

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIOECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA E RELAÇÕES INTERNACIONAIS
CURSO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

Felipe Gaertner Nedel

Modelos Baseados em Agentes Para o COVID-19

Florianópolis

2022

Felipe Gaertner Nedel

Modelos Baseados em Agentes Para o COVID-19

Trabalho de Conclusão de Curso submetido ao curso de Ciências Econômicas do Centro Socioeconômico da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Prof. Helberte João França Almeida, Dr.

Florianópolis

2022

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Nedel, Felipe Gaertner

Modelos Baseados em Agentes para o COVID-19 / Felipe
Gaertner Nedel ; orientador, Helberte João França Almeida,
2022.

40 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Sócio
Econômico, Graduação em Ciências Econômicas, Florianópolis,
2022.

Inclui referências.

1. Ciências Econômicas. 2. Modelos Baseados em Agentes.
3. COVID-19. 4. Heterogeneidade. I. Almeida, Helberte João
França. II. Universidade Federal de Santa Catarina.
Graduação em Ciências Econômicas. III. Título.

Felipe Gaertner Nedel

Modelos Baseados em Agentes para o COVID-19

Florianópolis, 22 de julho de 2022.

O presente Trabalho de Conclusão de Curso foi avaliado e aprovado pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Helberte João França Almeida, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Jaylson Jair da Silveira, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Rafael Jasper Feltrin, Mestre
Universidade Federal de Santa Catarina

Certifico que esta é a versão original e final do Trabalho de Conclusão de Curso que foi julgado adequado para obtenção do título de Bacharel em Economia por mim e pelos demais membros da banca examinadora.

Florianópolis, 2022

AGRADECIMENTOS

Agradeço à família, meus colegas e professores pelo auxílio e incentivo na elaboração deste TCC. Em particular agradeço ao meu orientador Helberte João França Almeida por repetidamente revisar e corrigir este trabalho, apesar de meus repetidos erros.

RESUMO

Esta monografia aborda a aplicação da metodologia de modelagem econômica baseada em agentes à problemática do COVID-19. O primeiro capítulo motiva e resume o restante do texto. O segundo capítulo sumariza a pandemia COVID-19, introduz a modelagem econômica baseada em agentes e apresenta alguns modelos baseados em agentes para o COVID-19 encontrados na literatura. Em seguida, o terceiro capítulo tenta determinar o efeito da heterogeneidade de agentes em uma sociedade para a progressão da pandemia, e faz isso através de um modelo próprio baseado em agentes que assume que existem dois grupos de agentes, denominados introvertidos e extrovertidos, os quais tem comportamentos diferentes frente à presença da pandemia: os agentes introvertidos reduzem seus contatos sociais conforme a pandemia se propaga, enquanto os agentes extrovertidos mantem seu comportamento pré-pandemia. Os resultados obtidos mostram que, mesmo em quantidades pequenas, os agentes extrovertidos atuam como “super-spreaders” e aumentam drasticamente taxa de propagação do COVID-19.

Palavras chave: Modelagem Baseada em Agentes, COVID-19, Heterogeneidade.

ABSTRACT

This work addresses the application of the economic agent-based modelling to the COVID-19 problematic. The first chapter motivates and summarizes the remainder of the text. The second chapter sums up the COVID-19 pandemic, introduces economic agent-based modelling and introduces some agent-based models for COVID-19 found in the literature. Following that, the third chapter attempts to determine the effects of agent heterogeneity in a society for the progression of the pandemic, and does so through its own agent-based model, which assumes that two groups of agents exist, named introverted and extroverted, which have different behaviors responding to the pandemic: introverted agents reduce social contacts when in the pandemic, extroverted agents maintain pre-pandemic behavior. The results obtained show that, even in small amounts, extroverted agents act as super spreaders and drastically raise the speed of propagation of COVID-19.

Keywords: Agent-based modelling, COVID-19, Heterogeneity.

Lista de Figuras

Figura 1 - Número de Infectados na Primeira Simulação	27
Figura 2 - Propagação Geográfica da Pandemia	27
Figura 3 - Número de Infectados na Segunda Simulação	29
Figura 4 - Número de Infectados na Quarta Simulação.....	30
Figura 5 - Número de Infectados na Quinta Simulação	32
Figura 6 - Número de Infectados na Sexta Simulação	33
Figura 7 - Evolução do Modelo de Erik Cuevas.....	37
Figura 8 - Evolução da Equação Diferencial.....	38

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	OBJETIVOS	11
1.1.1	Objetivo Geral	11
1.1.2	Objetivos Específicos	11
1.2	Justificativa	11
1.3	Metodologia	12
2	Referencial Teórico	13
2.1	COVID-19	13
2.2	Modelagem Baseada em Agentes.....	14
2.3	Modelos Baseados em Agentes para o COVID-19	16
3	MODELO E RESULTADOS.....	20
3.1	MODELO DESENVOLVIDO.....	20
3.2	RESULTADOS	26
4	Conclusão	35
5	APÊNDICE I.....	36
	REFERÊNCIAS.....	39

1 INTRODUÇÃO

A economia é a ciência que estuda a escassez, a condição de existirem recursos limitados e desejos ilimitados. A existência de uma quantidade finita de recursos e de trocas entre eles implica uma valoração destes bens, que foi originalmente explicada com base na Lei do Valor Trabalho por Smith, Ricardo e Marx e posteriormente pela quantificação do desejo por bens dos economistas neoclássicos na noção de utilidade.

