



INSTITUTO DE FÍSICA

Universidade Federal Fluminense

Laylson Alves Vieira

"Isolamento social, fadiga e vacinação: Um modelo teórico para a evolução da COVID-19"

Niterói - RJ

18 de maio de 2022

Laylson Alves Vieira

"Isolamento social, fadiga e vacinação: Um modelo teórico para a evolução da COVID-19"

Dissertação de mestrado apresentada à Banca Examinadora como exigência parcial para obtenção do título de Mestre em Física ao programa de pós-graduação stricto sensu do Instituto de Física da Universidade Federal Fluminense.

Universidade Federal Fluminense – UFF
Instituto de Física
Programa de Pós-Graduação em Física

Orientador: Prof. Dr. Nuno Miguel Melo Crokidakis Peregrino

Niterói - RJ
18 de maio de 2022

Ficha catalográfica automática - SDC/BIF
Gerada com informações fornecidas pelo autor

V657i Vieira, Laylson Alves
Isolamento social, fadiga e vacinação : Um modelo teórico
para a evolução da COVID-19 / Laylson Alves Vieira ; Nuno
Miguel Melo Crokidakis Peregrino, orientador. Niterói, 2022.
78 p. : il.

Dissertação (mestrado)-Universidade Federal Fluminense,
Niterói, 2022.

DOI: <http://dx.doi.org/10.22409/PPGF.2022.m.05708957310>

1. Modelos Epidemiológicos. 2. Sistemas Complexos. 3.
Modelo SIR. 4. COVID-19. 5. Produção intelectual. I. Melo
Crokidakis Peregrino, Nuno Miguel, orientador. II.
Universidade Federal Fluminense. Instituto de Física. III.
Título.

CDD -

Laylson Alves Vieira

"Isolamento social, fadiga e vacinação: Um modelo teórico para a evolução da COVID-19"

Dissertação de mestrado apresentada à Banca Examinadora como exigência parcial para obtenção do título de Mestre em Física ao programa de pós-graduação stricto sensu do Instituto de Física da Universidade Federal Fluminense.

Trabalho aprovado. Niterói - RJ, 18 de maio de 2022:

**Prof. Dr. Nuno Miguel Melo Crokidakis
Peregrino**
Orientador

Prof. Dr. Lucas Mauricio Sigaud
Convidado 1

Prof. Dr. Sílvio Manuel Duarte Queirós
Convidado 2

Niterói - RJ
18 de maio de 2022

Agradecimentos

Agradeço à minha família, especialmente aos meus pais que sempre me incentivaram e apoiaram as minhas escolhas.

Ao meu orientador, professor Dr.Nuno Miguel Melo Crokidakis, pela oportunidade de realizar este trabalho. Agradeço por todos os ensinamentos compartilhados, e por me atender com paciência todas as vezes que o solicitei. Muito obrigado por tudo.

Ao amigo Hércules Santana, que sempre me incentivou nas minhas escolhas. Obrigado por me ajudar em todos os momentos que precisei. Sou muito grato à você meu amigo!

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro.

Resumo

Modelos matemáticos têm assumido um papel cada vez maior em assistir organismos internacionais e governos na elaboração de políticas de saúde pública. Desde o início da pandemia de COVID-19, um grande número de modelos foi desenvolvido para investigar diferentes aspectos da pandemia. O objetivo do presente trabalho é desenvolver, e analisar um modelo matemático de disseminação da COVID-19 com fadiga de quarentena e a vacinação. Durante a pandemia do COVID-19, inúmeras medidas de contenção comunitária foram implementadas em diferentes partes do mundo. No entanto, apesar das recomendações e mandatos governamentais, observou-se um aumento progressivo da mobilidade em vários locais. Esse fenômeno é muitas vezes referido como fadiga da quarentena. Neste trabalho, foi desenvolvido um modelo determinístico representado por um sistema de equações diferenciais acopladas, baseado na dinâmica de suscetível-infectado-recuperado (SIR). O modelo foi explorado por meio de métodos numéricos. Os resultados obtidos mostram que, em alguns cenários, após um primeiro pico de prevalência, a fadiga pode causar um segundo pico. Assim, o comportamento dinâmico do modelo sugere que a fadiga pode ter contribuído para a produção do segundo pico de infectados observado em diferentes partes do mundo entre 2020 e início de 2021. Além desses dados obtidos, os resultados mostram que a vacinação pode diminuir o segundo pico de prevalência, variando o dia de início da aplicação da vacina, como também os valores das taxas de vacinação. O modelo modificado é relativamente simples, mostrando-se sensível à taxa de infecção e outros parâmetros relacionados à dinâmica de propagação. O modelo possui limitações importantes para realizar previsões precisas no mundo real. Entretanto, nosso estudo destaca a importância de considerar a fadiga da quarentena e a vacinação no gerenciamento da atual pandemia de COVID-19, bem como de possíveis pandemias futuras causadas por outros patógenos.

Palavras-chave: Modelos Epidemiológicos. Sistemas Complexos. Modelo SIR

Abstract

Mathematical models have assumed an increasing role in assisting international organizations and governments in the elaboration of public health policies. Since the beginning of the COVID-19 pandemic, a large number of models have been developed to investigate different aspects of the pandemic. The objective of the present work is to develop and analyze a mathematical model of the spread of COVID-19 with quarantine fatigue and vaccination. During the COVID-19 pandemic, numerous community containment measures were implemented in different parts of the world. However, despite government recommendations and mandates, there was a progressive increase in mobility in several locations. This phenomenon is often referred to as quarantine fatigue. In this work, we developed a deterministic model represented by a system of coupled differential equations, based on susceptible-infected-recovered (SIR) dynamics. The model was explored using numerical methods. The results obtained show that, in some scenarios, after a first prevalence peak, fatigue can cause a second peak. Thus, the dynamic behavior of the model suggests that fatigue may have contributed to the production of the second peak of infected observed in different parts of the world between 2020 and early 2021. In addition to these data obtained, the results show that vaccination can decrease the second peak prevalence, varying the day of vaccine application, as well as the values of vaccination rates. The modified model is relatively simple, being sensitive to the infection rate and other parameters related to the propagation dynamics. The model has important limitations to make accurate predictions in the real world. However, our study highlights the importance of considering quarantine fatigue and vaccination in managing the current COVID-19 pandemic, as well as potential future pandemics caused by other pathogens.

Keywords: Epidemiological Models. Complex Systems. SIR model

Lista de ilustrações

Figura 1 – representação do modelo SIR para os valores $\beta = 0,2$ e $\gamma = 0,05$	20
Figura 2 – Proporções de indivíduos infectados pertencentes aos grupos H (i_H) e M (i_M) e prevalência em toda a população (i_P) sem a vacina	22
Figura 3 – Proporções de indivíduos infectados pertencentes aos grupos H (i_H) e M (i_M) e prevalência em toda a população (i_P) sem a vacina	23
Figura 4 – Evolução do número de suscetíveis, infectados e recuperados do grupo H. 24	
Figura 5 – Evolução do número de suscetíveis, infectados e recuperados do grupo M. 24	
Figura 6 – Influência do parâmetro de transmissão dentro do grupo H(β_H) na evolução da prevalência em toda a população (i_P). $\beta_H(1/\text{dia}) = 0,06, 0,07, 0,08, 0,09$. As demais condições foram mantidas como no caso de referência.	25
Figura 7 – Influência do parâmetro de transmissão dentro do grupo M (β_M) na evolução da prevalência em toda a população (i_P). $\beta_M(1/\text{dia}) = 0,15$ a $0,30$, em incrementos de $0,01$. O resto das condições foram mantidas como no caso de referência.	26
Figura 8 – Influência da taxa de fadiga f na evolução da prevalência em toda a população (i_P). $f(1/\text{dia}) = 0,01$ a $0,10$, em incrementos de $0,01$. As demais condições foram mantidas como no caso de referência.	27
Figura 9 – Representação do Modelo	29
Figura 10 – Proporções de indivíduos infectados pertencentes aos grupos H (i_H) e M (i_M) e prevalência em toda a população (i_P) sem a vacina	33
Figura 11 – Evolução de indivíduos infectados (I) e suscetíveis (S). Parâmetros: $\beta_M = 0,20, \beta_H = 0,12, \delta = 0,05, \gamma = 0,07, \alpha = 0,00, f = 0,06$	35
Figura 12 – prevalência de infectados em toda a população (i_P), com $T_2 = 280$ e vários valores de α	36
Figura 13 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D) Parâmetros: $\beta_M = 0,20, \beta_H = 0,12, \delta = 0,05, \gamma = 0,07, \alpha = 0,05, f = 0,06, T_2 = 280$	37
Figura 14 – Proporção de infectados para $T_2 = 240$	39
Figura 15 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20, \beta_H = 0,12, \delta = 0,05, \gamma = 0,07, \alpha = 0,05, f = 0,06, T_2 = 240$	41
Figura 16 – Proporção de infectados para $T_2 = 200$	42

Figura 17 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,05$, $f = 0,06$, $T_2 = 200$	43
Figura 18 – Proporção de infectados para $T_2 = 180$	45
Figura 19 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,05$, $f = 0,06$, $T_2 = 180$	46
Figura 20 – Proporção de infectados para $T_2 = 150$	47
Figura 21 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos(D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,05$, $f = 0,06$, $T_2 = 150$	48
Figura 22 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,20$, $f = 0,06$, $T_2 = 280$	59
Figura 23 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,40$, $f = 0,06$, $T_2 = 280$	60
Figura 24 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,60$, $f = 0,06$, $T_2 = 280$	61
Figura 25 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,80$, $f = 0,06$, $T_2 = 280$	62
Figura 26 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,05$, $f = 0,06$, $T_2 = 240$	63
Figura 27 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,20$, $f = 0,06$, $T_2 = 240$	64
Figura 28 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,40$, $f = 0,06$, $T_2 = 240$	65
Figura 29 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,60$, $f = 0,06$, $T_2 = 240$	66
Figura 30 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,80$, $f = 0,06$, $T_2 = 240$	67

Figura 31 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.05$, $f = 0.06$, $T_2 = 200$	68
Figura 32 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.20$, $f = 0.06$, $T_2 = 200$	69
Figura 33 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.40$, $f = 0.06$, $T_2 = 200$	70
Figura 34 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.60$, $f = 0.06$, $T_2 = 200$	71
Figura 35 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.80$, $f = 0.06$, $T_2 = 200$	72
Figura 36 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.05$, $f = 0.06$, $T_2 = 180$	73
Figura 37 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.40$, $f = 0.06$, $T_2 = 180$	74
Figura 38 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.80$, $f = 0.06$, $T_2 = 180$	75
Figura 39 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos(D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.05$, $f = 0.06$, $T_2 = 150$	76
Figura 40 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.40$, $f = 0.06$, $T_2 = 150$	77
Figura 41 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.80$, $f = 0.06$, $T_2 = 150$	78

Sumário

1	INTRODUÇÃO	17
2	MODELOS MATEMÁTICOS EM EPIDEMIOLOGIA	19
2.1	Modelo SIR	19
2.2	Modelo de Referência	20
3	MODELANDO A COVID-19: ISOLAMENTO SOCIAL, FADIGA E VACINAÇÃO	29
3.1	Modelo Modificado	29
3.2	Protocolo I: Simulação sem a vacina	33
3.3	Protocolo II: Simulação para $T_2 = 280$	36
3.4	Protocolo III: Simulação com $T_2 = 240$	39
3.5	Protocolo IV: Simulação com $T_2 = 200$	42
3.6	Protocolo V: Simulação com $T_2 = 180$	44
3.7	Protocolo VI: Simulação com $T_2 = 150$	47
4	CONCLUSÃO	51
	REFERÊNCIAS	55
	APÊNDICE A – APÊNDICE A	59

1 Introdução

O novo coronavírus surgiu em Wuhan, na China em dezembro de 2019 se espalhou rapidamente na província de Hubei, chegando à atingir todas as províncias da China e foi transmitido para mais de 20 países até 30 de janeiro de 2020. Estamos mais uma vez diante de uma situação de surto com um vírus intimamente relacionado para o qual na época não se tinham terapias ou vacinas específicas (WILDER-SMITH; FREEDMAN, 2020).

A “quarentena” é uma das estratégias mais antigas e eficazes de controle de surtos de doenças transmissíveis, no tocante a saúde coletiva e pública. Um dos países que mais utilizou este método foi a Itália do século XIV, no contexto de peste. Os navios deveriam ancorar e esperar 40 dias antes de desembarcar seus passageiros. Esta era a estimativa de tempo suficiente para que o tempo de incubação se complete, a fim de identificar os contaminados (WILDER-SMITH; FREEDMAN, 2020).

Segundo Wilder-Smith e Freedman (2020) “Isolamento” é a separação de pessoas doentes com doenças contagiosas de pessoas não infectadas para proteger pessoas não infectadas e geralmente ocorre em ambientes hospitalares, mas neste contexto pandêmico o conceito foi estendido para além dos hospitais.

O “distanciamento social” foi projetado para reduzir as interações entre as pessoas em uma comunidade mais ampla, na qual os indivíduos podem ser infecciosos, mas ainda não foram identificados, portanto, ainda não isolados. Como as doenças transmitidas por gotículas respiratórias exigem certa proximidade das pessoas, o distanciamento social das pessoas reduzirá a transmissão, alguns exemplos de distanciamento social incluem o fechamento de escolas ou prédios de escritórios, além de a suspensão de atividades comerciais (WILDER-SMITH; FREEDMAN, 2020).

Modelos matemáticos têm tido um papel cada vez maior em assistir organismos internacionais e governos na elaboração de políticas de saúde pública. Doenças provocadas por vetores (dengue, chikungunya, zika, SARS-CoV) têm um grande impacto na economia do estado em geral e da cidade de Niterói em particular.

A modelagem da transmissão dessas doenças bem como o impacto de diferentes técnicas de controle do vetor é uma parte importante ao seu combate. Doenças emergentes causadas por novos patógenos com características desconhecidas (como a atual pandemia causada pelo COVID-19) mostram a necessidade do desenvolvimento de modelos e técnicas de identificação desses modelos para uma resposta rápida dos gestores de saúde em situações de emergência.

Modelos físicos-matemáticos epidemiológicos podem ser construídos de várias formas: equações diferenciais ordinárias, modelos baseados em agentes, equações estocásticas,

entre muitos outros. Esses modelos podem ser usados para descrever vários processos de contágio, e historicamente trouxeram várias contribuições importantes, por exemplo, modelos iniciais de HIV conseguiram explicar porque alguns profissionais de saúde pública que eram expostos a sangue contaminado não se infectavam (AKPA; OYEJOLA, 2010).

Neste sentido a análise teórica dos modelos, em conjunto com simulações numéricas e com técnicas de estimação e, mais recentemente, técnicas de modelagem baseada em dados oferecem um leque de ferramentas que tem sido cada vez mais importante no combate às epidemias.

Um exemplo recente do impacto da modelagem na prática é o relatório do grupo Imperial College que fez com que o Reino Unido mudasse a sua estratégia de combate à epidemia de COVID-19 (FERGUSON et al., 2020).

Neste trabalho, temos o objetivo de investigar mais profundamente modelos de origem epidemiológica, de forma a entendermos melhor os processos fundamentais envolvidos na proliferação, contágio e medidas cabíveis na luta contra a COVID-19.

Levando em consideração a importância e necessidade de estudos sobre modelos epidemiológicos, iremos analisar e construir um modelo teórico utilizando métodos numéricos, com o objetivo específico de analisar o efeito da vacina e da fadiga da quarentena no percentual de mortes.

O nosso trabalho está organizado em duas partes: na primeira parte, é feita a revisão literária sobre a utilização de modelos matemáticos aplicados ao estudo de epidemias. Destaca-se o modelo Suscetível-Infetado-Recuperado (SIR), que é um modelo básico composto de equações diferenciais ordinárias acopladas.

Na segunda parte deste trabalho, será apresentado um modelo epidemiológico modificado em que leva-se em conta alguns parâmetros essenciais, o efeito da fadiga da quarentena e o processo de vacinação. Desse modo, iremos considerar vários cenários possíveis, onde o primeiro cenário analisará a pandemia considerando o efeito da fadiga da quarentena e a não vacinação da população. Os demais cenários levam em conta a vacinação aplicada em diferentes tempos em dias. Serão utilizados cinco tempos diferentes (280, 240, 200, 180, e 150 dias) variando em cada tempo o valor da taxa de vacinação, de valores pequenos como 0,05 até grandes valores como 0,80.

2 Modelos Matemáticos em Epidemiologia

2.1 Modelo SIR

O modelo SIR, foi proposto por Mckendrick e Kermack, e é até então amplamente conhecido e utilizado (KERMACK; MCKENDRICK, 1927; BACAËR, 2011). Esse modelo descreve a dinâmica de uma determinada população organizada em três compartimentos. O primeiro contém os indivíduos suscetíveis (S) à doença, ou seja, os que podem contrair a doença. No segundo compartimento estão os indivíduos infectados (I), que são aqueles que após o contato se infectaram. O terceiro contém os indivíduos removidos (R), sendo que essa remoção pode acontecer devido à recuperação espontânea ou por conta das mortes (BARROS, 2007). As transições de indivíduos entre os compartimentos acontecem da seguinte forma:

- $S \xrightarrow{\beta} I$: Um indivíduo suscetível migra para o compartimento de infectados com uma probabilidade β por unidade de tempo se tiver contato com indivíduos infectados.
- $I \xrightarrow{\gamma} R$: Um indivíduo infectado migra para o compartimento dos recuperados com probabilidade γ a cada instante de tempo.

Assim, o conjunto de equações diferenciais que descrevem essa dinâmica é da forma:

$$\frac{dS}{dt} = -\beta SI \quad (2.1)$$

$$\frac{dI}{dt} = \beta SI - \gamma I \quad (2.2)$$

$$\frac{dR}{dt} = \gamma I \quad (2.3)$$

A figura 1 ilustra bem a dinâmica do modelo SIR em termos das densidades. A evolução das curvas dos indivíduos mostra a transição de pessoas entre os compartimentos S, I e R. A curva de indivíduos suscetíveis inicia com cerca de 0,95 e vai diminuindo rapidamente, chegando bem próximo de zero com valor 0,018 a partir do dia 167.

Veja que o número de indivíduos do compartimento S diminui pós o contato, ocorrendo a migração para o compartimento dos indivíduos infectados. Assim, a curva I inicia com um valor 0,05 e vai crescendo até atingir um valor máximo com valor 0,41 no dia 31. Em seguida, o número de infectados diminui até atingir o valor zero no dia 235.

A curva de evolução dos indivíduos recuperados inicia em zero, mas a medida que o tempo vai passando os valores crescem rapidamente se aproxima do valor 1,0 por volta do dia 208.

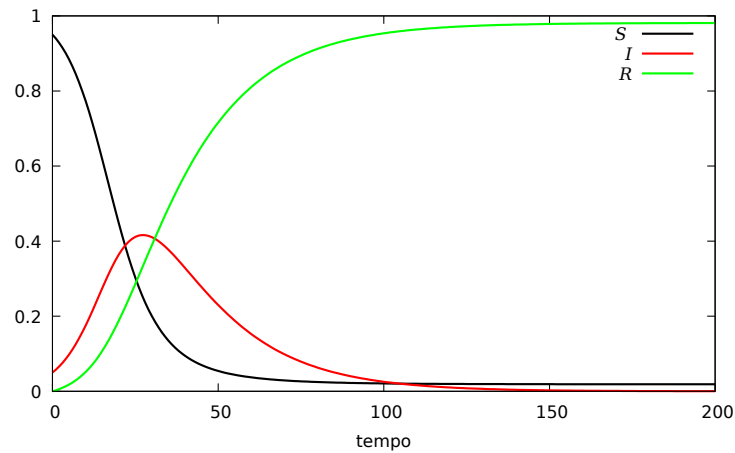


Figura 1 – representação do modelo SIR para os valores $\beta = 0,2$ e $\gamma = 0,05$.

Fonte: O Autor.

Esse modelo SIR, é um modelo simples que pode ser expandido, a medida que outros parâmetros são adicionados. Então, o modelo epidemiológico que iremos utilizar como base para o nosso trabalho, analisa a dinâmica da propagação do COVID-19 em torno do parâmetro da fadiga da quarentena (GUALTIERI; HECHT, 2021). Quarentena e isolamento são medidas antigas utilizadas pela humanidade para controlar a propagação de doenças (GENSINI; YACOUB; CONTI, 2004; CETRON; LANDWIRTH, 2005; NUGENT, 2020).

Entretanto, essa dinâmica de propagação considera que apesar das medidas de contenção da comunidade, ocorre o fenômeno da fadiga da quarentena em alguns cenários, o que provocaria o aumento de casos da doença (SUN et al., 2020; ZHAO et al., 2020; DINCER; GILLANDERS, 2021). Assim, a fadiga da quarentena acontece quando, apesar dos mandatos e recomendações do governo, a mobilidade da população cresce ao longo do tempo.

Diferentes modelos mostram como as medidas de contenção da comunidade podem reduzir a circulação do vírus (ZHOU et al., 2020b; FANG; NIE; PENNY, 2020). Esse modelo que utilizaremos como base para o desenvolvimento do nosso trabalho, tem como objetivo desenvolver e explorar um modelo teórico de disseminação de SARS-Cov-2 analisando o efeito da fadiga da quarentena no número de casos da doença (GUALTIERI; HECHT, 2021).

2.2 Modelo de Referência

Modelos baseados no modelo SIR foram usados recentemente para estudar a evolução da covid-19 (ZHOU et al., 2020a; LI et al., 2020; ROQUES et al., 2020; MAIER; BROCKMANN, 2020; CROKIDAKIS, 2020a; REIS et al., 2020; MANDAL et al., 2020; RIBEIRO

et al., 2020; BOCCALETTI et al., 2020; CROKIDAKIS, 2020b). O modelo que iremos utilizar como referência é descrito por um conjunto de equações diferenciais acopladas que descrevem a dinâmica de propagação do vírus:

$$\frac{dS_H}{dt} = -\beta_H S_H \frac{I_H}{N_H} - f S_H \quad (2.4)$$

$$\frac{dS_M}{dt} = -\beta_M S_M \frac{I_M}{N_M} + f S_H \quad (2.5)$$

$$\frac{dI_H}{dt} = \beta_H S_H \frac{I_H}{N_H} - \gamma I_H - f I_H \quad (2.6)$$

$$\frac{dI_M}{dt} = \beta_M S_M \frac{I_M}{N_M} - \gamma I_M + f I_H \quad (2.7)$$

$$\frac{dR_H}{dt} = \gamma I_H - f R_H \quad (2.8)$$

$$\frac{dR_M}{dt} = \gamma I_M + f R_H \quad (2.9)$$

$$(2.10)$$

A dinâmica do modelo [Gualtieri e Hecht \(2021\)](#) considera que a população é dividida em dois grupos: em casa(H) e móveis(M). Em casa significa que os indivíduos passam a maior parte do tempo em casa, apresentando menos mobilidade, conhecido como isolamento social. Os móveis indicam que os indivíduos passam a menor parte do tempo em casa, aumentando assim a sua mobilidade.

Os indivíduos assim, são classificados de acordo com o compartimento em que se encontram. Então, S_H , I_H , R_H determinam os suscetíveis, infectados e recuperados em casa, enquanto S_M , I_M , R_M determinam os suscetíveis, infectados e recuperados contidos no grupo M.

É importante ressaltar que nesse modelo o número total de indivíduos é o mesmo durante a evolução da doença, ou seja, não leva em consideração a taxa de natalidade e a taxa natural de mortes. Assim, o número total de indivíduos nos grupos H e M é dado por

$$N_H(t) = S_H(t) + I_H(t) + R_H(t) \quad (2.11)$$

$$N_M(t) = S_M(t) + I_M(t) + R_M(t), \quad (2.12)$$

o número total de indivíduos da população é determinado por

$$N_P(t) = N_H + N_M, \quad (2.13)$$

a proporção de indivíduos infectados nos grupos H e M são, respectivamente

$$i_H(t) = \frac{I_H}{N_P(t)} \quad (2.14)$$

$$i_M(t) = \frac{I_M}{N_P(t)}. \quad (2.15)$$

Ainda dentro da população temos a proporção de indivíduos infectados dado por

$$i_P(t) = \frac{I_P}{N_P(t)}, \quad (2.16)$$

nos grupos H e M, assume-se que a taxa de infecção per capita ou força de infecção, λ , depende da proporção de indivíduos infectados: $\lambda = \frac{\beta I}{N}$ onde β é um parâmetro proporcional à taxa de contato e à probabilidade de transmissão (GUALTIERI; HECHT, 2021)

A dinâmica do modelo considera que após um certo período de tolerância T, os indivíduos do grupo H começam a fadigar, ou seja, eles começam a migrar do grupo H para o grupo M com uma taxa de fadiga f. Então, a partir do instante de tempo T, o número de indivíduos do grupo H diminui, enquanto o número de indivíduos do grupo M aumenta.

