

# Computational Systems Biology, Final Exam

王宇哲 2201112023

Academy for Advanced Interdisciplinary Studies, Peking University

## 1. 米氏酶动力学 (Michalis-Menten Kinetics)

根据以下反应机理，变构酶 $E$ 与底物 $S$ 反应生成产物 $P$ ：



其中 $k$ 是速率常数并且 $C_1$ 和 $C_2$ 是酶-底物复合物。用小写字母表示浓度，初始条件为 $s(0) = s_0, e(0) = e_0, C_1(0) = C_2(0) = 0$ ，请根据质量作用定律写出微分方程模型。

**Proof.** 根据质量作用定律，微分方程模型为：

$$\begin{aligned} \frac{ds}{dt} &= -k_1se + k_{-1}c_1 - k_3sc_1 + k_{-3}c_2 \\ \frac{de}{dt} &= -k_1se + k_{-1}c_1 + k_2c_1 \\ \frac{dc_1}{dt} &= k_1se - k_{-1}c_1 - k_2c_1 - k_3sc_1 + k_{-3}c_2 + k_4c_2 \\ \frac{dc_2}{dt} &= k_3sc_1 - k_{-3}c_2 - k_4c_2 \\ \frac{dp}{dt} &= k_2c_1 + k_4c_2 \end{aligned} \quad (2)$$

如果

$$\begin{aligned} \varepsilon &= \frac{e_0}{s_0} \ll 1 \\ \tau &= k_1e_0t \\ u &= \frac{s}{s_0} \\ v_i &= \frac{c_i}{e_0} \end{aligned} \quad (3)$$

无量纲化后的反应方程为如下形式：

$$\begin{aligned} \frac{du}{d\tau} &= f(u, v_1, v_2) \\ \varepsilon \frac{dv_i}{d\tau} &= g_i(u, v_1, v_2), \quad i = 1, 2 \end{aligned} \quad (4)$$

请写出 $f, g_1, g_2$ 的具体形式，并且推到当 $\tau \gg \varepsilon$ 时， $u$ 的变化由以下方程所决定：

$$\frac{du}{d\tau} = -r(u) = -u \frac{A + Bu}{C + u + Du^2} \quad (5)$$

其中 $A, B, C, D$ 是正参数。

**Proof.** 对(2)式进行无量纲化, 考虑

$$e_0 = e + c_1 + c_2 \quad (6)$$

得到

$$\begin{aligned} \frac{du}{d\tau} &= -u + \left(u - \frac{k_3}{k_1}u + \frac{k_{-1}}{k_1 s_0}\right)v_1 + \left(u + \frac{k_{-3}}{k_1 s_0}\right)v_2 \\ \varepsilon \frac{dv_1}{d\tau} &= u - \left(u + \frac{k_3}{k_1}u + \frac{k_{-1} + k_2}{k_1 s_0}\right)v_1 - \left(u - \frac{k_{-3} + k_4}{k_1 s_0}\right)v_2 \\ \varepsilon \frac{dv_2}{d\tau} &= \frac{k_3}{k_1}uv_1 - \frac{k_{-3} + k_4}{k_1 s_0}v_2 \end{aligned} \quad (7)$$

也即

$$\begin{aligned} f(u, v_1, v_2) &= -u + \left(u - \frac{k_3}{k_1}u + \frac{k_{-1}}{k_1 s_0}\right)v_1 + \left(u + \frac{k_{-3}}{k_1 s_0}\right)v_2 \\ g_1(u, v_1, v_2) &= u - \left(u + \frac{k_3}{k_1}u + \frac{k_{-1} + k_2}{k_1 s_0}\right)v_1 - \left(u - \frac{k_{-3} + k_4}{k_1 s_0}\right)v_2 \\ g_2(u, v_1, v_2) &= \frac{k_3}{k_1}uv_1 - \frac{k_{-3} + k_4}{k_1 s_0}v_2 \end{aligned} \quad (8)$$

当 $\tau \gg \varepsilon$ 时, 可以认为

$$\begin{aligned} g_1(u, v_1, v_2) &= 0 \\ g_2(u, v_1, v_2) &= 0 \end{aligned} \quad (9)$$

