



UnB

**CIC0203 - Computação Experimental -
TA - 2022.2 - Tarefa T7 - Novo
Aprimoramento de uma Simulação**

URL Read-only Overleaf: [https:](https://www.overleaf.com/read/hmggjqxrmdjc)

[//www.overleaf.com/read/hmggjqxrmdjc](https://www.overleaf.com/read/hmggjqxrmdjc)

Repositório Github: [hhttps:](https://github.com/mutenesss/Fulmen-Mollis)

[//github.com/mutenesss/Fulmen-Mollis](https://github.com/mutenesss/Fulmen-Mollis)

Erick Rodrigues Fraga (mutenesss)

Brasília, 2023-01-20 20:54:58Z

Lista de tarefas pendentes

Sumário

I	Estudos Empíricos Exploratórios	3
1	T6 - Aprimoramento de uma Simulação: Laboratório e Experimento Fulmen Mollis, por Erick Rodrigues Fraga (mutenesss)	5
1.1	Introdução	5
1.2	O Fenômeno do Mundo Real	5
1.2.1	Descrição de um Vírus	6
1.2.2	Definindo um grupo	6
1.3	O Laboratório Fulmen Mollis	7
1.3.1	O Conceito da Simulação	7
1.3.2	O Simulador	8
1.3.2.1	Variáveis Independentes ou de Controle	9
1.3.2.2	Variáveis Dependentes	10
1.3.3	A Hipótese Causal	10
1.3.4	O Código do Simulador	10
1.3.4.1	Model.py	11
1.3.4.2	Server.py	13
1.4	Os Experimentos Realizados	16
1.5	Reelaboração da Hipótese	17
1.5.1	Alterações no Código do Simulador	18
1.5.2	Nova Hipótese	18
1.5.3	Coleta de Dados	19
1.6	Análise de Dados	20
1.7	Conclusão	23
	Bibliografia	25

SUMÁRIO

Lista de Figuras

1.1	Exemplo do modo de transmissão aérea de um vírus.	6
1.2	Grafo de conexões em uma rede social	7
1.3	Exemplo do Simulador Mesa	8
1.4	Exemplo da Simulação <i>Virus on Network</i> presente no simulador MESA	9
1.5	Variáveis Independentes da Simulação	14
1.6	Representação visual da simulação	15
1.7	Variáveis Dependentes da Simulação	16
1.8	Exemplo de comportamento esperado pela hipótese.	20
1.9	Histograma com 200 iterações.	21
1.10	Histograma com 500 iterações.	22
1.11	Histograma com 1000 iterações.	22
1.12	Boxplot de todas as iterações.	23

LISTA DE FIGURAS

Lista de Tabelas

1.1 Dados do Experimeto 17

Resumo

Este documento contém o produto da tarefa especificada no título deste documento, conforme as orientações em <https://www.overleaf.com/read/cytswcjsxxqh>.

Parte I

Estudos Empíricos Exploratórios

Capítulo 1

T6 - Aprimoramento de uma Simulação: Laboratório e Experimento Fulmen Mollis, por Erick Rodrigues Fraga (mutenesss)

1.1 Introdução

Este capítulo apresenta a construção e uso do laboratório de simulações *Fulmen Mollis* para a realização de experimentos que tem por objetivo investigar a hipótese causal *Quanto maior a taxa de mortalidade de um vírus, menor a quantidade de seres infectados?* que relaciona variáveis independentes e variáveis dependentes, supostamente presente nos estudos bibliométricos por mim realizados e disponíveis em ??.

É composto por mais cinco seções:

1. Descrição do fenômeno real;
2. Apresentação do laboratório de simulações;
3. Apresentação de análises exploratórias dos dados de experimentos realizados com o uso do laboratório;
4. Discussão sobre *insights* obtidos após os experimentos; e
5. Conclusões.

1.2 O Fenômeno do Mundo Real

O fenômeno modelado pelo laboratório é a transmissão de um vírus em um grupo de pessoas, sendo assim, um fenômeno social e biológico. Não será definido um ambiente em que essas

peças se conectam, será levado em consideração apenas que elas tem conexões entre si, e que essas conexões podem levar a transmissão de um vírus na comunidade.

O artigo (MANOUT; CIARI, 2021) apresenta uma visualização de como o ambiente afeta a transmissão de um vírus, utilizando a COVID-19 como base de estudo.

O livro (AXHAUSEN; ETH ZÜRICH, 2016) apresenta um simulador de comportamentos humanos no transporte, cuja complexidade pode ir aumentando conforme necessidade.

Ambas as referências citadas acima são importantes para este laboratório, pois ambos se complementam na questão do ambiente afetar como um vírus trafega na sociedade baseado no comportamento humano.

1.2.1 Descrição de um Vírus

Biologicamente falando, um vírus é um organismo acelulado, constituído principalmente por proteínas e DNA ou RNA. Seu objetivo básico de vida é propagação e reprodução. Como vírus necessitam de outros seres para executar seu objetivo de vida, eles se movimentam entre conjuntos de seres. Chamaremos os seres que estão infectados de hospedeiros.

Para nós, o importante em relação aos vírus é a forma em que eles se propagam. Nessa simulação, vamos considerar um vírus com transmissão aérea. Essa forma de transmissão pode ser vista em 1.1

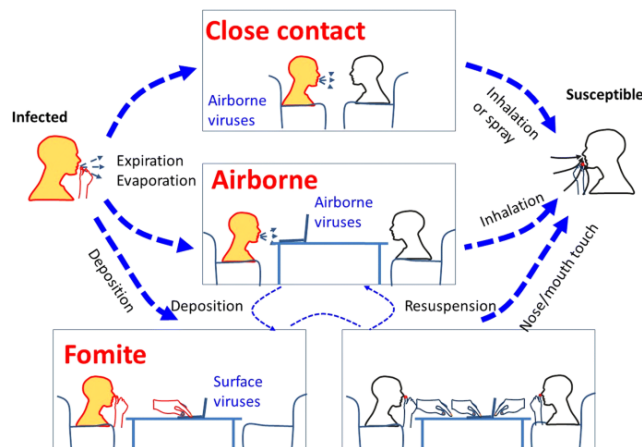


Figura 1.1: Exemplo do modo de transmissão aérea de um vírus.

1.2.2 Definindo um grupo

Para a definição de um grupo, estaremos considerando apenas seres humanos, os quais se conectam por *redes sociais*, as quais podem ser representadas por grafos, como o grafo na 1.2

No grafo, nossos agentes estão interconectados entre si, com todos interagindo com seus vizinhos, e são essas interações que tornam interessante o estudo do fenômeno de transmissão para nós, pois elas definem se um vírus será passado para uma próxima pessoa, assim

expandindo a sua rede de possíveis infecções, ou ele permanece no seu hospedeiro atual, possivelmente sendo contido.