Este ponto de vista, de que fatos econômicos concretos são o resultado das interações entre grandes números de agentes com desejos individuais por bens serve como alicerce para boa parte da teoria microeconômica neoclássica e também para a macroeconomia microfundamentada. Contudo, a metodologia neoclássica aplica esta ideia para construir modelos analíticos que resumem as interações entre inúmeros agentes em algumas poucas variáveis, como o produto interno bruto ou o preço de um bem.

A modelagem computacional baseada em agentes parte deste mesmo princípio geral de que uma economia é composta de um número possivelmente mutável de agentes inseridos em um dado ambiente tomando decisões em períodos discretos, geralmente de acordo com seu conhecimento (parcial e imperfeito) do contexto em que estão inseridos e suas funções utilidade e o aplica no processo de modelagem de forma direta sem representação intermediária. Isto fica em contrapartida à modelagem clássica econômica, na qual agentes são transformados em termos de equações diferenciais ou condições de equilíbrio.

Uma das grandes vantagens da modelagem baseada em agentes é a simplicidade de implementação (PARUNAK; SAVIT; RIOLO, 1998). Contudo, modelos baseados em agentes são altamente complexos e provar resultados analíticos para eles é geralmente impossível, o que restringe o modelador a simular o modelo e apontar o que os resultados das simulações sugerem.

Além disso, a modelagem baseada em agentes viabiliza o estudo de modelos com racionalidade imperfeita além do escopo de heurísticas simples como expectativas adaptativas de Friedman, permitindo a análise de situações em que os agentes podem escolher entre múltiplos métodos de previsão ou análise de dados com seus custos monetários e temporais, como em ALMEIDA (2016).

A técnica de modelagem baseada em agentes será utilizada neste trabalho para estudar aspectos da pandemia COVID-19. A pandemia do COVID-19 começou em dezembro de 2019 e acumulou mais de vinte milhões de casos e quinhentas mil mortes no Brasil em agosto de 2021 (BRASIL, 2021) desde o primeiro caso no território nacional em 26 de fevereiro de 2020 (GOVERNO DO BRASIL, 2020).

A pandemia teve um impacto substancial sobre a economia nacional e global, e provavelmente terá efeitos estruturais de longo termo sobre alguns setores da economia, em particular relacionado a compras online e prestação de serviços, como delivery de alimentos (GIOVANINI E ALMEIDA, 2021).

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo Geral

Construir um modelo baseado em agentes para a pandemia COVID-19 que contemple heterogeneidades entre os agentes e racionalidade imperfeita.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Apresentar a literatura de modelagem baseada em agentes e estudos realizados para o COVID-19 com esta abordagem.
- Desenvolver um modelo computacional baseado em agentes para uma pandemia.
- Descrever os efeitos das ações de agentes individuais no comportamento global da pandemia.

1.2 JUSTIFICATIVA

A metodologia da modelagem computacional baseada em agentes é robusta e já foi previamente aplicada à ampla problemática da propagação em escala nacional do COVID-19, como em Silva et. al (2020), e a aspectos mais específicos da pandemia, como em Kano (2021), justificando assim que parte desta literatura seja recolhida e analisada em busca de tópicos e resultados interessantes.

O presente texto retrabalha a modelagem da propagação do COVID-19 em escala nacional enfatizando questões de variações qualitativas no comportamento de agentes e conhecimento imperfeito na tentativa de verificar sua relevância para a propagação da doença e permitir análises de atuação governamental mais robustas, enquanto ignora questões relativas a tempo de contato, geografia ou trocas microeconômicas, fundamentais para alguns dos modelos expostos.

1.3 METODOLOGIA

A pesquisa desenvolvida neste trabalho é exploratória, analisando um modelo que tenta aproximar aspectos específicos da realidade. Visa principalmente a obtenção de resultados qualitativos sobre o comportamento do fenômeno.

É desenvolvido um modelo baseado em agentes para a propagação do COVID-19 que enfatiza duas coisas: agentes que se sentem ameaçados por uma pandemia tendem a reduzir contatos sociais de acordo com uma função utilidade simples e expectativas baseadas em heurísticas e chutes sobre sua probabilidade de se infectar, e dois: este comportamento não é homogêneo, havendo agentes que completamente ignoram a existência da pandemia, chamados nesta monografia de “extrovertidos”.

A análise deste modelo parte de uma visão preliminar sobre a relevância do comportamento de aversão ao contato social para o ritmo de propagação da doença e procede com uma análise da importância da heterogeneidade para o modelo, para depois concluir sobre os efeitos da possível ação estatal sobre a pandemia.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 COVID-19

O COVID-19 é uma infecção respiratória aguda causada pelo coronavírus SARS-Cov-2. Este vírus foi originalmente identificado na cidade de Wuhan, província de Hubei, na China (Brasil 2021). O primeiro caso da doença no Brasil foi identificado em São Paulo, 2020, em um homem de 61 anos com histórico de viagem para a Itália (Brasil 2021).

O vírus é transmitido pelo ar, por meio de tosse e espirro ou até fala e por contato pessoal. Além disso, o vírus pode permanecer no ar por até duas horas e meia e sobreviver em superfícies por até três dias (Fundação Oswaldo Cruz, 2020).