故

$$\begin{aligned} \frac{du}{d\tau} &= -\frac{k_2}{k_1 s_0}v_1 - \frac{k_4}{k_1 s_0}v_2 \\ &= -\left(\frac{k_3 k_4}{k_1(k_{-3} + k_4)}u + \frac{k_2}{k_1 s_0}\right)v_1 \\ &= -u \frac{\frac{k_2}{k_1 s_0} + \frac{k_3 k_4}{k_1(k_{-3} + k_4)}u}{\frac{k_{-1} + k_2}{k_1 s_0} + u + \frac{k_3 s_0}{k_{-3} + k_4}u^2} \\ &\equiv -u \frac{A + Bu}{C + u + Du^2} \\ &\equiv -r(u) \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $A, B, C, D$ 为正常数, 即得到(5)式。

当 $k_2 = 0$ 时, 画出反应速率 $r(u)$ 作为 $u$ 的函数的草图, 并且将其与Michaelis-Menten速率进行比较。

**Proof.** 当 $k_2 = 0$ 时, 反应速率

$$r(u) = \frac{Bu^2}{C + u + Du^2} \quad (11)$$

使用如下Python代码画出 $r(u)$ 的草图如下，并画出典型的Michaelis-Menten速率作为比较。可见 $r(u)$ 具有S型曲线的形式。

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

B = 1
C = 5
D = 1

def r(u, B=B, C=C, D=D):
    return (B * u**2) / (C + u + D * u**2)

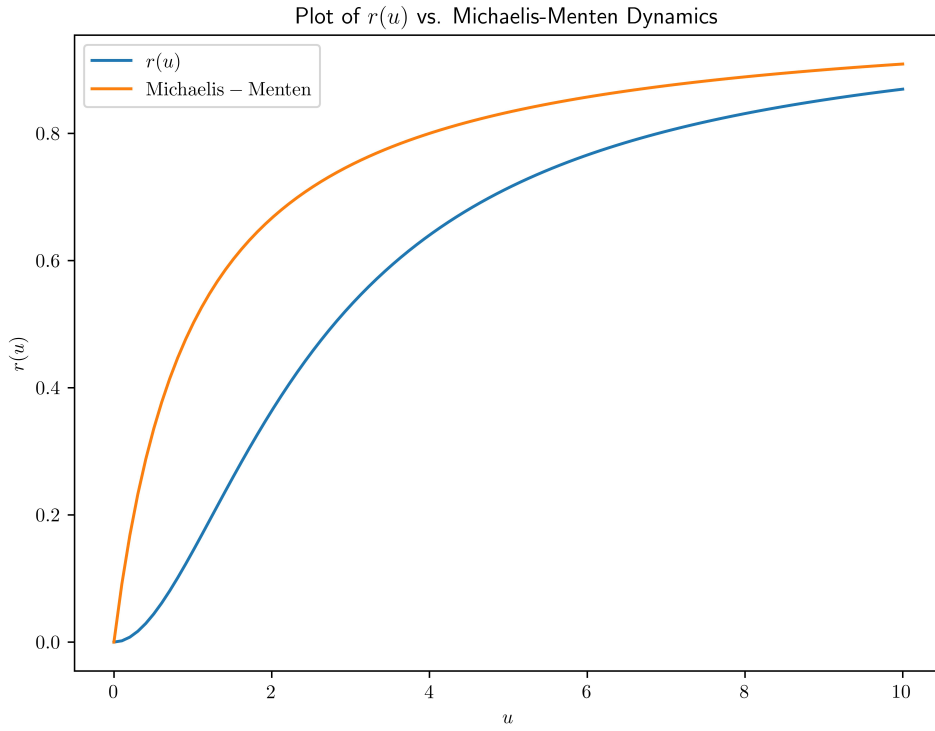
def MM(u, K=1, V=1):
    return (V * u) / (K + u)

u_values = np.linspace(0, 10, 100)
r_values = r(u_values)
MM_values = MM(u_values)

fig, ax = plt.subplots()
plt.rcParams.update({
    "text.usetex": True
})

ax.plot(u_values, r_values, label='$r(u)$')
ax.plot(u_values, MM_values, label='$\\rm Michaelis-Menten$')
ax.set_xlabel('$u$')
ax.set_ylabel('$r(u)$')
ax.set_title('Plot of $r(u)$ vs. Michaelis-Menten Dynamics')
plt.legend()