Figura 1.2: Grafo de conexões em uma rede social

1.3 O Laboratório Fulmen Mollis

O laboratório Fulmen Mollis trabalha com um simulador que simula o fenômeno da transmissão de um vírus em uma comunidade. Esse fenômeno é interessante e importante de ser estudado, pois entender como ele funciona nos permite tomar medidas de proteção contra vírus que encontramos no mundo real.

1.3.1 O Conceito da Simulação

O código base dessa simulação foi retirado do exemplo *Virus on Network*, que pode ser encontrado no framework [MESA](#), que é um framework que permite a execução de simulações multi-agente utilizando a linguagem Python.

O código base pode ser encontrando [neste repositório](#).

Considerando que os exemplos do simulador não levam em consideração todas as possíveis variáveis de cada modelo, estaremos observando uma versão simplificada do fenômeno real.

Ainda assim, mesmo de forma simplificada, é possível entender a importância do contato entre hospedeiros e possíveis hospedeiros para a transmissão de um vírus de forma eficaz.

Contextualizando a simulação deste laboratório, estaremos definindo como ambiente um local de trabalho, onde as pessoas entram em contato com seus conhecidos, e esse contato possibilita a transmissão de um vírus dentro desse grupo. Cada pessoa nesse local de trabalho será apresentada na simulação como um nodo, ou uma bolinha, e suas conexões com outras pessoas do local será representada por linhas que ligam os nodos.

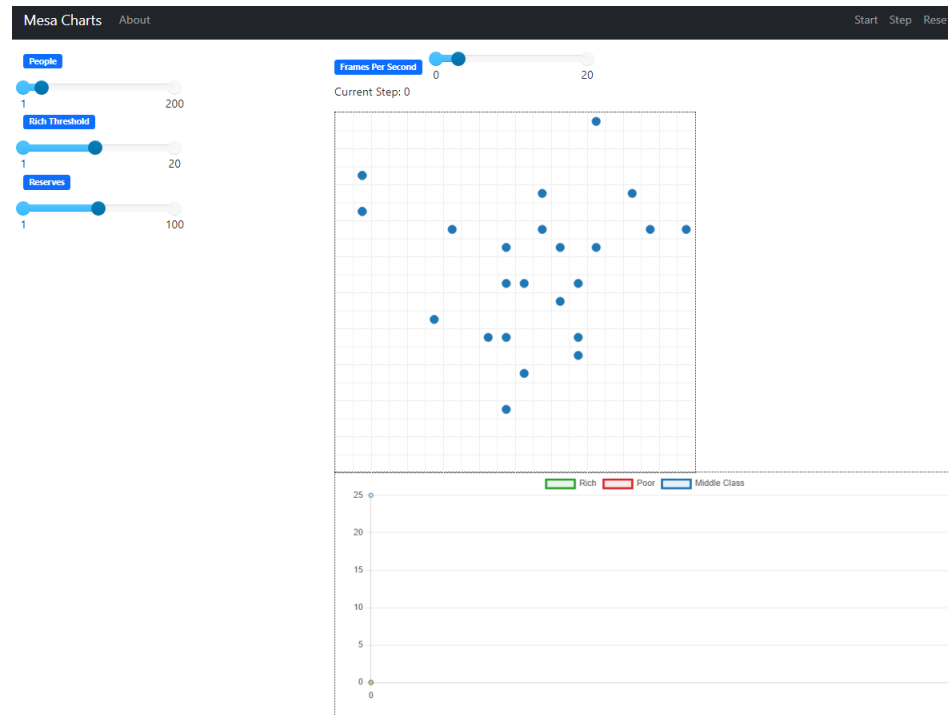


Figura 1.3: Exemplo do Simulador Mesa

1.3.2 O Simulador

Anterior a quaisquer adições feitas neste laboratório, a simulação *Virus on Network* é formada por sete principais variáveis independentes e três variáveis dependentes, as quais serão apresentadas a seguir. A simulação não tem um método de parada por padrão, sendo necessário parar a simulação manualmente ou implementar um método de parada.

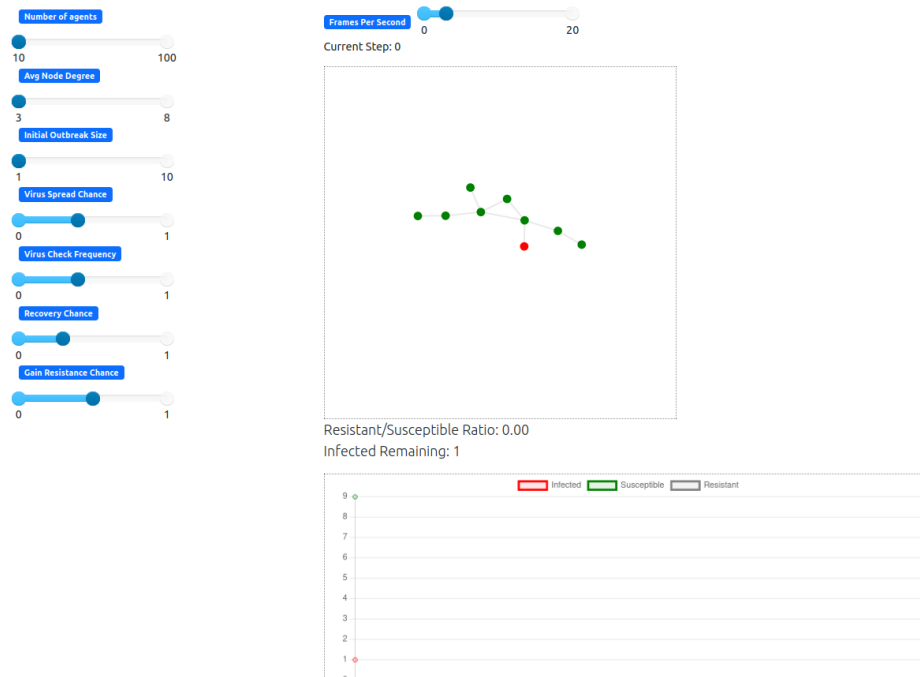


Figura 1.4: Exemplo da Simulação *Virus on Network* presente no simulador MESA

1.3.2.1 Variáveis Independentes ou de Controle

São as seguintes as variáveis Independentes ou de Controle, manipuláveis na interface gráfica do simulador:

Number of Agents - Define a quantidade de agentes presentes na simulação. Pode ter valores de 10 a 100 e os valores são incrementados de 1 em 1.