Os sintomas do Covid-19 incluem tosse, fraqueza, problemas para sentir gostos e cheiros e diarreia, mas variam bastante de paciente para paciente (UTKU et. al, 2020). Algumas das pessoas que se recuperaram do COVID-19 demonstraram efeitos de longo prazo da doença, fenômeno denominado “long Covid” ou “Covid duradouro”, incluindo cansaço e dores de cabeça (RAVEENDRAN et. al 2021). O COVID-19 também se manifesta de formas assintomáticas (índividuo não apresenta sintomas da doença) e pré-sintomáticas (índividuo inicialmente não apresenta sintomas da doença) capazes de transmissão do COVID-19 (AMES, 2022). A taxa de mortalidade por caso no Brasil é cerca de 2.2% e a mortalidade por cem mil pessoas é cerca de 313 (JOHN HOPKINS UNIVERSITY, acesso em 26 de maio de 2022).

Entre as medidas de prevenção contra o COVID-19 a OMS recomenda o uso de máscaras e o distanciamento social (OMS 2022). As máscaras filtram partículas de tamanho viral e o uso de máscaras faciais, em particular do tipo N95, reduz a chance de infecção em cenários reais em até 83% (Andrejko et. Al 2022). Apesar disto, decretos obrigando a utilização de máscaras foram gradualmente revertidos ao longo do Brasil e do mundo, por exemplo em Santa Catarina em 10 de março de 2022 (G1, 2022).

Pouco depois do surgimento do COVID-19 iniciou-se o desenvolvimento de várias vacinas, como a vacina Pfizer-BioNTech, Moderna, Coronavac e Johnson & Johnson's. A primeira vacina a ser aprovada pela FDA para uso com indivíduos acima de dezesseis anos de idade foi a Pfizer, em 23 de agosto de 2021 e permanece segura e efetiva (CDC 2022).

2.2 MODELAGEM BASEADA EM AGENTES

A modelagem econômica baseada em agentes parte diretamente da ideia de que uma economia é construída pelas interações entre inúmeros agentes para modelar a economia como uma simulação envolvendo grandes números de agentes e avaliar os dados sobre as propriedades agregadas quantitativas e qualitativas da simulação.

Neste campo, o termo “agente” refere-se a um agregado de dados e comportamentos representando um agente real da economia (como uma firma, um consumidor, um investidor na bolsa, ou uma miríade de outras entidades com objetivos e escolhas). Desta forma, um modelo baseado em agentes insere um número de agentes em um dado contexto e analisa o comportamento dos agentes ao longo do tempo.

Segundo Tetsfatsion (2006), a pesquisa em modelos econômicos baseados em agentes se divide em quatro subcampos dependendo do seu objetivo, a saber: entendimento e explicação de fatos empíricos. Por exemplo, o modelo de segregação de Schelling explica porque a segregação historicamente ocorre apesar de preferências fracas por pessoas do mesmo grupo.

Um segundo objetivo é entendimento normativo, ou seja, o uso de modelos para testar e avaliar designs e organizações. Assim, são utilizados modelos baseados em agentes para comparar a performance de varias estrategias possiveis no jogo de prisioneiro iterado.

O terceiro objetivo é entendimento qualitativo e geração de teorias, que é o estudo de fenômenos reais pela elaboração de modelos e alteração das condições iniciais. Giovanini e Almeida (2021) exemplifica isso, variando os parâmetros de um modelo sobre deliveries no COVID-19 para determinar os efeitos sobre as decisões dos consumidores sobre as plataformas de entrega.

O quarto objetivo é o avanço metodológico do próprio campo: o desenvolvimento de métodos de modelagem e de técnicas para simulações. Além disso, dependendo da autonomia dos agentes, o modelo pode ser considerado um sistema complexo adaptativo, como no caso desta monografia. Tesfatsion (2006) dá três caracterizações diferentes do conceito:

i) Um sistema complexo adaptativo é um sistema complexo com agentes reativos, ou seja, agentes capazes de alterar seu comportamento como resposta a mudanças em seu ambiente.

ii) Um sistema complexo adaptativo é um sistema complexo com agentes que tem objetivos, especificamente agentes que reagem ao seu ambiente de modo a atingir seus objetivos.

iii) Um sistema complexo adaptativo é um sistema complexo com agentes planejadores que tem objetivos e planejam como controlar o ambiente para melhor atingí-los.

Percebe-se que as definições ficam cada vez mais restritivas. A primeira e a segunda definição se aplicam a um grande número de modelos na literatura, mas planejamento propriamente dito é relativamente incomum. Agentes podem se comportar de acordo com heurísticas ou otimizações numéricas baseadas em estratégias reais, mas é difícil encontrar um modelo no qual os agentes efetivamente planejam suas ações.

Interpretamos o conceito da seguinte forma: Um sistema complexo adaptativo é um sistema composto por agentes com funções utilidades explícitas ou implícitas, e que, possivelmente de forma imperfeita ou errônea, acumulam dados e tentam maximizar esta função utilidade. Esta maximização implica certa autonomia, ou seja, o modelo tem que ser capaz de prolongar a sua execução sem atuação adicional do modelador, apontando as decisões corretas para cada agente.

Na presente monografia é usado o termo “função utilidade explícita” para especificar uma função matemática aceitando as condições presentes e futuras esperadas do agente e retornando um valor real (que pode ser interpretado como cardinal ou ordinal), a utilidade do agente, que deve ser maximizada por ele na escolha de um curso de ação. Em contrapartida, “função utilidade implícita” refere-se a uma regra de escolha determinando explicitamente o curso de ação de um agente, como a regra de Taylor (BLANCHARD, 2017), que recebe o contexto presente e esperado do agente como parâmetro, ou seja, implicitamente corresponde a uma função utilidade no sentido usual e possivelmente também a uma regra de previsão do modelo que não se encontra de forma explícita no contexto.

