



Noções de Modelagem Biológica

Alexandre Souto Martinez¹

 3 de setembro de 2020

30/09/2020

¹ Departamento de Física (DF)

Faculdade de Filosofia, Ciências e Letras de Ribeirão Preto (FFCLRP)

Universidade de São Paulo (USP)

Aula

Modelos Analíticos

Modelos contínuos e discretos

Modelos Epidemiológicos

Modelos Computacionais

Modelos Estocásticos

Modelos Analíticos

Modelos Analíticos

Modelos

- contínuos e
- discretos com
- aumento de complexidade (permitem descrever situações mais complicadas).

Qual é a peça?

Grandezas:

constantes: parâmetros;

mutantes: variáveis

Relação entre as grandezas: funções, soluções de equações diferenciais ou algébricas.

Equações diferenciais, condições

iniciais: parâmetros;

contorno: funções.

Constante

$$\frac{df(t)}{dt} = 0 ,$$

Models seem like
graphs

Constante

$$\frac{df(t)}{dt} = 0 ,$$

$$f(t) = f_0 .$$

Nada acontece

Linear

Coeficiente:

- constante

$$\frac{df(t)}{dt} = r_0 ,$$

Linear

Coeficiente:

- constante

$$\frac{df(t)}{dt} = r_0 ,$$

$$f(t) = f_0 + r_0(t - t_0) ;$$

Linear

Coeficiente:

- constante

$$\frac{df(t)}{dt} = r_0 ,$$

$$f(t) = f_0 + r_0(t - t_0) ;$$

- variável

$$\frac{df(t)}{dt} = r_0(t) ,$$

Linear

Coeficiente:

- constante

$$\frac{df(t)}{dt} = r_0 ,$$

$$f(t) = f_0 + r_0(t - t_0) ;$$

- variável

$$\frac{df(t)}{dt} = r_0(t) ,$$

$$f(t) = f_0 + r_0 \int_{t_0}^t dt' r_0(t') .$$

Exponencial

Coeficiente

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) ,$$

Exponencial

Coeficiente

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) ,$$

$$f(t) = f_0 e^{r_1(t-t_0)} ;$$

Exponencial

Coeficiente

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) ,$$

$$f(t) = f_0 e^{r_1(t-t_0)} ;$$

Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1(t)f(t) ,$$

Exponencial

Coeficiente

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) ,$$

$$f(t) = f_0 e^{r_1(t-t_0)} ;$$

Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1(t)f(t) ,$$

$$f(t) = f_0 e^{\int_{t_0}^t dt' r_1(t')} .$$

Para $r_1(t) = \beta kt^{\beta-1}$, $f(t) = f_0 e^{t^\beta - t_0^\beta}$, que é a exponencial estendida.

Exponencial: Gompertz

Para $f(t) = \ln[g(t)]$

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t)$$

Exponencial: Gompertz

Para $f(t) = \ln[g(t)]$

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) \implies f(t) = f_0 e^{r_1(t-t_0)},$$

Exponencial: Gompertz

Para $f(t) = \ln[g(t)]$

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) \implies f(t) = f_0 e^{r_1(t-t_0)},$$

$$g(t) = e^{f(t)} = e^{f_0 e^{r_1(t-t_0)}} =$$

Exponencial: Gompertz

Para $f(t) = \ln[g(t)]$

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) \implies f(t) = f_0 e^{r_1(t-t_0)},$$

$$g(t) = e^{f(t)} = e^{f_0 e^{r_1(t-t_0)}} =$$

Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1(t)f(t),$$

Exponencial: Gompertz

Para $f(t) = \ln[g(t)]$

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) \implies f(t) = f_0 e^{r_1(t-t_0)},$$

$$g(t) = e^{f(t)} = e^{f_0 e^{r_1(t-t_0)}} =$$

Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1(t)f(t),$$

$$f(t) = f_0 e^{\int_{t_0}^t dt' r_1(t')}.$$

Para $r_1(t) = \beta k t^{\beta-1}$, $f(t) = f_0 e^{t^\beta - t_0^\beta}$, que é a exponencial estendida.

Exponencial: equação de diferenças

Coeficiente

Constante:

$$\frac{dx(t)}{dt} = rx(t)$$

Exponencial: equação de diferenças

Coeficiente

Constante:

$$\frac{dx(t)}{dt} = rx(t) \implies \frac{x(t + \Delta t) - x(t)}{\Delta t} = rx(t)$$

Exponencial: equação de diferenças

Coeficiente

Constante:

$$\frac{dx(t)}{dt} = rx(t) \implies \frac{x(t + \Delta t) - x(t)}{\Delta t} = rx(t)$$

assim $x(t + \Delta t) = \underbrace{(1 + r\Delta t)}_{\kappa} x(t)$. Perde-se a noção do que se passa no intervalo Δt .

Exponencial: equação de diferenças

Coeficiente

Constante:

$$\frac{dx(t)}{dt} = rx(t) \implies \frac{x(t + \Delta t) - x(t)}{\Delta t} = rx(t)$$

assim $x(t + \Delta t) = \underbrace{(1 + r\Delta t)}_{\kappa} x(t)$. Perde-se a noção do que se passa no intervalo Δt .

Chamando $x_i = x(i\Delta t)$, com $i = 0, 1, 2, \dots$

$$x_n = \kappa x_{n-1} = \kappa^n x_0$$

com x_0 sendo o valor inicial.

Exponencial: equação de diferenças

Coeficiente

Constante:

$$\frac{dx(t)}{dt} = rx(t) \implies \frac{x(t + \Delta t) - x(t)}{\Delta t} = rx(t)$$

assim $x(t + \Delta t) = \underbrace{(1 + r\Delta t)}_{\kappa} x(t)$. Perde-se a noção do que se passa no intervalo Δt .

Chamando $x_i = x(i\Delta t)$, com $i = 0, 1, 2, \dots$

$$x_n = \kappa x_{n-1} = \kappa^n x_0$$

com x_0 sendo o valor inicial.