Avg Node Degree - É o grau médio de cada agente, define, em média, quantas conexões cada agente tem com outros agentes. Pode ter valores entre 3 e 8 e os valores são incrementados de 1 em 1.

Initial Outbreak Size - Determina o tamanho inicial de quantas pessoas estarão infectadas com o vírus na simulação. Pode ter valores entre 1 e 10 e os valores são incrementados de 1 em 1.

Virus Spread Chance - É a probabilidade do vírus se transmitir de um portador para outro. Pode ter valores entre 0 e 1 e os valores são incrementados de 0.1 em 0.1.

Virus Check Frequency - É a probabilidade dos portadores do vírus testarem se estão infectados ou não. Pode ter valores entre 0 e 1 e os valores são incrementados de 0.1 em 0.1.

Recovery Chance - É a probabilidade de uma pessoa infectada se recuperar da infecção. Pode ter valores entre 0 e 1 e os valores são incrementados de 0.1 em 0.1.

Gain Resistance Chance - É a probabilidade de uma pessoa já recuperada obter resistência ao vírus no futuro. Pode ter valores entre 0 e 1 e os valores são incrementados de 0.1 em 0.1.

1.3.2.2 Variáveis Dependentes

São as seguintes as variáveis Dependentes, cujos valores são coletados e apresentados na interface gráfica do simulador:

Infected - É o número de agentes infectados com o vírus no momento.

Susceptible - É o número de agentes não infectados com o vírus e que não são resistentes ao vírus no momento.

Resistant - É o número de agentes que se recuperaram da infecção e obtiveram resistência ao vírus.

Resistant/Susceptible Ratio - É a porcentagem de agentes que se tornaram resistentes ao vírus comparados aos agentes ainda suscetíveis a infecção.

1.3.3 A Hipótese Causal

Neste laboratório, a hipótese causal a ser observada é *Quanto maior a taxa de mortalidade de um vírus, menor será a sua transmissibilidade em um grupo*. Para isso, será levado em consideração que o vírus se propaga apenas por agentes capazes de interação com outros.

Analisando o dataset obtido anteriormente, não foi possível encontrar artigos que corroborem a hipótese causal deste laboratório, mas foi possível encontrar artigos que indicam que a diminuição da transmissibilidade de um vírus diminuem a quantidade de mortes causadas por ele. A diminuição dessa transmissibilidade pode ser efetuada por diversos processos, os artigos (HINCH et al., 2022) e (ANGELOPOULOU; MYKONIATIS, 2022) apresentam modelos que estimam o efeito que essa variável tem em uma sociedade, e o artigo (SILVA; DAS; IZURITA, 2017) apresentam um modelo onde são tomadas algumas formas não farmacêuticas para mitigar efeitos de uma pandemia.

1.3.4 O Código do Simulador

Buscando argumentos que se alinhem com a hipótese causal, o simulador *Virus on Network* foi alterado, adicionando um novo estado que representa mortes no modelo, em conjunto com variáveis dependentes desse novo estado.

A figura 1.5 apresenta todas as variáveis independentes do modelo. A figura 1.7 apresenta as variáveis dependentes do modelo, em conjunto com os gráficos criados pela simulação. O resultado da simulação pode ser visto na figura 1.6

Foi adicionado também uma forma de parada do simulador, determinando o extermínio de uma infecção ou o extermínio da população presente no modelo.

A seguir, serão apresentados com detalhes todas as mudanças adicionadas ao simulador.

1.3.4.1 Model.py

Nesta sessão, serão apresentadas as mudanças feitas no arquivo *model.py*, que são as mudanças que alteram a lógica de funcionamento da simulação.

Listagem de Código 1.1: Código da definição de estados.

```

8  class State(Enum):
9      SUSCEPTIBLE = 0
10     INFECTED = 1
11     RESISTANT = 2
12     DEAD = 3
13
14
15     def number_state(model, state):
16         return sum(1 for a in model.grid.get_all_cell_contents() if a.state is state)
17
18
19     def number_infected(model):
20         return number_state(model, State.INFECTED)
21
22
23     def number_susceptible(model):
24         return number_state(model, State.SUSCEPTIBLE)
25
26
27     def number_resistant(model):
28         return number_state(model, State.RESISTANT)
29
30     def number_dead(model):
31         return number_state(model, State.DEAD)
32
33     def number_alive(model):
34         return model.num_nodes - number_dead(model)

```

Na linha 12 é possível visualizar a adição do estado DEAD no simulador, em conjunto com mais dois métodos de retorno de dados, presentes nas linhas 30-34.

Listagem de Código 1.2: Código da definição de variáveis iniciais do modelo

```

39
40     def __init__(
41         self,
42         num_nodes=10,
43         avg_node_degree=3,
44         initial_outbreak_size=1,
45         virus_spread_chance=0.4,
46         virus_check_frequency=0.4,
47         recovery_chance=0.3,
48         gain_resistance_chance=0.5,
49         mortality_chance=0.1,
50         cmr = 0,
51     ):

```

Aqui, na função que define o modelo, *VirusOnNetwork*, é possível ver a adição da variável *mortality_chance* na linha 49, que adiciona uma probabilidade de ocorrer o estado de DEAD no modelo.

Listagem de Código 1.3: Código para coleta de dados

```

60         )
61         self.virus_spread_chance = virus_spread_chance
62         self.virus_check_frequency = virus_check_frequency
63         self.recovery_chance = recovery_chance
64         self.gain_resistance_chance = gain_resistance_chance
65         self.mortality_chance = mortality_chance
66         self.cmr = self.live_agents()
67
68         self.datacollector = mesa.DataCollector(
69             {
70                 "Infected": number_infected,
71                 "Susceptible": number_susceptible,
72                 "Resistant": number_resistant,
73                 "Dead": number_dead,
74                 "Alive": number_alive,

```

Na linha 64 é adicionada aos dados de criação de cada agente, a variável *mortality_chance* sendo utilizada.

Nas linhas 68-72 estão presentes as definições dos dados que devem ser coletados pelo DataCollector, onde é coletado o número de agentes sobreviventes do modelo, em conjunto ao número de mortos.

Após isso, cada agente do modelo é inicializado.

Listagem de Código 1.4: Código de coleta de agentes vivos no modelo

```

108         except ZeroDivisionError:
109             return math.inf
110
111     def live_agents(self):
112         try:
113             return number_state(self, State.DEAD) / self.num_nodes
114         except ZeroDivisionError:

```

A função *live_agents* calcula a quantidade de agentes vivos durante cada passo da simulação. Os dados obtidos por essa função são vistos em um gráfico que será apresentado posteriormente.

