

1. Introducción

Desde el comienzo de la humanidad el hombre se ha enfrentado a fenómenos de la naturaleza, causados por la propia actividad humana o muchas veces sin explicación de su origen desde el punto de vista científico. Uno de estos fenómenos son las epidemias, las cuales se caracterizan por ser grandes enfermedades sobre las cuales muchas veces no se tiene absoluto control sobre el tratamiento y eliminación de la transición. De ahí que el ser humano busque y estudie estrategias para emplear en este tipo de situaciones.

Una de estas estrategias recurre a la matemática como herramienta para tratar de modelar el problema y predecir la evolución del mismo, específicamente la epidemiología matemática modela la propagación de enfermedades infecciosas en una comunidad y su objetivo es entender los mecanismos que hacen posible que se lleve a cabo dicha propagación. Pero esta modelación epidemiológica suele ser bastante compleja, porque tiene que modelar varios factores dentro de la comunidad que pueden influir en la epidemia, tal es el caso de los factores geográficos, sociales, culturales, económicos o políticos.

El **SIR** (Susceptibles-Infectados-Recuperados) es modelo matemático que divide a la población en clases epidemiológicas: las personas susceptibles a la enfermedad **S**, la cantidad de personas infectadas **I** y la cantidad de personas recuperadas **R** en un determinado momento. También debemos introducir otro parámetro **N** que es la cantidad de individuos de la población en un momento dado, de manera que: $N(t) = S(t) + I(t) + R(t)$. Este modelo además describe las relaciones que se establecen entre cada uno de estos grupos, las cuales se pueden ilustrar mediante el siguiente sistema de ecuaciones diferenciales:

$$\frac{d}{dt}S(t) = -\beta S(t)I(t) \quad (1)$$

$$\frac{d}{dt}I(t) = \beta S(t)I(t) - \gamma I(t) \quad (2)$$

$$\frac{d}{dt}R(t) = \gamma I(t) \quad (3)$$

donde β y γ miden la tasa de infección y recuperación respectivamente, para una determinada enfermedad.

En la ecuación (1) podemos observar que $\frac{d}{dt}S(t)$ siempre es un valor negativo por lo que la cantidad de susceptibles siempre irá en decremento, mientras que en la ecuación (3) se observa que $\frac{d}{dt}R(t)$ siempre es un parámetro positivo lo que implica que la cantidad de recuperados siempre está en aumento. Estas dos observaciones son cuestiones que vienen dadas por la propia naturaleza del fenómeno al inicio de la epidemia al inicio de la misma la cantidad de susceptibles es N y dicha cantidad va disminuyendo a medida que se van infectando los individuos, por el contrario, al inicio de la enfermedad la cantidad de recuperados es 0 y dicha cantidad va aumentando a medida que las personas infectadas comienzan a recuperarse.

Esta modelación descrita anteriormente desde un punto de vista general es adaptada a la epidemia en que se aplique y los parámetros, así como las relaciones descritas por las ecuaciones (1), (2) y (3) pueden variar en dependencia de las características y peculiaridades propias de la epidemia.

2. Modelo empleado

El modelo SIR que se utiliza en el artículo estudiado presenta ciertas variaciones con respecto al SIR habitual. Está dado por el siguiente sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias no lineales:

$$\frac{dS}{dt} = \alpha - \beta S - \frac{(1 + aI)kIS}{(1 + bI^2)} + \gamma R \quad (4)$$

$$\frac{dI}{dt} = \frac{(1 + aI)\rho kIS}{(1 + bI^2)} - (\beta + \mu)I \quad (5)$$

$$\frac{dR}{dt} = \mu I - (\beta + \gamma)R + \frac{(1 + aI)(1 - \rho)kIS}{(1 + bI^2)} \quad (6)$$

Parámetro	Descripción
S	Número de susceptibles
I	Número de infectados
R	Número de recuperados
α	Tasa de reclutamiento de la población
β	Tasa de muerte natural
ρ	Una constante tal que $0 < \rho \leq 1$
μ	Tasa de recuperación natural de los individuos infectados
γ	Tasa con la que los recuperados pierden inmunidad
k	Constante de proporcionalidad
a	Medida de los efectos de la infraestructura médica
b	Medida de la consciencia de la población

Cuadro 1: Parámetros del modelo SIR

Posteriormente el artículo se refiere a la existencia de puntos de equilibrio. Se dice que el sistema siempre tiene un punto de equilibrio libre de enfermedad $E_0 = \left(\frac{a}{b}, 0, 0\right)$.