Variável:

$$x_n = \prod_{i=1}^n \kappa_i x_0$$

Exponencial + Linear

Coeficientes:

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + r_0$$

Exponencial + Linear

Coeficientes:

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + r_0 \implies f(t) = \left(f_0 + \frac{r_1}{r_0} \right) e^{r_1(t-t_0)} - \frac{r_1}{r_0},$$

Exponencial + Linear

Coeficientes:

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + r_0 \implies f(t) = \left(f_0 + \frac{r_1}{r_0} \right) e^{r_1(t-t_0)} - \frac{r_1}{r_0},$$

Um Constante e Um Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + r_0(t)$$

Exponencial + Linear

Coeficientes:

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + \textcolor{teal}{r}_0 \implies f(t) = \left(f_0 + \frac{r_1}{\textcolor{teal}{r}_0} \right) e^{r_1(t-t_0)} - \frac{r_1}{\textcolor{teal}{r}_0},$$

Um Constante e Um Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + r_0(t) \implies f(t) = e^{r_1 t} [f_0 e^{-r_1 t_0} + \int_{t_0}^t dt' e^{-r_1 t'} r_0(t')] .$$

Exponencial + Linear

Coeficientes:

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + \textcolor{teal}{r}_0 \implies f(t) = \left(f_0 + \frac{r_1}{\textcolor{teal}{r}_0} \right) e^{r_1(t-t_0)} - \frac{r_1}{\textcolor{teal}{r}_0},$$

Um Constante e Um Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + r_0(t) \implies f(t) = e^{r_1 t} [f_0 e^{-r_1 t_0} + \int_{t_0}^t dt' e^{-r_1 t'} r_0(t')] .$$

Variáveis:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1(\textcolor{teal}{t}) f(t) + r_0(t)$$

Exponencial + Linear

Coeficientes:

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + \textcolor{teal}{r}_0 \implies f(t) = \left(f_0 + \frac{r_1}{\textcolor{teal}{r}_0} \right) e^{r_1(t-t_0)} - \frac{r_1}{\textcolor{teal}{r}_0},$$

Um Constante e Um Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + r_0(t) \implies f(t) = e^{r_1 t} [f_0 e^{-r_1 t_0} + \int_{t_0}^t dt' e^{-r_1 t'} r_0(t')] .$$

Variáveis:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1(\textcolor{teal}{t}) f(t) + r_0(t) \implies f(t) = g[r_1(t)] [f_0 + \int_{t_0}^t dt' g[-r_1(t')] r_0(t')].$$

Exponencial + Linear

Coeficientes:

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + \textcolor{teal}{r}_0 \implies f(t) = \left(f_0 + \frac{r_1}{\textcolor{teal}{r}_0} \right) e^{r_1(t-t_0)} - \frac{r_1}{\textcolor{teal}{r}_0},$$

Um Constante e Um Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1 f(t) + r_0(t) \implies f(t) = e^{r_1 t} [f_0 e^{-r_1 t_0} + \int_{t_0}^t dt' e^{-r_1 t'} r_0(t')] .$$

Variáveis:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_1(\textcolor{teal}{t}) f(t) + r_0(t) \implies f(t) = g[r_1(t)] [f_0 + \int_{t_0}^t dt' g[-r_1(t')] r_0(t')].$$

$$g[r(t)] = e^{\int_{t_0}^t dt'' r(t'')}$$

Exponencial + Linear: equação de diferenças

Coeficiente

Variável:

$$x_n = x_0 \prod_{i=1}^n \kappa_i + \sum_{j=1}^n h_j \prod_{i=j+1}^{n-1} \kappa_i .$$

Exponencial + Linear: equação de diferenças

Coeficiente

Variável:

$$x_n = x_0 \prod_{i=1}^n \kappa_i + \sum_{j=1}^n h_j \prod_{i=j+1}^{n-1} \kappa_i .$$

Constante: $\kappa_1 = \kappa_2 = \dots = \kappa_n = \bar{\kappa}$ e $h_1 = h_2 = \dots = h_n = \bar{h}$

$$x_n = x_0 \bar{\kappa}^n + \bar{h} \frac{1 - \bar{\kappa}^n}{1 - \bar{\kappa}} = \left(x_0 - \frac{\bar{h}}{1 - \bar{\kappa}} \right) \bar{\kappa}^n + \frac{\bar{h}}{1 - \bar{\kappa}} .$$

Hiper-Exponencial

Coeficiente

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_{1-\lambda} [f(t)]^{1-\lambda}$$

Hiper-Exponencial

Coeficiente

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_{1-\lambda} [f(t)]^{1-\lambda} \implies f(t) = f_0 \underbrace{\left[1 + \lambda \frac{r_{1-\lambda}}{f_0^\lambda} (t - t_0)\right]}_{t_\lambda}^{1/\lambda}.$$

Divergência em tempo finito t_λ !

Hiper-Exponencial

Coeficiente

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_{1-\lambda}[f(t)]^{1-\lambda} \implies f(t) = f_0 \underbrace{\left[1 + \lambda \frac{r_{1-\lambda}}{f_0^\lambda} (t - t_0)\right]}_{t_\lambda}^{1/\lambda}.$$

Divergência em tempo finito t_λ !

Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_{1-\lambda}(t)[f(t)]^{1-\lambda}$$

Hiper-Exponencial

Coeficiente

Constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_{1-\lambda}[f(t)]^{1-\lambda} \implies f(t) = f_0 [1 + \underbrace{\lambda \frac{r_{1-\lambda}}{f_0^\lambda}}_{t_\lambda} (t - t_0)]^{1/\lambda}.$$

Divergência em tempo finito t_λ !