fig.set_size_inches(8, 6)
plt.savefig('1.jpg', dpi=1000, bbox_inches='tight')
plt.show()
```



## 2. 自抑制中的振荡 (Oscillation in Self-Inhibition)

假设一种蛋白质抑制其自身的表达，使得描述蛋白质浓度 $p$ 的微分方程为：

$$\dot{p} = \frac{\alpha}{1 + p^n} - p \quad (12)$$

在什么参数范围内，这种自我抑制会导致振荡？平衡点是稳定的还是不稳定的？

**Proof.** 平衡点 $p_0$ 满足

$$\frac{\alpha}{1 + p_0^n} - p_0 = 0 \quad (13)$$

令 $\dot{p} = f(p)$ ，计算

$$f'(p_0) = -\frac{n\alpha p_0^{n-1}}{(1 + p_0^n)^2} - 1 = -\frac{np_0^{n+1}}{\alpha} - 1 < 0 \quad (14)$$

因此这种自我抑制不可能产生振荡，平衡点是稳定平衡点。

a. 现在考虑一个稍微复杂一点的模型，我们直接用它来模拟转录：

$$\begin{aligned} \dot{m} &= \frac{\alpha}{1 + p^n} - m \\ \dot{p} &= -\beta(p - m) \end{aligned} \quad (15)$$

这组方程的不动点是什么？

**Proof.** 方程(15)的平衡点 $(m_0, p_0)$ 满足

$$\begin{aligned}\frac{\alpha}{1+p_0^n} - m_0 &= 0 \\ -\beta(p_0 - m_0) &= 0\end{aligned}\tag{16}$$

也即

$$m_0 = p_0 = \frac{\alpha}{1+p_0^n}\tag{17}$$

b. 使用线性稳定性分析来计算使得这个平衡点变得不稳定，产生振荡的条件（如果有的话）。

**Proof.** 计算(15)的Jacobian矩阵

$$J = \begin{bmatrix} -1 & -\frac{n\alpha p^{n-1}}{(1+p^n)^2} \\ \beta & -\beta \end{bmatrix}\tag{18}$$

因此

$$\begin{aligned}\text{Tr}(J) &= -1 - \beta < 0 \\ \det(J) &= \beta + \beta \frac{n\alpha p^{n-1}}{(1+p^n)^2} > 0\end{aligned}\tag{19}$$

因此平衡点 $(m_0, p_0)$ 为稳定平衡点，无法产生振荡。

c. 如何修改这个模型以增强产生振荡的能力？

**Proof.** 为产生振荡，需要修改模型使得蛋白质 $p$ 促进自身的表达，即

$$\begin{aligned}\dot{m} &= \frac{\alpha}{1+p^n} - m \\ \dot{p} &= -\beta(p - m) + \gamma p^2\end{aligned}\tag{20}$$

修改后(20)的Jacobian矩阵为

$$J' = \begin{bmatrix} -1 & -\frac{n\alpha p^{n-1}}{(1+p^n)^2} \\ \beta & -\beta + 2\gamma p \end{bmatrix}\tag{21}$$

考虑平衡点为 $(m_0, p_0)$ ，当参数 $n, \gamma, \beta$ 满足

$$\text{Tr}(J') = -1 - \beta + 2\gamma p_0 > 0\tag{22}$$

或

$$\det(J') = \beta + \beta \frac{n\alpha p^{n-1}}{(1+p^n)^2} - 2\gamma p_0 < 0\tag{23}$$

时，模型可能产生振荡。

### 3. 主方程 (Master Equation)

考虑以下的负自调控模型

$$\dot{n} = \frac{\beta K}{K + n} - \alpha n \quad (24)$$

其中 $n$ 是细胞中蛋白质的数量， $K$ 是启动子处于半数被抑制时候蛋白质的数量。

a. 使用主方程的形式，写出有 $n$ 个蛋白质的概率随时间变化的表达式。