Además dado el valor $R_0 = \frac{\rho ak}{\beta(\beta + \mu)}$ llamado número de reproducción, se dice que cuando $R_0 > 1$ existe un único equilibrio positivo $E^* = (S^*, I^*, R^*)$ llamado equilibrio endémico, dado por:

$$S^* = \frac{(1 + bI^{*2})(\beta + \mu)}{\rho k(1 + \alpha I^*)} \quad (7)$$

$$I^* = \frac{-\Delta + \sqrt{\Delta^2 - 4\beta(\beta + \mu)[\beta b(\beta + \mu)(\beta + \gamma) + \rho ka\beta(\beta + \gamma + \mu)](1 - R_0)}}{2[\beta b(\beta + \mu)(\beta + \gamma) + \rho ka\beta(\beta + \gamma + \mu)]} \quad (8)$$

$$R^* = \frac{1}{(\beta + \gamma)} \left[\mu I^* + \frac{(1 - \rho)(1 + aI^*)kI^*S^*}{(1 + bI^{*2})} \right] \quad (9)$$

$$\Delta = \rho k(\beta + \mu)(\beta + \gamma) - \alpha \rho ka(\beta + \gamma) - \rho k\gamma\mu \quad (10)$$

Posteriormente realizaremos el análisis de estabilidad de dichos puntos.

3. Reproducción de experimentos

En el artículo se prueban distintos valores de ρ para ver como afecta el número de reproducción R_0 y por ende, como afecta el equilibrio endémico E^* . Realizando los cálculos por nuestra cuenta obtuvimos los siguientes resultados:

$$\alpha = 0,9, \beta = 0,82, k = 2,11, \mu = 0,11$$

ρ	R_0 obtenido	R_0 en el artículo
0.1	0.2490	0.1899
0.2	0.4980	0.4980
0.3	0.7470	0.7470
0.4	0.9961	1
0.5	1.2451	1.2450
0.6	1.4941	1.5192

Cuadro 2: Comparación de R_0

Podemos observar que la mayoría de los valores son casi iguales, con la excepción de $\rho = 0,1$ y $\rho = 0,6$, lo cual puede deberse a incongruencias en las aritméticas de punto flotante, o a errores en los cálculos del autor.

4. Gráfica del modelo

Al modelar las ecuaciones (4), (5) y (6) con el código del Anexo 1 (método de Runge-Kutta de 4to orden), se obtuvo la gráfica mostrada en la figura 1.