Variável:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_{1-\lambda}(t)[f(t)]^{1-\lambda} \implies f(t) = f_0 [1 + \lambda \int_{t_0}^t dt' \frac{r_{1-\lambda}(t')}{f_0^\lambda}]^{1/\lambda}.$$

Hiper-Exponencial Outras

Outras

Estendida: $r_{1-\lambda}(t) = \beta kt^{\beta-1}$

$$\frac{df(t)}{dt} = \beta kt^{\beta-1}[f(t)]^{1-\lambda}$$

Hiper-Exponencial Outras

Outras

Estendida: $r_{1-\lambda}(t) = \beta kt^{\beta-1}$

$$\frac{df(t)}{dt} = \beta kt^{\beta-1}[f(t)]^{1-\lambda} \implies f(t) = f_0 [1 + \lambda \frac{k}{f_0^\lambda} (t^\beta - t_0^\beta)]^{1/\lambda}.$$

Hiper-Exponencial Outras

Outras

Estendida: $r_{1-\lambda}(t) = \beta kt^{\beta-1}$

$$\frac{df(t)}{dt} = \beta kt^{\beta-1}[f(t)]^{1-\lambda} \implies f(t) = f_0 [1 + \lambda \frac{k}{f_0^\lambda} (t^\beta - t_0^\beta)]^{1/\lambda}.$$

hiper-Gompertz: $f(t) = \ln[g(t)]$

$$g(t) =$$

Hiper-Exponencial + Linear = Equação de Bernoulli

Coeficiente constante:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_{1-\lambda} f^{1-\lambda}(t) + \tilde{r}_1 f(t),$$

Coeficiente constante

Equação geral
→ não linear

→ solução
Análise linear!!!

chamando $v(t) = f^\lambda(t)$, têm-se $dv(t)/dt = \lambda[\tilde{r}_1 v(t) + r_{1-\lambda}]$,
cuja solução é: $v(t) = [v(t_0) + \tilde{r}_1/r_{1-\lambda}]e^{\tilde{r}_1(t-t_0)} - \tilde{r}_1 r_{1-\lambda}$. Assim,
na variável original tem-se:

$$f(t) = \left\{ \frac{r_{1-\lambda}}{\tilde{r}_1} \left[1 + \left(\frac{\tilde{r}_1 f_0^\lambda}{r_{1-\lambda}} - 1 \right) e^{\lambda \tilde{r}_1(t-t_0)} \right] \right\}^{1/\lambda}.$$

Para $\lambda = -1$, têm-se a equação de Riccati, ou logística, que
descreve o modelo de Verhulst.

Equação logística ou modelo de Verhulst

Equação logística:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_2 f^2(t) + \tilde{r}_1 f(t) = \tilde{r}_1 f(t) \left[1 - \frac{-r_2}{\tilde{r}_1} f(t) \right] ,$$

Equação logística ou modelo de Verhulst

Equação logística:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_2 f^2(t) + \tilde{r}_1 f(t) = \tilde{r}_1 f(t) \left[1 - \frac{-r_2}{\tilde{r}_1} f(t) \right] ,$$

com solução:

$$f(t) = \frac{\tilde{r}_1/r_2}{1 + \left(\frac{\tilde{r}_1}{r_2 f_0} - 1 \right)^{-\tilde{r}_1(t-t_0)}} .$$

Equação logística ou modelo de Verhulst

Equação logística:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_2 f^2(t) + \tilde{r}_1 f(t) = \tilde{r}_1 f(t) \left[1 - \frac{-r_2}{\tilde{r}_1} f(t) \right],$$

com solução:

$$f(t) = \frac{\tilde{r}_1/r_2}{1 + \left(\frac{\tilde{r}_1}{r_2 f_0} - 1 \right)^{-\tilde{r}_1(t-t_0)}}.$$

Considere: $t_0 = 0$, $r_1 = r$, $-r_1/r_2 = K > 0$ e

$$\frac{df(t)}{dt} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right]$$

Equação logística ou modelo de Verhulst

Equação logística:

$$\frac{df(t)}{dt} = r_2 f^2(t) + \tilde{r}_1 f(t) = \tilde{r}_1 f(t) \left[1 - \frac{-r_2}{\tilde{r}_1} f(t) \right] ,$$

com solução:

$$f(t) = \frac{\tilde{r}_1/r_2}{1 + \left(\frac{\tilde{r}_1}{r_2 f_0} - 1 \right)^{-\tilde{r}_1(t-t_0)}} .$$

Considere: $t_0 = 0$, $r_1 = r$, $-r_1/r_2 = K > 0$ e

$$\frac{df(t)}{dt} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right] \implies \frac{f(t + \Delta t) - f(t)}{\Delta t} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right]$$

função
logística!!!
=

$$f(t) = \frac{K}{1 + \left(\frac{K}{f_0} - 1 \right)^{-rt}} .$$

fratilhar com o
modelo direto
 \Rightarrow sistema dinâmico
 \Rightarrow modelo epidemológico

Eq. de diferenças do modelo de Verhulst → mapa logístico

$$\frac{df(t)}{dt} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right]$$

Eq. de diferenças do modelo de Verhulst → mapa logístico

$$\frac{df(t)}{dt} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right] \implies \frac{f(t + \Delta t) - f(t)}{\Delta t} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right]$$

Eq. de diferenças do modelo de Verhulst → mapa logístico

$$\frac{df(t)}{dt} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right] \implies \frac{f(t + \Delta t) - f(t)}{\Delta t} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right]$$

assim $f(t + \Delta t) = f(t)(1 + r\Delta t)[1 - f(t)/K]$. Perde-se a noção do que se passa no intervalo Δt .

Eq. de diferenças do modelo de Verhulst → mapa logístico

$$\frac{df(t)}{dt} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right] \implies \frac{f(t + \Delta t) - f(t)}{\Delta t} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right]$$

assim $f(t + \Delta t) = f(t)(1 + r\Delta t)[1 - f(t)/K]$. Perde-se a noção do que se passa no intervalo Δt .

Chamando $y_i = f(i\Delta t)/K$, com $i = 0, 1, 2, \dots$ leva à:

$$y_{i+1} = y_i [1 + r\Delta t(1 - y_i)].$$

Eq. de diferenças do modelo de Verhulst → mapa logístico

$$\frac{df(t)}{dt} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right] \implies \frac{f(t + \Delta t) - f(t)}{\Delta t} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right]$$

assim $f(t + \Delta t) = f(t)(1 + r\Delta t)[1 - f(t)/K]$. Perde-se a noção do que se passa no intervalo Δt .

Chamando $y_i = f(i\Delta t)/K$, com $i = 0, 1, 2, \dots$ leva à:

$y_{i+1} = y_i [1 + r\Delta t(1 - y_i)]$. Escrevendo: $\rho = 1 + r\Delta t$ e

$x_i = r\Delta t y_i / \rho$ escreve-se o mapa logístico:

Eq. de diferenças do modelo de Verhulst → mapa logístico

$$\frac{df(t)}{dt} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right] \implies \frac{f(t + \Delta t) - f(t)}{\Delta t} = rf(t) \left[1 - \frac{f(t)}{K} \right]$$

assim $f(t + \Delta t) = f(t)(1 + r\Delta t)[1 - f(t)/K]$. Perde-se a noção do que se passa no intervalo Δt .