Um antecessor da modelagem baseada em agentes é a teoria de autômatos celulares. Um autômato celular tem quatro componentes: i) uma escolha de dimensão (que determina o espaço Z_n de interesse), ii) uma definição da "vizinhança" de um

ponto (em Z_n), iii) um conjunto de estados possíveis para cada ponto e iv) uma função de transição que determina as mutações do estado de cada ponto na vizinhança (DELORME, 1999). Pode-se pensar que cada ponto representa um agente, cada agente tem o seu estado, e o sistema evolui de acordo com o estado de cada agente e de sua vizinhança. Autômatos celulares foram originalmente introduzidos por von Neumann e servem como uma classe simples de modelos úteis para descrever fenômenos dinâmicos na economia, física, medicina, etc, analisando como os estados das células mudam.

Entre exemplos famosos de autômatos celulares podemos listar o jogo da vida introduzido por John Horton Conway em 1970, em que pontos representam entidades que nascem, vivem e morrem de acordo com sua proximidade a outras entidades.

O modelo estudado no presente artigo é similar a modelos de autômatos celulares, mas não é um modelo de autômatos celulares porque, praticamente falando, ele não é inteiramente local, visto que os agentes contemplam dados de toda a população para tomar suas decisões, e porque não é determinístico.

2.3 MODELOS BASEADOS EM AGENTES PARA O COVID-19

Já foram propostos vários modelos da propagação da pandemia COVID-19, tanto em contextos gerais quanto específicos, e de efeitos econômicos da pandemia COVID-19. Nesta seção, apresentam-se as particularidades de alguns.

2.3.1 Silva et. Al, 2020

O modelo de Silva et. al (2020) visa descrever a dinâmica de propagação do COVID-19 em uma sociedade fechada e os efeitos de intervenções estatais sobre distanciamento social. Os agentes no modelo são pessoas, casas, negocios, o governo e o sistema nacional de saúde. É relativamente comum na modelagem baseada em agentes que os agentes sejam qualitativamente diferentes uns dos outros, mas na maioria dos modelos, os tipos diferentes de agentes são fundamentalmente o mesmo tipo de entidade, como uma pessoa ou uma empresa, que possuem características qualitativas distintas.

O modelo é, no geral, altamente complexo, e captura aspectos como os diferentes tipos de contatos que dois agentes podem ter, por exemplo se vivem no

mesmo ambiente ou se interagem no trabalho, e também fatos como se um agente possui uma casa ou não, etc.

Os agentes são dispostos em um plano bidimensional de forma aleatória, ou seja, o modelo não possui nenhuma geografia específica de concentração populacional. O empregador de cada agente também é escolhido de forma aleatória da lista de empregadores, o que implica que o modelo não traça uma distinção imediata entre grandes e pequenas empresas, mas ele acaba traçando uma distinção de concentração de renda entre os diversos agentes.

O período do modelo não é o dia como no modelo proposto nesse artigo, mas a hora, o que torna o modelo altamente dinâmico e minucioso e introduz a noção de rotina, mas ao mesmo tempo substancialmente aumenta o esforço computacional. De acordo com os autores “A introdução de construtos sociais, como famílias e negócios, e rotinas periódicas, como a jornada de trabalho, lazer e o horário de dormir, adicionam plausibilidade (**lit. feasibility**) ao modelo e melhoraram a performance das variáveis comparadas aos valores reais.” (tradução e texto em grifo nossos).

A alta complexidade de um modelo tende a melhorar o seu ajuste a dados reais, visto que modelos mais complexos tendem a ter mais parâmetros, e modelos com mais parâmetros podem ser melhor ajustados para dados pela sua variação. Por outro lado, pode ser argumentado que a adição de complexidade para um modelo ofusca propriedades qualitativas e explanatórias (Axelrod, 2006).

2.3.2 Cuevas (2020)

O modelo de Cuevas (2020) descreve a propagação da doença dentro de um ambiente fechado como uma fábrica ou uma escola. Os agentes são simplesmente indivíduos infectados e não infectados (sendo infecção uma condição permanente no modelo), e seus movimentos são aleatórios ao longo de um quadrado euclidiano bidimensional (isto é $[0, a]^2$, o espaço é contínuo, não discreto.)

Os agentes possuem dois parâmetros fixos, a saber: i) P_{ri} , que sumariza a suscetibilidade do agente ao COVID-19 determinada por inúmeros fatores, como uso de máscara, saúde, etc, e ii) P_{rcm} , que indica a mobilidade do agente, e dois parâmetros mutáveis: a posição no espaço bidimensional e se ele está infectado ou não.

De forma sucinta, Cuevas apresenta o modelo como se fossem dois grupos de agentes, um grupo de infectados e um segundo grupo de agentes saudáveis, e quando o agente se infecta com o COVID-19 ele sai do grupo de agentes saudáveis e entra no grupo de agentes infectados, e não como se fosse um parâmetro adicional do agente.

A cada turno no modelo, duas coisas ocorrem: verifica-se os agentes sadios estão expostos a algum agente infectado na mesma região (a região sendo um círculo de raio fixo em torno de cada agente). Se sim, é escolhido um número aleatório entre zero e um com probabilidade uniforme. Se o número é maior que o valor P_{ri} do agente, ele é infectado, do contrário ele permanece sadio. Posteriormente, os agentes mudam de posição. Este movimento pode ser pequeno ou longo, e depende aleatoriamente do parâmetro P_{rcm} .

Para uma análise mais aprofundada deste modelo, consulte o primeiro apêndice desta monografia.

