = np.zeros(total_steps + 1)
       z = np.zeros(total_steps + 1)
      t[:4] = t_rk4
127
      y[:4] = y_rk4
128
      z[:4] = z_rk4
129
130
       # Aplicar AB4
      t, y, z = adams_bashforth_4_system(problema["f1"], problema["f2"], t,
      y, z, problema["h"])
134
       # Calcular soluci n real y error
       y_real = problema["y_real"](t)
       # Resultados
137
       print(f"\n--- {problema['nombre']} ---")
138
      print("t\t y_aprox\t y_real\t\t Error")
       for ti, yi, yri in zip(t, y, y_real):
           print(f"{ti:.2f}\t {yi:.6f}\t {np.abs(yi - yri):.6f}")
141
142
       # Gr fica
143
       plt.figure(figsize=(10, 6))
144
       plt.plot(t, y, 'bo-', label='AB4 Aproximaci n')
145
       plt.plot(t, y_real, 'r-', label='Soluci n Real')
146
       plt.title(f"Comparaci n AB4 vs Real: {problema['nombre']}")
147
       plt.xlabel("t")
148
       plt.ylabel("y(t)")
149
       plt.legend()
       plt.grid()
      plt.show()
```

Listing 11: c

# Implementación en Python

A continuación se muestra el código implementado:

```
import numpy as np
```

#### Runge-Kutta de cuarto orden (RK4)

Este método se utiliza para obtener los primeros cuatro valores necesarios para iniciar el método de Adams-Bashforth 4.

```
1 def runge_kutta_4_system(f1, f2, t0, y0, z0, h, steps):
      t = np.zeros(steps + 1)
      y = np.zeros(steps + 1)
      z = np.zeros(steps + 1)
      t[0], y[0], z[0] = t0, y0, z0
      for i in range(steps):
          k1_y = h * f1(t[i], y[i], z[i])
          k1_z = h * f2(t[i], y[i], z[i])
9
          k2_y = h * f1(t[i] + h/2, y[i] + k1_y/2, z[i] + k1_z/2)
          k2_z = h * f2(t[i] + h/2, y[i] + k1_y/2, z[i] + k1_z/2)
13
          k3_y = h * f1(t[i] + h/2, y[i] + k2_y/2, z[i] + k2_z/2)
          k3_z = h * f2(t[i] + h/2, y[i] + k2_y/2, z[i] + k2_z/2)
          k4_y = h * f1(t[i] + h, y[i] + k3_y, z[i] + k3_z)
17
          k4_z = h * f2(t[i] + h, y[i] + k3_y, z[i] + k3_z)
18
19
          y[i+1] = y[i] + (k1_y + 2*k2_y + 2*k3_y + k4_y) / 6
          z[i+1] = z[i] + (k1_z + 2*k2_z + 2*k3_z + k4_z) / 6
21
          t[i+1] = t[i] + h
22
23
      return t, y, z
```

# Adams-Bashforth de cuarto orden (AB4)

Una vez que se tienen los primeros 4 valores, se aplica el método AB4 para obtener el resto de la solución.

```
def adams_bashforth_4_system(f1, f2, t, y, z, h):
    for i in range(3, len(t) - 1):
        f_y = [f1(t[i-j], y[i-j], z[i-j]) for j in range(4)]
        y[i+1] = y[i] + h / 24 * (55*f_y[0] - 59*f_y[1] + 37*f_y[2] - 9*
        f_y[3])

f_z = [f2(t[i-j], y[i-j], z[i-j]) for j in range(4)]
        z[i+1] = z[i] + h / 24 * (55*f_z[0] - 59*f_z[1] + 37*f_z[2] - 9*
        f_z[3])

t[i+1] = t[i] + h

return t, y, z
```

### Definición de problemas

Cada problema se plantea como una ecuación diferencial de segundo orden, que se transforma en un sistema de primer orden.