Listagem de Código 1.5: Inicialização de cada agente do modelo

```

125
126
127 class VirusAgent(mesa.Agent):
128     def __init__(
129         self,
130         unique_id,
131         model,
132         initial_state,
133         virus_spread_chance,
134         virus_check_frequency,
135         recovery_chance,
136         gain_resistance_chance,
137         mortality_chance,
138     ):
139         super().__init__(unique_id, model)
140
141         self.state = initial_state
142
143         self.virus_spread_chance = virus_spread_chance
144         self.virus_check_frequency = virus_check_frequency
145         self.recovery_chance = recovery_chance
146         self.gain_resistance_chance = gain_resistance_chance
147         self.mortality_chance = mortality_chance
148
149     def try_die(self):
150         if self.random.random() < self.mortality_chance:
151             self.state = State.DEAD
152         else:

```

A classe *VirusAgent* determina como cada agente deve se portar na simulação. Nas linhas 126-136 é possível visualizar a sua inicialização, em conjunto com todas as variáveis necessárias para tal.

Nas linhas 147-152 está definida a função *try_die*, que é a função que determina caso um agente infectado deve ser dado como morto ou não.

Listagem de Código 1.6: Definição de cada passo.

```

184         self.try_remove_infection()
185
186     def step(self):
187         # if number_infected(self.model) == 0:
188         #     self.model.running = False
189         # else:
190         if self.state is not State.DEAD:
191             if self.state is State.INFECTED:
192                 self.try_die()

```

Nas linhas 184-192 estão definidas os passos a serem tomados durante a simulação.

Nas linhas 185-186 está definida a condição de parada do modelo, que é determinada pela ausência de agentes infectados no modelo.

Nas linhas 187-192 está definida a condição a ser avaliada durante cada passo da simulação, onde o estado de um agente só pode mudar caso o agente esteja vivo, limitando assim a capacidade de transmissão do vírus apenas para agentes vivos com vizinhos que também estejam vivos.

1.3.4.2 Server.py

Nesta sessão, serão apresentadas as mudanças executadas no arquivo *server.py*, em conjunto as figuras que apresentam o efeito de todas as mudanças no modelo.

Listagem de Código 1.7: Definição das cores do modelo

```

11     def node_color(agent):
12         return {State.INFECTED: "#FF0000", State.SUSCEPTIBLE: "#008000", State.DEAD: "000000"}.get(
13             agent.state, "#808080"
14         )

```

Nesta parte, é definida a cor de cada estado dos agentes, com agentes infectados representados pela cor vermelha, agentes suscetíveis representados pela cor verde, agentes resistentes ao vírus representados pela cor cinza e agentes mortos representados pela cor preta.

Listagem de Código 1.8: Definição dos gráficos

```

53     chart = mesa.visualization.ChartModule(
54         [
55             {"Label": "Infected", "Color": "#FF0000"},
56             {"Label": "Susceptible", "Color": "#008000"},
57             {"Label": "Resistant", "Color": "#808080"},
58         ]
59     )
60     chart2 = mesa.visualization.ChartModule(
61         [
62             {"Label": "Dead", "Color": "#000000"},
63             {"Label": "Alive", "Color": "#008000"},
64         ]
65     )
66
67     def get_resistant_susceptible_ratio(model):
68         ratio = model.resistant_susceptible_ratio()
69         ratio_text = "&infin;" if ratio is math.inf else f"{ratio:.3f}"
70         infected_text = str(number_infected(model))
71
72         return "Resistant/Susceptible Ratio: {}<br>Infected Remaining: {}".format(
73             ratio_text, infected_text
74         )
75
76     def get_cmr(model):
77         ratio = model.live_agents()

```

```

78 ratio_text = "&infin;" if ratio is math.inf else f"{ratio:.2f}"
79 dead_text = str(number_dead(model))
80
81 return "CMR - Crude Mortality Rate: {}<br>Number of Dead People: {}".format(
82     ratio_text, dead_text
83 )

```

Nesta parte, são definidos os gráficos que apresentam os dados de cada passo da simulação.

Nas linhas 53-65 é vista a definição de cor do que cada nodo representa em cada gráfico. Ambos os gráficos podem ser vistos em 1.7 sendo as linhas 53-59 o gráfico superior e as linhas 60-65 o gráfico inferior.

Nas linhas 76-83 é definida a função que calcula a porcentagem de agentes vivos no modelo. Essa função obtém os dados da função *live_agents* presente no arquivo *model.py* e apresenta seu resultado acima do gráfico inferior presente em 1.7.

Listagem de Código 1.9: Definição do Slider de Mortalidade

```

138
139 "mortality_chance": mesa.visualization.Slider(
140     "Virus Mortality Chance",
141     0.1,
142     0.0,
143     1.0,
144     0.05,
145     description="Probability that a agent will die from the virus",
146 ),

```

Nesta parte é adicionada um Slider que altera a taxa de mortalidade do modelo, podendo ela ser nula ou 100%. Esse Slider pode ser aumentado por incrementos de 1%, possibilitando assim uma maior variabilidade quando comparada a de incrementos de 10%.