2.2.3 Hoertel et. Al (2020)

O modelo de Hoertel et. Al (2020) para a propagação de COVID-19 na França possui um complexo esquema de relações sociais e um interessante modelo de contatos interpessoais que compreende contatos prolongados (por exemplo, contatos com familiares), contatos de curta duração (com amigos ou colegas de trabalho) e contatos breves (por exemplo pessoas em um mesmo supermercado ou loja) e suas respectivas probabilidades de infecção. Probabilidades de infecção variam adicionalmente com a quanto tempo o infectado possui a doença. Os agentes novamente se comportam de acordo com uma rotina e não tem funções utilidade.

O modelo amplamente depende de estimativas empíricas de parâmetros. Algumas estimativas são essencialmente heurísticas, como o valor de seis horas diárias de contato intrafamiliar ocorrendo a uma distância de um metro, e algumas foram extraídas da literatura, como risco de transmissão decrescendo em 47% se toda a população utilizar máscaras.

O modelo produziu um bom número de previsões qualitativas da evolução da pandemia, em particular previu que um lockdown tinha pequenas chances de impedir um segundo pico. Citamos: “Lockdown is highly effective at containing viral spread,

but we projected that it would be unlikely by itself to prevent a second epidemic peak once lifted, regardless of its duration.”

2.2.4 Kano et al (2021)

Kano et al (2021) propõe um modelo de autômatos celulares e captura tanto a propagação do COVID-19 quanto trocas econômicas de bens. Os agentes não possuem funções utilidade explícitas, mas a sua presença aparece de forma implícita na sua demanda por bens, ou seja, na sua regra de decisão. O modelo também conta com formação de expectativas de infecção por agentes baseado em ajustar as expectativas prévias de acordo com dados locais.

Tecnicamente falando, apesar de os autores descreverem o modelo como sendo de autômatos celulares, o modelo não é um modelo de autômatos celulares conforme a definição dada anteriormente, por mais que um motivo, a saber:

- Os agentes não são dispostos em Z^n , e sim em um grid hexagonal.
- Os agentes se movem, o que tecnicamente pode ser interpretado como a aniquilação de um agente e a criação de um agente em uma célula adjacente, apesar de subjetivamente serem coisas diferentes.
- Os agentes agem em ordem. Pode se considerar que cada célula em um modelo de autômatos celulares possui um contador acoplado ao seu estado, que desce período por período do número total de agentes até um, e então permite que o agente na célula aja, mas novamente a interpretação difere de um modelo simples de autômatos celulares.

A economia é inteiramente baseada em trocas de bens e não existe produção, então pode se dizer que o modelo descreve o mercado de bens e serviços e não “a economia” propriamente dita, podendo possivelmente estimar algo como o número de pessoas que visitam uma loja em um dia de uma pandemia.

3 MODELO E RESULTADOS

3.1 MODELO DESENVOLVIDO

Dentre os modelos expostos no capítulo anterior, nenhum centraliza a importância da heterogeneidade dos agentes e de suas reações ao COVID-19. Assim, neste capítulo é desenvolvido um modelo que os toma como ponto central. Precisamente, os agentes possuem preferências heterogêneas, podendo priorizar sua saúde ou a manutenção de seu estilo de vida pré-pandemia, e contextos geográficos distintos, vivendo em locais diferentes nos quais a pandemia já pode ter chego ou ainda estar por vir. Com o modelo aqui proposto torna-se possível a verificação dos efeitos desta heterogeneidade dos agentes na propagação da pandemia.

O modelo a ser apresentado possui algumas similaridades e influências dos modelos descritos no segundo capítulo. Similarmente ao modelo de Cuevas, no qual os agentes são dispostos em um plano, os agentes ficam imóveis no plano e só podem tomar posições com coordenadas inteiras (como (4, 5) ou (0, 30), mas não (0.642, 6.311)). Formalmente, a posição do agente é um elemento de Z_n^2 , onde identificamos Z_n com $\{0, 1, 2, \dots, n - 1\}$ por praticidade. As coordenadas de cada agente no plano afetam quais outros agentes eles conhecem, sendo que somente agentes que se conhecem podem interagir um com o outro e transmitir o coronavírus.

Conforme esperado de um modelo para COVID-19, cada período os agentes podem estar infectados ou não. Na literatura sobre o COVID é frequentemente descrito um breve período de incubação após a infecção (Utku cita 5.2 dias), portanto o modelo considera que assim que infectado, o agente passa sete períodos em condição regular mas ainda assim transmitindo a doença, seguidos de sete períodos de reclusão. Apesar de a reincidência do COVID-19 ser relativamente típica, o modelo considera que, depois destes catorze dias, o agente fica imunizado à doença.

Mesmo que permaneça no ar e em superfícies por longos períodos de tempo, o COVID-19 também é transmitido por contato social. Modelar a permanência do COVID-19 em substâncias e a correspondente transmissão é um processo complexo com resultados de difícil análise, enquanto modelar a transmissão do COVID-19 por contatos sociais é possível, como já foi visto nos modelos de Hoertel ou de Cuevas, e

procede-se da seguinte forma: dois agentes interagem, um está infectado e o outro não, todos os fatos sobre a interação são resumidos em um número t . O resultado final é o agente saudável se infectar com probabilidade t ou permanecer saudável com probabilidade $1 - t$. No modelo exposto neste capítulo são desprezadas variações entre contatos, portanto, é utilizado um único valor t para a probabilidade de infecção dado um encontro.