```
1 # Ejemplo problema a: y'' = t^2 - 2y
2 def f1_a(t, y, z): return z
3 def f2_a(t, y, z): return t**2 - 2*y
4 def y_real_a(t): return (1/3)*t**3 + (1/3)*np.exp(t)
```

Nota: Se definen funciones similares para los problemas b, c y d.

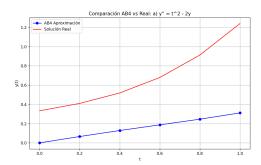
# Ejecución y gráficos

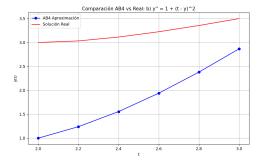
Para cada problema se aplican los métodos mencionados y se grafica la solución numérica junto con la solución exacta.

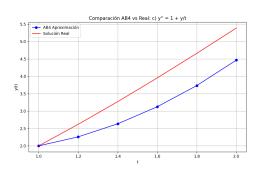
```
for problema in problemas:
    t_rk4, y_rk4, z_rk4 = runge_kutta_4_system(...)
    t[:4], y[:4], z[:4] = t_rk4, y_rk4, z_rk4
    t, y, z = adams_bashforth_4_system(...)
    y_real = problema["y_real"](t)

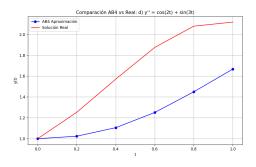
# Imprimir resultados y graficar
for ti, yi, yri in zip(t, y, y_real):
        print(ti, yi, yri, abs(yi - yri))

plt.plot(t, y, 'bo-', label='AB4')
plt.plot(t, y_real, 'r-', label='Exacta')
plt.legend()
plt.show()
```









		3	
	_aprox y_r		
	0.000000		
	0.065911		
0.40	0.128441	0.518608	0.390167
0.60	0.187390	0.679373	0.491983
0.80	0.246053	0.912514	0.666460
1.00	0.311178	1.239427	0.928249
b)	y'' = 1 + (t	- y)^2	
t y	_aprox y_r	eal Er	ror
2.00	1.000000	3.000000	2.000000
2.20	1.239736	3.033333	1.793597
2.40	1.555904	3.114286	1.558382
2.60	1.940339	3.225000	1.284661
2.80	2.381193	3.355556	0.974363
3.00	2.868525	3.500000	0.631475
c)	y'' = 1 + y/t		
t y	_aprox y_r	eal Er	ror
1.00	2.000000	2.000000	0.000000
1.20	2.258970	2.618786	0.359816
1.40	2.633614	3.271061	0.637447
1.60	3.123741	3.952006	0.828265
1.80	3.732580	4.658016	0.925436
2.00	4.463572	5.386294	0.922722