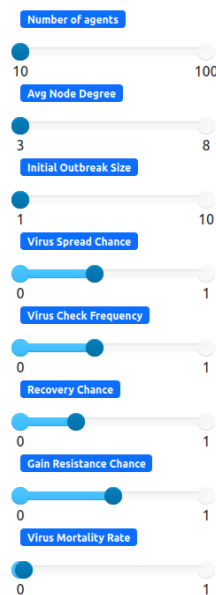


Figura 1.5: Variáveis Independentes da Simulação

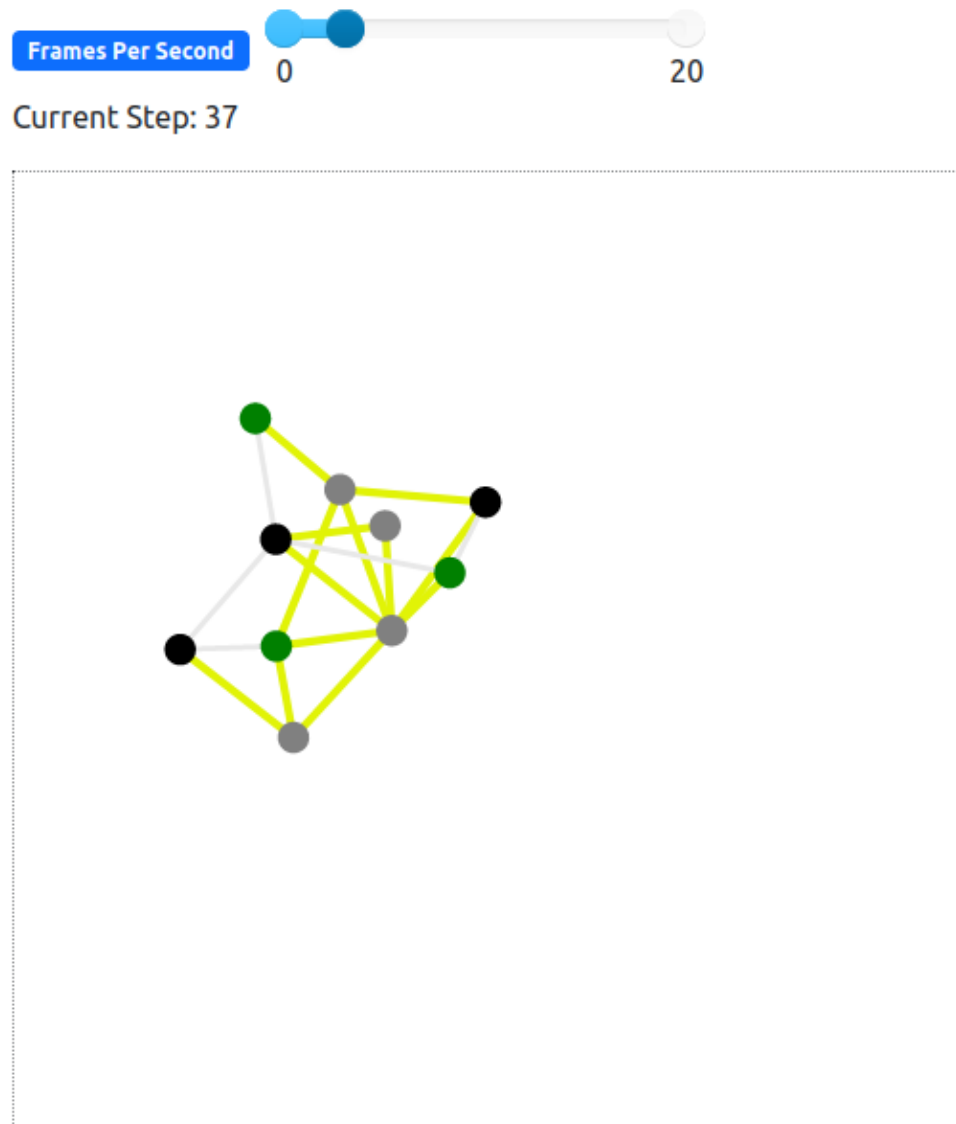


Figura 1.6: Representação visual da simulação

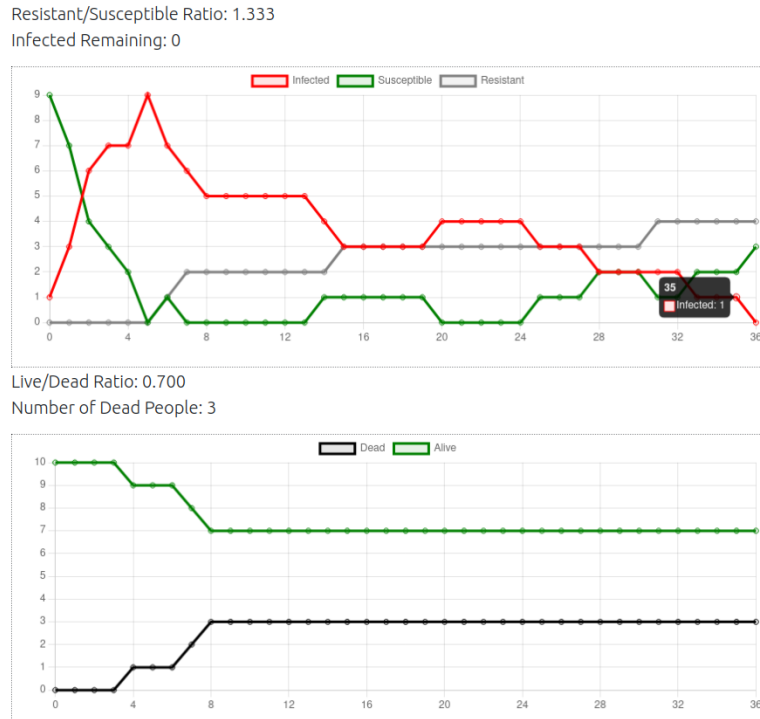


Figura 1.7: Variáveis Dependentes da Simulação

1.4 Os Experimentos Realizados

Foram executados 20 experimentos, divididos em 4 conjuntos de 5 experimentos, alterando apenas uma variável entre cada grupo. Buscando visualizar bem o comportamento da simulação, quaisquer simulações onde acontecia um fim imediato ou o número de mortes fosse exatamente igual ao número de infectados inicialmente, foram desconsiderados para os resultados.

Os parâmetros utilizados na simulação foram os seguintes:

- Number of Agents - 30
- Average Node Degree - 4
- Initial Outbreak Size - 5
- Virus Spread Chance - 0.4
- Virus Check Frequency - 0.4
- Recovery Chance - 0.3
- Gain Resistance Chance - 0.5

- Virus Mortality Rate - 0.1, 0.9, 0.5, 0.34

A lógica para a escolha dos valores para a variável *Virus Mortality* foi:

0.1 ou 10% - Testar a simulação com um valor baixo, mas não o mínimo total do modelo.

0.9 ou 90% - Testar a simulação com um valor alto, mas que tornasse possível visualizar alterações no modelo sem necessitar de muitas execuções.

0.5 ou 50% - Valor intermediário da Simulação.

0.34 ou 34% - Embora sejam diferentes dados, valor inspirado por CFM(Case Fatality Rate) do vírus MERS-CoV apresentado em ([MATHIEU et al., 2020](#)).

A tabela com os dados obtidos dos experimentos pode ser observada em [1.1](#)

Virus Mortality	Dead	Resistant	Susceptible	Steps
0.1	12	11	7	28
0.1	18	8	4	27
0.1	20	4	6	20
0.1	22	5	3	12
0.1	18	10	2	21
0.9	8	0	22	3
0.9	7	0	23	4
0.9	9	0	21	3
0.9	7	0	23	4
0.9	4	1	25	2
0.5	11	0	19	5
0.5	10	0	20	5
0.5	19	2	9	9
0.5	12	1	17	5
0.5	6	0	24	5
0.34	13	1	16	10
0.34	7	0	23	4
0.34	8	1	21	4
0.34	17	2	11	11
0.34	21	4	5	14

Tabela 1.1: Dados do Experimento

1.5 Reelaboração da Hipótese

Baseado em informações obtidas em experimentos e pesquisas, houve a necessidade de reformulação da hipótese causal que rege esta pesquisa. Com isso, obtivemos duas hipóteses

causais que serão observadas em conjunto neste laboratório, cada uma com a sua respectiva análise conforme experimentação.