O agente infectado sofre com os sintomas da doença, por isso, considera-se que sua função utilidade tem um termo negativo relacionado a sua esperada probabilidade de contrair COVID-19. Esta expectativa é construída com base em dois fatores: a probabilidade com que espera-se que um conhecido aleatório seu esteja infectado e o número de conhecidos com quem espera-se se encontrar no período. Este último é, em realidade, um parâmetro a ser determinado pelo agente. Portanto, a cada período ele precisa estimar a proporção de conhecidos infectados e maximizar sua utilidade esperada em função disso. Caso o único fator contribuinte à esta função de utilidade fosse a aversão a infecção o agente simplesmente cortaria todo contato social e permaneceria recluso, assim, incluímos um termo positivo na função de utilidade que aumenta com cada indivíduo encontrado pelo agente no período. Para manter um comportamento realista fora da pandemia, este termo precisa inicialmente crescer até atingir um pico menor que o número total de agentes conhecidos, e depois decrescer. A forma explícita desta função utilidade será exposta adiante.

A estimativa feita por cada agente da proporção de infectados entre seus conhecidos é produzida de uma forma que tenta emular esta estimativa na realidade, por meio da junção dos dois fatores que a afetam: a mídia e a hospitalização de conhecidos e relativos. Conforme a mídia enfatiza ou diminui a pandemia, o indivíduo se sente mais confiante de que a situação está se agravando ou melhorando, e quando o indivíduo é notificado que algum parente próximo foi hospitalizado ou está de cama ele toma precauções adicionais contra o COVID-19. No modelo, a influência da mídia e da ampla sociedade (informando o agente por meio de redes sociais) será resumida em um parâmetro descrito como a proporção da população nacional infectada. Quando analisarmos o modelo considerar-se-á inicialmente que este parâmetro é a proporção da população nacional infectada com COVID-19. Em contrapartida, a influência de conhecidos sempre será representada pela proporção de conhecidos do agente demonstrando sintomas do COVID-19.

O modo que o agente reage a estes dois fatores para reduzir ou aumentar seu número de interações sociais depende de suas preferências individuais. Baseado no fenômeno real dos “super spreaders”, considera-se no modelo a existência de dois tipos de agentes: agentes normais ou “introvertidos” que reduzem seus números de contatos em resposta a pandemia, e agentes anormais ou “extrovertidos”, que mantem seu comportamento pré-pandemia.

Formalizamos as explicações até aqui: existe um conjunto finito e fixo de N agentes na economia. O estado de cada agente em cada período é uma ênupla em $Z \times Z_2 \times Z_2 \times Z_2 \times Z_{14} \times Z_m^2$.

O primeiro campo da ênupla é um identificador único do agente. O segundo campo indica se o agente está presentemente infectado com o valor um ou caso contrário zero. O terceiro campo indica se o agente já foi previamente infectado e adquiriu imunidade contra o COVID-19 (valor um) ou não (valor zero). O quarto campo indica se o agente é extrovertido (valor um) ou não (valor zero), onde a extroversão afeta como o agente se comporta frente à pandemia COVID-19. O quinto campo indica o tempo remanescente até um agente infectado estar curado, começando de 14 e descendo uma unidade a cada período, até o agente se curar. O último campo indica as coordenadas do agente no quadriculado bidimensional Z_m^2 .

A partir das coordenadas de cada agente é construído um grafo simples no qual cada vértice é um agente do modelo e dois agentes possuem um arco entre eles se, e somente se, a distância euclidiana entre eles é menor que uma constante c do modelo, sendo que o cálculo da distância não utiliza quaisquer condições de contorno. A listagem de agentes conectados a um dado agente por arcos é chamada de sua listagem de conhecidos, ou seja, dois agentes se conhecem se, e somente se, vivem próximos um do outro. Essa listagem de conhecidos é usada para gerar interações entre agentes, dado que somente agentes que se conhecem podem interagir e transmitir COVID-19 um ao outro, e é usada pelo agente para calcular a quantidade de conhecidos infectados. Gerar os grafos dessa maneira garante algumas propriedades relevantes para o modelo, a saber:

- O número médio de conhecidos de cada agente é aproximadamente πc^2 , e a aproximação melhora para m suficientemente grande e c suficientemente pequeno.

- O diâmetro do grafo é aproximadamente $\sqrt{2m} / c$, e a aproximação melhora para m suficientemente grande e c suficientemente pequeno.

A primeira propriedade facilita a interpretação do parâmetro c no modelo, visto que relaciona o parâmetro com um valor de fácil interpretação. A segunda propriedade sugere uma velocidade esperada de evolução do modelo: se o modelo é simplificado para inicialmente haver um único agente infectado e a cada turno cada agente infecta todos os seus conhecidos, espera-se que a pandemia demore no máximo $\sqrt{2m}/c$ e no mínimo $\frac{\sqrt{2m}}{2c}$ turnos para se alastrar por toda a população.

Cabe ressaltar que conhecidos no contexto do modelo não necessariamente representam conhecidos no sentido propriamente dito, mas também indivíduos da mesma região como funcionários de estabelecimentos locais, vizinhos, etc, com os quais o indivíduo tem interações recorrentes e que podem lhe transmitir doenças.

A simulação começa com cada agente tendo um percentual fixo de probabilidade de ser extrovertido, todos os agentes inicialmente não estão imunes e um único agente está infectado com a doença.