```
-- d) y'' = cos(2t) + sin(3t) ---
    y_aprox y_real Error
0.00
        1.000000
                               0.000000
0.20
        1.023674
                   1.252931
                              0.229256
0.40
        1.105615
                 1.571225
                              0.465610
0.60
        1.251225
                   1.875087
                              0.623862
0.80
        1.449446
                   2.078918
                               0.629472
1.00
        1.666684
                   2.117980
                              0.451295
```

# 31 problema 1 (5.9)

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
5 def runge_kutta_4_system(functions, t0, initial_conditions, h, steps):
      M todo de Runge-Kutta de 4to orden para sistemas de EDOs.
      Par metros:
9
10
      - functions: Lista de funciones [f1, f2, ..., fn] que definen las EDOs
      - t0: Tiempo inicial.
11
      - initial_conditions: Lista de valores iniciales [u1_0, u2_0, ...,
12
     un_0].
      - h: Tama o del paso.
      - steps: N mero de pasos.
      Retorna:
      - t: Array de tiempos.
17
18
      - solutions: Matriz de soluciones (cada fila corresponde a una
     variable).
19
      n = len(functions)
20
      t = np.zeros(steps + 1)
21
      solutions = np.zeros((n, steps + 1))
22
23
      t[0] = t0
      solutions[:, 0] = initial_conditions
24
25
      for i in range(steps):
          k1 = np.zeros(n)
27
          k2 = np.zeros(n)
          k3 = np.zeros(n)
29
          k4 = np.zeros(n)
31
          # C lculo de k1
32
          args = [t[i]] + list(solutions[:, i])
```

```
for j in range(n):
             k1[j] = h * functions[j](*args)
35
         # C lculo de k2
37
         args_k2 = [t[i] + h / 2] + list(solutions[:, i] + k1 / 2)
38
30
         for j in range(n):
             k2[j] = h * functions[j](*args_k2)
40
41
         # C lculo de k3
42
         args_k3 = [t[i] + h / 2] + list(solutions[:, i] + k2 / 2)
         for j in range(n):
44
             k3[j] = h * functions[j](*args_k3)
45
46
         # C lculo de k4
         args_k4 = [t[i] + h] + list(solutions[:, i] + k3)
48
         for j in range(n):
             k4[j] = h * functions[j](*args_k4)
50
         # Actualizaci n
52
         solutions[:, i + 1] = solutions[:, i] + (k1 + 2 * k2 + 2 * k3 + k4
     ) / 6
         t[i + 1] = t[i] + h
     return t, solutions
56
57
60 # Problema (a)
 def f1_a(t, u1, u2):
     return 3 * u1 + 2 * u2 - (2 * t ** 2 + 1) * np.exp(2 * t)
63
64
66 def f2_a(t, u1, u2):
     return 4 * u1 + u2 + (t ** 2 + 2 * t - 4) * np.exp(2 * t)
68
70 def u1_real_a(t):
     return (1 / 2) * np.exp(t ** 2) - (1 / 2) * np.exp(-t) + np.exp(2 * t)
71
72
74 def u2_real_a(t):
     return (1 / 2) * np.exp(t ** 2) + (3 / 2) * np.exp(-t) + t ** 2 * np.
75
     exp(2 * t)
76
78 # Configuraci n
79 t0_a = 0
u0_a = [1, 1] # u1(0) = 1, u2(0) = 1
s_1 t_final_a = 1
82 h_a = 0.2
steps_a = int((t_final_a - t0_a) / h_a)
85 # Soluci n
```

```
86 t_a, sol_a = runge_kutta_4_system([f1_a, f2_a], t0_a, u0_a, h_a, steps_a)
87 u1_real_a_vals = u1_real_a(t_a)
88 u2_real_a_vals = u2_real_a(t_a)
90 # Gr ficas
91 plt.figure(figsize=(12, 5))
92 plt.subplot(1, 2, 1)
93 plt.plot(t_a, sol_a[0], 'bo-', label='RK4 $u_1(t)$')
94 plt.plot(t_a, u1_real_a_vals, 'r-', label='Real $u_1(t)$')
95 plt.title("Problema (a): $u_1(t)$")
96 plt.xlabel("t")
97 plt.legend()
98 plt.grid()
100 plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(t_a, sol_a[1], 'bo-', label='RK4 $u_2(t)$')
plt.plot(t_a, u2_real_a_vals, 'r-', label='Real u_2(t)')
plt.title("Problema (a): $u_2(t)$")
104 plt.xlabel("t")
105 plt.legend()
106 plt.grid()
107 plt.tight_layout()
108 plt.show()
  # ------
112 # Problema (b)
  # -----
  def f1_b(t, u1, u2):
      return -4 * u1 - 2 * u2 + np.cos(t) + 4 * np.sin(t)