**Proof.** 根据(24)，记

$$\begin{aligned} f_n &= \frac{\beta K}{K + n} \\ g_n &= \alpha n \end{aligned} \quad (25)$$

主方程给出有 $n$ 个蛋白质的概率 $P_n$ 随时间变化的表达式为

$$\begin{aligned} \frac{dP_n}{dt} &= -(f_n + g_n)P_n + f_{n-1}P_{n-1} + g_{n+1}P_{n+1} \\ &= -\left(\frac{\beta K}{K + n} + \alpha n\right)P_n + \frac{\beta K}{K + n - 1}P_{n-1} + \alpha(n + 1)P_{n+1} \end{aligned} \quad (26)$$

b. 假设 $\beta = 1 \text{ min}^{-1}$ ， $\alpha = 0.1 \text{ min}^{-1}$ ， $K = 10$ 。如果在时间 $t = 0$ 时，细胞的初始状态为 $P(n = 20) = 0.5$ ， $P(n = 21) = 0.5$ ，那么在 $\Delta t = 0.01 \text{ min}$ 后状态的概率分布是什么？保持所有项与 $\Delta t$ 同阶。

**Proof.** 各参数代入(26)得

$$\frac{dP_n}{dt} = -\left(\frac{10}{10 + n} + 0.1n\right)P_n + \frac{10}{9 + n}P_{n-1} + 0.1(n + 1)P_{n+1} \quad (27)$$

使用如下Python代码模拟概率分布随时间的演化，得到 $\Delta t = 0.01 \text{ min}$ 后状态的概率分布，方便起见仅展示 $n = 17 \sim 24$ 。

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

# Define the parameters
N = 41 # number of states
T = 0.01 # total time
dt = 0.00001 # time step
steps = int(T / dt) # number of steps

# Initialize the probabilities
P = np.zeros(N)
P[20] = 0.5
P[21] = 0.5
```

```

# Define the rates
def rates(n):
    return 10 / (9 + n), -((10 / (10 + n)) + 0.1 * n), 0.1 * (n + 1)

# Time evolution
for t in range(steps):
    dP = np.zeros(N)
    for n in range(N):
        r_minus, r_0, r_plus = rates(n)
        dP[n] += r_0 * P[n]
        if n > 0:
            dP[n] += r_minus * P[n - 1]
        if n < N - 1:
            dP[n] += r_plus * P[n + 1]
    P += dt * dP

# Print the final probabilities for n = 17 to n = 25
for n in range(17, 26):
    print(f"P_{n} = {P[n]:.5f}")

# Plot the final probabilities
fig, ax = plt.subplots()
plt.rcParams.update({
    "text.usetex": True
})

ax.bar(range(17, 25), P[17:25])
ax.set_xlabel('$n$')
ax.set_ylabel('$P_n$')
ax.set_title('Final probabilities for $n = 17\sim 24$')

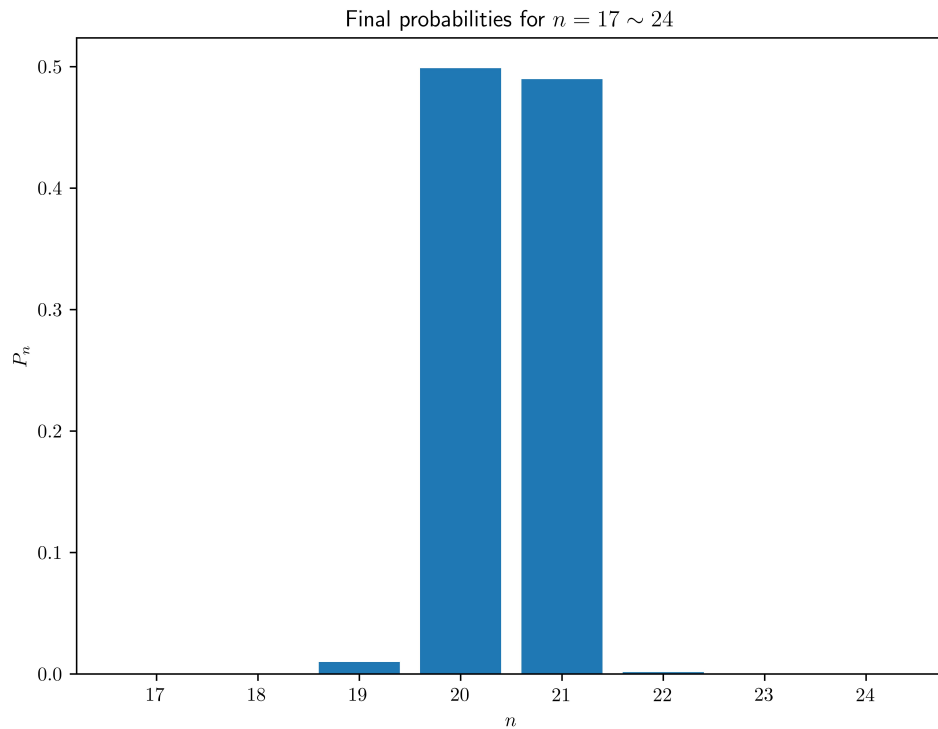
fig.set_size_inches(8, 6)
plt.savefig('3.jpg', dpi=1000, bbox_inches='tight')
plt.show()