Chamando $y_i = f(i\Delta t)/K$, com $i = 0, 1, 2, \dots$ leva à:

$y_{i+1} = y_i [1 + r\Delta t(1 - y_i)]$. Escrevendo: $\rho = 1 + r\Delta t$ e

$x_i = r\Delta t y_i / \rho$ escreve-se o mapa logístico:

$$x_{n+1} = \underbrace{\rho}_{4a} x_n (1 - x_n)$$

Essa fórmula de recorrência é muito simples, mas que apresenta um comportamento muito rico.

Equação KPP

Curiosidade \Rightarrow

Dinâmica populacional

Efeito Allee \equiv coop?

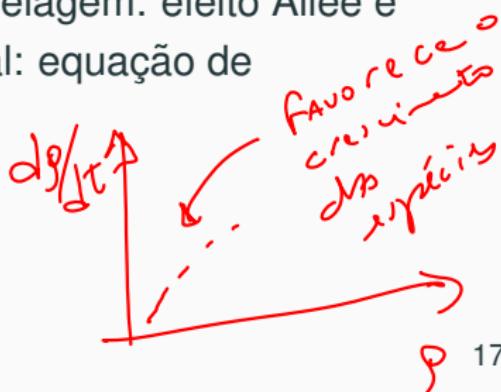
Equação Kolmogorov, Petrovsk e Piskunov com coeficientes constantes:

Dinâmica
de pop. viva!

$$\frac{df(t)}{dt} = r_3 f^3(t) + r_2 f^2(t) + r_1 f(t), \quad \xrightarrow{\text{Eq. de Bernoulli}}$$

Aparece em diversos contextos na modelagem: efeito Allee e quando considera-se a variável espacial: equação de Fisher-KPP.

Modelo de Fisher-KPP



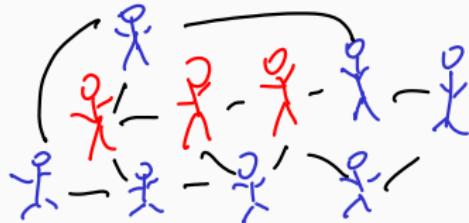
Modelos Epidemiológicos

Modelos Epidemiológicos

- A utilização de métodos matemáticos para estudar a disseminação de doenças contagiosas vem desde 1760, quando Daniel Bernoulli realizou estudos sobre a varíola.

Modelo Susceptível-Infectado (SI)

mais $S_i \rightleftharpoons I_i$



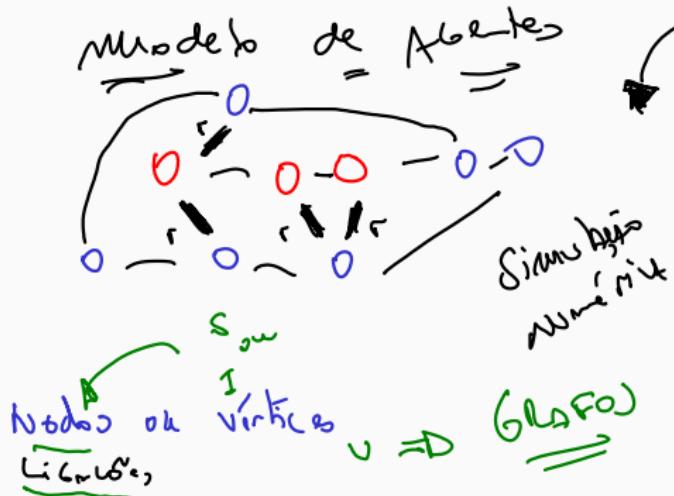
N_s
 N_i

Compartimentos: indivíduos que

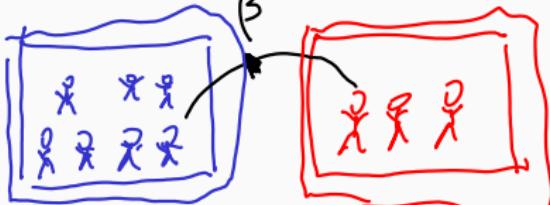
$$N = N_i + N_s$$

\uparrow
fixo, constante

Infectados: N_i podem transmitir um patógeno e não se curam.



Modelo Compartimental



$$ctc \nmid N = N_s + N_i$$

Modelo Susceptível-Infectado (SI)

Compartimentos: indivíduos que

Infectados: N_I podem transmitir um patógeno e não se curam.

Susceptíveis: N_S não carregam o patógeno e podem se infectar

Modelo Susceptível-Infectado (SI)

Compartimentos: indivíduos que

Infectados: N_I podem transmitir um patógeno e não se curam.

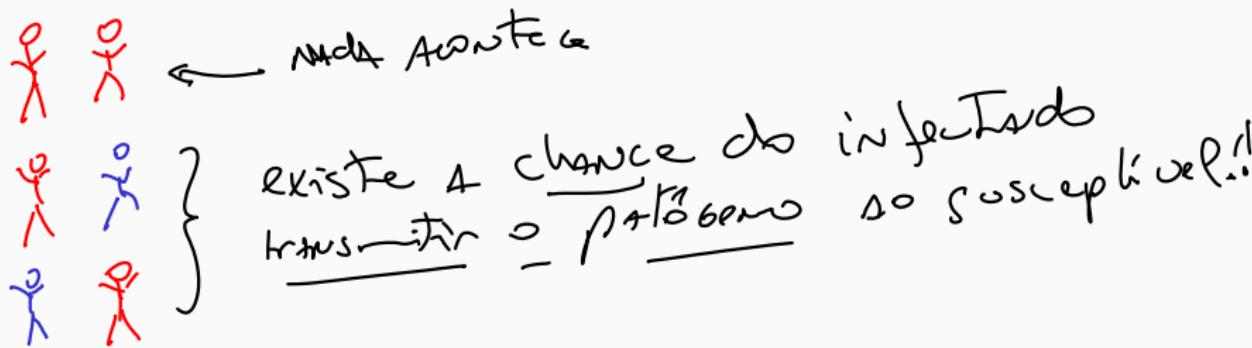
Susceptíveis: N_S não carregam o patógeno e podem se infectar

Total: totalizam $N = N_I + N_S$, com N fixo.