115
116
117
  def f2_b(t, u1, u2):
      return 3 * u1 + u2 - 3 * np.sin(t)
119
120
  def u1_real_b(t):
      return 2 * np.exp(-t) - 2 * np.exp(-2 * t) + np.sin(t)
123
124
  def u2_real_b(t):
126
      return -3 * np.exp(-t) + 2 * np.exp(-2 * t)
127
128
130 # Configuraci n
131 t0_b = 0
u0_b = [0, -1] # u1(0) = 0, u2(0) = -1
t_{133} t_{jnal_b} = 2
134 h_b = 0.1
steps_b = int((t_final_b - t0_b) / h_b)
136
137 # Soluci n
t_b, sol_b = runge_kutta_4_system([f1_b, f2_b], t0_b, u0_b, h_b, steps_b)
u1_real_b_vals = u1_real_b(t_b)
```

```
u2\_real\_b\_vals = u2\_real\_b(t\_b)
141
142 # Gr ficas
143 plt.figure(figsize=(12, 5))
144 plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(t_b, sol_b[0], 'bo-', label='RK4 $u_1(t)$')
plt.plot(t_b, u1_real_b_vals, 'r-', label='Real $u_1(t)$')
plt.title("Problema (b): $u_1(t)$")
148 plt.xlabel("t")
149 plt.legend()
150 plt.grid()
152 plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(t_b, sol_b[1], 'bo-', label='RK4 $u_2(t)$')
plt.plot(t_b, u2_real_b_vals, 'r-', label='Real $u_2(t)$')
plt.title("Problema (b): $u_2(t)$")
plt.xlabel("t")
157 plt.legend()
158 plt.grid()
plt.tight_layout()
160 plt.show()
162
164 # Problema (c) - Sistema de 3 EDOs
166 def f1_c(t, u1, u2, u3):
      return u2
167
168
169
170 def f2_c(t, u1, u2, u3):
      return -u1 - 2 * np.exp(t + 1)
171
173
174 def f3_c(t, u1, u2, u3):
      return -u1 - np.exp(t + 1)
175
176
  def u1_real_c(t):
178
      return np.cos(t) + np.sin(t) - np.exp(t + 1)
179
180
181
  def u2_real_c(t):
182
      return -np.sin(t) + np.cos(t) - np.exp(t)
183
184
185
186 def u3_real_c(t):
      return -np.sin(t) + np.cos(t)
188
190 # Configuraci n
191 t0_c = 0
u0_c = [1, 0, 1]
                  # u1(0)=1, u2(0)=0, u3(0)=1
t_{193} t_final_c = 2
```

```
194 h_c = 0.5
steps_c = int((t_final_c - t0_c) / h_c)
197 # Soluci n
198 t_c, sol_c = runge_kutta_4_system([f1_c, f2_c, f3_c], t0_c, u0_c, h_c,
     steps_c)
u1_real_c_vals = u1_real_c(t_c)
u2_real_c_vals = u2_real_c(t_c)
201 u3_real_c_vals = u3_real_c(t_c)
203 # Gr ficas
204 plt.figure(figsize=(15, 5))
205 for i in range(3):
      plt.subplot(1, 3, i + 1)
      plt.plot(t_c, sol_c[i], 'bo-', label=f'RK4 $u_{i} + 1}(t)$')
207
      plt.plot(t_c, [u1_real_c_vals, u2_real_c_vals, u3_real_c_vals][i], 'r-
208
      ', label=f'Real $u_{i + 1}(t)$')
      plt.title(f"Problema (c): u_{i} + 1(t)")
      plt.xlabel("t")
      plt.legend()
211
      plt.grid()
212
213 plt.tight_layout()
214 plt.show()
215
216
  # ------
217
# Problema (d) - Sistema de 3 EDOs
def f1_d(t, u1, u2, u3):
      return u2 - u3 + t
221
222
223
224 def f2_d(t, u1, u2, u3):
      return 3 * t ** 2
225
226
227
  def f3_d(t, u1, u2, u3):
      return u2 + np.exp(-t)
230
231
  def u1_real_d(t):
232
      return -0.05 * np.exp(t) + 0.25 * t ** 3 + t + 2 - np.exp(-t)
233
234
235
  def u2_real_d(t):
236
      return t ** 3 + 1
237
238
239
240 def u3_real_d(t):
      return 0.25 * t ** 3 + t - np.exp(-t)
241
242
244 # Configuraci n
245 t0_d = 0
```

```
u0_d = [1, 1, -1] + u1(0)=1, u2(0)=1, u3(0)=-1
t_final_d = 1
248 h_d = 0.1
steps_d = int((t_final_d - t0_d) / h_d)
251
  # Soluci n
252 t_d, sol_d = runge_kutta_4_system([f1_d, f2_d, f3_d], t0_d, u0_d, h_d,
      steps_d)
u1_real_d_vals = u1_real_d(t_d)
254 u2_real_d_vals = u2_real_d(t_d)
  u3_{real_d_vals} = u3_{real_d(t_d)}
257 # Gr ficas
  plt.figure(figsize=(15, 5))
  for i in range(3):
      plt.subplot(1, 3, i + 1)
      plt.plot(t_d, sol_d[i], 'bo-', label=f'RK4 $u_{i} + 1}(t)$')
261
      plt.plot(t_d, [u1_real_d_vals, u2_real_d_vals, u3_real_d_vals][i], 'r-
262
      ', label=f'Real $u_{i + 1}(t)$')
      plt.title(f"Problema (d): u_{i} + 1(t)")
263
      plt.xlabel("t")
264
265
      plt.legend()
      plt.grid()
266
267 plt.tight_layout()
268 plt.show()
```