Com a reformulação da hipótese causal, houveram também alterações no simulador, de forma que o simulador representasse corretamente os dados que desejamos observar durante a experimentação.

1.5.1 Alterações no Código do Simulador

A primeira alteração que temos no código é a alteração da variável independente *Virus Mortality Rate*, renomeando-a para *Virus Mortality Chance*, e com a alteração no nome, a variável teve sua variação diminuída, de incrementos de 1% para incrementos de 5%.

Listagem de Código 1.10: Código da variável *Virus Mortality Chance*

```

139     "mortality_chance": mesa.visualization.Slider(
140         "Virus Mortality Chance",
141         0.1,
142         0.0,
143         1.0,
144         0.05,
145         description="Probability that a agent will die from the virus",
146     ),
147 }
```

A seguinte alteração foi na variável dependente *Live/Dead Ratio*. Anterior a alterações, a variável calculava a quantidade de sobreviventes no modelo, somando os agentes suscetíveis ao vírus e os agentes resistentes ao vírus e dividindo o total pela quantidade total de agentes.

Após alteração, a variável computa o valor do índice *CMR* - *Crude Mortality Rate*, que é o índice da mortalidade de um vírus em uma população. Esse índice é calculado obtendo o total de mortos da simulação e dividindo o valor pelo total de agentes na simulação.

Listagem de Código 1.11: Código do cálculo de da variável *CMR*

```

111     def live_agents(self):
112         try:
113             return number_state(self, State.DEAD) / self.num_nodes
114         except ZeroDivisionError:
115             return math.inf
```

Listagem de Código 1.12: Código da variável *CMR*

```

76     def get_cmr(model):
77         ratio = model.live_agents()
78         ratio_text = "&infin;" if ratio is math.inf else f"{ratio:.2f}"
79         dead_text = str(number_dead(model))
80
81         return "CMR - Crude Mortality Rate: {}<br>Number of Dead People: {}".format(
82             ratio_text, dead_text
83         )
```

Além destas alterações apresentadas, foi adicionada uma nova função, que executa a simulação N vezes, compilando os dados obtidos em um arquivo CSV. Esta função será melhor explicada em [1.5.3](#)

1.5.2 Nova Hipótese

A nova hipótese a ser trabalhada neste laboratório é a seguinte:

- Quanto maior a probabilidade de morte, maior a taxa de mortalidade bruta em um grupo.

Para essa hipótese, levaremos em consideração o índice *CMR* - *Crude Mortality Rate*, onde quanto maior este índice, maior a confirmação da hipótese.

Uma outra hipótese considerada foi *Quanto maior a probabilidade de morte, menor sua transmissibilidade em um grupo*, mas a mesma foi desconsiderada devido a existência da variável *Virus Spread Chance*, que define a transmissibilidade de um vírus em um grupo de agentes suscetíveis a infecção.

1.5.3 Coleta de Dados

Para a coleta de dados com a nova hipótese, o código do modelo foi alterado da seguinte forma:

Listagem de Código 1.13: Código da função coletora de dados do modelo

```

195 def experimento():
196     import matplotlib.pyplot as plt
197     import numpy as np
198     import pandas as pd
199
200     # Hipotese -
201     # Quanto maior a probabilidade de morte, menor sua transmissibilidade em um grupo
202     # Quanto maior a probabilidade de morte, maior a taxa de mortalidade bruta em um grupo
203
204     params = {
205         "num_nodes": 50,
206         "avg_node_degree": 3,
207         "initial_outbreak_size": 5,
208         "virus_spread_chance": 0.4,
209         "virus_check_frequency": 0.4,
210         "recovery_chance": 0.3,
211         "gain_resistance_chance": 0.3,
212         "mortality_chance": np.arange(0.1, 1.1, 0.1),
213     }
214
215     results = mesa.batch_run(VirusOnNetwork, params, iterations=1000, max_steps=100)
216
217     results_df = pd.DataFrame(results)
218     results_df.to_csv("expdata.csv")
219
220     experimento()

```

A função *experimento* importa três bibliotecas, embora apenas duas sejam utilizadas, elas são:

- Numpy - Variar o valor de uma variável de ponto flutuante;
- Pandas - Obter os dados da função e compilar todos em um arquivo CSV;
- matplotlib - Não utilizada, pode ser utilizada para gerar os gráficos utilizados na seção 1.6.

Dentro da função, acontece a chamada a função *mesa.batch_run* que executa a simulação N vezes, neste exemplo, 1000 iterações para cada variação presente nos parâmetros da função.

Os parâmetros da função são, em geral, o valor padrão presente no modelo *Virus On Network*, exceto por:

- `avg_nodes` - Esta variável foi definida com o número 50, representando o tamanho de uma turma em uma universidade
- `mortality_chance` - Esta é a variável que será analisada, então os experimentos a variam entre os valores 0.1 e 1, por incrementos de 0.1 após cada N iterações.

Devido a problemas encontrados na coleta de dados da simulação, a condição de parada definida anteriormente, parar ao não haver mais agentes infectados no modelo, foi retirada, levando cada iteração ser finalizada pelo limite de passos.

O limite de 100 passos na simulação foi definido baseado em observações anteriores, onde, utilizando os valores padrões para maior parte das variáveis, a simulação convergia ao seu fim por volta de 50 passos. Devido a quantidade de possibilidades por agente, o limite foi definido como o dobro do observado anteriormente, levando assim ao fim de todas as simulações, tornando uma improbabilidade a presença de simulações com agentes ainda infectados nos dados obtidos.

1.6 Análise de Dados

As tabelas com os dados coletados para esta análise podem ser encontradas no repositório do laboratório. As tabelas e gráficos gerados foram feitos utilizando R/RStudio, seguindo o tutorial presente em <https://bookdown.org/rdpeng/exdata/exploratory-graphs.html>.

Todos os histogramas e boxplots que serão apresentados foram construídos utilizando como foco a variável *CMR*, onde, visando a confirmação da hipótese, esperamos que a maior parte dos valores estejam apresentando o padrão apresentado na figura 1.8.