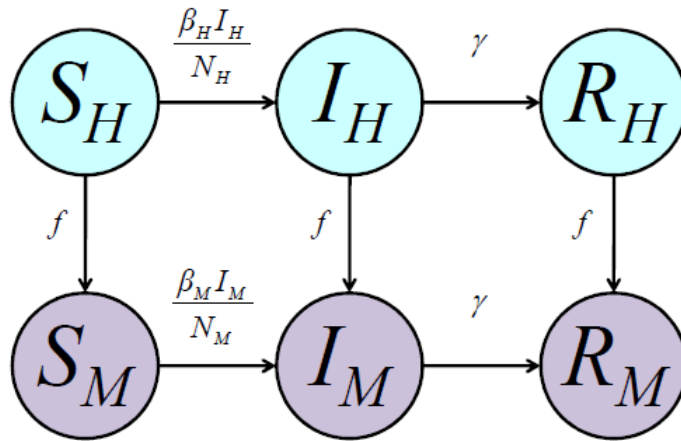


Figura 2 – Proporções de indivíduos infectados pertencentes aos grupos H (i_H) e M (i_M) e prevalência em toda a população (i_P) sem a vacina

Fonte: Gualtieri e Hecht (2021).

Podemos entender de forma simples com mais detalhes com o diagrama mostrado na figura 2 do trabalho de Gualtieri e Hecht (2021), vamos analisar e discutir alguns resultados numéricos obtidos pelos autores com as condições iniciais:

$$S_H(0) = 990.000 \quad ; \quad I_H(0) = 10.000 \quad ; \quad R_H(0) = 0 \quad ; \quad (2.17)$$

$$S_M(0) = 99.000 \quad ; \quad I_M(0) = 1.000 \quad ; \quad R_M(0) = 0 \quad ; \quad (2.18)$$

Além desses parâmetros, temos os valores constantes para $f=0,06$, $\beta_H = 0,08$, $\beta_M = 0,20$, $\gamma = 0,07$ e o tempo em dias que iniciou a fadiga foi o dia $T=200$.

A evolução da proporção de indivíduos infectados pode ser visto na figura 3 do trabalho de Gualtieri e Hecht (2021). A curva de proporção de indivíduos infectados em toda a

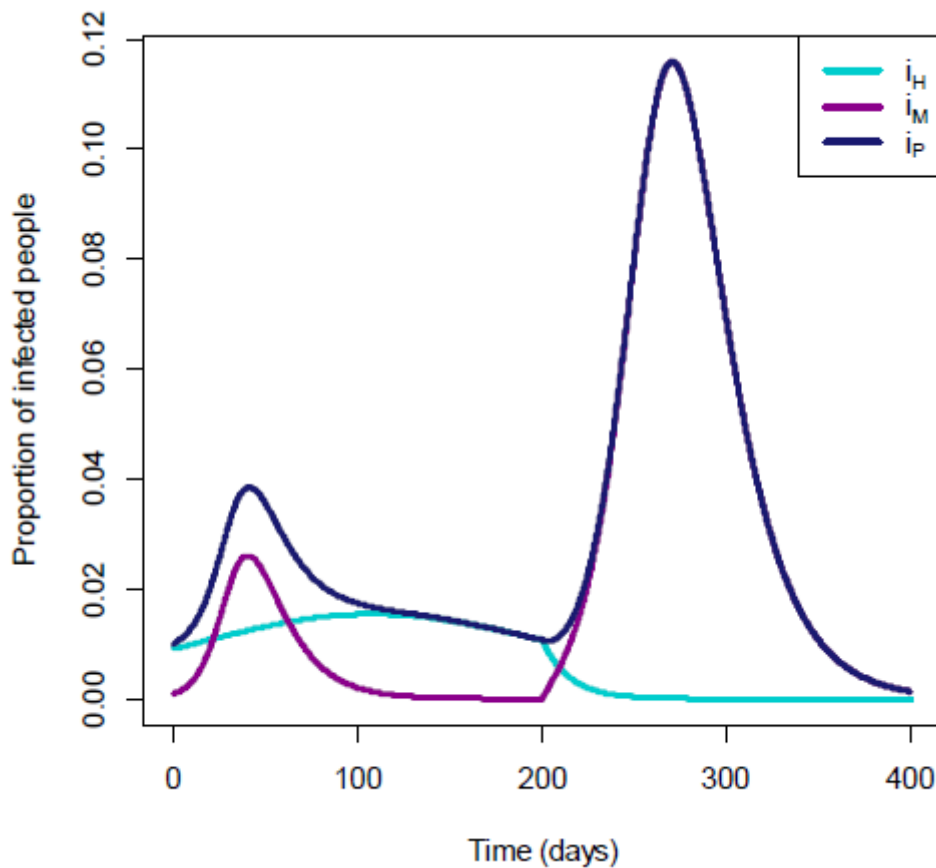


Figura 3 – Proporções de indivíduos infectados pertencentes aos grupos H (i_H) e M (i_M) e prevalência em toda a população (i_P) sem a vacina

Fonte: [Gualtieri e Hecht \(2021\)](#).

população, $I_p(t)$, apresenta dois picos visíveis. O primeiro pico ocorrendo por volta de 40 dias, com um valor de aproximadamente 0,04.

Logo após o primeiro pico, a prevalência cai, permanecendo em valores relativamente baixos até o fim da tolerância T de 200 dias. Quando inicia a fadiga f , i_p volta a crescer novamente apresentando um segundo pico por volta dos 270 dias, com um valor de prevalência de aproximadamente 0,12. A partir do segundo pico, a prevalência na população diminui novamente e tende a zero.

[Gualtieri e Hecht \(2021\)](#) apresenta nas figuras 4 e 5 de seu trabalho os resultados da evolução de indivíduos suscetíveis, infectados e recuperados dentro de cada grupo, H e M. Estes dados podem ajudar a interpretar o comportamento das curvas de proporção. Logo após o início da fadiga, há cerca de 12000 indivíduos infectadas, mas ainda existem cerca de 780.000 pessoas suscetíveis.

O segundo pico da curva de prevalência de toda a população mostra que houve a infecção desses indivíduos suscetíveis. A fadiga contribui para que o segundo pico seja superior ao primeiro, pois, devido ao fenômeno da fadiga, logo após 200 dias, os indivíduos do grupo casa (H) gradualmente se tornam indivíduos móveis, e os indivíduos suscetíveis

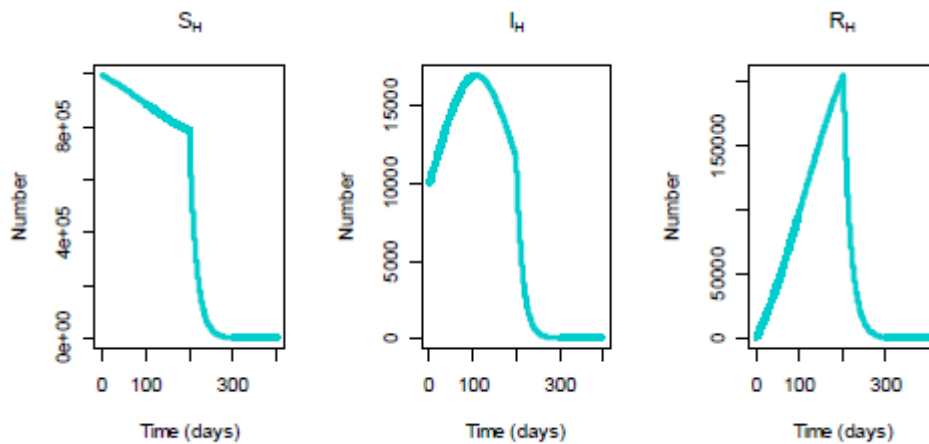


Figura 4 – Evolução do número de suscetíveis, infectados e recuperados do grupo H.

Fonte: [Gualtieri e Hecht \(2021\)](#).

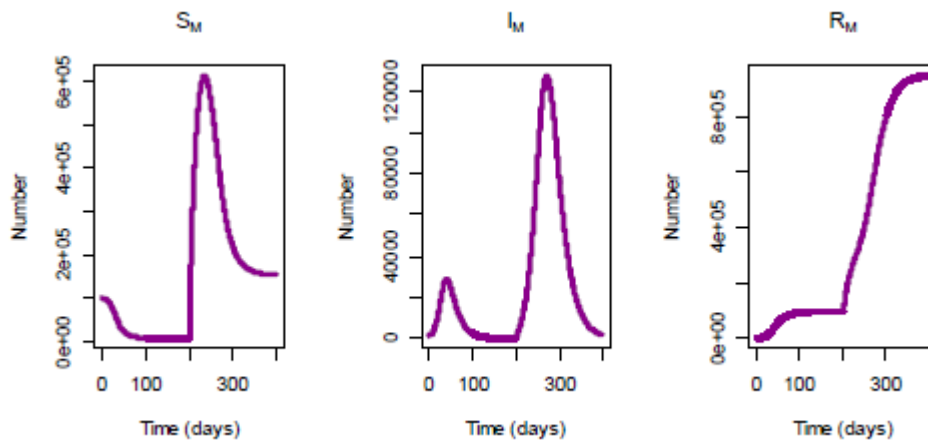


Figura 5 – Evolução do número de suscetíveis, infectados e recuperados do grupo M.

Fonte: [Gualtieri e Hecht \(2021\)](#).

do grupo M têm maior probabilidade de se infectarem do que os suscetíveis do grupo H.

A influência de alguns parâmetros como β_H , β_M e f na curva da proporção de infectadas $i_P(t)$. Podemos analisar os efeitos desses parâmetros nas figuras 6, 7 e 8. Veja que ao passo que a taxa de transição β_H aumenta, o primeiro pico da proporção de infectados na população aumenta. Porém, a partir do dia 200 o segundo pico de proporção diminui (figura 6). Essa redução acontece devido a redução do número de indivíduos suscetíveis que continuam no grupo dos indivíduos em casa.

Já na figura 7, nota-se que quando o parâmetro de transmissão β_M aumenta, os dois picos nas curvas de proporção ocorrem mais cedo (figura 7). Veja que quanto maior o valor de β_M , mais indivíduos suscetíveis móveis se infectam, justificando esse aumento. Por outro lado, a taxa de fadiga f produz um resultado um pouco diferente, não influenciando

no primeiro pico. Entretanto, produz um aumento significativo no segundo pico em i_P (figura 8). Esse aumento ele é esperado, pois quanto maior o valor de f , maior será a transição de indivíduos do grupo S para os móveis M.

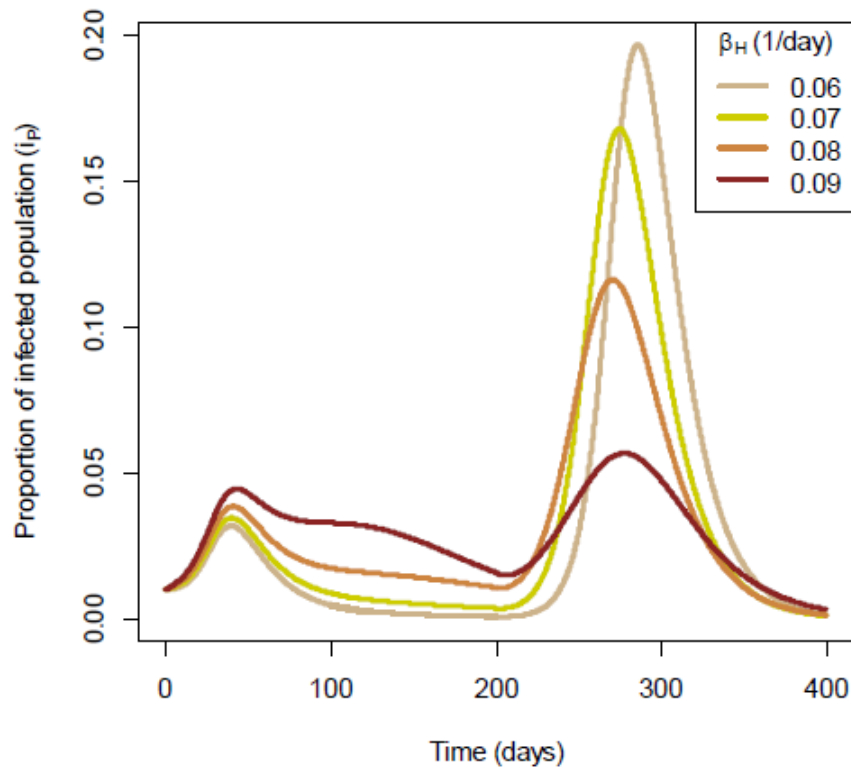


Figura 6 – Influência do parâmetro de transmissão dentro do grupo H(β_H) na evolução da prevalência em toda a população (i_P). $\beta_H(1/\text{dia}) = 0,06, 0,07, 0,08, 0,09$. As demais condições foram mantidas como no caso de referência.

Fonte: [Gualtieri e Hecht \(2021\)](#).

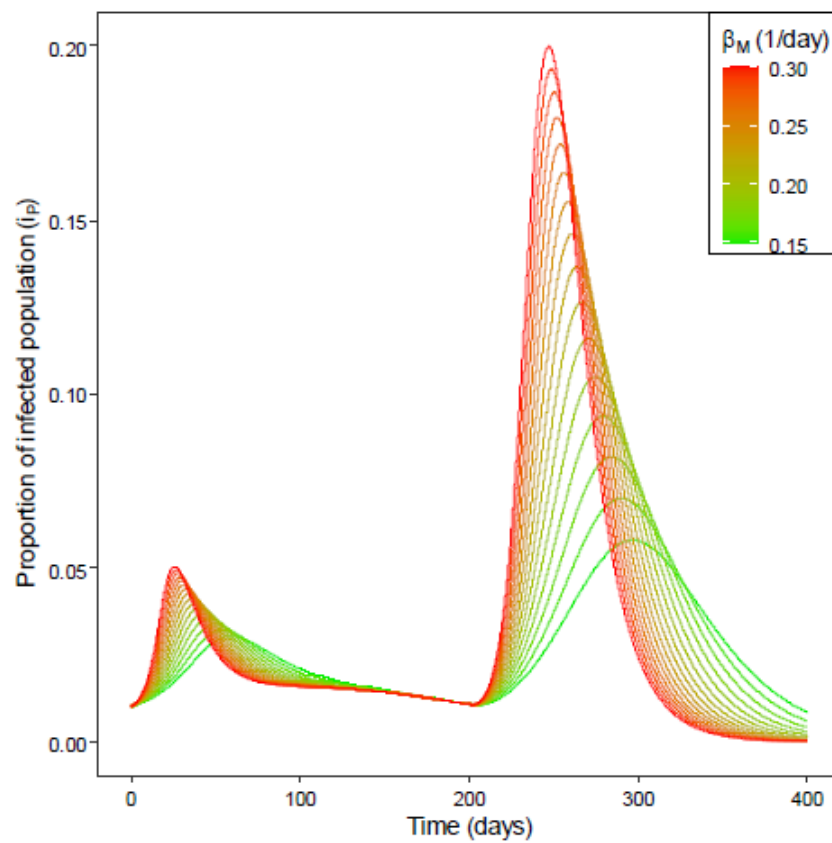


Figura 7 – Influência do parâmetro de transmissão dentro do grupo M (β_M) na evolução da prevalência em toda a população (i_P). β_M (1/dia) = 0,15 a 0,30, em incrementos de 0,01. O resto das condições foram mantidas como no caso de referência.

Fonte: [Gualtieri e Hecht \(2021\)](#).

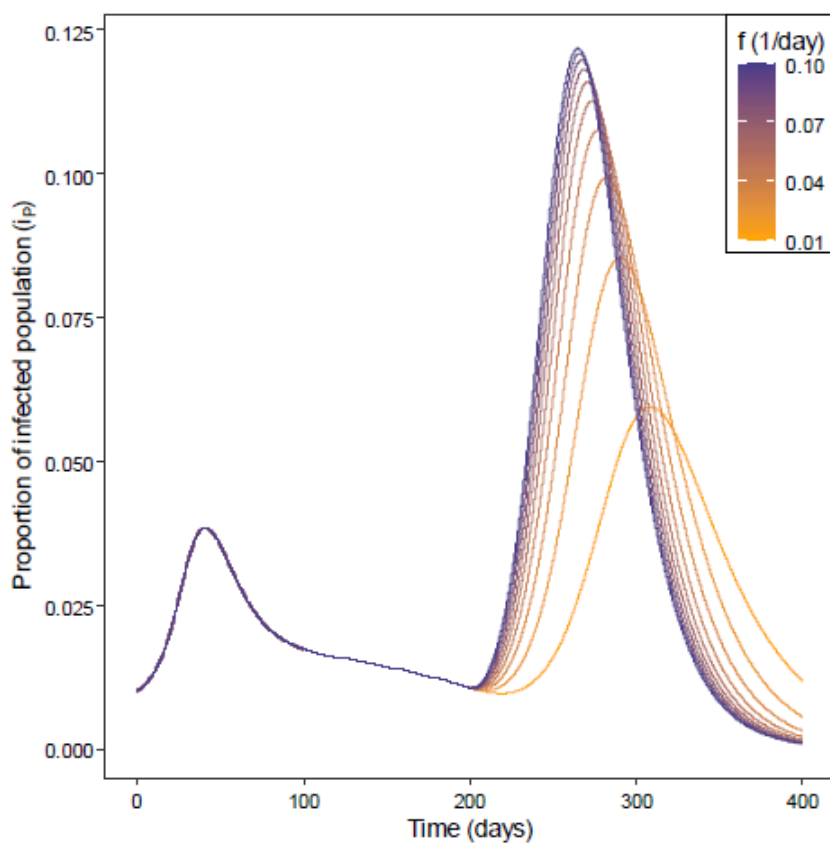


Figura 8 – Influência da taxa de fadiga f na evolução da prevalência em toda a população (i_P). f (1/dia) = 0,01 a 0,10, em incrementos de 0,01. As demais condições foram mantidas como no caso de referência.

Fonte: [Gualtieri e Hecht \(2021\)](#).

3 Modelando a COVID-19: isolamento social, fadiga e vacinação

3.1 Modelo Modificado

O modelo considerado neste trabalho é uma extensão do modelo discutido na seção 2.2. Para além dos compartimentos habituais suscetíveis (S), Infectados (I) e Recuperados (R), considera-se um compartimento extra, que é o de mortes (D) que possui taxa de transferência δ como podemos ver na figura 9. Em modelos epidemiológicos compartimentais, a população é organizada em compartimentos, de acordo com os possíveis estágios da doença ou devido a outras características relacionadas à epidemiologia do fenômeno em estudo.

O compartimento dos recuperados inclui os indivíduos que se recuperaram espontaneamente e os indivíduos vacinados, ou seja, no nosso modelo a vacinação implica em imunidade permanente, (ZENG; CHEN, 2005; MONEIM; GREENHALGH, 2005; DOUTOR et al., 2016; RAO; MANDAL; KANG, 2019; PIRES et al., 2021b).

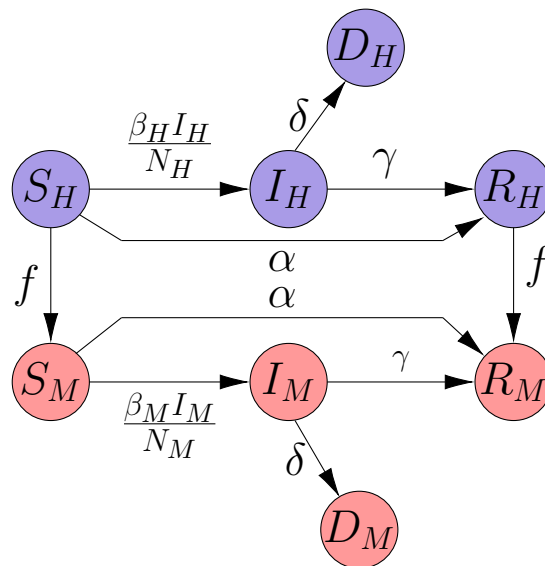


Figura 9 – Representação do Modelo

Fonte: O Autor.

Na figura 9 temos a representação das transições entre diferentes estágios são então representados, através de um esquema formal, em função do tempo. Em nosso modelo, conforme a figura 9, segue as seguintes transições:

- $S \xrightarrow{\beta} I$: Um indivíduo definido como suscetível irá migrar para o compartimento de infectados com uma probabilidade β por unidade de tempo se tiver contato com indivíduos infectados.

- $I \xrightarrow{\lambda} R$: Um indivíduo definido como infectado irá migrar para o compartimento dos recuperados com probabilidade λ a cada instante de tempo. Esse fator λ pode ser interpretado como um fator de cura intrínseca à essa população.
- $I \xrightarrow{\delta} D$: Um indivíduo classificado como infectado irá migrar para o compartimento dos mortos com probabilidade δ a cada instante de tempo. Esse fator pode ser interpretado como a taxa de mortalidade dessa população.
- $S \xrightarrow{\alpha} R$: O indivíduo classificado como suscetível torna-se um indivíduo recuperado após a vacinação com uma probabilidade α a cada instante de tempo, ou seja, a vacinação implica imunidade permanente.

Como destacamos no capítulo anterior, o modelo SIR é um modelo simples que pode ser modificado, podendo ser inseridos vários parâmetros na dinâmica de propagação do COVID-19. Iremos concentrar nossa atenção em dois parâmetros fundamentais da dinâmica de propagação da doença: o fenômeno da fadiga da quarentena e a vacinação. Significa que será explorado o comportamento dos números de cada compartimento, sob a análise do tempo de tolerância T_2 e a taxa de vacinação α .

Diante dessas regras apresentadas, a dinâmica para o nosso modelo será descrita por meio de equações diferenciais ordinárias acopladas, que terão como base o modelo apresentado na seção 2.2. Mas como novidade incluiremos a vacinação (taxa α) iniciada após um certo número T_2 de dias e mortalidade pela doença (taxa δ). Assim, a dinâmica do modelo pode ser descrita pelo conjunto de equações diferenciais acopladas:

$$\frac{dS_H}{dt} = -\beta_H S_H \frac{I_H}{N_H} - f S_H - \alpha S_H \quad (3.1)$$

$$\frac{dS_M}{dt} = -\beta_M S_M \frac{I_M}{N_M} + f S_H - \alpha S_M \quad (3.2)$$

$$\frac{dI_H}{dt} = \beta_H S_H \frac{I_H}{N_H} - \gamma I_H - \delta I_H \quad (3.3)$$

$$\frac{dI_M}{dt} = \beta_M S_M \frac{I_M}{N_M} - \gamma I_M - \delta I_M \quad (3.4)$$

$$\frac{dR_H}{dt} = \gamma I_H - f R_H + \alpha S_H \quad (3.5)$$

$$\frac{dR_M}{dt} = \gamma I_M + f R_H + \alpha S_M \quad (3.6)$$

$$\frac{dD_H}{dt} = \delta I_H \quad (3.7)$$

$$\frac{dD_M}{dt} = \delta I_M \quad (3.8)$$

Sujeitas as seguintes condições, onde S_P , I_P , R_P e D_P representam o número total de suscetíveis, infectados, recuperados e mortos, respectivamente

$$S_P = S_H + S_M \quad ; \quad I_P = I_H + I_M \quad ; \quad (3.9)$$

$$R_P = R_H + R_M \quad ; \quad D_P = D_H + D_M . \quad (3.10)$$

Devemos compreender o significado de cada quantidade utilizada no modelo. S é o número de indivíduos suscetíveis à doença. As pessoas vão de S para o grupo de infectados I , multiplicando S pela probabilidade de infecção β e por I/N , sendo I/N o valor médio de contatos com infecção por unidade de tempo de um indivíduo suscetível. R é o número de pessoas que se recuperaram de forma espontânea.