Listing 12: c

El método de Runge-Kutta de cuarto orden (RK4) es una técnica numérica ampliamente utilizada para resolver ecuaciones diferenciales ordinarias (EDOs). Este documento describe su aplicación a sistemas de EDOs de la forma:

$$\begin{cases} \frac{du_1}{dt} = f_1(t, u_1, u_2, \dots, u_n) \\ \frac{du_2}{dt} = f_2(t, u_1, u_2, \dots, u_n) \\ \vdots \\ \frac{du_n}{dt} = f_n(t, u_1, u_2, \dots, u_n) \end{cases}$$

# 2. Método de Runge-Kutta de Cuarto Orden

Dado un sistema de n EDOs, el método RK4 calcula los valores aproximados en pasos de tamaño h. Para cada paso i, se calcula:

$$k_1^{(j)} = h \cdot f_j \left( t_i, u_1^{(i)}, \dots, u_n^{(i)} \right)$$

$$k_2^{(j)} = h \cdot f_j \left( t_i + \frac{h}{2}, u_1^{(i)} + \frac{k_1^{(1)}}{2}, \dots, u_n^{(i)} + \frac{k_1^{(n)}}{2} \right)$$

$$k_3^{(j)} = h \cdot f_j \left( t_i + \frac{h}{2}, u_1^{(i)} + \frac{k_2^{(1)}}{2}, \dots, u_n^{(i)} + \frac{k_2^{(n)}}{2} \right)$$

$$k_4^{(j)} = h \cdot f_j \left( t_i + h, u_1^{(i)} + k_3^{(1)}, \dots, u_n^{(i)} + k_3^{(n)} \right)$$

$$u_j^{(i+1)} = u_j^{(i)} + \frac{1}{6} (k_1^{(j)} + 2k_2^{(j)} + 2k_3^{(j)} + k_4^{(j)})$$

para cada variable  $u_j$ , con j = 1, 2, ..., n.