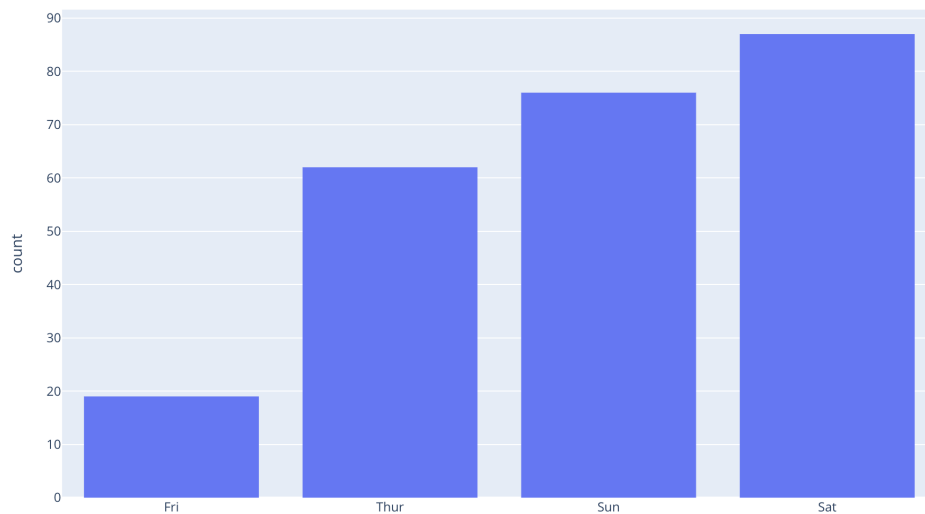


Figura 1.8: Exemplo de comportamento esperado pela hipótese.

O primeiro conjunto de dados a ser analisado foi obtido em 200 iterações da simulação, variando apenas uma variável em 10 diferentes valores, totalizando 2000 execuções do modelo.

Ao observar o histograma obtido das 200 iterações 1.9, é possível que o comportamento do histograma é contrário ao esperado, mas ainda não é possível negar a nossa hipótese, então analisaremos os histogramas de 500 e 1000 iterações a seguir.

Observando o histograma de 500 iterações 1.10, é possível observar similaridade com o anterior, demonstrando que os dados não sofrerão muita alteração com mais simulações.

Ao observar o histograma de 1000 iterações 1.11, fica claro que o aumento de simulações confirma o comportamento observado anteriormente nos histogramas anteriores, e a visualização dos boxplots das simulações deixa mais claro as informações obtidas dos histogramas.

Embora os quartis tenham uma pequena diferença no boxplot de 500 iterações, todos os boxplots presentes na figura 1.12 tem a mediana no mesmo valor, com uma grande dispersão dos valores no terceiro quartil.

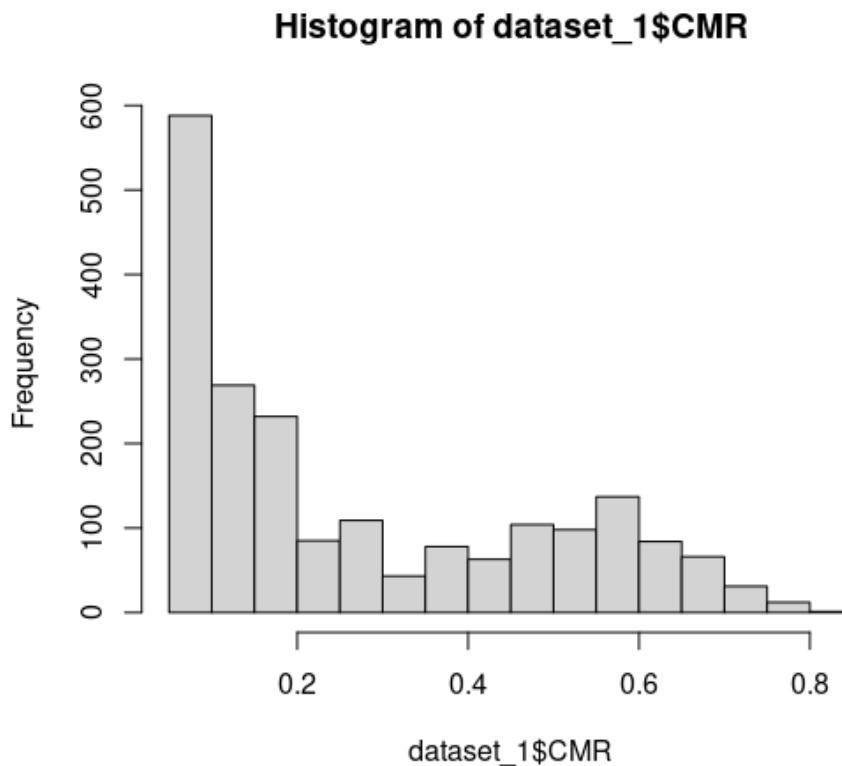


Figura 1.9: Histograma com 200 iterações.

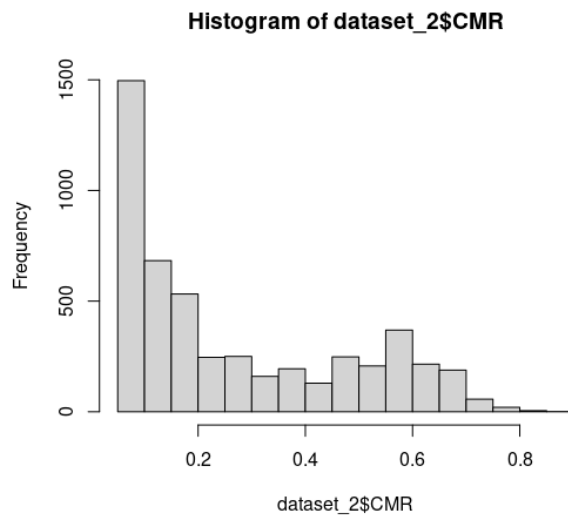


Figura 1.10: Histograma com 500 iterações.