A cada período, o agente pode estar infectado com COVID-19 ou não. Assim que infectado ele passa por um período assintomático curto de sete intervalos seguido por um período sintomático. Durante o período assintomático e saudável ele tem interações com outros agentes, podendo então transmitir a doença, e durante o período sintomático permanece em reclusão (ou seja, desconsideramos transmissões de pacientes internados para funcionários hospitalares ou familiares cuidando dos adoecidos.) Após o período sintomático, o agente se recupera e adquire imunidade para a doença (isto é, desconsideramos mortalidade e considera-se os agentes que se recuperaram como imunes).

Enquanto o agente não apresenta os sintomas do COVID-19 ele assume que não está doente e maximiza uma função utilidade baseada na sua expectativa de se infectar com COVID-19 e no número de agentes com os quais se encontra, equilibrando o desejo de interação social com o de permanecer saudável. A hipótese de estar saudável se assintomático do agente não é racional, mas é mantida por simplificar o modelo e corresponder às ações de agentes reais.

A função utilidade do agente é da seguinte forma:

$$U(n) = -n^2 + 2an - 2bP(n) \quad (1)$$

Sendo o argumento n igual ao número de pessoas que o agente encontra, $P(n)$ a expectativa da probabilidade de infecção do agente e a e b fatores de escalonamento que variam entre agentes extrovertidos e introvertidos. Agentes extrovertidos possuem $b = 0$, e logo completamente desconsideram a existência da pandemia.

É assumido que:

- $n \geq 0$

Desconsiderando por ora o termo referente à pandemia, a fórmula reduz para:

$$U(n) = -n^2 + 2an \quad (2)$$

Esta é uma parábola invertida, que pode ser diferenciada para obtermos:

$$U'(n) = -2n + 2a \quad (3)$$

A condição clássica de maximização do cálculo univariado diz que o máximo da parábola ocorre quando $U'(n) = 0$ (este máximo pode não ser um número inteiro, em qual caso a solução do problema de maximização passa a ser ou o menor inteiro maior que n ou o maior inteiro menor que n), e então $n = a$, e portanto a pode ser interpretado como o número de agentes encontrados por período fora do contexto de uma pandemia ou por um agente extrovertido.

Considerando que cada uma das n pessoas encontradas pelo agente no período tem probabilidade p de ter COVID-19, e que se esta pessoa tiver COVID-19 sua probabilidade de transmití-lo para o agente é t , percebe-se que a probabilidade de contrair COVID-19 de cada agente é pt , portanto a probabilidade do agente de pegar COVID-19 é a probabilidade de uma distribuição binomial com n tentativas e probabilidade pt de sucesso produzir ao menos um sucesso: $1 - \prod_{i=1}^n (1 - pt)$. Para reduzir o esforço computacional o modelo aproxima este valor pela aproximação de Taylor de primeira ordem no argumento pt centrada em zero: ptn . Substituindo esta aproximação em (1) temos:

$$U(n) \approx -n^2 + 2an - 2bptn = -n^2 + 2(a - bpt)n \quad (4)$$

Diferenciamos esta aproximação de $U(n)$ para obter:

$$U'(n) = -2n + 2a - 2bpt \quad (5)$$

Igualamos esta diferencial a zero para obter $0 = -2n + 2a - 2bpt$, logo:

$$n = a - bpt \quad (6)$$

É a regra aproximada usada no modelo pelo agente para determinar com quantas pessoas irá se encontrar em cada período (limitada por baixo por zero e por

cima pelo número de conhecidos do agente). Colocando $n = 0$ e lembrando que o parâmetro recebido pelo agente do ambiente é p obtemos $p = a/bt$ como a probabilidade de corte na qual o agente opta pela reclusão completa no modelo.

Podemos reescrever a equação da seguinte forma:

$$n = a(1 - p'p) \quad (7)$$

Onde:

$$p' = a/bt \quad (8)$$

Ambos os parâmetros são de fácil interpretação: a é o número de agentes encontrados fora do contexto da pandemia, e p' é o inverso da maior probabilidade de infecção admitida pelo agente antes dele optar pela reclusão.

O agente ao construir sua expectativa de que um conhecido possui o COVID-19 é deparado com essencialmente duas fontes de informação: a mídia, informando-o sobre a propagação do COVID-19 em sua região, e seus conhecidos, que se infectam com o COVID-19 ou o informam sobre conhecidos seus infectados pelo COVID-19. O processo real de síntese dessas informações é altamente complexo, portanto, o modelo considera uma versão simplificada: a população inteira recebe de um agente da saúde estatal um número representando a proporção da população infectada com COVID-19, e o agente calcula a proporção dos seus conhecidos atualmente demonstrando sintomas do COVID-19. O agente então toma a média geométrica desses dois valores para estimar a proporção de seus conhecidos que possuem o COVID-19, o valor p .

O agente estatal possui, portanto, certo controle sobre o comportamento da população e a propagação do COVID-19, logo faz sentido falar em um curso de ação ótimo. Para isso considera-se que existe um número fixo de leitos em escala nacional, e sua utilidade é zero para qualquer número de doentes sintomáticos até o número de leitos, e a partir deste decresce de forma linear: $U_E(n) = l - n$, sendo n o número de doentes sintomáticos e l o número de leitos. Assim, a intenção do agente estatal é impedir a sobrecarga do sistema de saúde nacional e ele perde utilidade por cada doente sintomático que não é tratado pelo sistema de saúde nacional, e não impedir a propagação da doença. Disso estuda-se algumas estratégias que podem ser adotadas pelo agente estatal para conter a pandemia, como:

- Informar dados exatos para a população.
- Informar a raiz quadrada do valor real de infectados.