#### 3. Problemas Resueltos

### Problema (a)

Sistema:

$$\begin{cases} \frac{du_1}{dt} = 3u_1 + 2u_2 - (2t^2 + 1)e^{2t} \\ \frac{du_2}{dt} = 4u_1 + u_2 + (t^2 + 2t - 4)e^{2t} \end{cases}$$

Condiciones iniciales:  $u_1(0) = 1$ ,  $u_2(0) = 1$ 

Solución exacta:

$$u_1(t) = \frac{1}{2}e^{t^2} - \frac{1}{2}e^{-t} + e^{2t}$$
$$u_2(t) = \frac{1}{2}e^{t^2} + \frac{3}{2}e^{-t} + t^2e^{2t}$$

# Problema (b)

Sistema:

$$\begin{cases} \frac{du_1}{dt} = -4u_1 - 2u_2 + \cos(t) + 4\sin(t) \\ \frac{du_2}{dt} = 3u_1 + u_2 - 3\sin(t) \end{cases}$$

Condiciones iniciales:  $u_1(0) = 0$ ,  $u_2(0) = -1$ 

Solución exacta:

$$u_1(t) = 2e^{-t} - 2e^{-2t} + \sin(t)$$
  
 $u_2(t) = -3e^{-t} + 2e^{-2t}$ 

# Problema (c)

Sistema:

$$\begin{cases} \frac{du_1}{dt} = u_2\\ \frac{du_2}{dt} = -u_1 - 2e^{t+1}\\ \frac{du_3}{dt} = -u_1 - e^{t+1} \end{cases}$$

Condiciones iniciales:  $u_1(0) = 1$ ,  $u_2(0) = 0$ ,  $u_3(0) = 1$ Solución exacta:

$$u_1(t) = \cos(t) + \sin(t) - e^{t+1}$$

$$u_2(t) = -\sin(t) + \cos(t) - e^t$$

$$u_3(t) = -\sin(t) + \cos(t)$$

# Problema (d)

Sistema:

$$\begin{cases} \frac{du_1}{dt} = u_2 - u_3 + t \\ \frac{du_2}{dt} = 3t^2 \\ \frac{du_3}{dt} = u_2 + e^{-t} \end{cases}$$

Condiciones iniciales:  $u_1(0) = 1, u_2(0) = 1, u_3(0) = -1$ 

Solución exacta:

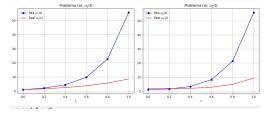
$$u_1(t) = -0.05e^t + 0.25t^3 + t + 2 - e^{-t}$$

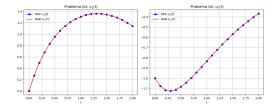
$$u_2(t) = t^3 + 1$$

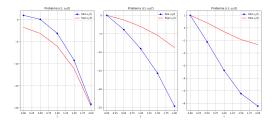
$$u_3(t) = 0.25t^3 + t - e^{-t}$$

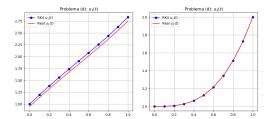
#### 4. Resultados

En cada problema se utiliza el método RK4 para obtener una solución numérica y se compara con la solución exacta a través de gráficos. Se observa que el método RK4 ofrece alta precisión para pasos moderados, mostrando un error pequeño en comparación con la solución analítica.









# 32 problema 7 (5.9)

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
  def runge_kutta_4_system(f1, f2, t0, x10, x20, h, steps, k1, k2, k3, k4):
      M todo de Runge-Kutta de 4to orden para el sistema Lotka-Volterra.
      Par metros:
9
      - f1, f2: Funciones que definen las EDOs (dx1/dt y dx2/dt).
      - t0: Tiempo inicial.
      - x10, x20: Poblaciones iniciales de presas y depredadores.
      - h: Tama o del paso.
      - steps: N mero de pasos.
      - k1, k2, k3, k4: Constantes del modelo.
15
16
      Retorna:
      - t: Array de tiempos.
18
      - x1, x2: Arrays de poblaciones de presas y depredadores.
19
20
      t = np.zeros(steps + 1)
21
      x1 = np.zeros(steps + 1)
22
      x2 = np.zeros(steps + 1)
23
      t[0], x1[0], x2[0] = t0, x10, x20
24
25
      for i in range(steps):
26
          # Coeficientes k para x1 (presas)
27
          k1_x1 = h * f1(t[i], x1[i], x2[i], k1, k2)
28
          k1_x2 = h * f2(t[i], x1[i], x2[i], k3, k4)
```