```

```

P_17 = 0.00000
P_18 = 0.00009
P_19 = 0.00987
P_20 = 0.49876
P_21 = 0.48970
P_22 = 0.00157
P_23 = 0.00000
P_24 = 0.00000
P_25 = 0.00000

```



c. 足够长时间之后，系统达到平衡，此时  $\frac{P(n=20)}{P(n=21)}$  的比例是多少？

**Proof.** 使用如下Python代码模拟足够长时间内概率分布随时间的演化，直至系统达到平衡。

```

import numpy as np

# Define the parameters
N = 1001 # number of states
beta = 1 # adjust as needed
alpha = 0.1 # adjust as needed
K = 10 # adjust as needed

# Initialize the system of equations
A = np.zeros((N, N))
b = np.zeros(N)

```



```

# Define the rates
def rates(n):
    return (beta * K) / (K + n - 1), -((beta * K) / (K + n) + alpha * n), alpha * (n + 1)

# Build the system of equations
for n in range(N):
    r_minus, r_0, r_plus = rates(n)
    A[n, n] = r_0
    if n > 0:
        A[n, n - 1] = r_minus
    if n < N - 1:
        A[n, n + 1] = r_plus

# Adjust the last equation to ensure that the probabilities sum to 1
A[-1, :] = 1
b[-1] = 1

# Solve the system of equations
P = np.linalg.solve(A, b)

# Print the steady state probabilities
print(f'{P[20]/P[21]:.5f}')

```

6.30000

因此系统达到平衡时， $\frac{P(n=20)}{P(n=21)} \simeq 6.3000$ 。

## 4. 随机反应 (Stochastic Reactions)

考虑一个蛋白质转化酶，它可以  $k_{\text{suc}} = 10 \text{ sec}^{-1}$  的速率水解一个蔗糖分子（sucrose）或者  $k_{\text{raff}} = 2 \text{ sec}^{-1}$  的速率水解一个棉子糖分子（raffinose）。

a. 每种化学反应发生的时间概率密度函数  $p(t_i)$  是什么？请在同一图上绘制两个概率密度函数，并在  $x$  轴上标记相关的时间尺度。

**Proof.** 化学反应  $i$  发生的时间概率密度函数为

$$p_i(t) = k_i e^{-k_i t} \quad (28)$$

使用如下的Python代码绘制两个概率密度函数如下。

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

```

```

def p_i(t, k_i):
    return k_i * np.exp(-k_i * t)