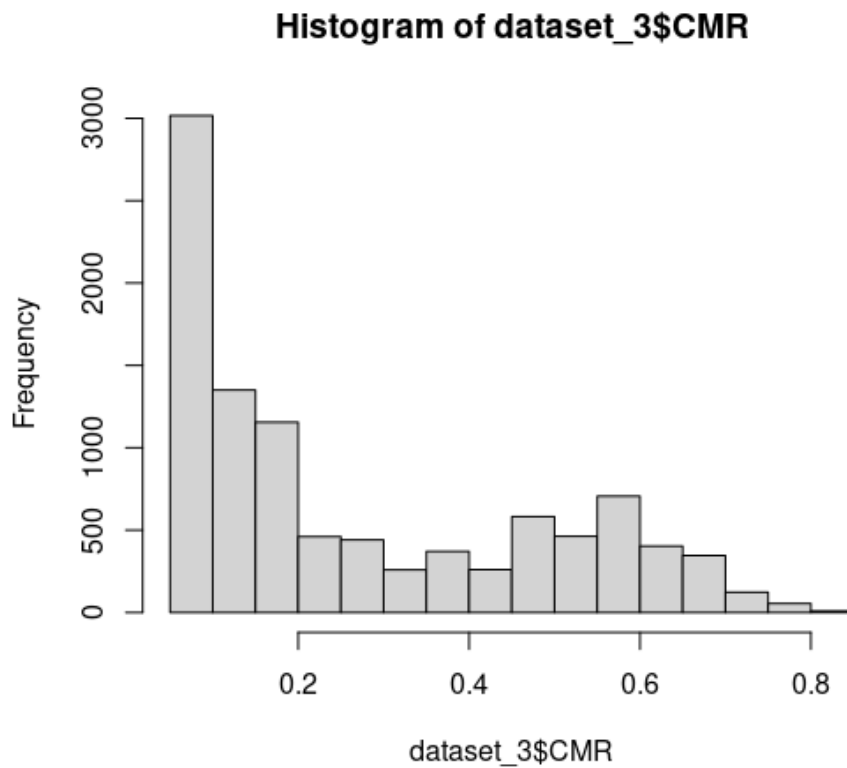


Figura 1.11: Histograma com 1000 iterações.

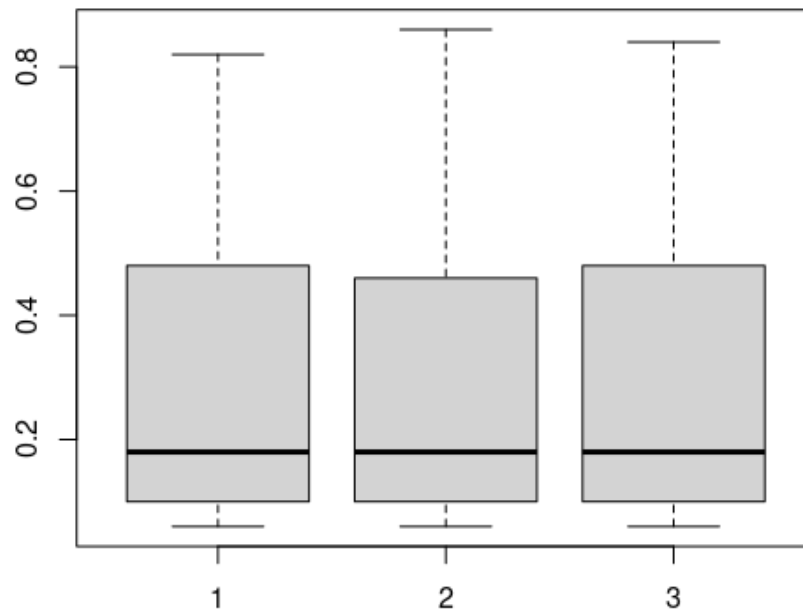


Figura 1.12: Boxplot de todas as iterações.

1.7 Conclusão

Realizar este laboratório foi uma experiência interessante. Ter as primeiras impressões com a simulação multiagente e analisar uma simulação do tipo foi algo que se provou com uma dificuldade razoável, mas ainda muito possível.

Embora a variável independente adicionada tenha sido alterada para representar corretamente o seu comportamento, a análise da variável dependente se tornou mais desafiadora após alterações no simulador, necessitando de uma nova forma de visualizar os dados obtidos para chegar em uma conclusão para o laboratório.

Conforme comprovado pelas simulações e os dados obtidos, a hipótese causal deve ser negada, onde *o aumento da probabilidade de morte não leva a um aumento na taxa de mortalidade bruta*. Mais fatores devem ser levados em consideração para haver um aumento na taxa de mortalidade bruta, como um aumento na transmissibilidade do vírus e uma baixa taxa de testes contra o vírus por exemplo.

Bibliografia

- ANGELOPOULOU, Anastasia; MYKONIATIS, Konstantinos. Hybrid modelling and simulation of the effect of vaccination on the COVID-19 transmission. en. *Journal of Simulation*, p. 1–12, abr. 2022. ISSN 1747-7778, 1747-7786. DOI: [10.1080/17477778.2022.2062260](https://doi.org/10.1080/17477778.2022.2062260). Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/17477778.2022.2062260>>. Acesso em: 6 jan. 2023. Citado na p. 10.
- AXHAUSEN, Kay W.; ETH ZÜRICH. *The Multi-Agent Transport Simulation MATSim*. Edição: ETH Zürich. Ubiquity Press, ago. 2016. ISBN 978-1-909188-75-4. DOI: [10.5334/baw](https://doi.org/10.5334/baw). Disponível em: <http://www.ubiquitypress.com/site/books/10.5334/baw/>>. Acesso em: 16 dez. 2022. Citado na p. 6.
- HINCH, Robert et al. Estimating SARS-CoV-2 variant fitness and the impact of interventions in England using statistical and geo-spatial agent-based models. en. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, v. 380, n. 2233, p. 20210304, out. 2022. ISSN 1364-503X, 1471-2962. DOI: [10.1098/rsta.2021.0304](https://doi.org/10.1098/rsta.2021.0304). Disponível em: <https://royalsocietypublishing.org/doi/10.1098/rsta.2021.0304>>. Acesso em: 6 jan. 2023. Citado na p. 10.
- MANOUT, Ouassim; CIARI, Francesco. Assessing the Role of Daily Activities and Mobility in the Spread of COVID-19 in Montreal With an Agent-Based Approach. *Frontiers in Built Environment*, v. 7, p. 654279, jul. 2021. ISSN 2297-3362. DOI: [10.3389/fbuil.2021.654279](https://doi.org/10.3389/fbuil.2021.654279). Disponível em: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fbuil.2021.654279/full>>. Acesso em: 16 dez. 2022. Citado na p. 6.
- MATHIEU, Edouard et al. Coronavirus Pandemic (COVID-19). *Our World in Data*, mar. 2020. Disponível em: <https://ourworldindata.org/mortality-risk-covid>>. Acesso em: 6 jan. 2023. Citado na p. 17.
- SILVA, Walter; DAS, Tapas K.; IZURIETA, Ricardo. Estimating disease burden of a potential A(H7N9) pandemic influenza outbreak in the United States. en. *BMC Public Health*, v. 17, n. 1, p. 898, dez. 2017. ISSN 1471-2458. DOI: [10.1186/s12889-017-4884-5](https://doi.org/10.1186/s12889-017-4884-5). Disponível em: <https://bmcpublichealth.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12889-017-4884-5>>. Acesso em: 6 jan. 2023. Citado na p. 10.