Nosso modelo, considera que um indivíduo recuperado não retorna ao grupo de suscetíveis, ou seja, estamos supondo uma recuperação com imunidade permanente. Um parâmetro chave, além de β , é a taxa de mortalidade relacionada à doença. Na nossa análise, será levado em conta apenas óbitos devido à taxa de letalidade da doença. Além desses citados acima, o parâmetro essencial nesse modelo será a taxa de vacinação α em que iremos verificar a relação da vacina com os grupos de suscetíveis, infectados, recuperados e mortos.

Os índices H e M presentes nas equações diferenciais indicam que a população foi dividida em duas subpopulações: em casa(H) e móveis(M). O grupo H , representa os indivíduos que na maior parte do tempo ficam em casa, e então são menos móveis. Já no grupo M , os indivíduos passam pouco tempo em casa e são mais móveis.

Desse modo, os grupos $S_H, I_H, R_H, e D_H$ expressam o número de indivíduos suscetíveis à doença, infectados, recuperados e mortos no tempo t , respectivamente. De modo análogo, temos que $S_M, I_M, R_M, e D_M$ expressam o número de indivíduos suscetíveis à doença, infectados, recuperados e mortos no tempo t , respectivamente.

Os parâmetros que determinam a migração de indivíduos entre os grupos são:

- β_H — representa a probabilidade de um indivíduo suscetível do grupo H se infectar.
- β_M — representa a probabilidade de um indivíduo do grupo M se infectar.
- f — taxa de fadiga que representa a mudança dos indivíduos do grupo H para o M .
- γ — taxa de recuperação espontânea dos indivíduos.
- δ — taxa de mortalidade devida a doença.
- α — taxa de vacinação.

temos também os seguintes parâmetros, onde N_H e N_M são o número total de indivíduos nos grupos H e M , respectivamente. N_P é o número total de indivíduos

$$N_H = S_H + I_H + R_H + D_H \quad (3.11)$$

$$N_M = S_M + I_M + R_M + D_M \quad (3.12)$$

$$N_P = N_H + N_M \quad (3.13)$$

A partir do conjunto de equações diferenciais acopladas e sob determinadas condições iniciais, iremos analisar as densidades de saudáveis, infectados, recuperados e mortos para as 2 subpopulações, ou seja, analisar a evolução das quantidades abaixo.

$$s_H = \frac{S_H}{N_P} \quad ; \quad i_H = \frac{I_H}{N_P} \quad ; \quad r_H = \frac{R_H}{N_P} \quad ; \quad d_H = \frac{D_H}{N_P} \quad ; \quad (3.14)$$

$$s_M = \frac{S_M}{N_P} \quad ; \quad i_M = \frac{I_M}{N_P} \quad ; \quad r_M = \frac{R_M}{N_P} \quad ; \quad d_M = \frac{D_M}{N_P} \quad . \quad (3.15)$$

Assim como no artigo original [Gualtieri e Hecht \(2021\)](#) iremos analisar a proporção de infectados em relação à população total, dada por

$$i_P = \frac{I_P}{N_P} = \frac{I_H + I_M}{N_P} = i_H + i_M \quad (3.16)$$

Observe que, além dos parâmetros adotados no modelo original (que são 4: β_H, β_M, f e T - esse chamaremos de T_1), temos mais 3: taxa de vacinação α , dia T_2 em que a campanha de vacinação começa e a taxa de morte δ . Portanto, um total de 7 parâmetros: $\beta_H, \beta_M, f, T_1, T_2, \alpha$ e δ . Por simplicidade, não analisaremos a ressuscetibilidade.

De início, serão feitas as análises com os seguintes parâmetros: $\beta_H = 0,12, \beta_M = 0,20, f = 0,06$ e $T_1 = 120$. Serão considerados valores diferentes de T_2 , como por exemplo 280, 240, 200, 180 e 150. Esse intervalo de tempo dado entre os valores de T_2 , definimos de modo a considerar os efeitos de mês a mês.

Para cada valor de T_2 , vamos considerar alguns valores de α , desde valores pequenos como 0,05 até valores maiores, por exemplo, 0,20, 0,40 e 0,60. As taxas de recuperação e mortalidade serão mantidas fixas com $\gamma = 0,07$ e $\delta = 0,05$, de modo que os únicos parâmetros que serão variados sejam o tempo T_2 e a taxa de vacinação α .

Como condições iniciais, iremos considerar uma população típica de Niterói, de 500.000 habitantes. Assim temos:

$$S_H(0) = 450.000 \quad ; \quad I_H(0) = 5.000 \quad ; \quad R_H(0) = 0 \quad ; \quad D_H(0) = 0 \quad (3.17)$$

$$S_M(0) = 44.000 \quad ; \quad I_M(0) = 1.000 \quad ; \quad R_M(0) = 0 \quad ; \quad D_M(0) = 0 \quad . \quad (3.18)$$

3.2 Protocolo I: Simulação sem a vacina

Inicialmente, iremos analisar um cenário de pandemia em que não há a aplicação de vacina contra a Covid-19. Assim, os valores dos parâmetros utilizados para esse estudo serão mantidos fixos para os demais protocolos apresentados a seguir: $\beta_H = 0,12$, $\beta_M = 0,20$, $f = 0,06$. Nesse modelo, temos que $\beta_H < \beta_M$, isso significa que a taxa de infecção dos indivíduos móveis seja maior que a do grupo de indivíduos em casa.

Assim, nesse protocolo estamos supondo que após um tempo $T = 120$ dias inicia o fenômeno da fadiga da quarentena, ou seja, mesmo com todas as recomendações do governo e da comunidade científica para que os indivíduos permanecessem em casa, com o objetivo de diminuir o número de infectados, com o passar do tempo a mobilidade das pessoas aumentou (PIRES et al., 2021a).

Desse modo, será feita uma análise dos números de indivíduos suscetíveis à doença, infectados, recuperados e mortos. Veja que a figura 10 mostra a proporção de indivíduos infectados e a evolução da curva da prevalência em toda a população. A curva de prevalência informa a proporção total de indivíduos de uma determinada população que estão infectados num determinado momento. Já a proporção indica a porcentagem de indivíduos infectados.

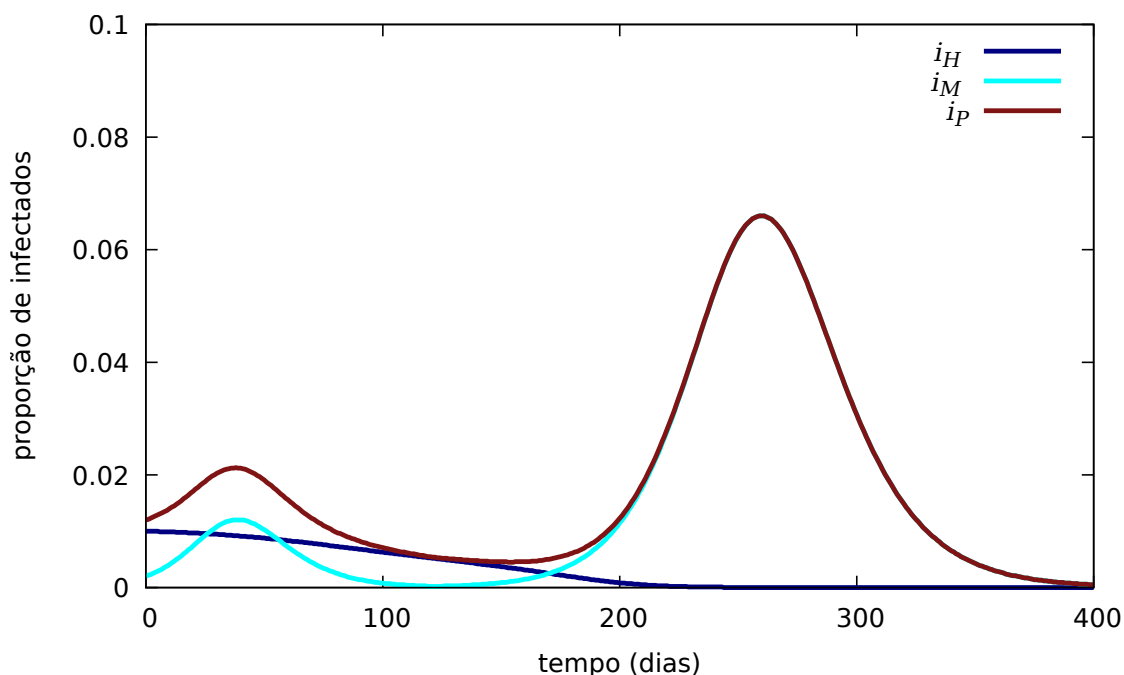


Figura 10 – Proporções de indivíduos infectados pertencentes aos grupos H (i_H) e M (i_M) e prevalência em toda a população (i_P) sem a vacina

Fonte: O Autor.

Veja que a curva $i_p(t)$ tem 2 picos notáveis. O primeiro pico ocorre por volta dos 38 dias, com prevalência de aproximadamente 0,021. Após o primeiro pico, a prevalência cai

e permanece em valores relativamente baixos até o término do período de tolerância T_1 de 120 dias.

A partir do dia 120, começa a fadiga e $i_P(t)$ aumenta novamente, formando um segundo pico que ocorre por volta de 260 dias, com prevalência de aproximadamente 0,07. Após esse segundo pico, a prevalência de infectados na população diminui tendendo a zero, sendo que estamos considerando uma precisão da ordem de 10^{-5} para as nossas análises.

A evolução de $i_M(t)$ também apresenta dois picos, os quais coincidem com os dois picos de prevalência de toda a população. Isso indica que os dois picos de prevalência de toda a população são produzidos pelo aumento de infectados no grupo M. Isso acontece devido a fadiga.

Após o primeiro pico, $i_M(t)$ há uma queda para valores muito próximos de zero, permanecendo quase zero até começar a aumentar após o dia 180. A fração $i_H(t)$ começa em cerca de 0,01 e vai diminuindo lentamente até chegar a valores bem próximos de zero, devido a migração de indivíduos do grupo H para o grupo M.

As Figuras 11 (i,ii,iii,iv) apresentam a evolução do número de indivíduos suscetíveis, infectados, recuperados e mortos dentro de cada grupo, H e M. Após um período de 120 dias, a fadiga inicia, e conseqüentemente, a mobilidade das pessoas aumenta fazendo com que os indivíduos do grupo H comecem a migrar para o grupo M. Essa migração de pessoas provoca alguns efeitos que são importantes no nosso estudo.

A evolução dos indivíduos suscetíveis está representada na figura 11(i). Note que, o grupo S_H inicia com um valor inicial de 450000 e apresenta uma queda suave até o dia 120. Essa queda suave é esperada já que dentro do grupo H, os suscetíveis se infectam com uma taxa fixa de $\beta_H = 0,12$. A partir do dia 120, com o início da fadiga, acontece uma queda rápida no número de S_H , ou seja, com o passar do tempo os indivíduos S_H transitam para o grupo S_M .

O valor inicial de S_M é 44000, apresentando uma leve queda devido à infecção de indivíduos após o contato. É nítido o efeito da fadiga no grupo S_M , provocando um aumento na mobilidade e no número de infectados. No dia 187 ocorre um pico com um valor de 38000 suscetíveis móveis, diminuindo suavemente mantendo-se constante a partir do dia 384 com um valor de 131.000.

O número de infectados em casa e móveis, está intimamente ligado ao efeito da fadiga. A fadiga contribui para o aumento da mobilidade, fazendo com que o segundo pico seja maior que o primeiro, pois, devido à taxa de fadiga, após 120 dias, os indivíduos H gradualmente se tornam indivíduos M.

Os indivíduos suscetíveis do grupo M têm maior probabilidade de se infectarem ($\beta_M = 0,20$) do que os suscetíveis do grupo H ($\beta_H = 0,12$). Note que o grupo I_H inicia com 5.000 e diminui suavemente, por conta de mortes e recuperação espontânea chegando a quase zero a partir do dia 200. O segundo pico acontece por volta do dia 253 com um valor cerca de 26.000, e, em seguida, decresce de maneira suave até se aproximar de zero.

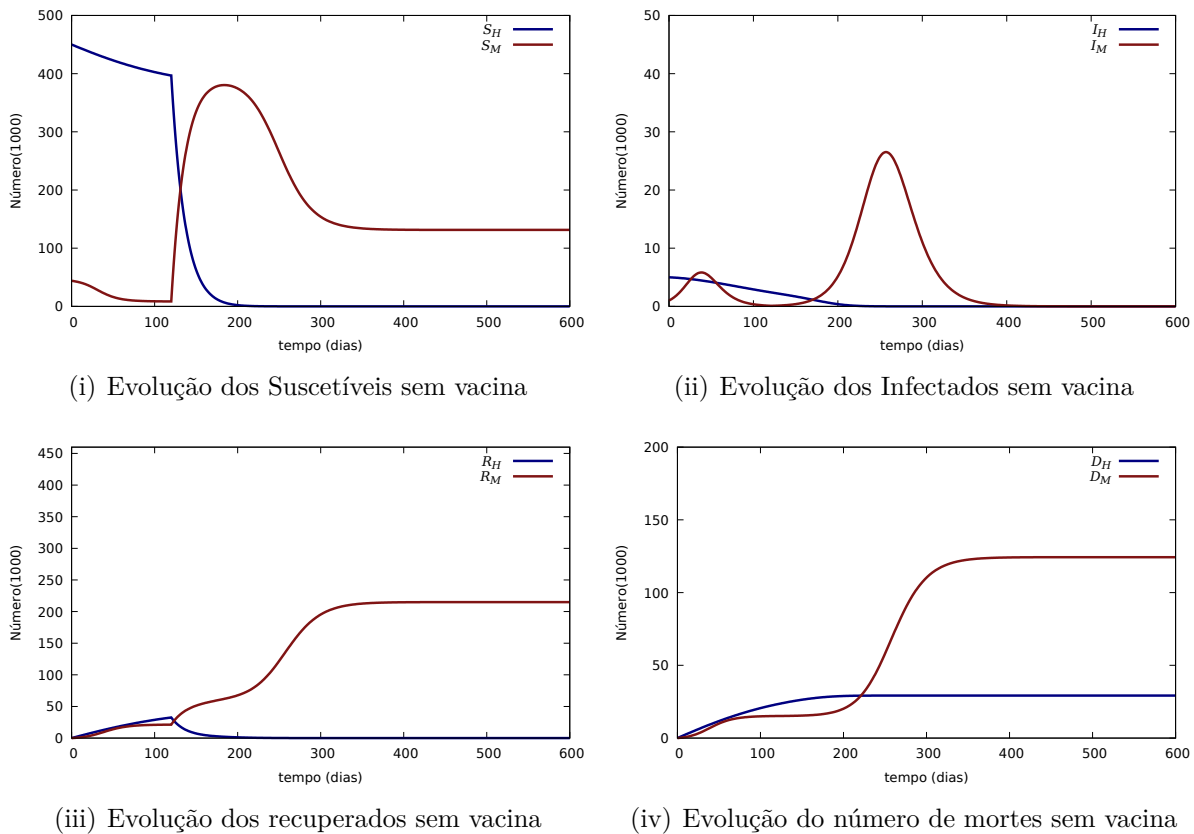


Figura 11 – Evolução de indivíduos infectados (I) e suscetíveis (S). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,00$, $f = 0,06$.

Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); Autor.

A evolução do número de recuperados para o grupo H, aumenta suavemente sem grandes variações. Porém, o número R_M apresenta um grande aumento quando inicia a fadiga. Podemos esperar esse comportamento, pois o número de recuperados está relacionado com o número de infectados. A partir da fadiga, o número de infectados aumenta de forma rápida e conseqüentemente o número de R_M sofre um grande aumento.

Além dos números apresentados acima, devemos interpretar como a fadiga interfere no número de mortos, uma vez que esse número é essencial para estudos de várias doenças e, em particular, para o estudo da Covid-19. O número de mortos em casa D_H inicia em zero e aumenta a medida que o tempo aumenta chegando a um valor estacionário cerca de 29000 (5,8%). Já o número de mortos D_M começa com um leve aumento até o dia 120, apresentando o número de mortes por volta de 15.000, onde inicia a fadiga.

A partir daí apresenta um crescimento, subindo rapidamente depois do dia 200, atingindo um número máximo de 124000 mortes (24,8%) no dia 386. Assim, do dia 400 em diante o número de mortos se estabiliza no valor estacionário.

Note que, quando o número de infectados vai a zero após o segundo pico, o número de mortos se mantém no valor estacionário final. Isso acontece por conta que a curva $D(t)$

mostra o número acumulado de mortes no tempo. Um dado importante para nossa análise é que no cenário sem a vacina houve um número máximo de mortes com cerca de 24,8% da população.

3.3 Protocolo II: Simulação para $T_2 = 280$

Agora, iremos abordar a disseminação da Covid-19 na população analisando o comportamento das curvas de evolução do número de indivíduos suscetíveis, recuperados, mortos e a densidade de infectados. considerando que a vacinação ocorra com uma taxa α após um tempo T_2 . Para isso, o número de dias T_2 será mantido fixo, variando apenas a taxa de vacinação, desde valores pequenos como 0,05 até valores como 0,80. Vale ressaltar que boa parte das figuras da evolução dos indivíduos estão presentes no apêndice A.

A figura 12, apresenta a curva de prevalência i_p contendo dois picos notáveis. O primeiro pico acontece de forma semelhante ao que encontramos para um cenário sem vacina, com prevalência de aproximadamente 0,021. Além disso, quando $\alpha = 0,00$, a curva apresenta uma queda suave se aproximando de zero depois do dia 385. Dessa forma, quando $\alpha = 0,05$ temos uma pequena variação no número total de infectados após o dia 288.

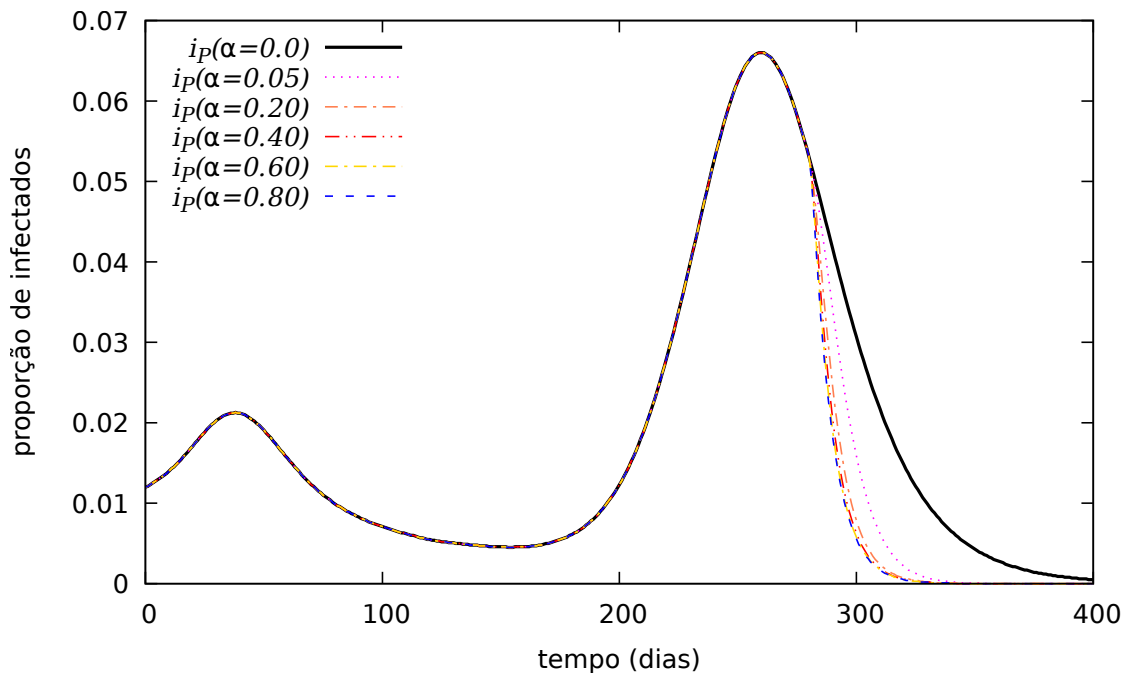


Figura 12 – prevalência de infectados em toda a população (i_p), com $T_2 = 280$ e vários valores de α .

Fonte: O Autor.

A partir desse dia, há uma rápida queda no número de infectados se aproximando de zero por volta do dia 328. Para $\alpha = 0,20$, $i_p \rightarrow 0$ no dia 318; já para $\alpha = 0,40$, $i_p \rightarrow 0$ no

dia 316; para $\alpha = 0,60$, $i_P \rightarrow 0$ no dia 316; e para $\alpha = 0,80$, $i_P \rightarrow 0$ no dia 315. Assim, mesmo aplicando a vacina após 160 dias do início da fadiga é nítido o efeito positivo de sua aplicação contra a disseminação da covid-19. A figura 12 permite essa observação analisando a largura do segundo pico e o dia em que o número de infectados vai a zero.

A evolução de $i_M(t)$ também apresenta dois picos, os quais coincidem com os dois picos de prevalência de toda a população (figura 12). A fração $i_H(t)$ nesse caso não se altera, uma vez que a vacina é aplicada no tempo em que seu valor está praticamente zerado.

Na evolução de indivíduos S_H não houve mudanças comparado com o cenário com vacina (figura 13). Já S_M sem a vacina, a partir do dia 310, o número tende a se estabilizar por volta de 131000. Entretanto, quando a vacina começa a ser aplicada no dia 280 com uma taxa $\alpha = 0,05$ há uma queda rápida no número de S_M se aproximando de zero a partir do dia 390.

Para a taxa $\alpha = 0,20$ há uma queda brusca na curva S_M tendendo a zero por volta do dia 307. Aumentando a taxa para $\alpha = 0,40$, há uma queda brusca na curva S_M tendendo a zero por volta do dia 293. Para $\alpha = 0,60$, há uma queda brusca na curva S_M tendendo a zero por volta do dia 289. e por último, $\alpha = 0,80$, S_M tende a zero por volta do dia 287.

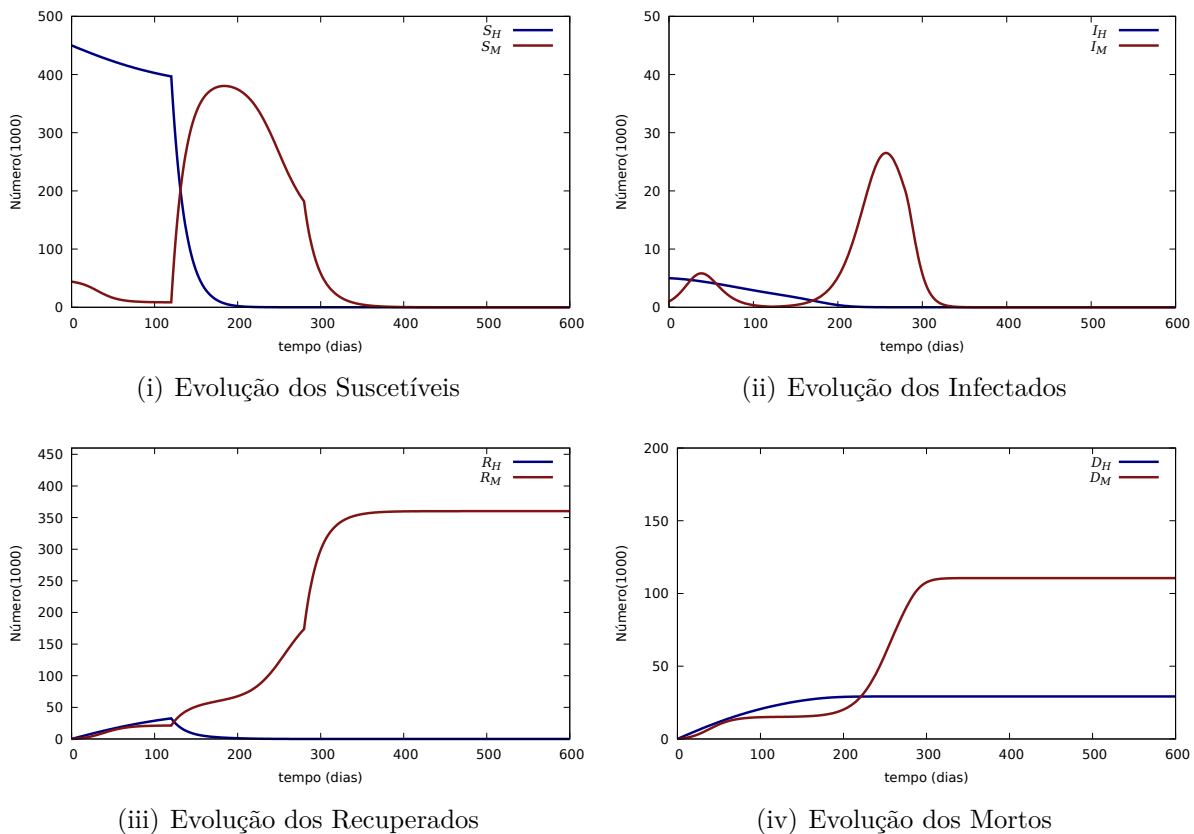


Figura 13 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D) Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,05$, $f = 0,06$, $T_2 = 280$.

Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.

O número de infectados em casa e móveis está intimamente ligado ao fenômeno da fadiga (figuras 13 i,ii,iii e iv). A fadiga contribui para o aumento da mobilidade produzindo um segundo pico maior que o primeiro, pois, devido à taxa de fadiga, após 120 dias, os indivíduos H gradualmente se tornam indivíduos M, e os indivíduos suscetíveis do grupo M têm maior probabilidade de se infectarem ($\beta_M = 0,20$) do que os suscetíveis do grupo H ($\beta_H = 0,12$).

Então, note que o grupo I_H inicia com 5000 e diminui suavemente, por conta de mortes e recuperação espontânea chegando a quase zero a partir do dia 200. Por outro lado, o grupo I_M inicia com um valor de 1000 indivíduos e atinge um pico com cerca de 5800 infectados após um mês e sete dias. O segundo pico acontece por volta do dia 258 com um valor cerca de 26400, e em seguida decresce de maneira suave até se aproximar de zero.

Entretanto, a partir do dia 280 as curvas apresentam diferenças causadas pela aplicação da vacina. Para $\alpha = 0,05$ o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 378. Já para $\alpha = 0,20$, o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 367. Para $\alpha = 0,40$, o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 365. Para $\alpha = 0,60$, o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 363. E para $\alpha = 0,80$, o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 362.

A evolução do número de recuperados para o grupo H aumenta suavemente sem grandes variações. Porém, o número R_M apresenta um grande aumento quando inicia a fadiga. Podemos esperar esse comportamento, pois o número de recuperados está relacionado com o número de infectados. A partir da fadiga, o número de infectados aumenta de forma rápida e, conseqüentemente, o número de R_M sofre um grande aumento.

Por outro lado, quando consideramos a vacina a partir do dia 280, o número de recuperados móveis apresenta um aumento significativo. Esse aumento é rápido por conta da vacinação, uma vez que estamos considerando que a vacina implica imunidade permanente.

Assim, os indivíduos do compartimento S vão para R com probabilidade α , e como os indivíduos de S_H foram para zero antes do tempo T_2 , o impacto da vacinação ocorre somente no compartimento R_M . Então, para $\alpha = 0,05$, R_M atinge um número máximo aproximado de 360.000 no dia 415 chegando ao seu valor estacionário com cerca de 72% da população .

Para $\alpha = 0,20$, atinge um número máximo aproximado de 364000 no dia 314. Para $\alpha = 0,40$, atinge um número máximo aproximado de 365000 no dia 306. Para $\alpha = 0,60$, atinge um número máximo aproximado de 366000 no dia 311. Por fim quando $\alpha = 0,80$, atinge um número máximo aproximado de 366000 no dia 306.

Sendo assim, iremos analisar o comportamento do número de mortos e comparar as curvas com e sem a vacina (figura 13). Assim, as figuras mostram que mesmo considerando a vacina a curva D_H não teve mudanças comparada ao caso sem a vacina. Já a curva D_M sofreu mudanças significativas.

Em uma pandemia sem vacina o número máximo de D_M é de 124000 mantendo constante esse valor após o dia 386. Entretanto, para $\alpha = 0,05$ o número máximo de mortos foi cerca de 110000 mantendo estável esse valor após o dia 316, ou seja, houve uma diminuição percentual de 11,3% no número de mortes. Para $\alpha = 0,20$ o número máximo de mortos foi cerca de 106000 mantendo estável esse valor após o dia 315, com a diminuição percentual de 14,5%.

Para $\alpha = 0,40$ o número máximo de mortos foi cerca 104000 mantendo estável esse valor após o dia 301. Para $\alpha = 0,60$ o número máximo de mortos foi cerca de 104000 mantendo estável esse valor após o dia 306. Para $\alpha = 0,80$ o número máximo de mortos foi cerca 104000 mantendo estável esse valor após o dia 314. Note que para 0,40, 0,60 e 0,80 houve uma diminuição percentual de 16,1%. Portanto, a vacina mesmo sendo aplicada após 160 dias do início da fadiga mostrou-se essencial na diminuição percentual do número de mortos.

3.4 Protocolo III: Simulação com $T_2 = 240$

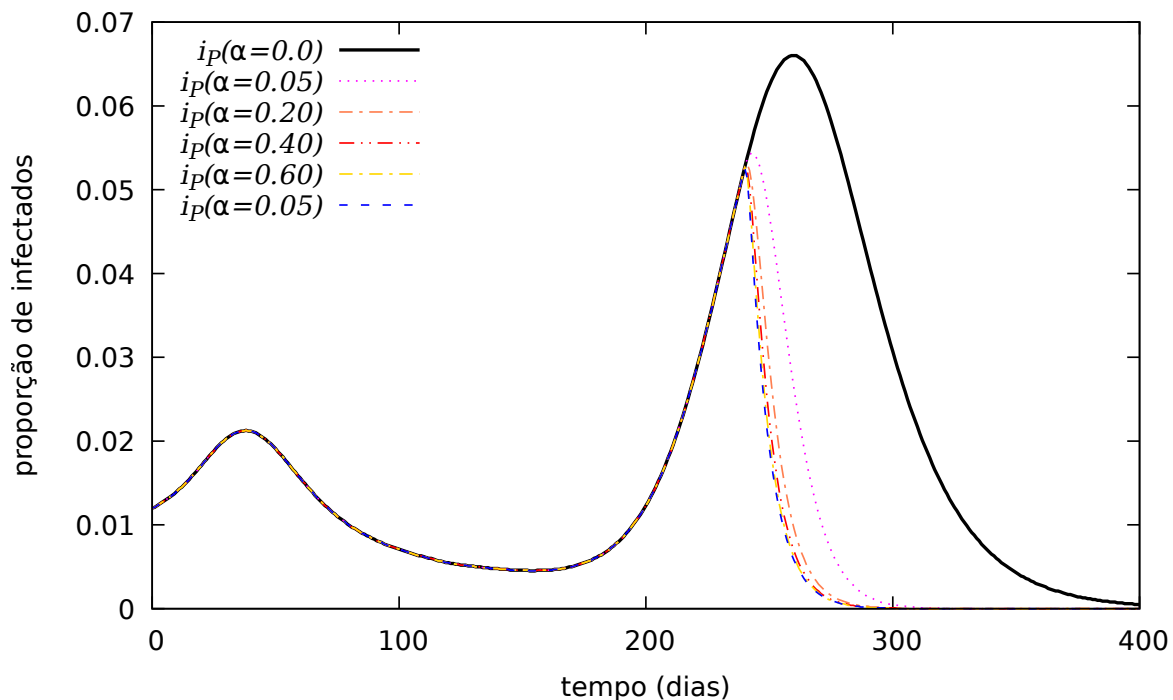


Figura 14 – Proporção de infectados para $T_2 = 240$.

Fonte: O Autor.

Neste cenário, iremos analisar as curvas de densidades de infectados e a evolução de indivíduos suscetíveis, infectados, recuperados e mortos, com a aplicação da vacina iniciando no dia 240. Assim, vamos verificar o impacto da variação da taxa de vacinação nos subgrupos da população.

A figura 14 continua apresentando o primeiro pico igual aos outros casos. Mas, por outro lado, é visível a ação positiva da aplicação da vacina para a diminuição dos números de infectados. O segundo pico da curva de prevalência i_p , apresenta um número máximo de 0,05 no dia 239, quando $\alpha = 0,05$, e se aproxima de zero no dia 294. Para $\alpha = 0,20$ o pico máximo de i_p acontece no dia 238 com um valor de 0,05 se aproximando de zero no dia 280.

Já para $\alpha = 0,40$ o valor máximo de i_p é 0,05 no dia 238 se aproximando de zero no dia 277. Já para $\alpha = 0,60$ o valor máximo de i_p é 0,05 no dia 238 se aproxima de zero no dia 276. Para $\alpha = 0,80$ o valor máximo de i_p é 0,05 no dia 238 se aproximando de zero no dia 276. Então, note que basicamente o valor máximo do segundo pico continua o mesmo, e em seguida a curva i_p tende a zero.

Na evolução de indivíduos S_H não houve mudanças uma vez que quando a vacinação inicia o valor de S_H já está bem próximo de zero. Porém, vemos que S_M apresenta algumas mudanças em seus valores. Por exemplo, quando mudamos a taxa α de valores pequenos como 0,05, 0,20 até 0,80, o valor máximo de suscetíveis móveis é o mesmo, com um valor cerca de 380000 no dia 181.

Entretanto, a partir do dia 240 há uma grande queda nos valores, sendo que para $\alpha = 0,05$ S_M tende a zero no dia 489. Para $\alpha = 0,20$ S_M tende a zero no dia 303. Para $\alpha = 0,40$ S_M tende a zero no dia 272. Para $\alpha = 0,60$ S_M tende a zero no dia 261. E para $\alpha = 0,80$ S_M tende a zero no dia 256. Note que esses resultados estão intimamente ligados com o número de infectados móveis, pois logo após a fadiga há a transição dos indivíduos entre os grupos S_M e I_M .

A figura 15, apresenta números importantes no estudo de eficácia da vacina quando $\alpha = 0,05$. As figuras com as demais taxas de vacinação estão presentes no apêndice. Para $\alpha = 0,05$ o segundo pico decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 378. Já para $\alpha = 0,20$, o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 367. Para $\alpha = 0,40$, o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 365.

Para $\alpha = 0,60$, o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 363. Para $\alpha = 0,80$, o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 362. Entretanto, a partir do dia 280 as curvas apresentam diferenças causadas pela aplicação da vacina. A evolução do número de recuperados para o grupo H aumenta suavemente sem grandes variações. Porém, o número R_M apresenta um grande aumento quando inicia a fadiga. Podemos esperar esse comportamento, pois o número de recuperados está relacionado com o número de infectados. A partir do início da vacina no dia 240, há um grande aumento no número de recuperados.

Lembre-se que estamos considerando que a vacinação promove uma imunidade permanente no nosso estudo, ou seja, não está sendo analisado a ressuscetibilidade. Quando a taxa $\alpha = 0,05$ temos um número máximo de 400000 no dia 363. Já para $\alpha = 0,20$, temos um número máximo de 410000 no dia 280. Para $\alpha = 0,40$, o valor máximo é de 412000

no dia 268. Com $\alpha = 0,60$, o número máximo é de 413000 no dia 269. Por fim, $\alpha = 0,80$ informa um número máximo de 414000 no dia 286.

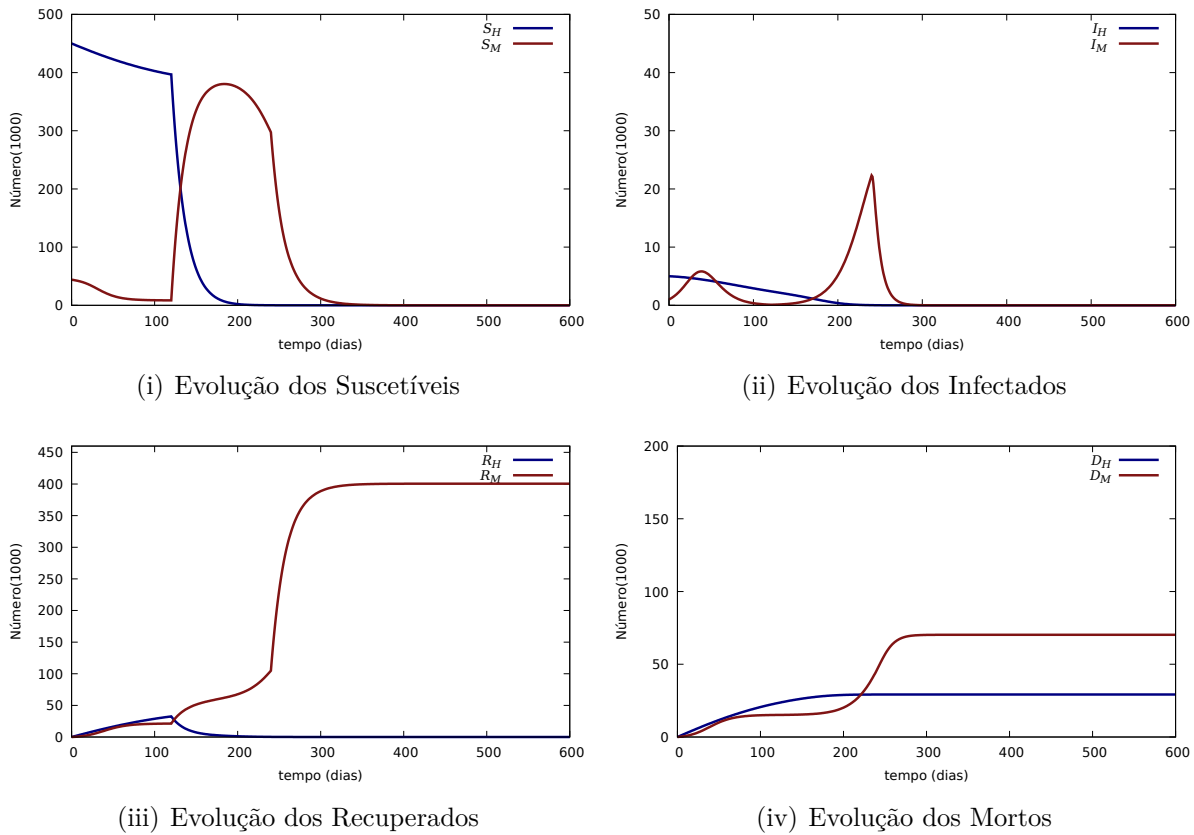


Figura 15 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,05$, $f = 0,06$, $T_2 = 240$.

Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.

Note que é esperado que o número de mortos diminua bastante a medida que a vacina é aplicada. Considerando que agora a vacina começa a ser aplicada a partir de 240 dias, temos que para $\alpha = 0,05$, o número máximo de mortes é de 70000 no dia 290, com uma diminuição percentual de 43,5% no número de mortes. Já para $\alpha = 0,20$, o número máximo de mortes é de 60000 no dia 272, com diminuição percentual de mortes igual a 51,6%.

Para $\alpha = 0,40$, o número máximo de mortes é de 58000 no dia 287 com uma diminuição no percentual de mortes de (53,2%) comparado ao regime sem a vacina. Para $\alpha = 0,60$, o número máximo de mortes é de 57000 no dia 276 diminuindo percentual em (54,0%) e, por último, $\alpha = 0,80$, o valor máximo de mortes é de 56000 no dia 276, diminuindo o percentual de mortes em 54,8%.

Então, veja que é nítida a diminuição no percentual de mortes em relação ao protocolo sem a vacina. Para os valores de $\alpha = 0,05$, $\alpha = 0,20$, $\alpha = 0,40$, $\alpha = 0,60$, e $\alpha = 0,80$ temos uma queda no percentual de mortes de 43,5%, 51,6%, 53,2%, 54,0%, e 54,8%,

respectivamente.

3.5 Protocolo IV: Simulação com $T_2 = 200$

Neste caso, a aplicação da vacina inicia no dia 200. Então, vamos verificar o impacto da variação da taxa de vacinação nos subgrupos da população. Na figura 16, o primeiro pico é igual aos outros casos em que o tempo T_2 é diferente. Mas, por outro lado, é essencial o resultado obtido pela vacina. Veja que comparada com a curva de prevalência do caso sem a vacina, praticamente não existe o segundo pico de infectados. Vamos então analisar mais precisamente os dados. Quando $\alpha = 0,05$, o segundo pico da curva de prevalência i_p apresenta um número máximo de 0,013 no dia 206 se aproximando de zero no dia 273.

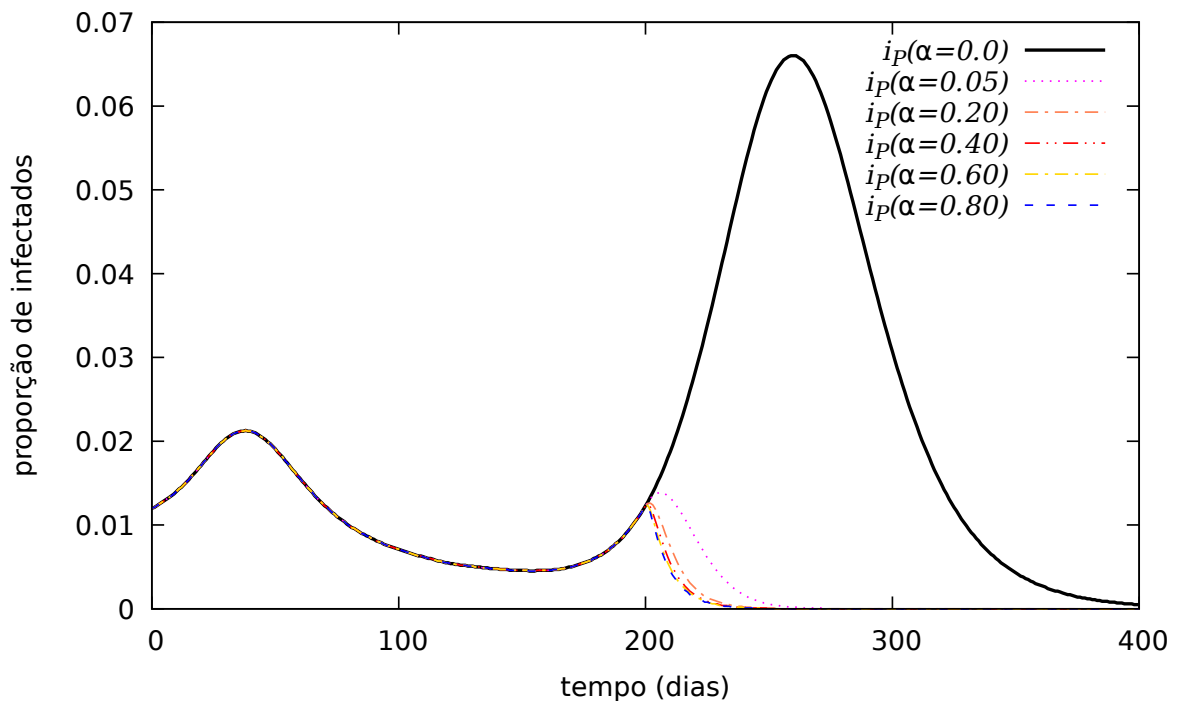


Figura 16 – Proporção de infectados para $T_2 = 200$.

Fonte: O Autor.

Para $\alpha = 0,20$, apresenta um número máximo de 0,012 no dia 202, chegando a zero no dia 244. Para $\alpha = 0,40$, apresenta um número máximo de 0,012 no dia 201, chegando a zero no dia 241. Para $\alpha = 0,60$, apresenta um número máximo de 0,012 no dia 200, chegando a zero no dia 240. Por último, para $\alpha = 0,80$, apresenta um número máximo de 0,012 novamente no dia 200, chegando a zero no dia 239.

Na evolução de indivíduos S_H novamente não houve variação em relação ao caso sem a vacina. O valor máximo de suscetíveis móveis é o mesmo, com um valor cerca de 380.000 no dia 181. Porém, vemos que S_M apresenta grandes mudanças em seus valores apresentando uma queda rápida quando iniciada a vacinação.

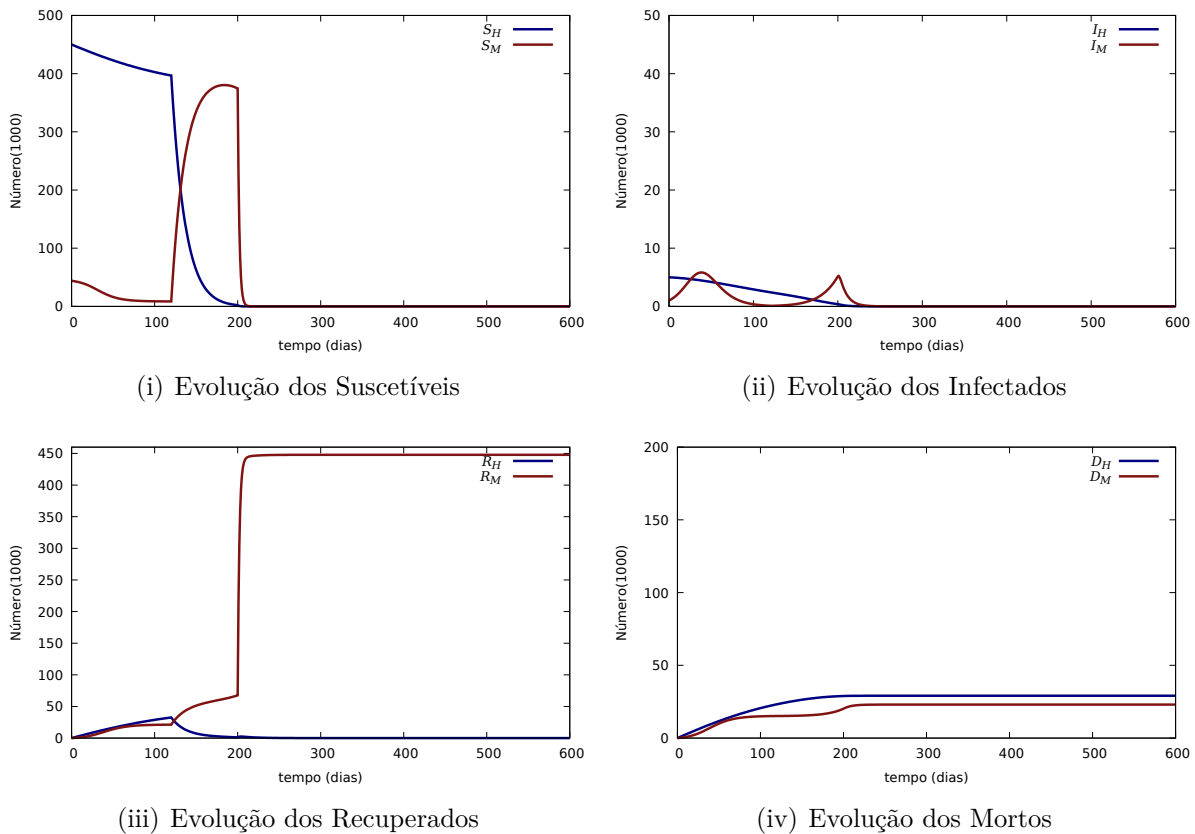


Figura 17 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,05$, $f = 0,06$, $T_2 = 200$.

Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.

Um bom exemplo desta queda, pode ser visto quando a taxa é $\alpha = 0,05$ (figura 17), há uma queda rápida, praticamente uma reta vertical atingindo o valor zero no dia 457. Para a taxa $\alpha = 0,20$, o número de indivíduos ξ_M tende a zero por volta do dia 265.

Aumentando a taxa para $\alpha = 0,40$, S_M se aproxima de zero por volta do dia 233. Para $\alpha = 0,60$, há uma queda brusca na curva S_M tendendo a zero por volta do dia 222. E, por último, $\alpha = 0,80$, S_M tende a zero por volta do dia 219.

A figura 17, apresenta números essenciais na análise e previsão de eficácia da vacina. Para $\alpha = 0,05$, o segundo pico já é bem pequeno comparado ao cenário sem a vacina, atingindo um máximo de 5900 no dia 206, e decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 299.