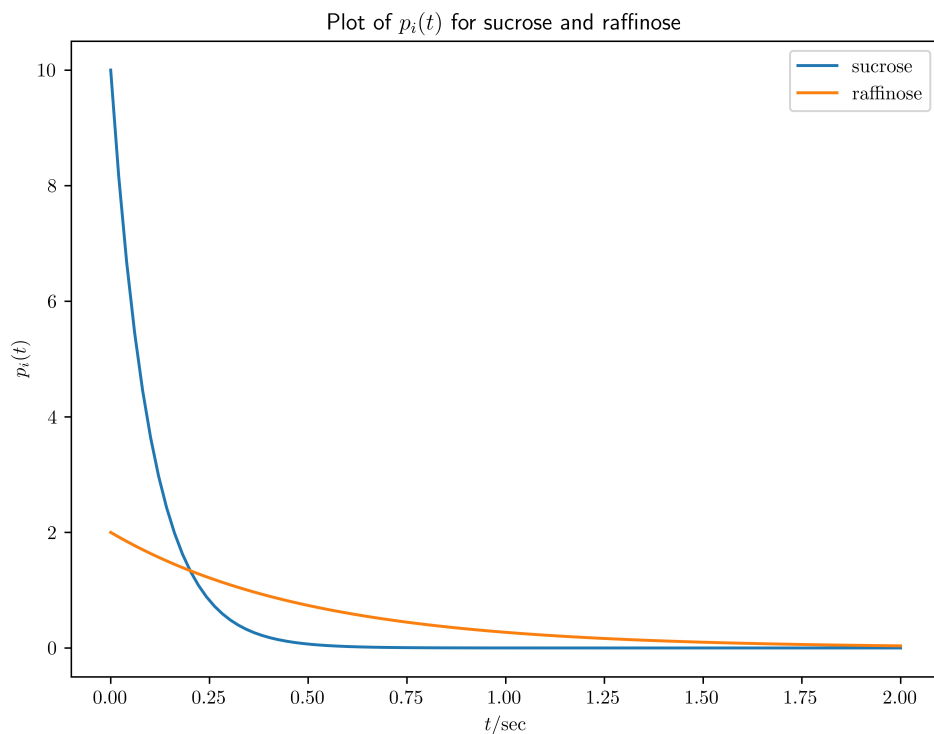
t_arr = np.linspace(0, 2, 100)

fig, ax = plt.subplots()
plt.rcParams.update({
    "text.usetex": True
})

ax.plot(t_arr, p_i(t_arr, k_i=10), label='$\\rm sucrose$')
ax.plot(t_arr, p_i(t_arr, k_i=2), label='$\\rm raffinose$')
ax.set_xlabel('$t/\\rm sec$')
ax.set_ylabel('$p_i(t)$')
ax.set_title('Plot of $p_i(t)$ for sucrose and raffinose')
plt.legend()

fig.set_size_inches(8, 6)
plt.savefig('4-a.jpg', dpi=1000, bbox_inches='tight')
plt.show()

```



b. 每个化学反应的累积概率分布 $P(t)$ 是什么？ $P(t)$ 定义为反应在时间 $t$ 前发生的概率。同样，请在同一图上绘制两个累积概率分布，并标记 $x$ 轴和 $y$ 轴。

**Proof.** 对(28)积分得

$$P_i(t) = 1 - e^{-k_i t} \quad (29)$$

使用如下的Python代码绘制两个累积概率分布如下。

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

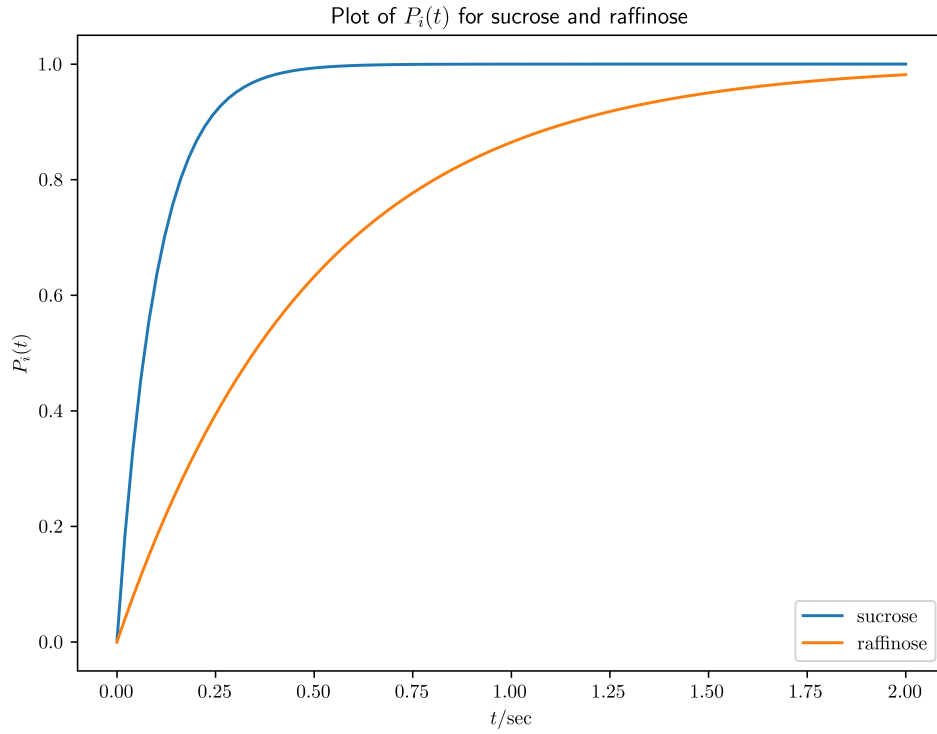
def P_i(t, k_i):
    return 1 - np.exp(-k_i * t)

t_arr = np.linspace(0, 2, 100)

fig, ax = plt.subplots()
plt.rcParams.update({
    "text.usetex": True
})

ax.plot(t_arr, P_i(t_arr, k_i=10), label='$\\rm sucrose$')
ax.plot(t_arr, P_i(t_arr, k_i=2), label='$\\rm raffinose$')
ax.set_xlabel('$t/{\\rm sec}$')
ax.set_ylabel('$P_i(t)$')
ax.set_title('Plot of $P_i(t)$ for sucrose and raffinose')
plt.legend()

fig.set_size_inches(8, 6)
plt.savefig('4-b.jpg', dpi=1000, bbox_inches='tight')
plt.show()
```