Modelo Susceptível-Infectado (SI)

Suponha que:

- o patógeno espalha-se pelo contato entre indivíduos infectados (I) e saudáveis (S) da população.



Modelos com
intensão de 2 "corpos"

Modelo Susceptível-Infectado (SI)

Suponha que:

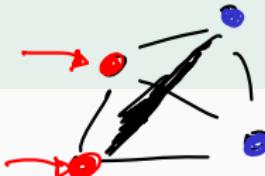
- o patógeno espalha-se pelo contato entre indivíduos infectados (I) e saudáveis (S) da população.
- indivíduos de ambos os grupos movem-se livremente entre si., O número de contatos é proporcional a $N_I N_S$, (cada indivíduo infectado pode encontrar, com a mesma probabilidade, com os N_S indivíduos susceptíveis).

Modelo
de
contato!!

Modelo mais simples, bem simplificado para o estudo
Análise PMA
S + P → S depleto
A → A depleto
(A → A depleto)

Modelo Susceptível-Infectado (SI)

Gráfico completo



Suponha que:

- o patógeno espalha-se pelo contato entre indivíduos infectados (I) e saudáveis (S) da população. *lei de ação das massas*
- indivíduos de ambos os grupos movem-se livremente entre si., O número de contatos é proporcional a $N_I N_S$, (cada indivíduo infectado pode encontrar, com a mesma probabilidade, com os N_S indivíduos susceptíveis).

A taxa de disseminação do patógeno é proporcional ao número de tais contatos assim:

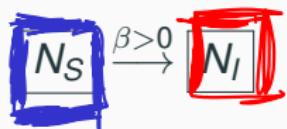
$$\frac{dN_I}{dt} = \underbrace{\beta}_{\text{taxa de contatos}} \underbrace{N_I N_S}_{\substack{\uparrow \\ \uparrow}} .$$

Variável com relação ao tempo !!

$\frac{dN_I}{dt}$ com $\beta > 0$.

Modelo Susceptível-Infectado (SI)

Não se considera que os são os agentes infectados ou suscetíveis mas a quantidade deles !!!



Não tem a informação entre a conexão entre os países
(todo mundo interconectado)

Modelo Susceptível-Infectado (SI)

$$\frac{d}{dt} (\underbrace{N_I + N_S}) = 0$$

Proporções:

$$N = \text{cte}$$

$$\text{infectados: } I = \frac{N_I}{N},$$

$$\text{suscetíveis: } S = \frac{N_S}{N},$$

$$\frac{dI}{dt} = \underbrace{\beta N}_{\substack{\text{cte} \\ \tilde{\beta}}} \underbrace{[1-I]}_{(1-I)}$$

$$\text{assim: } I + S = 1.$$

Os modelos mais realistas consideram que a taxa de disseminação é proporcional a proporção de indivíduos infectados assim:



$$\frac{dN_I}{dt} = - \underbrace{\beta I}_{\substack{\text{força da infecção}}} N_S . \quad (1)$$

Como $S = 1 - I$:

$$\begin{aligned} N &= N_I + N_S \\ \frac{dN_I}{dt} &= \beta N_S (N - N_I) \\ &= \beta N_I - \beta N_S^2/N^2 \\ &\quad \text{(modo de Verwalt)} \end{aligned}$$

$$\frac{dI}{dt} = \beta I (1 - I), \quad (2)$$

equação de picar

Modelo Susceptível-Infectado (SI)

Modelo SI:

equações de
variação
de
tempo

$$I \leq N_S(0) \leq N$$

com $I(0) = I_0$ sendo a condição inicial.

Solução

$$\frac{dI}{dt} = \beta I(1 - I),$$

tempo longo!!

$$\frac{dI^*}{dt} = 0 = \beta I^*(1 - I^*)$$

$$I^* = \begin{cases} 0 \\ 1 \end{cases}$$

Estacionária $I^* = 0$ (instável, pois $\beta > 0$) e $I^* = 1$.

Completa Equação logística

$$I(t) = \frac{1}{1 + (I_0^{-1} - 1)e^{-\beta t}},$$

$$t \rightarrow \infty \quad I(t \rightarrow \infty) = \begin{cases} 0 \\ 1 \end{cases}$$

tempo medido em unidades de β ($\tau = \beta t$). Para

$t \gg 1/\beta$, $I(\infty) = I^* = 1$ (toda população infectada).

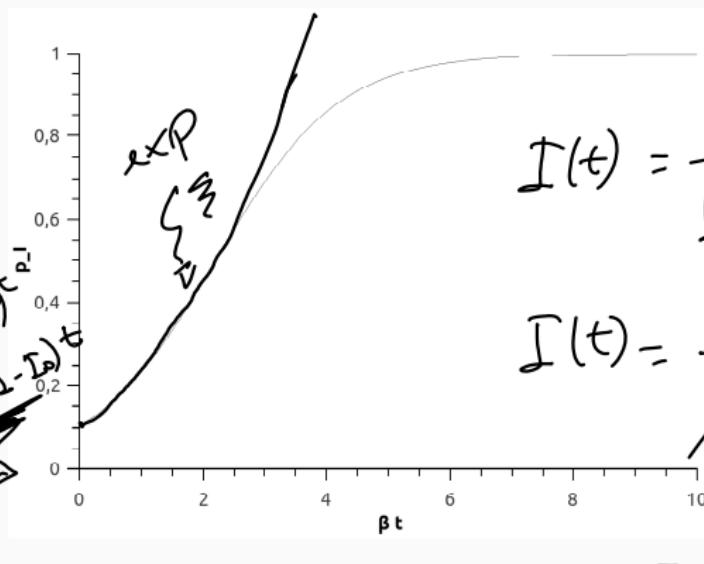
$$t \rightarrow 1/\beta \quad I(\infty) = I^* = 1 \quad I_0 \neq 0$$

Modelo Susceptível-Infectado (SI)

$$t \rightarrow / \beta \quad e^{-\beta t} \rightarrow 0$$

~~Equação logística~~

$$I(t) = \frac{1}{1 + (I_0^{-1} - 1)e^{-\beta t}}, \quad t < \frac{1}{\beta} \quad e^{-\beta t} = I^{-1}$$



$$I(t) = \frac{1}{1 + (\sqrt{I_0} - 1)(1 - e^{-\beta t})}$$

$$I(t) = \frac{1}{1 + (\frac{1}{I_0} - 1) - \frac{\beta(1-I)}{I_0}}$$

Equação logística com $I_0 = 1/10$.