Já para $\alpha = 0,20$, é importante destacar que o segundo pico já é menor que o primeiro com um pico de 5300 infectados no dia 200, e decresce se aproximando de zero no dia 279. Para $\alpha = 0,40$, o segundo pico torna-se menor que o primeiro com um pico de 5200 infectados no dia 201, e decresce se aproximando de zero no dia 276.

Para $\alpha = 0,60$, o segundo pico atinge o número cerca de 5100 infectados no dia 200, e

decrece se aproximando de zero no dia 274. Por último, para $\alpha = 0,80$, o segundo pico atinge em cerca de 5100 infectados no dia 200, e decrece se aproximando de zero no dia 274.

Por outro lado, os números da evolução dos indivíduos recuperados sofrem um grande aumento após o dia 200. Então, analisando os dados, temos que para $\alpha = 0,05$ no dia 200, o número de R_M é cerca de 67500 indivíduos e no dia 21, apresenta 86200 indivíduos aumentando até o seu valor estacionário que acontece a partir do dia 337 com um valor de 443.000.

É nítida a importância da vacina para a imunização da sociedade. Quando estamos considerando $\alpha = 0,20$ o comportamento da curva é semelhante, porém o número máximo de recuperados móveis é cerca de 446000 no dia 235. Para $\alpha = 0,40$, o número máximo é cerca de 447000 no dia 231. Já para $\alpha = 0,60$, número máximo é cerca de 447000 no dia 226. Por último, $\alpha = 0,80$, número máximo é cerca de 448000 no dia 256.

Note que já vimos que a aplicação da vacina a partir do dia 200 torna a maioria da população recuperada. Então, podemos esperar uma grande diminuição no número de mortos. A partir da análise dos dados, temos que quando $\alpha = 0,05$, o número de mortos D_M é menor que D_H atingindo um máximo de 27000 no dia 232, diminuindo o percentual de mortes em 78,2% comparado com o cenário sem a vacina.

Para $\alpha = 0,20$, o número de mortos D_M atinge um máximo de 23000 no dia 214, diminuindo o percentual em 81,4%. Para $\alpha = 0,40$, D_M atinge um máximo de 23000 no dia 225, com uma queda no percentual de mortes de 81,4%. Para $\alpha = 0,60$, D_M atinge um máximo de 22000 no dia 210, diminuindo o percentual em 82,2%. Por último, para $\alpha = 0,80$, o número de mortos D_M atinge um máximo de 22000 no dia 210, diminuindo em 82,2% o percentual de mortes.

3.6 Protocolo V: Simulação com $T_2 = 180$

Agora, veremos o comportamento das curvas de proporção e evolução dos indivíduos suscetíveis, infectados, recuperados e mortos, considerando a aplicação da vacina dois meses após o início da fadiga.

Na figura 18, o primeiro pico é semelhante aos outros cenários para T_2 diferente. Entretanto, o segundo pico é muito menor que o pico da curva sem a vacina. Quando $\alpha = 0,05$, o valor máximo do pico de i_P é cerca de 0,006 no dia 181 e se aproxima de zero no dia 218.

Para $\alpha = 0,20$, o valor máximo é cerca de 0,006 no dia 180 e se aproxima de zero no dia 202. Já para $\alpha = 0,40$, o valor máximo do pico de i_P é cerca de 0,006 no dia 181 e se aproxima de zero no dia 199. Quando $\alpha = 0,60$, o valor máximo do pico de i_P é cerca de 0,006 no dia 179 e se aproxima de zero no dia 198.

Por fim, $\alpha = 0,80$, o valor máximo do pico de i_P é cerca de 0,006 no dia 179 e se aproxima de zero no dia 198. Na análise dos indivíduos S_H observa-se que não houve tanta mudança em comparação com o cenário sem a vacina, de tal modo que o valor máximo de suscetíveis móveis é o mesmo, com um valor cerca de 380.000 no dia 181.

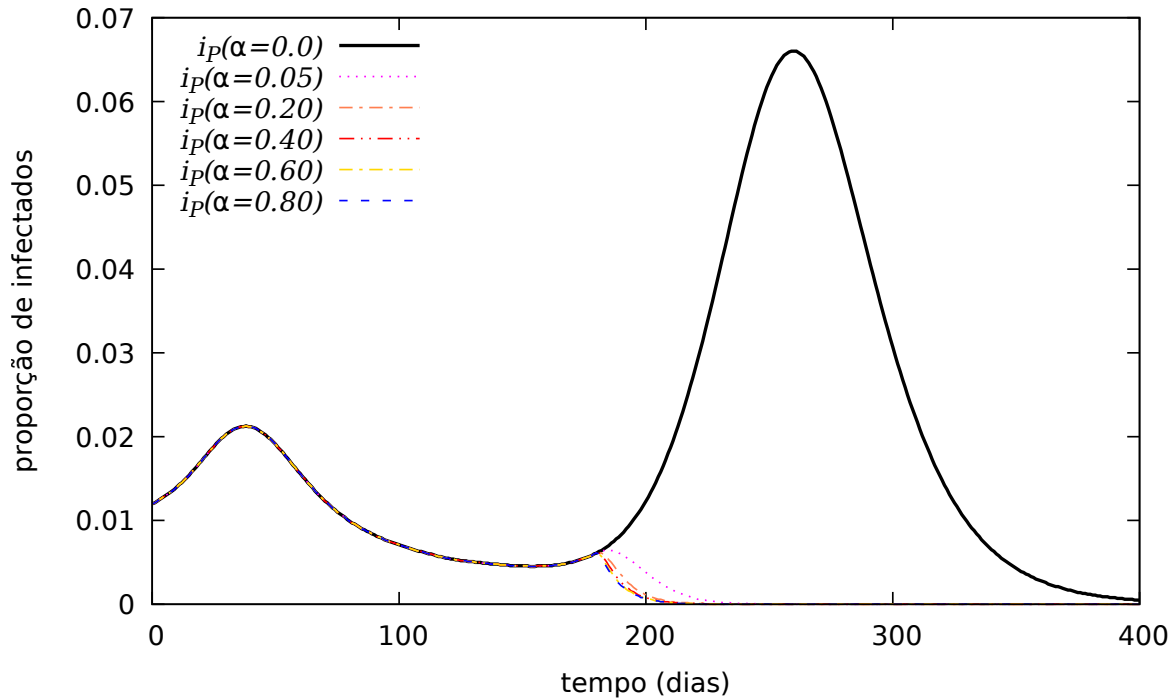


Figura 18 – Proporção de infectados para $T_2 = 180$.

Fonte: O Autor.

Entretanto, é nítido que S_M apresenta grandes variações em seus valores apresentando uma queda rápida quando iniciada a vacinação, uma vez que estamos considerando que um indivíduo vacinado adquire uma imunidade permanente.

Analisando os números por exemplo, quando a taxa é $\alpha = 0,05$, é notório um aumento significativo justificado pelo início da fadiga no dia 120, e percebe que ocorre uma queda rápida, quase que de forma vertical chegando ao valor zero no dia 438.

Quando variamos a taxa para $\alpha = 0,20$, o número de indivíduos ξ_M se aproxima de zero por volta do dia 245. Aumentando a taxa para $\alpha = 0,40$, ξ_M se aproxima de zero por volta do dia 217. Para $\alpha = 0,60$, há uma queda brusca na curva S_M tendendo a zero por volta do dia 205. E, por último, $\alpha = 0,80$, S_M tende a zero por volta do dia 197.

A figura 19, mostra números importantes na análise e previsão de eficácia da vacina. Temos que para $\alpha = 0,05$, o segundo pico de indivíduos infectados já é bem pequeno em relação ao cenário sem a vacina, sendo inferior também ao primeiro pico, chegando a um máximo de 2262 no dia 187, e decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 272.

Para $\alpha = 0,20$, é essencial destacar que o segundo pico é menor que o primeiro com um pico de 1989 infectados no dia 182, e decresce se aproximando de zero no dia 251.

Para $\alpha = 0,40$, o segundo pico torna-se muito menor que o primeiro com um pico de 1948 infectados no dia 181, e decresce se aproximando de zero no dia 247.

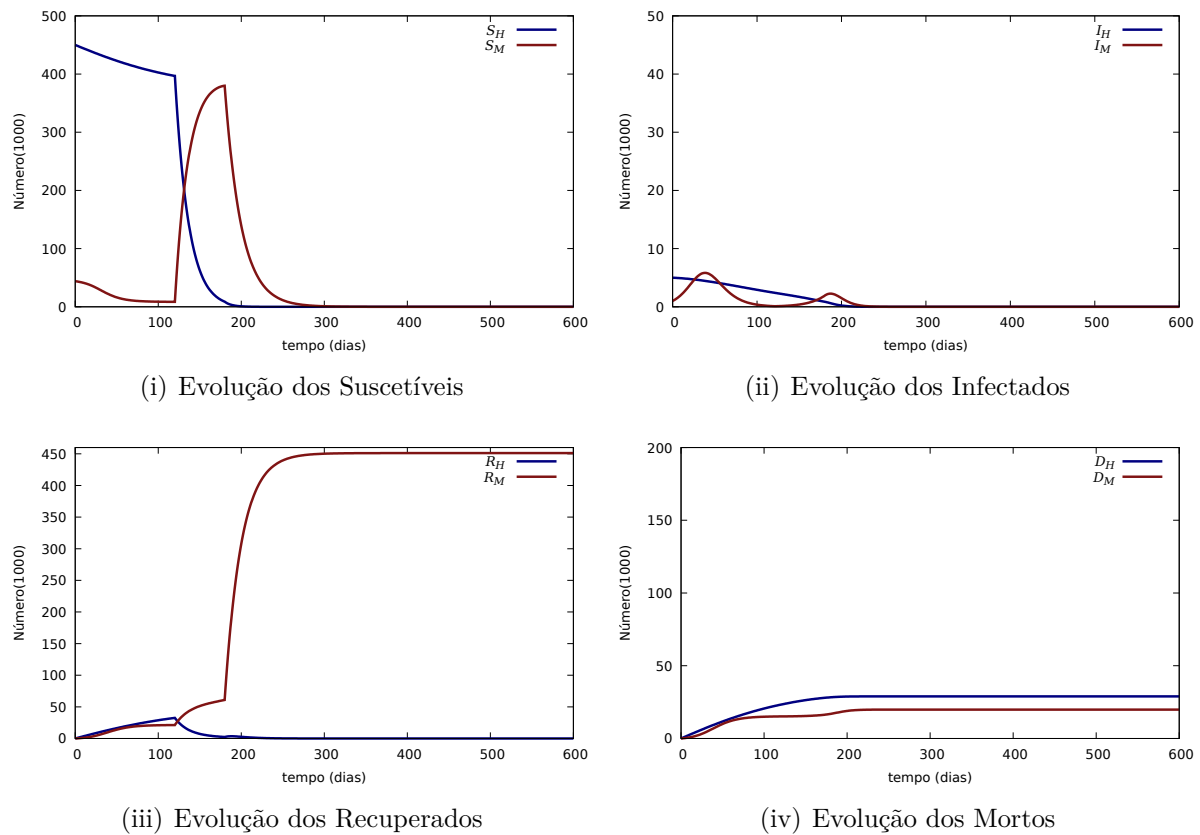


Figura 19 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,05$, $f = 0,06$, $T_2 = 180$.

Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.

Para $\alpha = 0,60$, o segundo pico atinge o número cerca de 1924 infectados no dia 181, e decresce se aproximando de zero no dia 246. Por último, para $\alpha = 0,80$, o segundo pico atinge em cerca de 1906 infectados no dia 180, e decresce se aproximando de zero no dia 246.

Os números da evolução dos indivíduos recuperados sofrem um grande aumento a partir do dia 200. Assim, analisando os dados, observa-se é clara a importância da vacina para a imunização da população. Para $\alpha = 0,05$ o número máximo de recuperados ocorre no dia 331 com um valor com cerca de 451000, ou seja, 90,2% da sociedade.

Considerando $\alpha = 0,20$, o número máximo de recuperados móveis é cerca de 452900 no dia 329. Para $\alpha = 0,40$, o número máximo é cerca de 453000 no dia 245. Já para $\alpha = 0,60$, número máximo é cerca de 453000 no dia 2246. Por último, $\alpha = 0,80$, número máximo é cerca de 453000 no dia 236.

Veremos agora o comportamento no número de mortes considerando a aplicação da

vacina a partir do dia 180. Como a vacina será aplicada pouco tempo depois do início da fadiga, cerca de dois meses, espera-se que o número máximo de mortes seja bem menor comparada com o regime sem a vacina.

Assim, a partir da análise dos dados, percebe-se que quando $\alpha = 0,05$, o número de mortos D_M é menor que D_H atingindo um máximo de 19800 no dia 228, diminuindo o percentual de mortes em 84,0%. Para $\alpha = 0,20$, o número de mortos D_M atinge um máximo de 18200 no dia 227, com uma diminuição do percentual de mortes em 85,3%.

Para $\alpha = 0,40$, D_M atinge um máximo de 18000 no dia 227, diminuindo o percentual em 85,4%. Para $\alpha = 0,60$, D_M atinge um máximo de 17900 no dia 224, diminuindo o percentual em 85,5%. Por último, para $\alpha = 0,80$, o número de mortos D_M atinge um máximo de 17800 no dia 226, apresentando uma diminuição do percentual em 85,6% comparado ao cenário de pandemia sem a vacina.

3.7 Protocolo VI: Simulação com $T_2 = 150$

Agora, veremos o comportamento dos números de suscetíveis, infectados, recuperados e mortos, tendo a vacinação iniciada um mês após o início da fadiga.

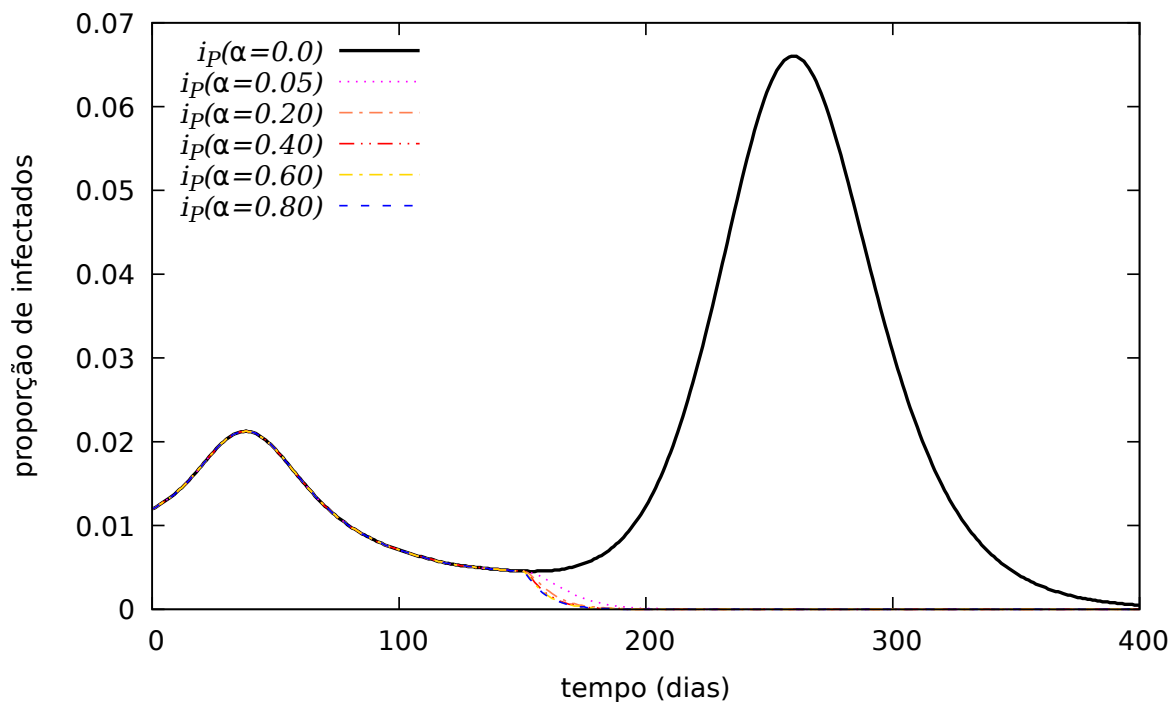


Figura 20 – Proporção de infectados para $T_2 = 150$.

Na figura 20, é essencial observar o quanto o segundo pico de infectados diminuiu em relação ao pico no caso sem a vacina. Note que, quando a taxa $\alpha = 0,05$ temos um valor máximo de 0,0046 no dia em que começa a aplicação da vacina, e se aproxima de zero no dia 179.

Aumentando essa taxa para 0,20 esse valor máximo é de 0,004 no dia 150 e tende a zero no dia 168. Agora, se $\alpha = 0,40$ é a proporção de infectados, a máxima será de 0,004 no dia 150, porém se aproxima de zero no dia 166.

Devemos analisar também taxas com valores maiores, por exemplo, para as taxas com 0,60 e 0,80 não dá para notar praticamente nenhuma mudança significativa no número máximo de proporção de infectados, nem no dia em que a proporção se aproxima de zero.

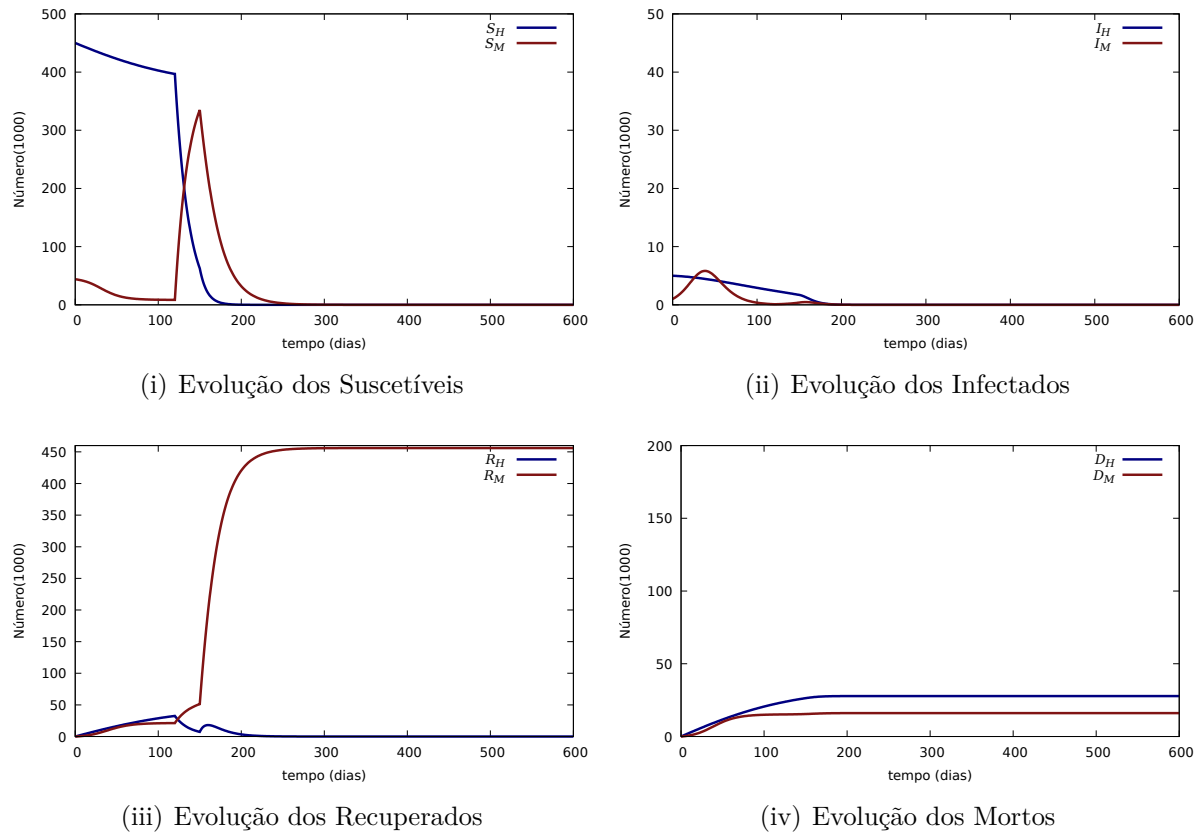


Figura 21 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0,20$, $\beta_H = 0,12$, $\delta = 0,05$, $\gamma = 0,07$, $\alpha = 0,05$, $f = 0,06$, $T_2 = 150$.

Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.

Na evolução de indivíduos S_H não há mudanças comparado com o cenário com vacina, figuras 21 (i,ii,iii,iv). Já S_M apresenta um grande aumento a partir do dia 150, já que a aplicação da vacina começou cedo, um grande número de indivíduos suscetíveis migraram para o grupo de recuperados lembrando que estamos supondo que a vacina traz consigo uma imunidade permanente.

Quando variamos a taxa de vacinação, vemos que o valor máximo de S_M não varia, apresentando um valor cerca de 334.000 no dia 150. Por outro lado, esse valor tende a zero de forma mais rápido para alguns valores da taxa de vacinação. Por exemplo, quando $\alpha = 0,05$ o valor de S_M tende a zero no dia 368.

Já para $\alpha = 0,20$, tende a zero no dia 203. Para $\alpha = 0,40$, tende a zero no dia 177. Quando $\alpha = 0,60$, tende a zero no dia 168, e, por último, se $\alpha = 0,80$, tende a zero no dia 165. Podemos ver a importância da vacina na diminuição do número de suscetíveis a contrair a doença.

O número de infectados móveis no cenário sem a vacina apresentou um segundo pico com um valor muito alto, mas nesse caso em que a vacina é aplicado após um mês do início da fadiga temos uma grande queda no segundo pico. Para $\alpha = 0,05$, decresce rapidamente se aproximando de zero no dia 208.

Já para $\alpha = 0,20$, o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 188. Para $\alpha = 0,40$, se aproxima de zero no dia 185. Para $\alpha = 0,60$, o número tende a zero no dia 183. E para $\alpha = 0,80$, o número decresce mais rápido se aproximando de zero no dia 183 também.

A evolução do número de recuperados para o grupo H apresenta um rápido aumento devido à aplicação da vacina logo após um mês do início da fadiga, isso significa que o número de indivíduos que adquiriram imunidade permanente é muito alto. Fazendo a análise para $\alpha = 0,05$, R_M atinge um número máximo cerca de 456.000 no dia 314 chegando ao seu valor estacionário.

Para $\alpha = 0,20$, atinge um número máximo cerca de 456000 no dia 224. Para $\alpha = 0,40$, atinge um número máximo cerca de 457000 no dia 264. Para $\alpha = 0,60$, atinge um número máximo cerca de 457000 no dia 253. Por fim, quando $\alpha = 0,80$, atinge um número máximo cerca de 457000 no dia 250.

Finalmente, iremos analisar o comportamento dos números de mortos em casa e móveis. Vimos anteriormente que quanto mais cedo for aplicada a vacina, maior será o número de indivíduos com imunidade permanente, isso afeta diretamente no número de mortos.

Note que para $\alpha = 0,05$ o número máximo de mortos foi cerca de 15.000 mantendo estável esse valor após o dia 103, diminuindo o percentual de mortes em 87,9%. Para $\alpha = 0,20$, o número máximo de mortos foi cerca de 15.000 mantendo estável esse valor após o dia 103. Para $\alpha = 0,40$ o número máximo de mortos foi cerca 15.000 mantendo estável esse valor após o dia 103. Para $\alpha = 0,60$ o número máximo de mortos foi cerca de 15.000 mantendo estável esse valor após o dia 103.

Para $\alpha = 0,80$, o número máximo de mortos foi cerca de 15.000 mantendo estável esse valor após o dia 103. Note que para os demais valores de α houve uma diminuição de percentual de mortes em 87,9% em comparação com um cenário sem a vacinação. Portanto, a vacina sendo aplicada após 30 dias do início da fadiga mostrou-se muito importante e essencial na diminuição no número de mortos.