c. 这两个反应在时间 $t$ 之前都没有发生的概率是多少？

**Proof.** 根据(29)，两个反应在时间 $t$ 之前都没有发生的概率为

$$P_{\text{none}}(t) = (1 - P_{\text{suc}}(t))(1 - P_{\text{raff}}(t)) = e^{-(k_{\text{suc}} + k_{\text{raff}})t} = e^{-12t} \quad (30)$$

d. 两个反应中第一个发生之前的概率密度函数是什么？如何解释这个结果。

**Proof.** 对(30)进行归一化，得到概率密度函数为

$$p(t) = \frac{1}{k_{\text{suc}} + k_{\text{raff}}} e^{-(k_{\text{suc}} + k_{\text{raff}})t} = \frac{1}{12} e^{-12t} \quad (31)$$

该结果说明两个反应中有一个发生的Waiting time服从参数为 $k_{\text{suc}} + k_{\text{raff}}$ 的指数分布。

e. 前面的计算为模拟随机化学动力学提供了一种可能的方案。已知第一个反应发生的概率分布，接下来我们需要一种方法来估计哪个反应发生了。蔗糖在棉子糖之前水解的概率是多少？

**Proof.** 估计哪个反应发生，可以使用如下算法：生成 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机变量 $r$ ，如果 $r < \frac{k_{\text{suc}}}{k_{\text{suc}} + k_{\text{raff}}} = 0.8333$ ，则认为蔗糖在棉子糖之前水解，否则认为棉子糖在蔗糖之前水解。蔗糖在棉子糖之前水解的概率为0.8333。

## 5. 致病性进化 (Evolution of Virulence)

考虑一组方程来模拟致病性的进化，其中 $x$ 是未感染的宿主数量， $y_1$ 是感染寄生虫1的宿主数量， $y_2$ 是感染寄生虫2的宿主数量

$$\frac{dx}{dt} = k - ux - x(\beta_1 y_1 + \beta_2 y_2)$$

$$\begin{aligned}\frac{dy_1}{dt} &= y_1(\beta_1 x - u - v_1) \\ \frac{dy_2}{dt} &= y_2(\beta_2 x - u - v_2)\end{aligned}\tag{32}$$

a. 在平衡状态下，两种寄生虫中通常只有一种能存活。为什么？

**Proof.** 在平衡状态下，有

$$\begin{aligned}\frac{dx}{dt} &= k - ux - x(\beta_1 y_1 + \beta_2 y_2) = 0 \\ \frac{dy_1}{dt} &= y_1(\beta_1 x - u - v_1) = 0 \\ \frac{dy_2}{dt} &= y_2(\beta_2 x - u - v_2) = 0\end{aligned}\tag{33}$$

通常 $\beta_1 x - u - v_1$ 与 $\beta_2 x - u - v_2$ 不同时为0，因此 $y_1$ 与 $y_2$ 不同时 $> 0$ ，也即两种寄生虫中通常只有一种能存活。

b. 首先考虑没有寄生虫2的情况下的动态。找到第一种平衡（ $E_1$ ）的表达式，在该平衡下寄生虫1存活而寄生虫2不存活。

**Proof.** 由(33)，当 $y_2 = 0$ 时，第一种平衡 $E_1$ 满足

$$\begin{aligned}x &= \frac{u + v_1}{\beta_1} \\ y_1 &= \frac{k}{u + v_1} - \frac{u}{\beta_1} \\ y_2 &= 0\end{aligned}\tag{34}$$

c. 当寄生虫1的基本传染数（basic reproductive ratio） $R_1$ 大于1时，寄生虫1为地方病（非零）。 $R_1$ 的表达式是什么？如何解释它？