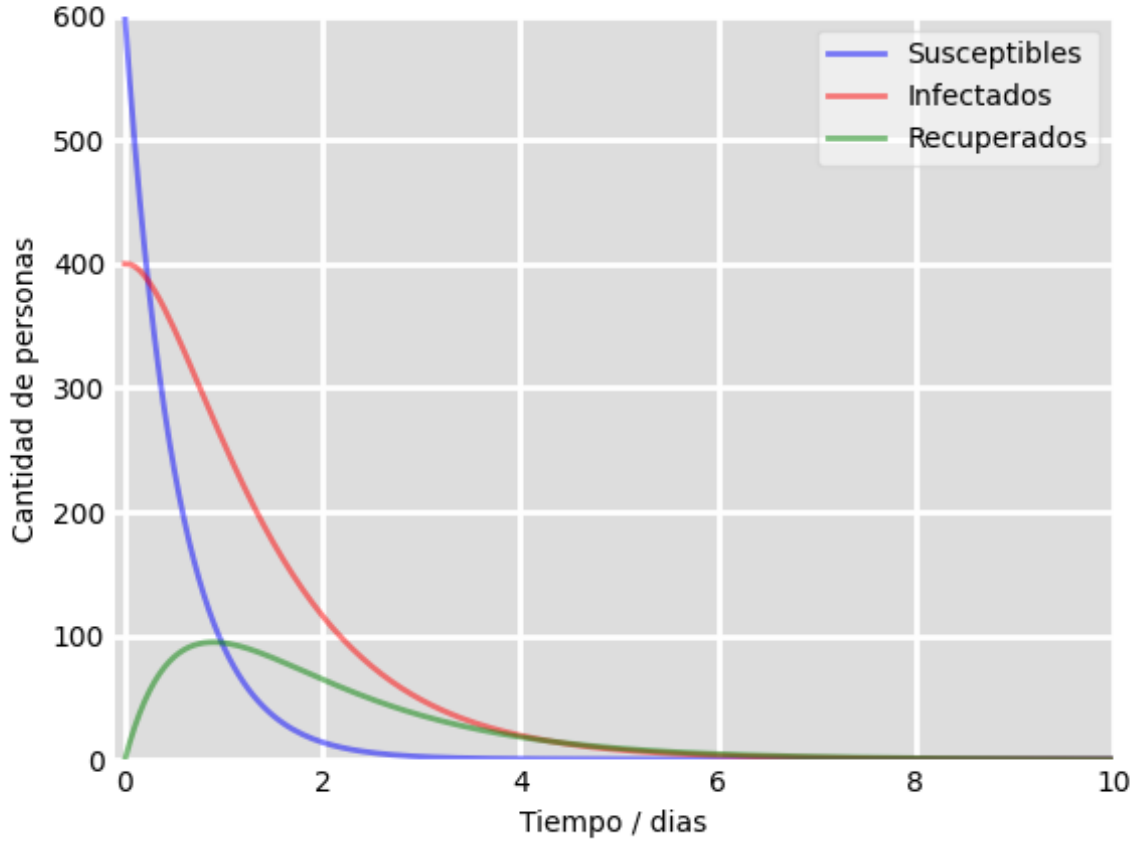


Figura 1: Gráfica del modelo SIR

Podemos observar un comportamiento inusual ya que se reduce la cantidad de recuperados con el paso del tiempo. Esto se puede deber a un error en el artículo, en nuestra interpretación de este, o en la selección de los parámetros. Los parámetros usados fueron los mismos que en el cuadro 2, además de los valores $\rho = 0,6$, $a = 0,2$, $b = 0,4$, $\gamma = 0,003$, y las condiciones iniciales $S(0) = 600$, $I(0) = 400$, $R(0) = 0$.

5. Anexos

Anexo 1: Graficado del sistema de EDO del modelo SIR

```
1 # Metodo de Runge-Kutta de 4to orden
2
3 def rk4(f, x, t, h, N, beta, gamma, alpha, k, miu, ro, a, b):
4     k1 = h * f(x, t, N, beta, gamma, alpha, k, miu, ro, a, b)
5     k2 = h * f(x + 0.5 * k1, t + 0.5 * h, N, beta, gamma, alpha, k, miu, ro, a, b)
6     k3 = h * f(x + 0.5 * k2, t + 0.5 * h, N, beta, gamma, alpha, k, miu, ro, a, b)
7     k4 = h * f(x + k3, t + h, N, beta, gamma, alpha, k, miu, ro, a, b)
8     return x + (k1 + 2 * k2 + 2 * k3 + k4) / 6
```

```

9
10 # Sistema de ecuaciones diferenciales del modelo
11 def deriv(y, t, N, beta, gamma, alpha, k, miu, ro, a, b):
12     S, I, R = y
13     dSdt = alpha - beta * S - ((1 + a * I) * k * I * S) / (1 + b * I ** 2) + gamma * R
14     dIdt = ((1 + a * I) * ro * k * I * S) / (1 + b * I ** 2) - (beta + miu) * I
15     dRdt = miu * I - (beta + gamma) * R + ((1 + a * I) * (1 - ro) * k * I * S) / (1 + b * I ** 2)
16     return np.array([dSdt, dIdt, dRdt])
17
18
19 t = np.linspace(0, 10, 200)
20 # Vector de condiciones iniciales
21 y0 = np.array([S0, I0, R0])
22 # Aproximar las ecuaciones del modelo con el metodo de Runge-Kutta de 4to orden
23 ret = np.array([y0])
24 for i in range(len(t) - 1):
25     ret = np.vstack((ret, rk4(deriv, ret[-1], t[i], t[i + 1] - t[i], N, beta, gamma, alpha, k, miu,
26                             ro, a, b)))
27 S, I, R = ret.T

```