```
k2_x1 = h * f1(t[i] + h / 2, x1[i] + k1_x1 / 2, x2[i] + k1_x2 / 2,
31
          k2_x2 = h * f2(t[i] + h / 2, x1[i] + k1_x1 / 2, x2[i] + k1_x2 / 2,
32
      k3, k4)
33
          k3_x1 = h * f1(t[i] + h / 2, x1[i] + k2_x1 / 2, x2[i] + k2_x2 / 2,
34
          k3_x2 = h * f2(t[i] + h / 2, x1[i] + k2_x1 / 2, x2[i] + k2_x2 / 2,
35
      k3, k4)
36
          k4_x1 = h * f1(t[i] + h, x1[i] + k3_x1, x2[i] + k3_x2, k1, k2)
          k4_x2 = h * f2(t[i] + h, x1[i] + k3_x1, x2[i] + k3_x2, k3, k4)
38
          # Actualizaci n
40
          x1[i + 1] = x1[i] + (k1_x1 + 2 * k2_x1 + 2 * k3_x1 + k4_x1) / 6
          x2[i + 1] = x2[i] + (k1_x2 + 2 * k2_x2 + 2 * k3_x2 + k4_x2) / 6
42
          t[i + 1] = t[i] + h
44
      return t, x1, x2
46
48 # Definici n de las EDOs del modelo Lotka-Volterra
49 def f1_presas(t, x1, x2, k1, k2):
      return k1 * x1 - k2 * x1 * x2 # dx1/dt = k1*x1 - k2*x1*x2
51
def f2_depredadores(t, x1, x2, k3, k4):
      return k3 * x1 * x2 - k4 * x2 # dx2/dt = k3*x1*x2 - k4*x2
55
# Par metros del modelo (ejemplo)
58 \text{ k1} = 0.4 \text{ } \text{\# Tasa de natalidad de presas}
59 k2 = 0.01 # Tasa de mortalidad de presas por depredadores
60 k3 = 0.001 # Tasa de natalidad de depredadores por presas
61 \text{ k4} = 0.3 # Tasa de mortalidad de depredadores
63 # Configuraci n de la simulaci n
64 t0 = 0
x10 = 50 # Poblaci n inicial de presas
x20 = 20 # Poblaci n inicial de depredadores
t_final = 100
68 h = 0.1
69 steps = int((t_final - t0) / h)
71 # Resolver el sistema
72 t, x1, x2 = runge_kutta_4_system(f1_presas, f2_depredadores, t0, x10, x20,
      h, steps, k1, k2, k3, k4)
74 # Gr ficas
75 plt.figure(figsize=(12, 6))
77 # Poblaciones vs tiempo
78 plt.subplot(1, 2, 1)
```