**Proof.** 寄生虫1的本底表达率 $R_1$ 为

$$R_1 = \frac{\beta_1}{u + v_1}\tag{35}$$

对 $R_1$ 解释如下：在(32)中， $u$ 为宿主的自然死亡率， $v_i$ 为感染寄生虫 $i$ 额外导致的死亡率， $\beta_i$ 为寄生虫 $i$ 的传染率， $k$ 为宿主的出生率。 $R_1$ 为寄生虫1的基本传染数，即1个寄生虫1的感染者在健康的宿主种群中平均增加了多少新的感染者。(35)式计算时用寄生虫1的传染率 $\beta_1$ 除以自然死亡率 $u$ 与寄生虫1造成的死亡率 $v_1$ 之和，如果 $R_1 > 1$ ，说明每个感染寄生虫1的宿主平均造成的二次感染数 $> 1$ ，故感染可以在宿主种群中传播。

d. 请证明当 $R_2 > R_1 > 1$ 时，寄生虫2可以入侵平衡1，而寄生虫1不能入侵平衡2（当寄生虫2以非零数量存在时）。

**Proof.** 当 $R_2 > R_1 > 1$ ，即

$$\frac{\beta_2}{u + v_2} > \frac{\beta_1}{u + v_1} > 1\tag{36}$$

时, 考虑在平衡 $E_1$ 下, 感染寄生虫2宿主数量的变化率

$$\begin{aligned}
 \frac{dy_2}{dt} &= y_2(\beta_2 x - u - v_2) \\
 &= y_2 \left( \beta_2 \frac{u + v_1}{\beta_1} - u - v_2 \right) \\
 &= y_2 \beta_2 \left( \frac{u + v_1}{\beta_1} - \frac{u + v_2}{\beta_2} \right) \\
 &> 0
 \end{aligned} \tag{37}$$

因此寄生虫2可以入侵平衡1。反之, 考虑在平衡 $E_2$ 下, 感染寄生虫1宿主数量的变化率

$$\begin{aligned}
 \frac{dy_1}{dt} &= y_1(\beta_1 x - u - v_1) \\
 &= y_1 \left( \beta_1 \frac{u + v_2}{\beta_2} - u - v_1 \right) \\
 &= y_1 \beta_1 \left( \frac{u + v_2}{\beta_2} - \frac{u + v_1}{\beta_1} \right) \\
 &< 0
 \end{aligned} \tag{38}$$

因此寄生虫1不能入侵平衡2。

e. 当 $\beta_1 = \alpha v_1$ , 并且 $\beta_2 = \alpha v_2$ 时, 其中 $\alpha$ 是常数, 致病性 $v_i$ 如何随着时间演化?

**Proof.** 当 $\beta_1 = \alpha v_1$ , 并且 $\beta_2 = \alpha v_2$ 时, (32)式变为

$$\begin{aligned}
 \frac{dx}{dt} &= k - ux - x(\alpha v_1 y_1 + \alpha v_2 y_2) \\
 \frac{dy_1}{dt} &= y_1(\alpha v_1 x - u - v_1) \\
 \frac{dy_2}{dt} &= y_2(\alpha v_2 x - u - v_2)
 \end{aligned} \tag{39}$$

而基本传染数变为

$$\begin{aligned}
 R_1 &= \frac{\alpha v_1}{u + v_1} \\
 R_2 &= \frac{\alpha v_2}{u + v_2}
 \end{aligned} \tag{40}$$

$R_i$ 随 $v_i$ 单调递增, 因此在寄生虫1与寄生虫2竞争的选择压力下, 致病性 $v_1, v_2$ 会单调递增。但由于 $v_i \rightarrow \infty, R_i \rightarrow \alpha$ , 因此 $v_1, v_2$ 增长的选择压力会越来越小, 增长速率越来越慢。