4 Conclusão

Nosso trabalho investigou a evolução da COVID-19 em uma cidade contendo 500000 habitantes, por exemplo Niterói-RJ. Para tal, utilizamos o modelo SIR como um modelo básico e expandimos esse modelo inserindo outros parâmetros como a fadiga e a vacina. O fenômeno da fadiga significa que após um certo tempo T em dias, os indivíduos presentes no grupo H , que praticam o isolamento social, começam a migrar para o grupo dos indivíduos móveis, o que pode estar relacionado ao segundo pico de infectados.

De fato, observamos que a após um período de tolerância de 120 dias, a curva de prevalência mostra que a proporção de indivíduos infectados apresenta um aumento significativo atingindo um valor máximo de cerca de 0,064 da população. A figura (11), mostra que logo após o tempo de 120 dias o número de pessoas suscetíveis em casa diminui bruscamente, enquanto que os suscetíveis móveis aumenta rapidamente atingindo um número máximo de 380000 indivíduos.

Estes dados mostram o impacto diretamente no número de infectados, uma vez que o contato entre as pessoas aumenta consideravelmente. Podemos notar esse aumento no surgimento do segundo pico de infectados que ocorre por volta do dia 253 com um valor cerca de 26.000, representando 5,2% da população, figura (11). A evolução no número de mortes informa que sem a vacina, cerca de 24% da população perdeu a vida devido à COVID-19.

Quando consideramos a aplicação da vacina, analisamos a aplicação para vários tempos T_2 e vários valores da taxa α . Os resultados mostram que dependendo do dia de início da vacinação, o segundo pico de proporção de infectados diminui razoavelmente, como também o percentual mortes. Quando a vacina começa a ser aplicada no dia 280, os resultados mostram que para $\alpha = 0,05$ o número máximo de mortos foi cerca de 110.000 mantendo estável esse valor após o dia 316, ou seja, houve uma diminuição percentual de 11,3% no número de mortes. Para $\alpha = 0,20$ o número máximo de mortos foi cerca de 106.000 mantendo estável esse valor após o dia 315, com a diminuição percentual de 14,5%.

Para $\alpha = 0,40$ o número máximo de mortos foi cerca 104.000 mantendo estável esse valor após o dia 301. Para $\alpha = 0,60$ o número máximo de mortos foi cerca de 104.000 mantendo estável esse valor após o dia 306. Para $\alpha = 0,80$ o número máximo de mortos foi cerca 104.000 mantendo estável esse valor após o dia 314. Note que para 0,40, 0,60 e 0,80 houve uma diminuição percentual de 16,1%. Portanto, a vacina mesmo sendo aplicada após 160 dias do início da fadiga mostrou-se essencial na diminuição percentual do número de mortos.

Quando a vacina começa a ser aplicada a partir de 240 dias, temos que para $\alpha = 0,05$,

o número máximo de mortes é de 70000 no dia 290, com uma diminuição percentual de 43,5% no número de mortes. Já para $\alpha = 0,20$, o número máximo de mortes é de 60000 no dia 272, com diminuição percentual de mortes igual a 51,6%.

Para $\alpha = 0,40$, o número máximo de mortes é de 58000 no dia 287 com uma diminuição no percentual de mortes de 53,2% comparado ao regime sem a vacina. Para $\alpha = 0,60$, o número máximo de mortes é de 57000 no dia 276 diminuindo percentual em 54,0% e, por último, $\alpha = 0,80$, o valor máximo de mortes é de 56000 no dia 276, diminuindo o percentual de mortes em 54,8%. Os dados mostram que quando a vacina inicia no dia 200, quando $\alpha = 0,05$, o número de mortos D_M é menor que D_H atingindo um máximo de 27000 no dia 232, diminuindo o percentual de mortes em 78,2% comparado com o cenário sem a vacina.

Para $\alpha = 0,20$, o número de mortos D_M atinge um máximo de 23000 no dia 214, diminuindo o percentual em 81,4%. Para $\alpha = 0,40$, D_M atinge um máximo de 23000 no dia 225, com uma queda no percentual de mortes de 81,4%. Para $\alpha = 0,60$, D_M atinge um máximo de 22000 no dia 210, diminuindo o percentual em 82,2%. Por último, para $\alpha = 0,80$, o número de mortos D_M atinge um máximo de 22000 no dia 210, diminuindo em 82,2% o percentual de mortes.

A partir da análise dos dados com o início da vacina no dia 180, percebe-se que quando $\alpha = 0,05$, o número de mortos D_M é menor que D_H atingindo um máximo de 19800 no dia 228, diminuindo o percentual de mortes em 84,0%. Para $\alpha = 0,20$, o número de mortos D_M atinge um máximo de 18200 no dia 227, com uma diminuição do percentual de mortes em 85,3%. Para $\alpha = 0,40$, D_M atinge um máximo de 18000 no dia 227, diminuindo o percentual em 85,4%. Para $\alpha = 0,60$, D_M atinge um máximo de 17900 no dia 224, diminuindo o percentual em 85,5%. Por último, para $\alpha = 0,80$, o número de mortos D_M atinge um máximo de 17800 no dia 226, apresentando uma diminuição do percentual em 85,6% comparado ao cenário de pandemia sem a vacina.

Quando a vacina inicia no dia 150, e $\alpha = 0,05$ o número máximo de mortos foi cerca de 15.000 mantendo estável esse valor após o dia 103, diminuindo o percentual de mortes em 87,9%. Para $\alpha = 0,20$, o número máximo de mortos foi cerca de 15.000 mantendo estável esse valor após o dia 103. Para $\alpha = 0,40$ o número máximo de mortos foi cerca de 15.000 mantendo estável esse valor após o dia 103. Para $\alpha = 0,60$ o número máximo de mortos foi cerca de 15.000 mantendo estável esse valor após o dia 103.

Para $\alpha = 0,80$, o número máximo de mortos foi cerca de 15.000 mantendo estável esse valor após o dia 103. Note que para os demais valores de α houve uma diminuição de percentual de mortes em 87,9% em comparação com um cenário sem a vacinação. Portanto, a vacina sendo aplicada após 30 dias do início da fadiga mostrou-se muito importante e essencial na diminuição no número de mortos

Portanto, a partir das análises dos dados, é nítido o efeito positivo da aplicação da vacina, reduzindo o percentual de mortes ao passo que o dia de início da vacinação é antecipado.

Vale ressaltar que o nosso modelo apresenta algumas limitações. Não consideramos as redes de contatos sociais, a taxa de reinfecção, variantes de vírus SARS-CoV-2, subnotificação de casos, estrutura de idades. Esses parâmetros podem tornar o modelo mais realista.

Referências

- AKPA, O. M.; OYEJOLA, B. A. Modeling the transmission dynamics of hiv/aids epidemics: an introduction and a review. *The Journal of Infection in Developing Countries*, v. 4, n. 10, p. 597–608, 2010. Citado na página 18.
- BACAËR, N. *A short history of mathematical population dynamics*. [S.l.]: Springer, 2011. v. 618. Citado na página 19.
- BARROS, A. M. R. de. Modelos matemáticos de equações diferenciais ordinárias aplicados à epidemiologia. *Revista de Ciências Exatas e Tecnologia*, v. 2, n. 2, p. 62–67, 2007. Citado na página 19.
- BOCCALETTI, S. et al. Modeling and forecasting of epidemic spreading: The case of covid-19 and beyond. *Chaos, solitons, and fractals*, Elsevier, v. 135, p. 109794, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.
- CETRON, M.; LANDWIRTH, J. Public health and ethical considerations in planning for quarantine. *The Yale journal of biology and medicine*, Yale Journal of Biology and Medicine, v. 78, n. 5, p. 329, 2005. Citado na página 20.
- CROKIDAKIS, N. Covid-19 spreading in rio de janeiro, brazil: Do the policies of social isolation really work? *Chaos, Solitons & Fractals*, Elsevier, v. 136, p. 109930, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.
- CROKIDAKIS, N. Modeling the early evolution of the covid-19 in brazil: Results from a susceptible–infectious–quarantined–recovered (siqr) model. *International Journal of Modern Physics C*, World Scientific, v. 31, n. 10, p. 2050135, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.
- DINCER, O.; GILLANDERS, R. Shelter in place? depends on the place: Corruption and social distancing in american states. *Social Science & Medicine*, Elsevier, v. 269, p. 113569, 2021. Citado na página 20.
- DOUTOR, P. et al. Optimal vaccination strategies and rational behaviour in seasonal epidemics. *Journal of mathematical biology*, Springer, v. 73, n. 6, p. 1437–1465, 2016. Citado na página 29.
- FANG, Y.; NIE, Y.; PENNY, M. Transmission dynamics of the covid-19 outbreak and effectiveness of government interventions: A data-driven analysis. *Journal of medical virology*, Wiley Online Library, v. 92, n. 6, p. 645–659, 2020. Citado na página 20.
- FERGUSON, N. M. et al. Impact of non-pharmaceutical interventions (npis) to reduce covid-19 mortality and healthcare demand. imperial college covid-19 response team. *Imperial College COVID-19 Response Team*, v. 20, n. 10.25561, p. 77482, 2020. Citado na página 18.
- GENSINI, G. F.; YACOUB, M. H.; CONTI, A. A. The concept of quarantine in history: from plague to sars. *Journal of Infection*, Elsevier, v. 49, n. 4, p. 257–261, 2004. Citado na página 20.

GUALTIERI, A. F.; HECHT, P. *SARS-CoV-2 spread and quarantine fatigue: a theoretical model*. 2021. Citado 9 vezes nas páginas 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27 e 32.

KERMACK, W. O.; MCKENDRICK, A. G. A contribution to the mathematical theory of epidemics. *Proceedings of the royal society of london. Series A, Containing papers of a mathematical and physical character*, The Royal Society London, v. 115, n. 772, p. 700–721, 1927. Citado na página 19.

LI, R. et al. Substantial undocumented infection facilitates the rapid dissemination of novel coronavirus (sars-cov-2). *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 368, n. 6490, p. 489–493, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.

MAIER, B. F.; BROCKMANN, D. Effective containment explains subexponential growth in recent confirmed covid-19 cases in china. *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 368, n. 6492, p. 742–746, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.

MANDAL, M. et al. A model based study on the dynamics of covid-19: Prediction and control. *Chaos, Solitons & Fractals*, Elsevier, v. 136, p. 109889, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.

MONEIM, I.; GREENHALGH, D. Threshold and stability results for an sirs epidemic model with a general periodic vaccination strategy. *Journal of biological systems*, World Scientific, v. 13, n. 02, p. 131–150, 2005. Citado na página 29.

NUGENT, C. Quarantine. *The Southwest Respiratory and Critical Care Chronicles*, v. 8, n. 35, p. 68–71, 2020. Citado na página 20.

PIRES, M. A. et al. What is the potential for a second peak in the evolution of SARS-CoV-2 in emerging and developing economies? insights from a SIRASD model considering the informal economy. *International Journal of Modern Physics C*, World Scientific Pub Co Pte Lt, v. 32, n. 08, p. 2150107, apr 2021. Citado na página 33.

PIRES, M. A. et al. Antivax movement and epidemic spreading in the era of social networks: Nonmonotonic effects, bistability, and network segregation. *Physical Review E*, APS, v. 104, n. 3, p. 034302, 2021. Citado na página 29.

RAO, F.; MANDAL, P. S.; KANG, Y. Complicated endemics of an sirs model with a generalized incidence under preventive vaccination and treatment controls. *Applied Mathematical Modelling*, Elsevier, v. 67, p. 38–61, 2019. Citado na página 29.

REIS, R. F. et al. Characterization of the covid-19 pandemic and the impact of uncertainties, mitigation strategies, and underreporting of cases in south korea, italy, and brazil. *Chaos, Solitons & Fractals*, Elsevier, v. 136, p. 109888, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.

RIBEIRO, M. H. D. M. et al. Short-term forecasting covid-19 cumulative confirmed cases: Perspectives for brazil. *Chaos, Solitons & Fractals*, Elsevier, v. 135, p. 109853, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.

ROQUES, L. et al. Using early data to estimate the actual infection fatality ratio from covid-19 in france. *Biology*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 9, n. 5, p. 97, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.

SUN, Q. et al. Quantifying the influence of inter-county mobility patterns on the covid-19 outbreak in the united states. *arXiv preprint arXiv:2006.13860*, 2020. Citado na página 20.

WILDER-SMITH, A.; FREEDMAN, D. O. Isolation, quarantine, social distancing and community containment: pivotal role for old-style public health measures in the novel coronavirus (2019-nCoV) outbreak. *Journal of Travel Medicine*, v. 27, n. 2, 02 2020. ISSN 1708-8305. Taaa020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1093/jtm/taaa020>>. Citado na página 17.

ZENG, G.-Z.; CHEN, L.-S. Complexity and asymptotical behavior of a sirs epidemic model with proportional impulsive vaccination. *Advances in Complex Systems*, World Scientific, v. 8, n. 04, p. 419–431, 2005. Citado na página 29.

ZHAO, J. et al. Quarantine fatigue: First-ever decrease in social distancing measures after the covid-19 outbreak before reopening united states. *arXiv preprint arXiv:2006.03716*, 2020. Citado na página 20.

ZHOU, F. et al. Clinical course and risk factors for mortality of adult inpatients with covid-19 in wuhan, china: a retrospective cohort study. *The lancet*, Elsevier, v. 395, n. 10229, p. 1054–1062, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.

ZHOU, Y. et al. Effects of human mobility restrictions on the spread of covid-19 in shenzhen, china: a modelling study using mobile phone data. *The Lancet Digital Health*, Elsevier, v. 2, n. 8, p. e417–e424, 2020. Citado na página 20.

APÊNDICE A – Apêndice A

Neste apêndice, estão contidos as figuras que mostram a evolução dos indivíduos suscetíveis (S), infectados (I), recuperados (R) e mortos (D) para os tempos T_2 igual a 280, 240, 200, 180 e 150. Os valores para o parâmetro α varia de 0,20 a 0,80.

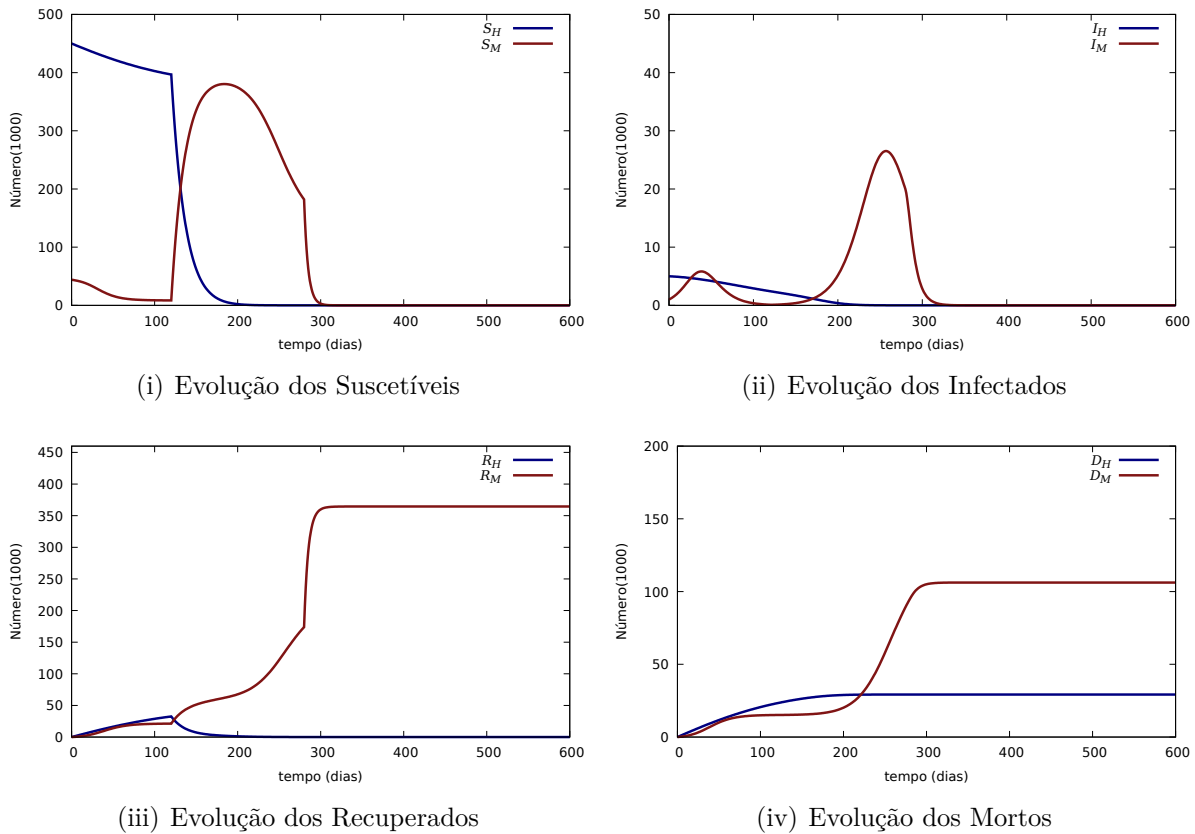
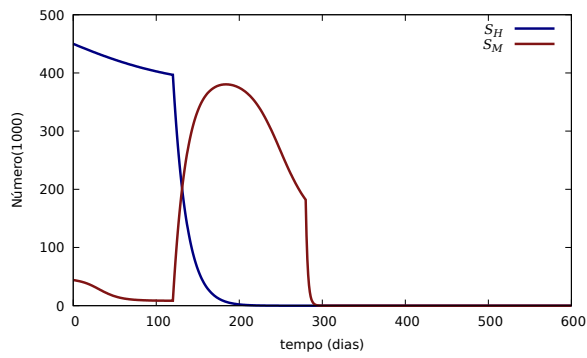
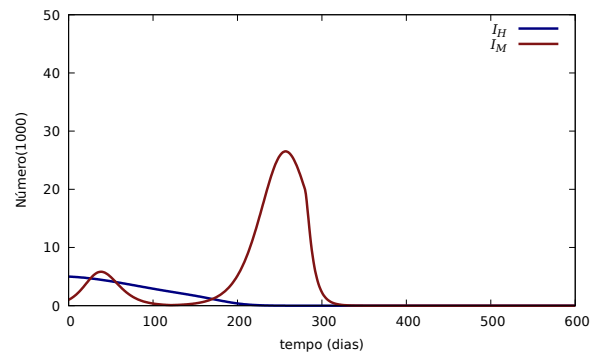


Figura 22 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.20$, $f = 0.06$, $T_2 = 280$.

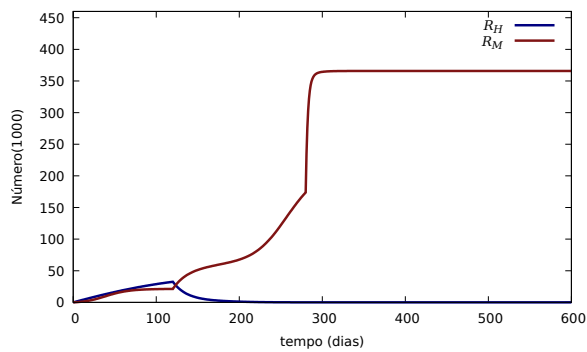
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



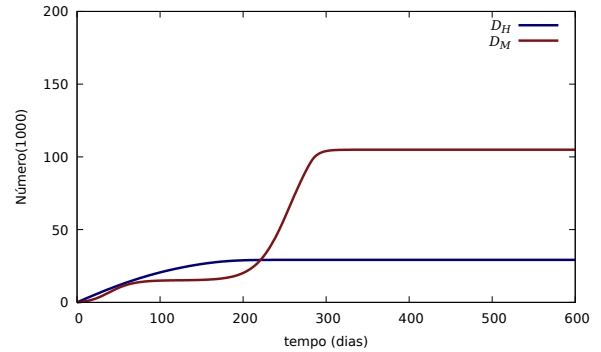
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



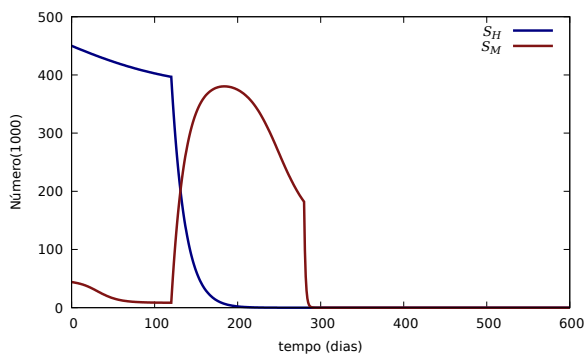
(iii) Evolução dos recuperados



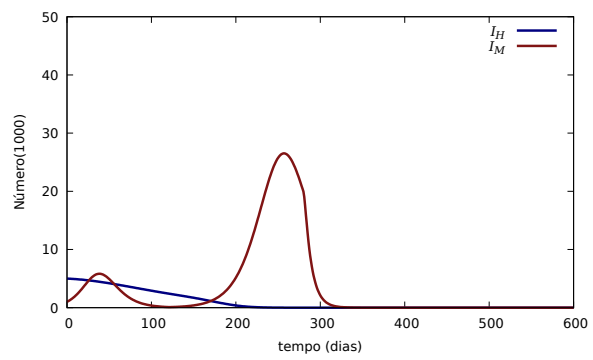
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 23 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.40$, $f = 0.06$, $T_2 = 280$.

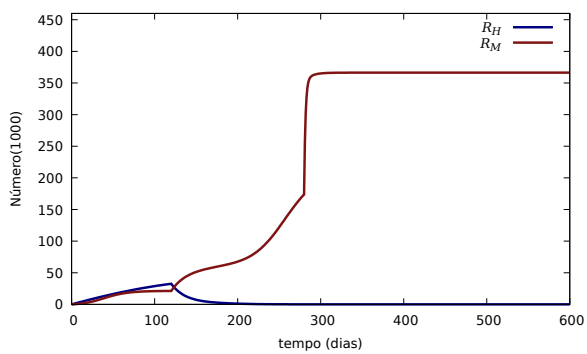
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



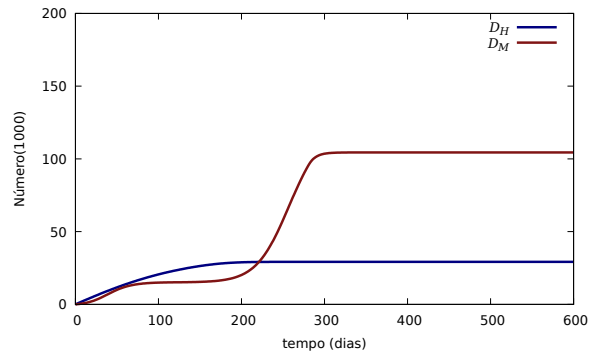
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



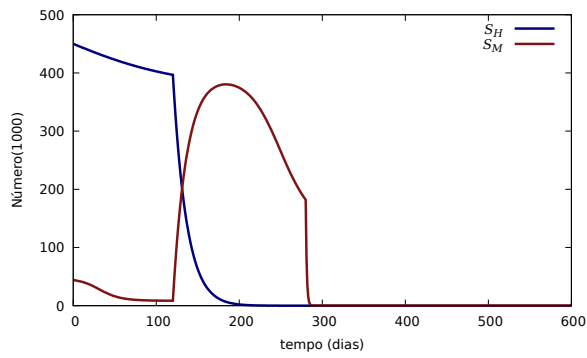
(iii) Evolução dos Recuperados



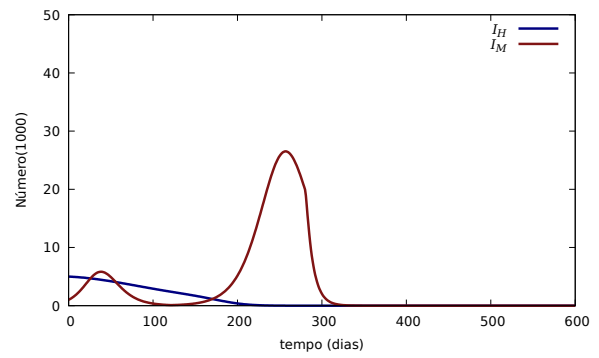
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 24 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.60$, $f = 0.06$, $T_2 = 280$.