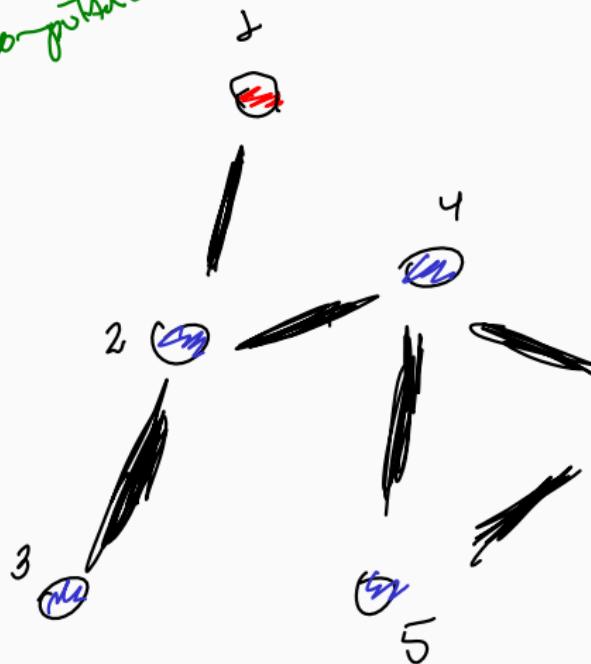
$$\frac{1}{1 - \beta(\frac{1}{I_0} - 1) \frac{t}{24}}$$

Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

CONSIDERAR A ESTRUTURA de

- Considere N agentes, que são os nodos de um grafo;

Modelo
Computacional



CONEXÃO

OS

FE
FE
FE
FE
AG^e

GRAFO

Nós

Ligações

MATRIZ de
Adjacência

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

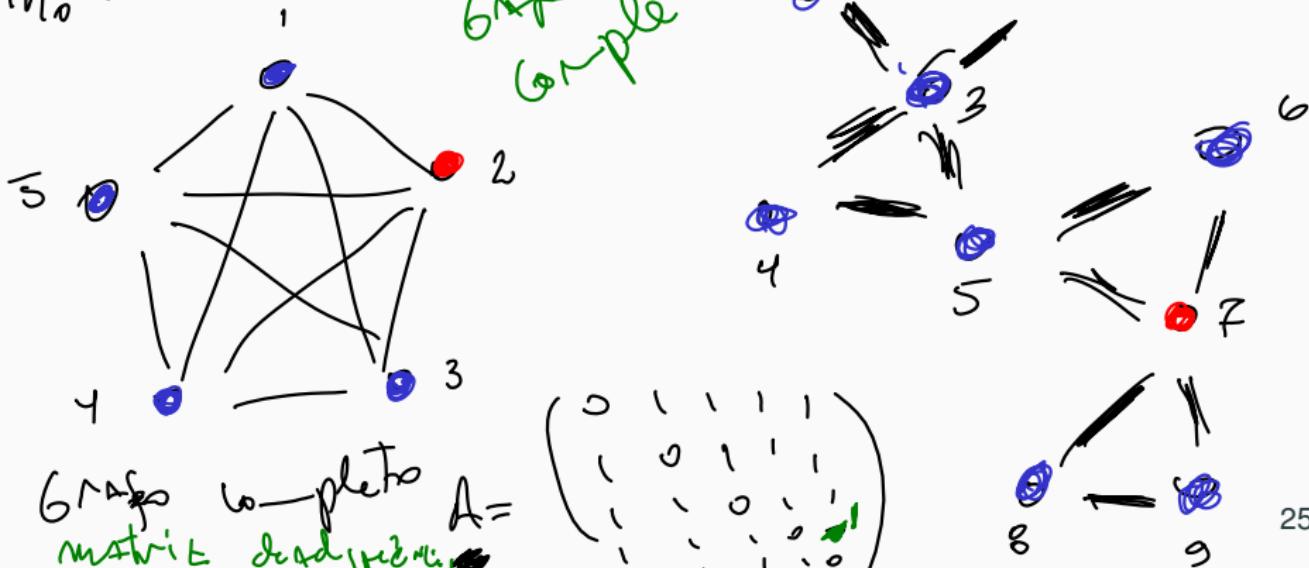
25

Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- Considere N agentes, que são os nodos de um grafo;
- o i -ésimo agente podem estar no estado:
 - susceptível $a_i = 0$ ou
 - infectado $a_i = 1$;

$N=5$

$M_0=2$



Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- Considere N agentes, que são os nodos de um grafo;
- o i -ésimo agente podem estar no estado:
 - susceptível $a_i = 0$ ou
 - infectado $a_i = 1$;
- a conexão entre os agentes i e j é representada por:
 - $A_{i,j} = 0$, se eles não estiveram conectados, ou por
 - $A_{i,j} = 1$, caso contrário;

Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- Considere N agentes, que são os nodos de um grafo;
- o i -ésimo agente podem estar no estado:
 - susceptível $a_i = 0$ ou
 - infectado $a_i = 1$;
- a conexão entre os agentes i e j é representada por:
 - $A_{i,j} = 0$ se eles não estiveram conectados, ou por
 - $A_{i,j} = 1$ caso contrário;
- no instante t , a probabilidade do i -ésimo agente estar no estado:

- susceptível é $s_i(t)$ e de estar

- infectado é $x_i(t)$,

com $s_i(t) + x_i(t) = 1$;

proxima
aula.