```
79 plt.plot(t, x1, 'g-', label='Presas ($x_1$)')
80 plt.plot(t, x2, 'r-', label='Depredadores ($x_2$)')
81 plt.title('Din mica de Poblaciones (Lotka-Volterra)')
82 plt.xlabel('Tiempo ($t$)')
83 plt.ylabel('Poblaci n')
84 plt.legend()
85 plt.grid()
87 # Diagrama de fase
88 plt.subplot(1, 2, 2)
89 plt.plot(x1, x2, 'b-')
90 plt.title('Diagrama de Fase ($x_1$ vs $x_2$)')
plt.xlabel('Presas ($x_1$)')
plt.ylabel('Depredadores ($x_2$)')
93 plt.grid()
95 plt.tight_layout()
96 plt.show()
```

Listing 13: c

El modelo de Lotka-Volterra describe la dinámica de dos poblaciones: una de presas y otra de depredadores. Está representado por un sistema de ecuaciones diferenciales no lineales:

$$\frac{dx_1}{dt} = k_1 x_1 - k_2 x_1 x_2$$
(presas)
$$\frac{dx_2}{dt} = k_3 x_1 x_2 - k_4 x_2$$
(depredadores)

donde:

- $x_1(t)$  es la población de presas,
- $x_2(t)$  es la población de depredadores,
- $k_1$ : tasa de natalidad de presas,
- $k_2$ : tasa de depredación,
- $k_3$ : eficiencia de conversión de presas a depredadores,
- $k_4$ : tasa de mortalidad de depredadores.

# 2. Método de Runge-Kutta de 4º Orden

Para resolver el sistema se utiliza el método de Runge-Kutta de cuarto orden. El método calcula los valores siguientes usando combinaciones ponderadas de derivadas evaluadas en diferentes puntos del intervalo. Para cada variable del sistema se calcula:

$$k_{1} = h \cdot f(t_{i}, x_{1}^{i}, x_{2}^{i})$$

$$k_{2} = h \cdot f\left(t_{i} + \frac{h}{2}, x_{1}^{i} + \frac{k_{1}}{2}, x_{2}^{i} + \frac{k_{1}}{2}\right)$$

$$k_{3} = h \cdot f\left(t_{i} + \frac{h}{2}, x_{1}^{i} + \frac{k_{2}}{2}, x_{2}^{i} + \frac{k_{2}}{2}\right)$$

$$k_{4} = h \cdot f(t_{i} + h, x_{1}^{i} + k_{3}, x_{2}^{i} + k_{3})$$

$$x^{i+1} = x^{i} + \frac{1}{6}(k_{1} + 2k_{2} + 2k_{3} + k_{4})$$

# 3. Implementación en Python

A continuación, se muestra el código que implementa la simulación:

```
def f1_presas(t, x1, x2, k1, k2):
    return k1 * x1 - k2 * x1 * x2

def f2_depredadores(t, x1, x2, k3, k4):
    return k3 * x1 * x2 - k4 * x2

def runge_kutta_4_system(f1, f2, t0, x10, x20, h, steps, k1, k2, k3, k4):
    ...
```

Listing 14: Implementación de RK4 para el modelo Lotka-Volterra

El sistema se resuelve para un intervalo de tiempo  $[t_0, t_{\text{final}}]$  con tamaño de paso h.

# 4. Parámetros del Modelo

Se utilizaron los siguientes valores:

$$k_1 = 0.4$$
 (natalidad de presas)  
 $k_2 = 0.01$  (mortalidad por depredadores)  
 $k_3 = 0.001$  (reproducción de depredadores)  
 $k_4 = 0.3$  (mortalidad de depredadores)

Condiciones iniciales:

$$x_1(0) = 50$$
,  $x_2(0) = 20$ ,  $t_0 = 0$ ,  $t_{\text{final}} = 100$ ,  $h = 0.1$ 

## 5. Resultados Gráficos

#### 5.1 Dinámica de Poblaciones

Se grafica la evolución de ambas poblaciones a lo largo del tiempo:

- Línea verde: población de presas  $(x_1)$ .
- Línea roja: población de depredadores  $(x_2)$ .

# 5.2 Diagrama de Fase

Se grafica la trayectoria de las poblaciones en el plano  $(x_1, x_2)$ , lo que permite visualizar los ciclos poblacionales típicos del modelo Lotka-Volterra.

### 6. Conclusiones

El método de Runge-Kutta de cuarto orden permite simular con alta precisión la evolución de sistemas no lineales como el modelo Lotka-Volterra. Se observan oscilaciones periódicas que representan el comportamiento cíclico entre depredadores y presas.