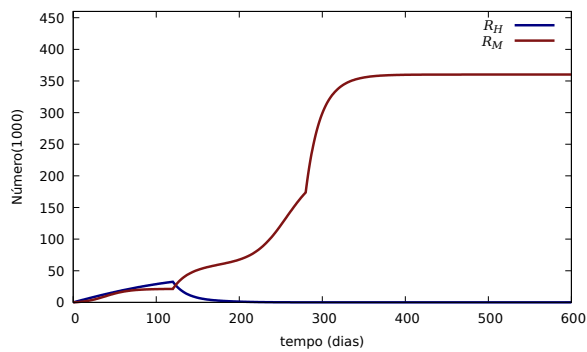
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



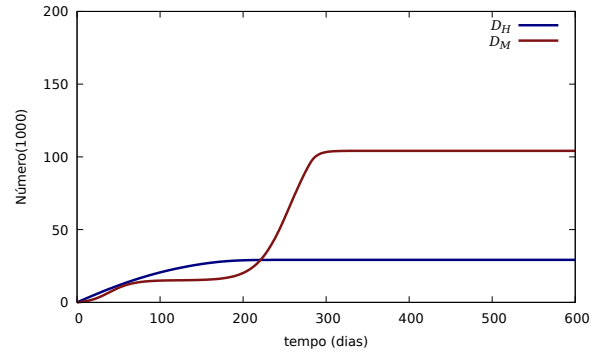
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



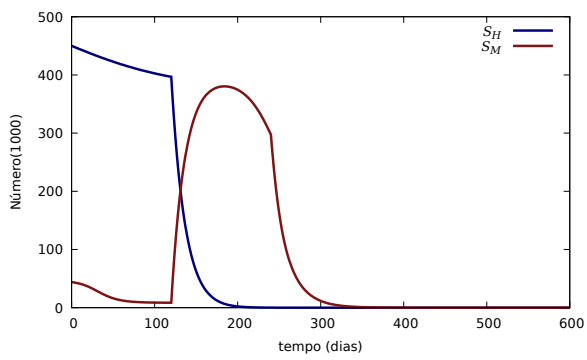
(iii) Evolução dos Recuperados



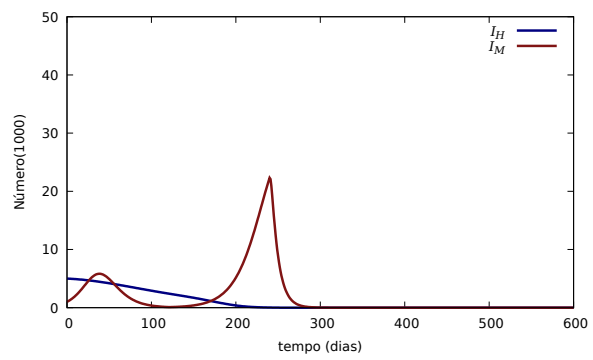
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 25 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.80$, $f = 0.06$, $T_2 = 280$.

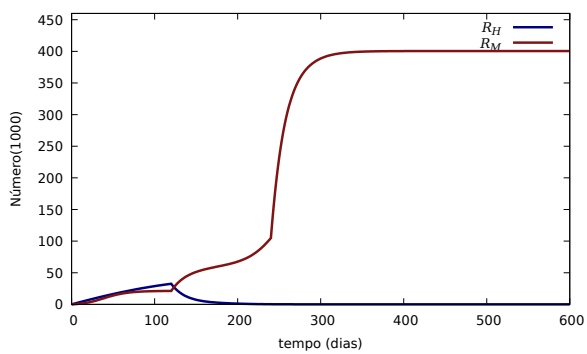
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



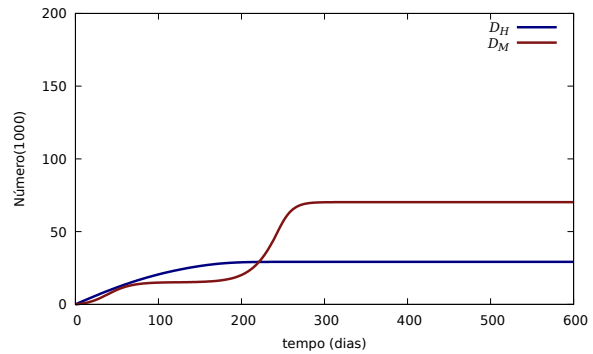
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



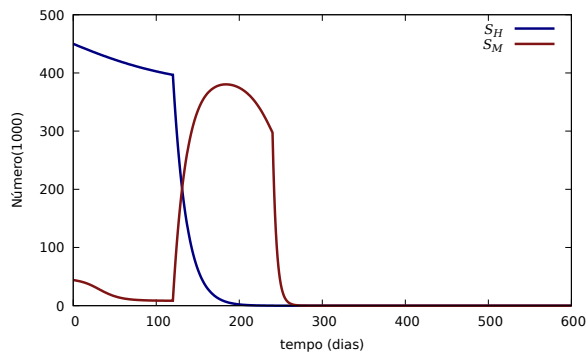
(iii) Evolução dos Recuperados



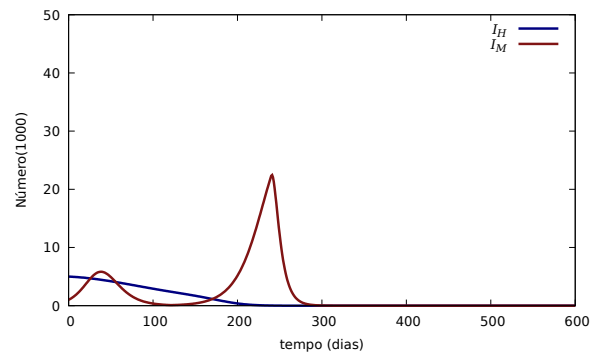
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 26 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.05$, $f = 0.06$, $T_2 = 240$.

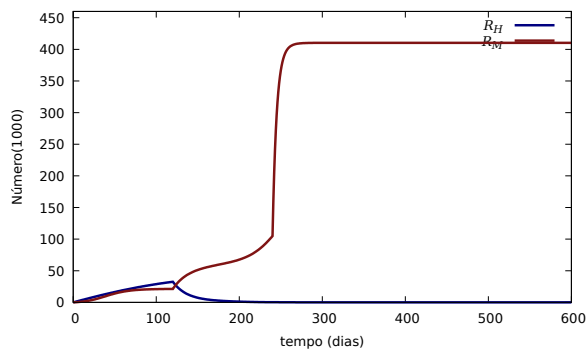
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



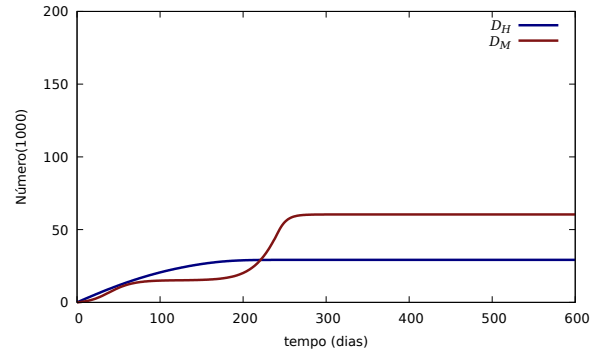
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



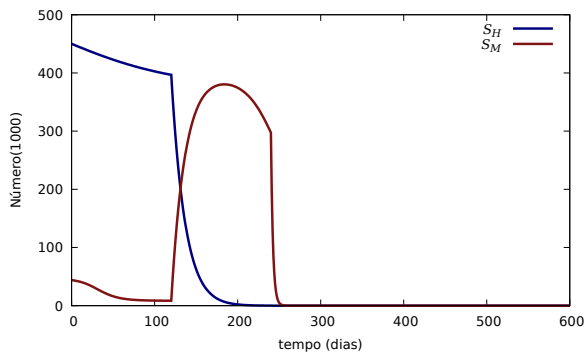
(iii) Evolução dos Recuperados



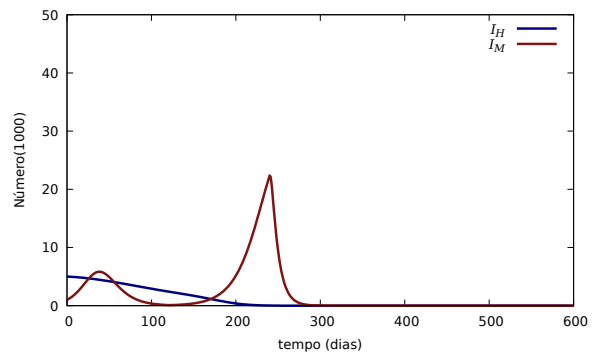
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 27 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.20$, $f = 0.06$, $T_2 = 240$.

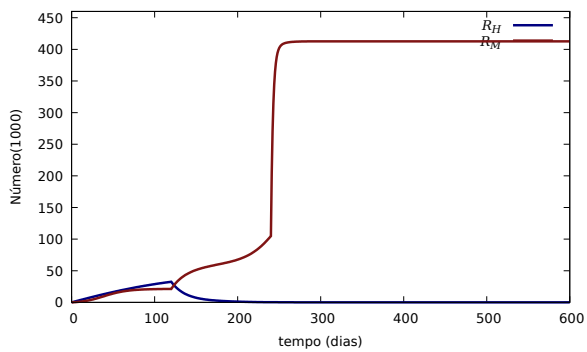
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



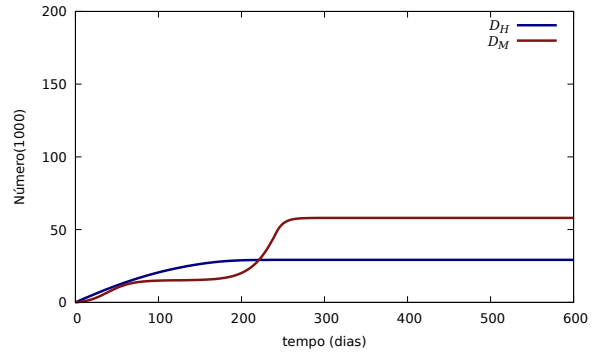
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



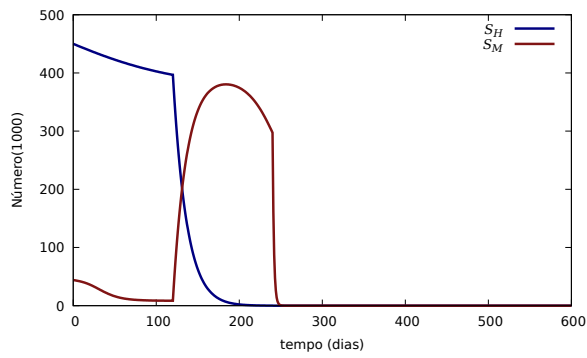
(iii) Evolução dos Recuperados



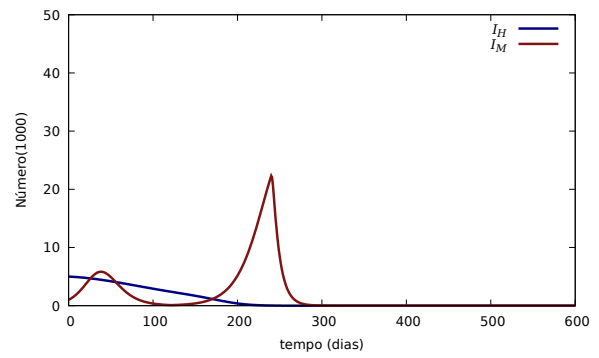
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 28 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.40$, $f = 0.06$, $T_2 = 240$.

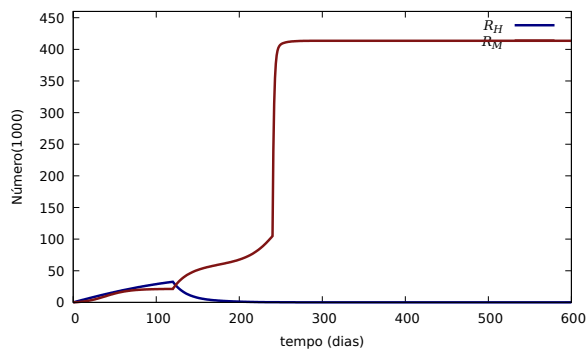
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



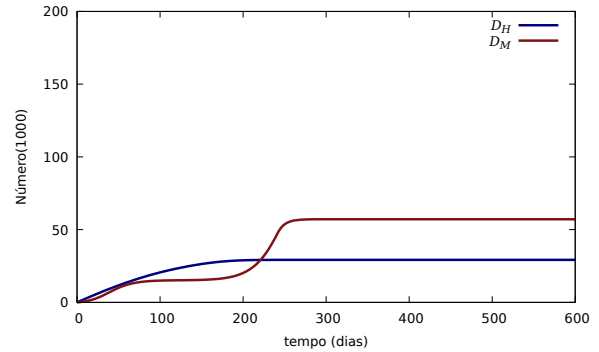
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



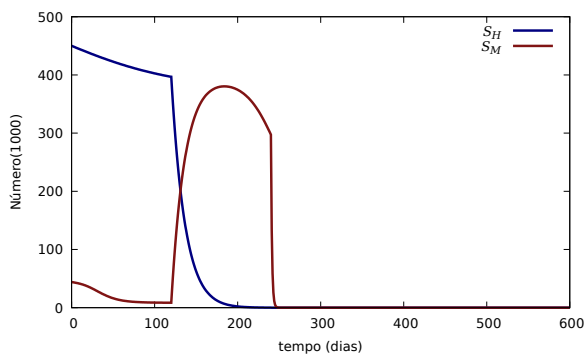
(iii) Evolução dos Recuperados



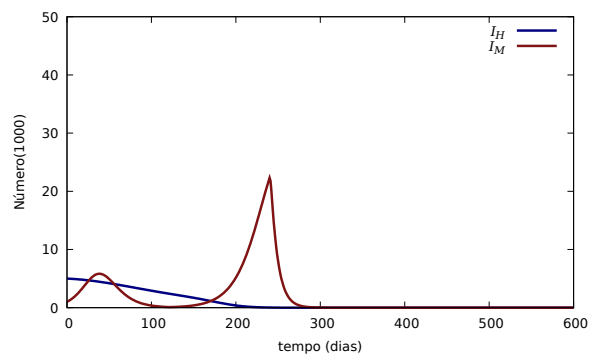
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 29 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.60$, $f = 0.06$, $T_2 = 240$.

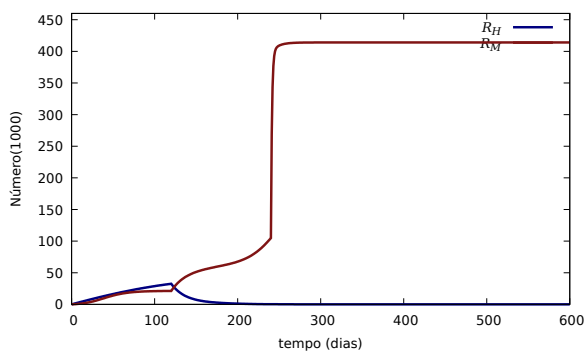
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



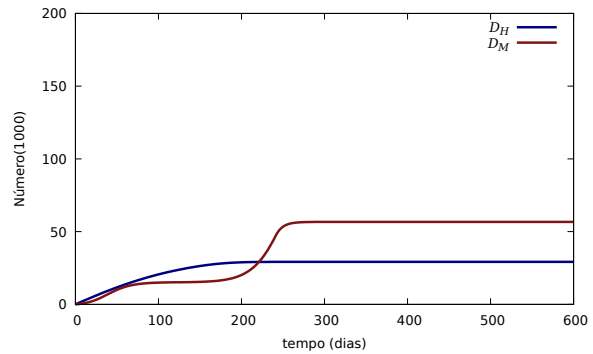
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



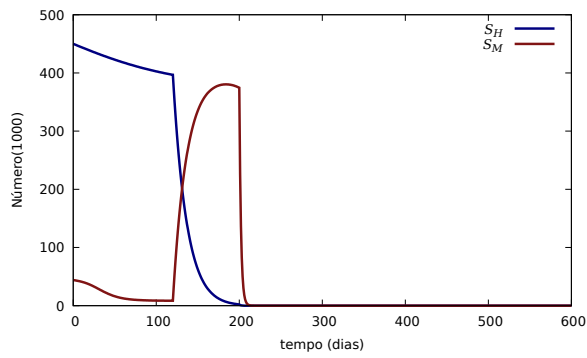
(iii) Evolução dos Recuperados



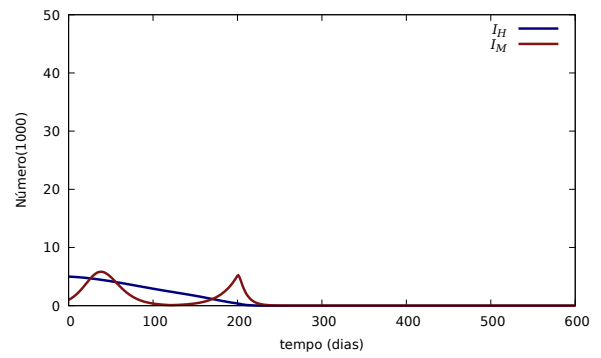
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 30 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.80$, $f = 0.06$, $T_2 = 240$.

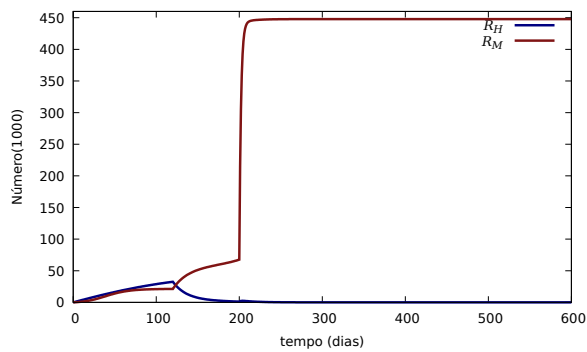
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



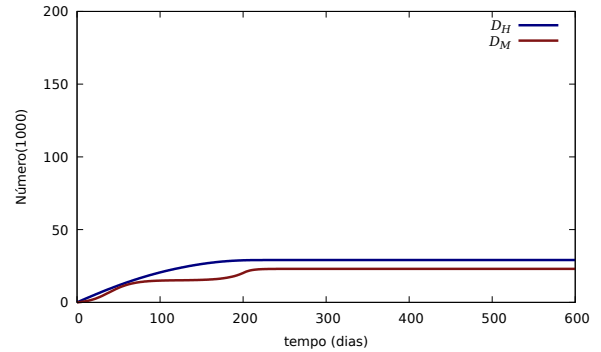
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



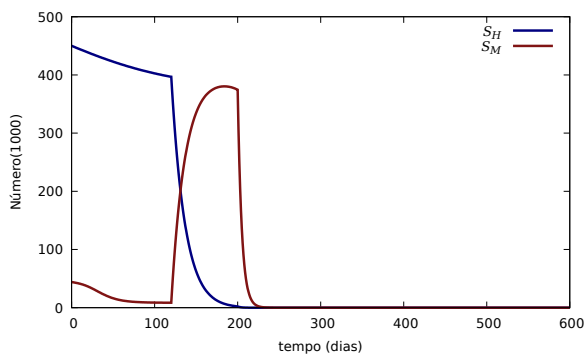
(iii) Evolução dos Recuperados



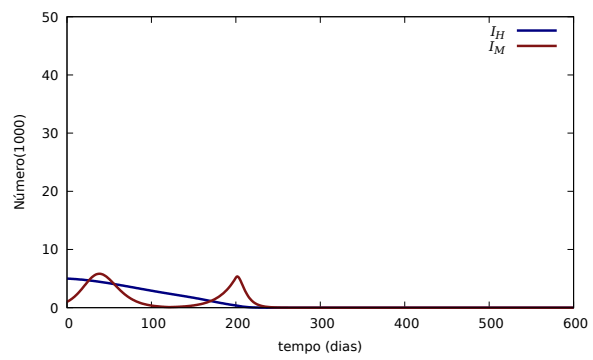
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 31 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.05$, $f = 0.06$, $T_2 = 200$.

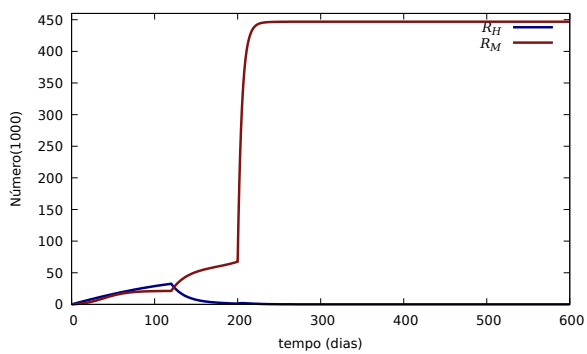
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



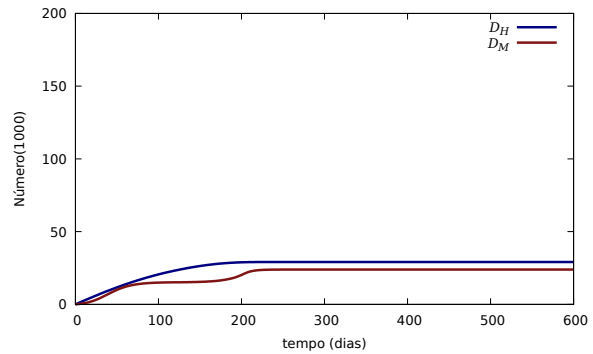
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



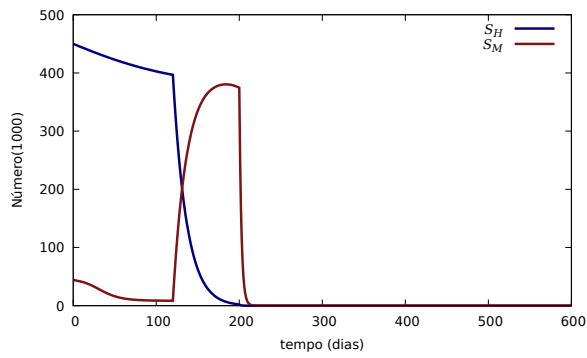
(iii) Evolução dos Recuperados



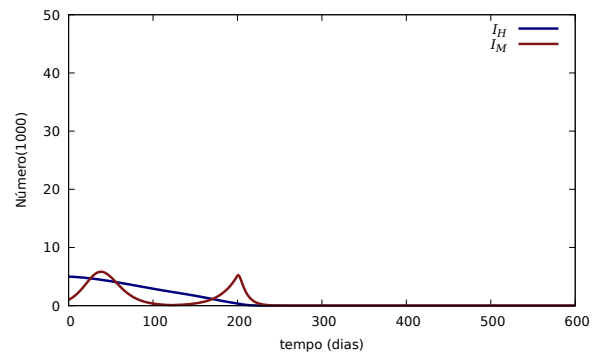
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 32 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.20$, $f = 0.06$, $T_2 = 200$.

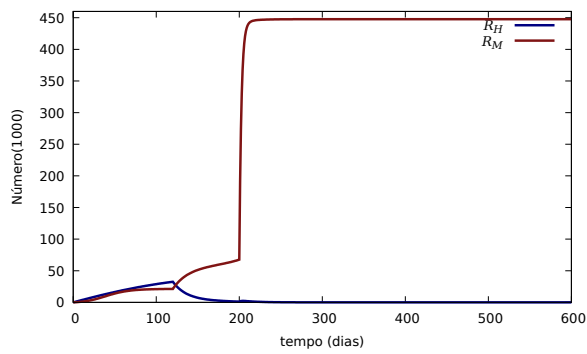
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



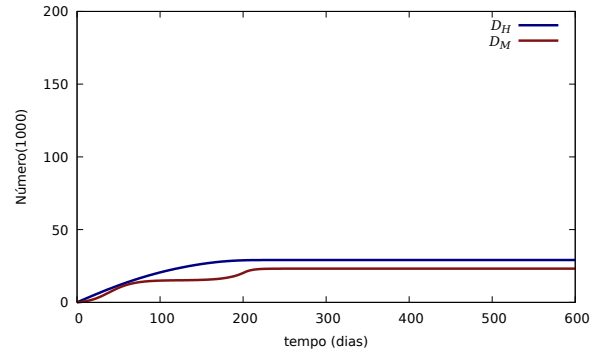
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



(iii) Evolução dos Recuperados



(iv) Evolução dos Mortos

Figura 33 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.40$, $f = 0.06$, $T_2 = 200$.

Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.