Mais de bem Análisis

Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

dE

- em um intervalo de tempo Δt , um agente suscetível pode ser contaminado por um de seus vizinhos infectados com probabilidade:

Prob. de infecção de agente suscetível

$$P_{inf} = \beta s_i(t) \sum_{j=1}^N A_{i,j} x_j(t) \Delta t ;$$



Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- em um intervalo de tempo Δt , um agente suscetível pode ser contaminado por um de seus vizinhos infectados com probabilidade:

Modelo
discreto!

Modelo
contínuo

$$P_{inf} = \beta s_i(t) \sum_{j=1}^N A_{i,j} x_j(t) \Delta t ;$$

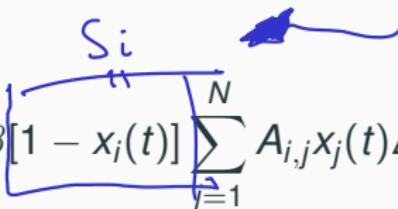
$$x_i(t+\Delta t) = x_i(t) + P_{inf}$$

↳

- assim:

$$\frac{x_i(t+\Delta t) - x_i(t)}{\Delta t} \sim \frac{dx_i}{dt}$$

$$x_i(t + \Delta t) = x_i(t) + \beta [1 - x_i(t)] \sum_{j=1}^N A_{i,j} x_j(t) \Delta t ;$$



↑

Modelo
computacional

Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- em um intervalo de tempo Δt , um agente suscetível pode ser contaminado por um de seus vizinhos infectados com probabilidade:

Vizinhos Infectados

$$P_{inf} = \beta s_i(t) \sum_{j=1}^N A_{i,j} x_j(t) \Delta t ;$$

Processo Poissoniano dupla infecção
 x_j, x_k infectados
 x_j, x_k, x_l infectados
 x_j, x_k, x_l, x_m infectados

- assim:

$$x_i(t + \Delta t) = x_i(t) + \beta [1 - x_i(t)] \sum_{j=1}^N A_{i,j} x_j(t) \Delta t ;$$

Estado futuro *atual*
Processo Markoviano *Processo Poissoniano*

- Sistema de equações diferenciais:

$$\frac{dx_i(t)}{dt} = \beta [1 - x_i(t)] \sum_{j=1}^N A_{i,j} x_j(t) .$$

Processo Markoviano *Processo Poissoniano*

Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- Sistema: $\dot{x}_i(t) = \beta[1 - x_i(t)] \sum_{j=1}^N A_{i,j}x_j(t).$

*v0) to A
no deb
continuado*

Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- Sistema: $\dot{x}_i(t) = \beta[1 - \sum_{j=1}^N A_{i,j}x_j(t)]$.
- Para tempos curtos $t \ll 1/\beta \Rightarrow$ sistema linear:

$$\dot{x}_i(t) = \beta \sum_{j=1}^N A_{i,j}x_j(t)$$

$$\vec{x}(t) \approx \begin{pmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_{N-1} \end{pmatrix}_t$$

$$\frac{d\vec{x}(t)}{dt} = \beta \mathbb{A}\vec{x}(t);$$

sistens de EDL de pri...
orden.

análogos
sistema

$$\frac{d\vec{x}}{dt} = \begin{pmatrix} A_{0,1} & A_{0,2} & \dots & A_{0,N-1} \\ A_{1,0} & A_{1,1} & \dots & A_{1,N-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{N-1,0} & A_{N-1,1} & \dots & A_{N-1,N-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_{N-1} \end{pmatrix}_t$$

Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- Sistema: $\dot{x}_i(t) = \beta[1 - x_i(t)] \sum_{j=1}^N A_{i,j}x_j(t)$.

- Para tempos curtos $t \ll 1/\beta \Rightarrow$ sistema linear:

$$\dot{x}_i(t) = \beta \sum_{j=1}^N A_{i,j}x_j(t)$$

$$\frac{d\vec{x}(t)}{dt} = \beta \mathbb{A}\vec{x}(t)$$

- a solução na base de autovetores de \mathbb{A} : $\mathbb{A}\vec{v}_k = \lambda_k \vec{v}_k$ é:

$$\vec{x}(t) = \beta \sum_{k=1}^N a_k(t) \vec{v}_k$$

Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- Sistema: $\dot{x}_i(t) = \beta[1 - x_i(t)] \sum_{j=1}^N A_{i,j}x_j(t)$.

- Para tempos curtos $t \ll 1/\beta \Rightarrow$ sistema linear:

$$\dot{x}_i(t) = \beta \sum_{j=1}^N A_{i,j}x_j(t)$$

sistema linear
ACP

$$\boxed{\frac{d\vec{x}(t)}{dt} = \beta \mathbb{A}\vec{x}(t)}$$

- a solução na base de autovetores de \mathbb{A} : $\mathbb{A}\vec{v}_k = \lambda_k \vec{v}_k$ é:

$$\vec{x}(t) = \beta \sum_{k=1}^N a_k(t) \vec{v}_k$$

- $\sum_{k=1}^N \dot{a}_k(t) \vec{v}_k = \beta \sum_{k=1}^N a_k(t) \mathbb{A} \vec{v}_k = \beta \sum_{k=1}^N a_k(t) \lambda_k \vec{v}_k$
assim:

$$\boxed{\frac{da_k(t)}{dt} = \beta \lambda_k a_k(t)}$$

$$, \quad a_k(t) = a_k(0) e^{\beta \lambda_k t} \quad a_k(0) = \vec{v}_k^\dagger \cdot \vec{x}(0)$$

desenvolvendo \Rightarrow EDO's.

*sistema
desenvolvendo*

Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- Assim:

$$\vec{x}(t) = \sum_{k=1}^N a_k(0) e^{\beta \lambda_k t} \vec{v}_k .$$

↑
↓
↔

$$m_I^{(t)} = \sum_{i=0}^{N-1} x_i(t)$$

¹<https://youtu.be/GVTDWQEXZj0>



Modelo de Agentes Susceptível-Infectado (SI)

- Assim:

$$\vec{x}(t) = \sum_{k=1}^N a_k(0) e^{\beta \lambda_k t} \vec{v}_k .$$

Início do dia
07/04/2020

- Sendo λ_1 o maior auto valor:



$$\boxed{\vec{x}(t) = a_1(0) e^{\beta \lambda_1 t} \vec{v}_1}$$

07/04/2020

- O autovetor \vec{v}_1 relativo ao maior autovalor é a medida de centralidade do grafo.¹

~~grafo~~

¹<https://youtu.be/GVTDWQEXZj0>

todo mundo !!!