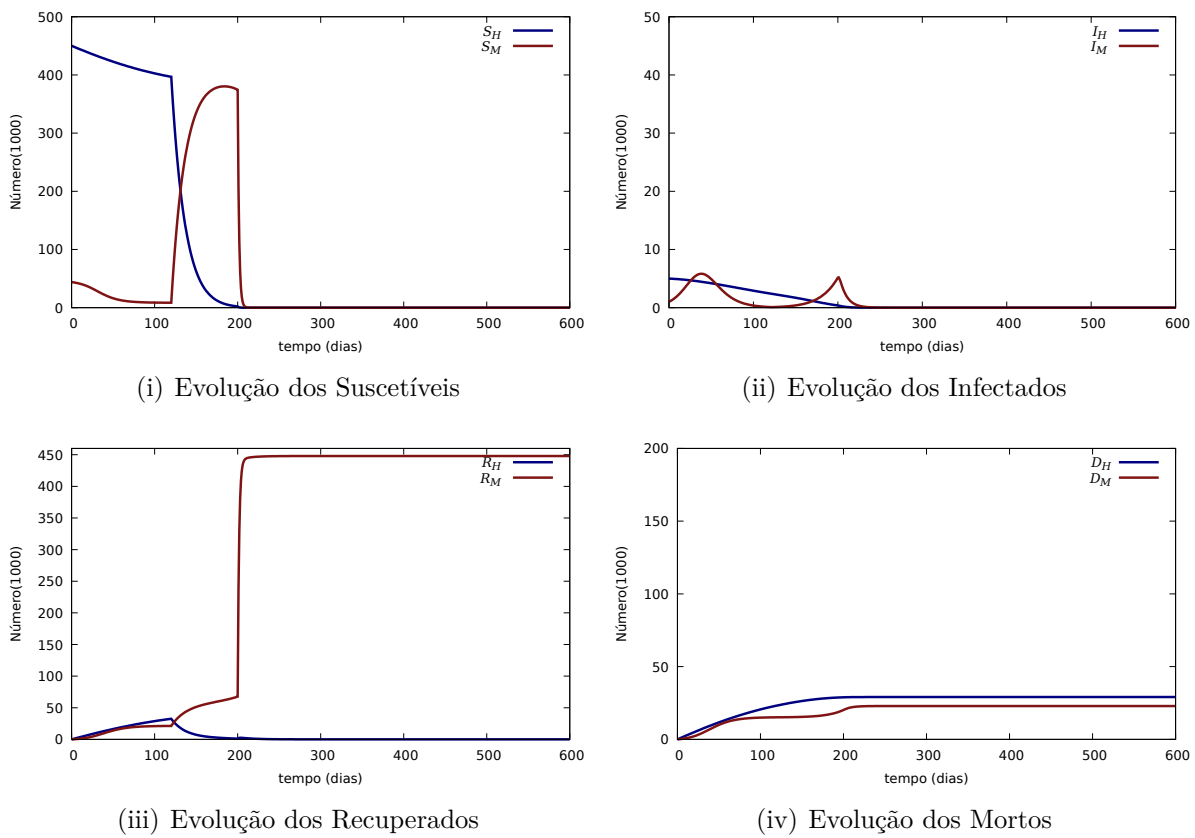
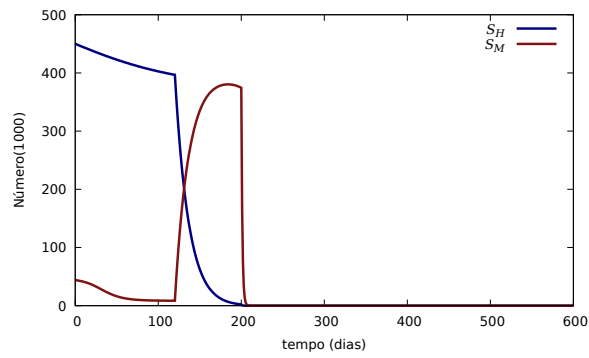
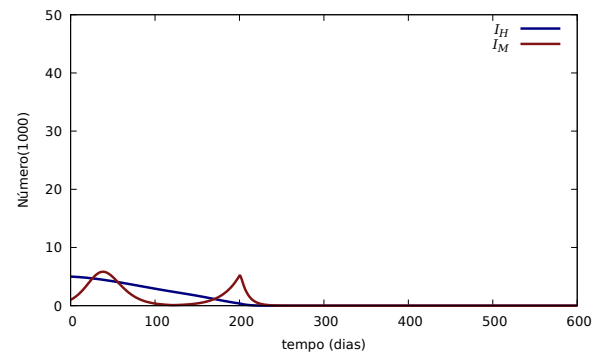


Figura 34 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.60$, $f = 0.06$, $T_2 = 200$.

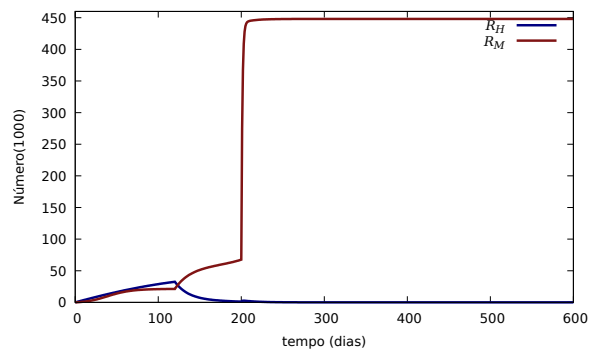
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



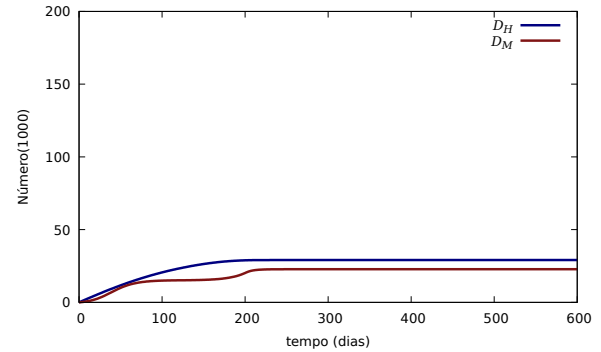
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



(iii) Evolução dos Recuperados



(iv) Evolução dos Mortos

Figura 35 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.80$, $f = 0.06$, $T_2 = 200$.

Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.

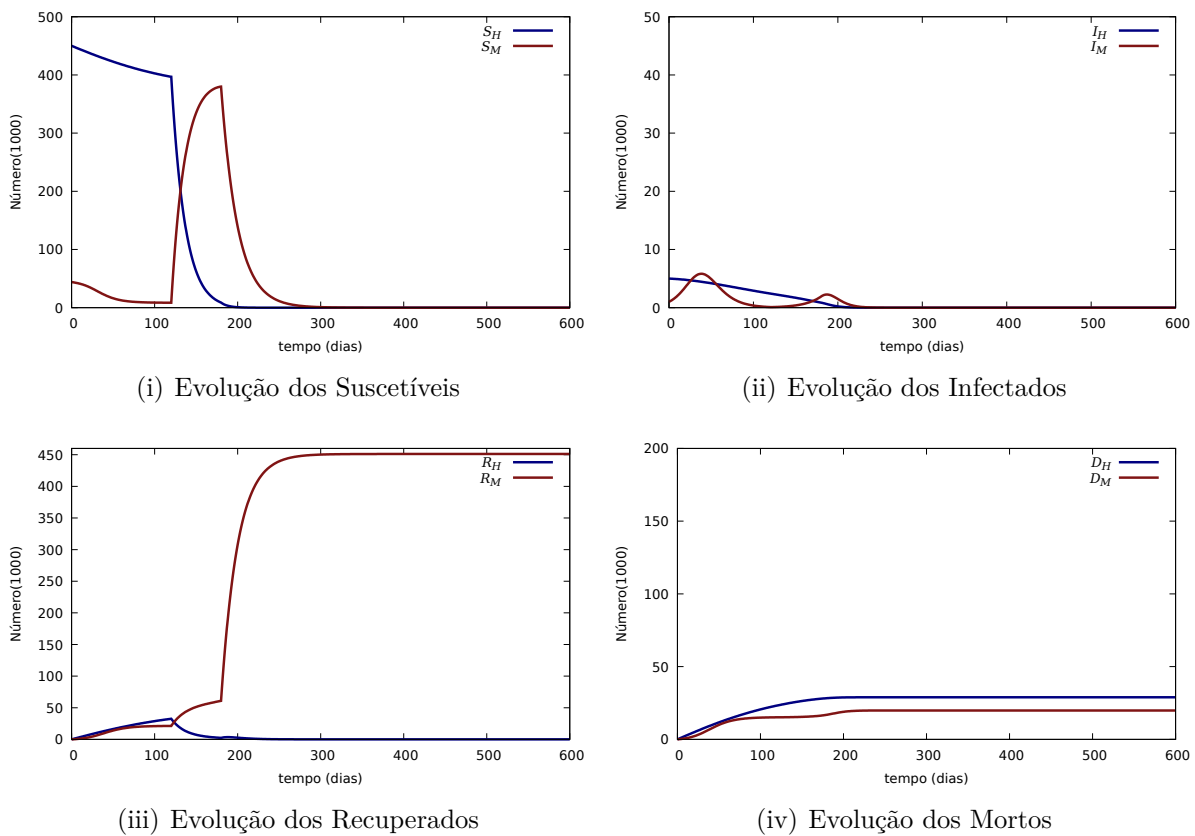
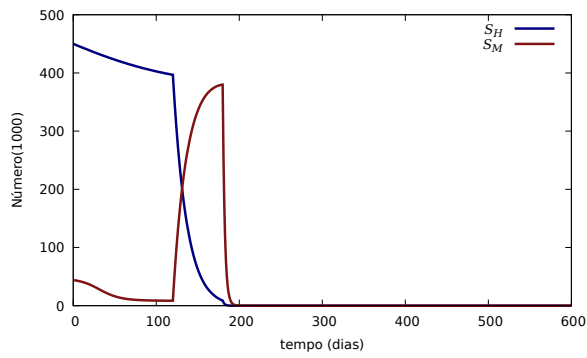
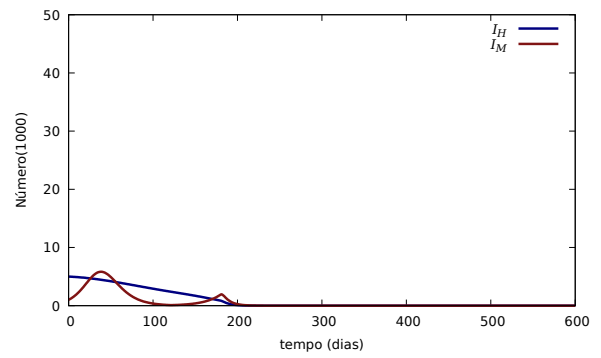


Figura 36 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.05$, $f = 0.06$, $T_2 = 180$.

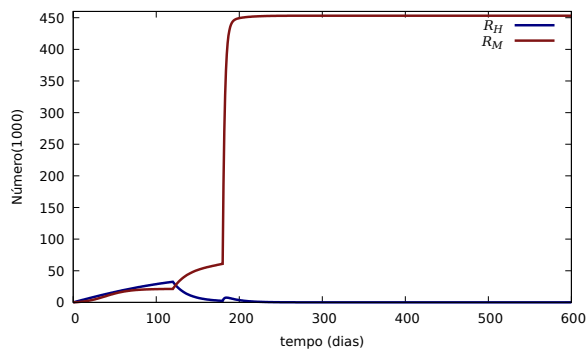
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



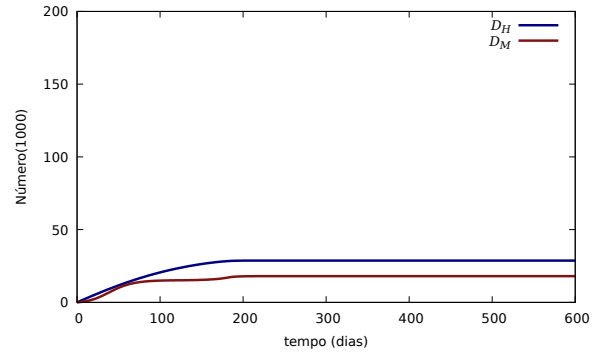
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



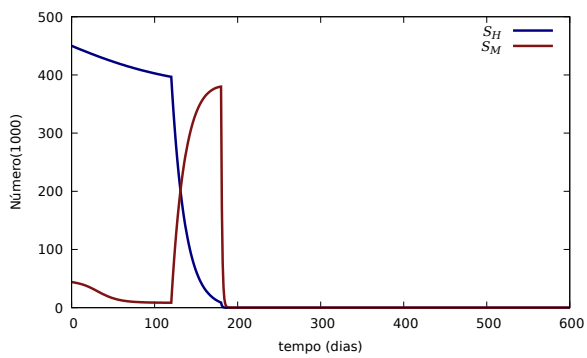
(iii) Evolução dos Recuperados



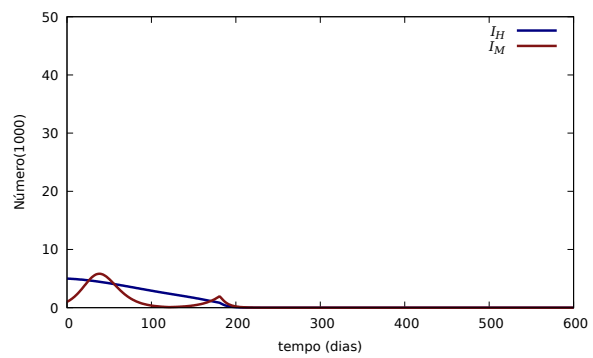
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 37 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.40$, $f = 0.06$, $T_2 = 180$.

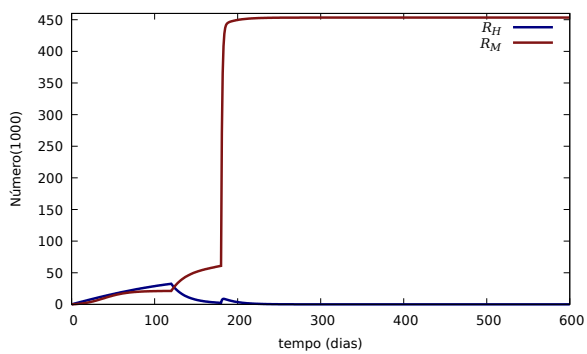
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



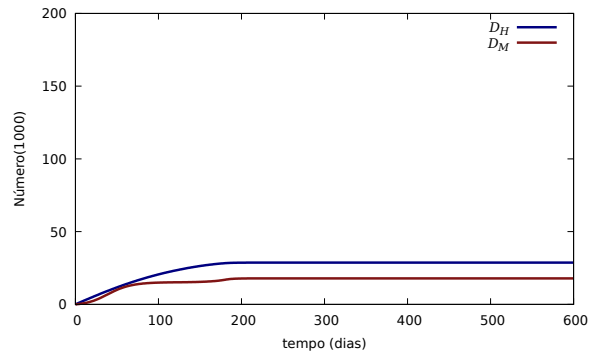
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



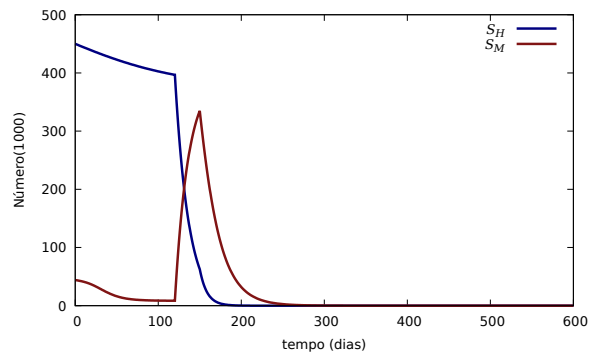
(iii) Evolução dos Recuperados



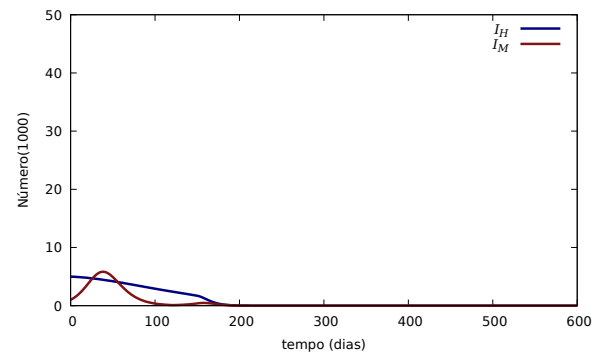
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 38 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.80$, $f = 0.06$, $T_2 = 180$.

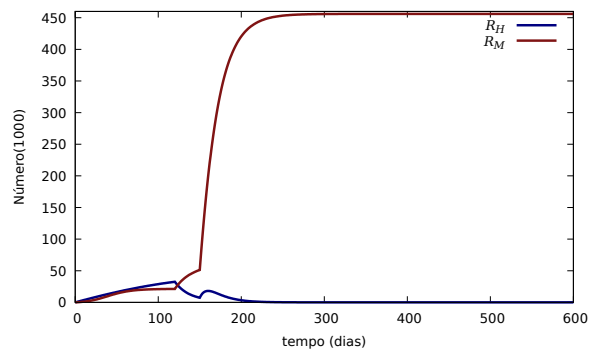
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



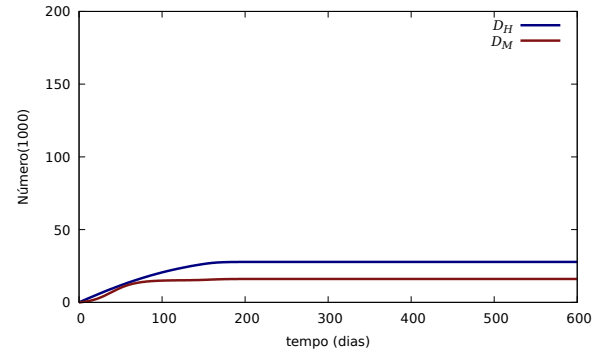
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



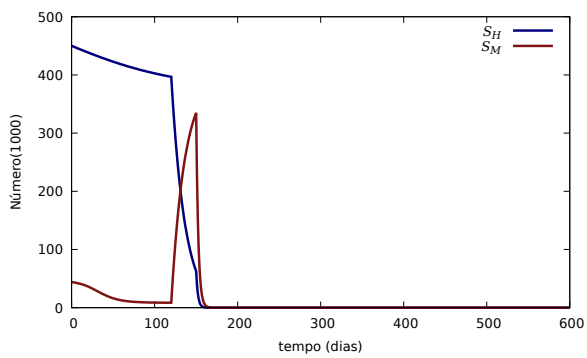
(iii) Evolução dos Recuperados



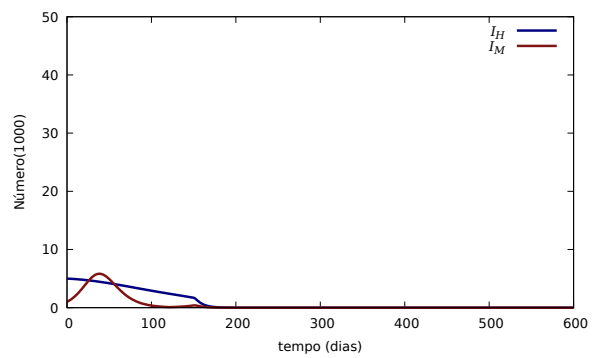
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 39 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.05$, $f = 0.06$, $T_2 = 150$.

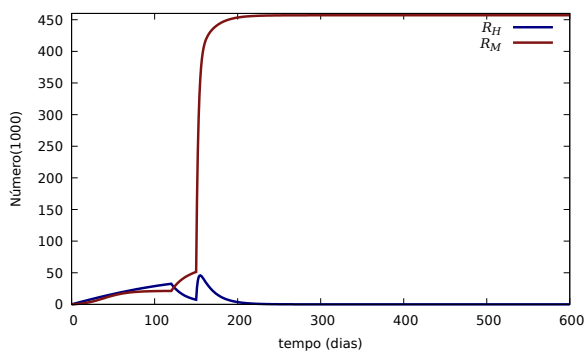
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



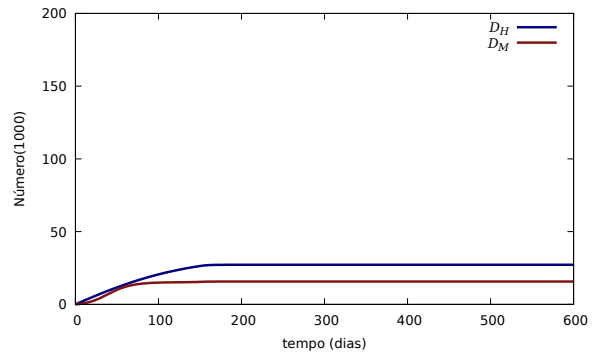
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



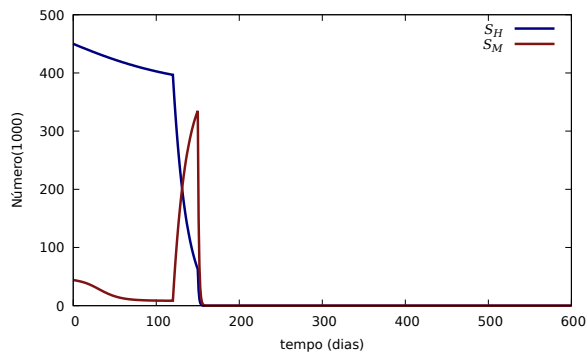
(iii) Evolução dos Recuperados



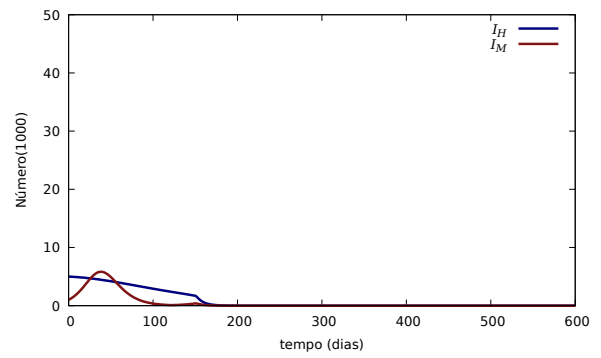
(iv) Evolução dos Mortos

Figura 40 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.40$, $f = 0.06$, $T_2 = 150$.

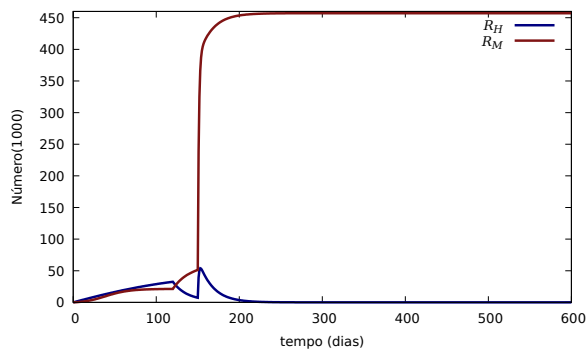
Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.



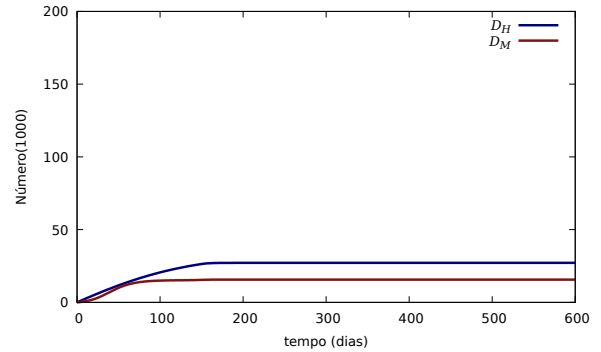
(i) Evolução dos Suscetíveis



(ii) Evolução dos Infectados



(iii) Evolução dos Recuperados



(iv) Evolução dos Mortos

Figura 41 – Evolução de indivíduos infectados (I), suscetíveis (S), recuperados (R) e mortos (D). Parâmetros: $\beta_M = 0.20$, $\beta_H = 0.12$, $\delta = 0.05$, $\gamma = 0.07$, $\alpha = 0.80$, $f = 0.06$, $T_2 = 150$.

Fonte: (i), (ii), (iii) e (iv); O Autor.