ANÁ T → 1/β →

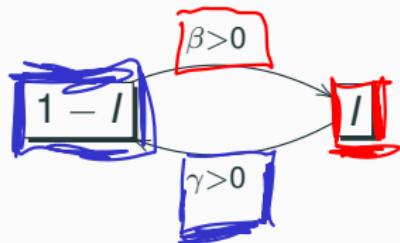
infecção 0-0-0

Modelo Susceptível-Infectado-Susceptível (SIS)

- Modelo SI: compartimentos: indivíduos que **Infectados** N_I podem transmitir um patógeno **Susceptíveis** N_S não carregam o patógeno e podem se infectar

Total totalizam $N = N_I + N_S$, com N fixo.

- Indivíduos infectados podem se curar a uma taxa γ



$$SIS = S \cup I$$
$$\beta > 0$$
$$\gamma > 0$$

Modelo SIS:

$$\frac{dI}{dt} = \underbrace{\beta I(1 - I)}_{\text{Infecção}} - \underbrace{\gamma I}_{\text{Cura}}$$

com $I(0) = I_0$ sendo a condição inicial.



Modelo Susceptível-Infectado-Susceptível (SIS)

$$\beta=0 \rightarrow R_0 \rightarrow \infty$$

TODO MUNDO INFECTADO

Modelo SIS:

$$\frac{dI}{d(\underbrace{\beta t}_{\tau})} = I \begin{pmatrix} \gamma & \\ 1 - \underbrace{\frac{\gamma}{\beta}}_{1/R_0} & -I \end{pmatrix},$$

com

- $I(0) = I_0$ sendo a condição inicial e
- $R_0 = \beta/\gamma$ número médio que de susceptíveis que podem ser infectados por um indivíduo infectado.

Modelo Susceptível-Infectado-Susceptível (SIS)

Modelo SIS: $\frac{dI}{d\tau} = I \left(1 - \frac{\gamma}{\beta} - I \right)$

$$\frac{dI}{dt} = 0$$

$$I^* \left(1 - \frac{\gamma}{\beta}, \frac{\gamma}{\beta} \right) = 0$$

Solução:

Estacionária : estabilidade de

• $I^* = 0$, se $\frac{\gamma}{\beta} > 1$ e
 • $I^* = 1 - \frac{\gamma}{\beta}$, se $\frac{\gamma}{\beta} < 1$

$$I^* = 0$$

$$I^* = 1 - \frac{\gamma}{\beta}$$

Completa Equação

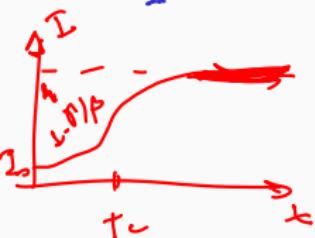


$$I(t) = \frac{1 - \frac{\gamma}{\beta}}{1 + \left(\frac{1 - \frac{\gamma}{\beta}}{I_0} - 1 \right) e^{-(1 - \frac{\gamma}{\beta})\beta t}}$$

Mu P4 o
tempo cura
GlobesBRA

tempo medido em unidades de β ($\tau = \beta t$). Para $t \gg 1/\beta$, se

- $\frac{\gamma}{\beta} > 1$, $I(\infty) = 0$ (toda população curada, extinção do patógeno) e
- se $\frac{\gamma}{\beta} < 1$, $I(\infty) = 1 - \frac{\gamma}{\beta}$.



Modelo Susceptível-Infectado-Recuperado (SIR)

- Modelo SI: compartimentos: indivíduos que
Infectados N_I podem transmitir um patógeno
Susceptíveis N_S não carregam o patógeno e podem se infectar
Recuperado podem se curar, ficando imunes, (ou morrem) a uma taxa $\gamma > 0$
Total totalizam $N = N_I + N_S + N_R$, com N fixo.



Modelo Susceptível-Infectado-Recuperado (SIR)



$$\begin{aligned}\frac{dN_S}{dt} &= -\beta N_S \frac{N_I}{N} \\ \frac{dN_I}{dt} &= \beta N_S \frac{N_I}{N} - \gamma N_I \\ \frac{dN_R}{dt} &= \gamma N_I\end{aligned}$$

com $N = N_I + N_S + N_R$ e condição inicial $N_S(0)$, $N_I(0)$ e $N_R(0)$ especificados.

Modelo Susceptível-Infectado-Recuperado (SIR)



- $\tau = \beta t$
- $R_0 = \beta / \gamma$ (número básico de reprodução)
- $S = \frac{N_S}{N}$, $I = \frac{N_I}{N}$ e $R = \frac{N_R}{N}$

$$\begin{aligned}\frac{dS}{d\tau} &= -SI \\ \frac{dI}{d\tau} &= SI - R_0^{-1}I \\ \frac{dR}{d\tau} &= R_0^{-1}I\end{aligned}$$

com $S + I + R = 1$ e condição inicial $S(0)$, $I(0)$ e $R(0)$ especificados.

Modelo Susceptível-Infectado-Recuperado (SIR)



Trabalhando com duas equações: $I = 1 - (S + R)$ e
 $I(0) = 1 - [S(0) - R(0)]$

$$\frac{dS}{d\tau} = -S(1 - S - R)$$

$$\frac{dR}{d\tau} = R_0^{-1}(1 - S - R)$$

Modelo Susceptível-Infectado-Susceptível (SIS)

Modelo SIR: $\frac{dS}{d\tau} = -S(1 - S - R)$ e $\frac{dR}{d\tau} = R_0^{-1}(1 - S - R)$

Solução Estacionária:

- $S^* = 0$,
- $R^* = 1 - S^*$,

Se

- $S^* = 0 \rightarrow R^* = 1$ (todos recuperados)
- $S^* \neq 0 \rightarrow R^* = 1 - S^*$ (ainda existem susceptíveis)

Reescrevendo: $\frac{dI}{d\tau} = (S - R_0^{-1})I$

Para $\tau = 0$ se $R_0 > 1/S(0)$ surto epidêmico (crescimento exponencial de infectados)

Modelos Computacionais

Modelos Estocásticos