3.2 RESULTADOS OBTIDOS

3.2.1 Modelo Padrão

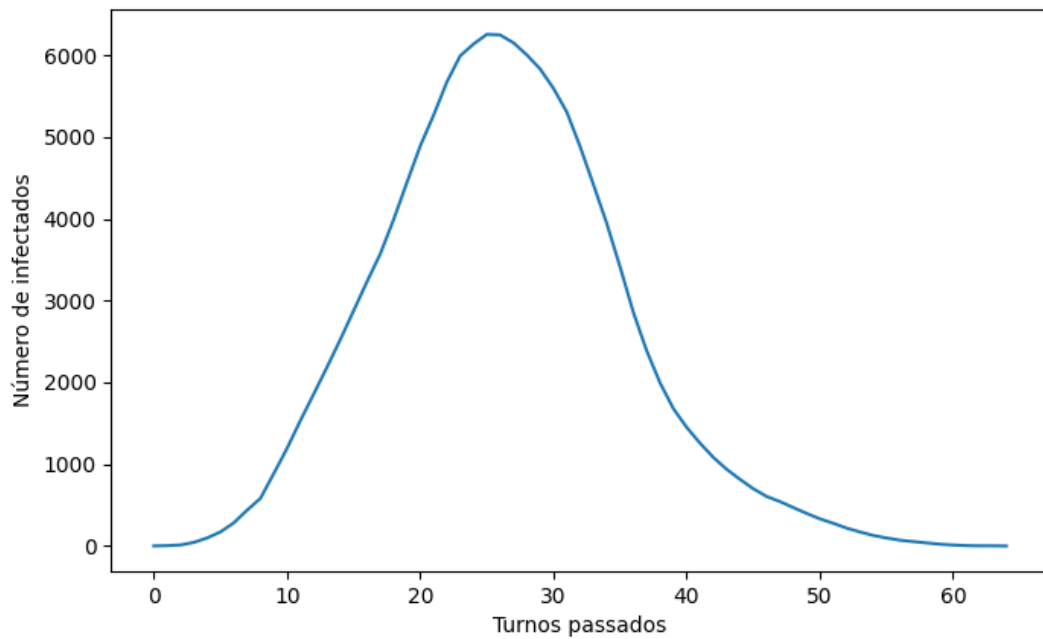
Inicialmente o modelo foi executado em uma versão simplificada, onde os agentes não reagem dinamicamente à presença da pandemia, em vez disso comportando-se da mesma forma que comportavam-se antes da pandemia. Os seguintes parâmetros foram utilizados:

- População de dez mil pessoas.
- Probabilidade de transmissão do COVID-19 por encontro de 0,05.
- Raio de conhecimento de agentes igual a 3.
- Número de encontros ideais para inexistência da pandemia sendo 30.
- Inverso da probabilidade máxima admitida de infecção sendo zero, ou seja, os agentes desconsideram a pandemia (o parâmetro p' da equação 8).

O propósito desta execução era servir como base para comparações futuras, verificar a velocidade básica de propagação do COVID-19 no modelo e determinar a influência que a resposta dinâmica da população ao COVID-19 tem para a propagação da doença.

A simulação produziu o resultado demonstrado na Figura 1 abaixo:

Figura 1 - Número de Infectados na Primeira Simulação

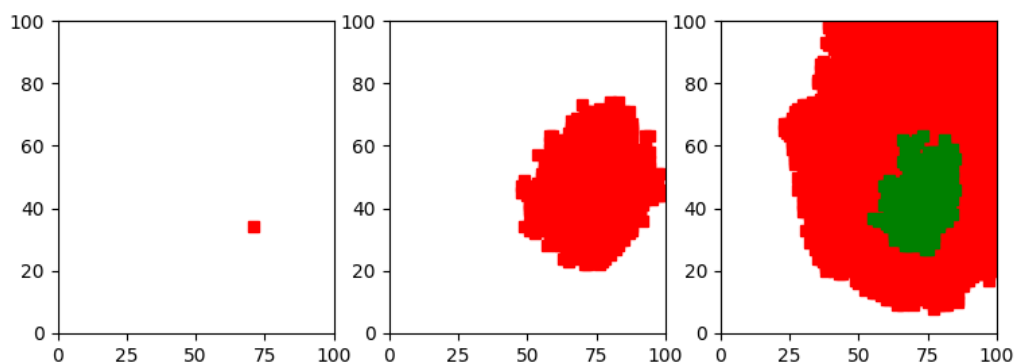


Fonte: elaborado pelo autor. Parâmetros: população de dez mil, quadriculado cem por cem, probabilidade de transmissão igual a 0,05, raio de conhecimento igual a 3, número de encontros ideal sendo trinta, inverso da probabilidade máxima admitida de infecção igual a zero.

Percebe-se de imediato que houve um pico em torno de vinte e cinco passos e que, posteriormente, uma parcela suficiente da população está imunizada e as taxas de infecção começam a cair.

Abaixo mostramos três gráficos na Figura 2, para passos 0, 10 e 20 de uma execução diferente do gráfico anterior, na qual as coordenadas de agentes infectados estão em vermelho e agentes imunes estão em verde.

Figura 2 - Propagação Geográfica da Pandemia



Fonte: elaborado pelo autor. . Parâmetros: população de dez mil, quadriculado cem por cem, probabilidade de transmissão igual a 0,05, raio de conhecimento igual a 3, número de encontros ideal sendo trinta, inverso da probabilidade máxima admitida de infecção igual a zero.

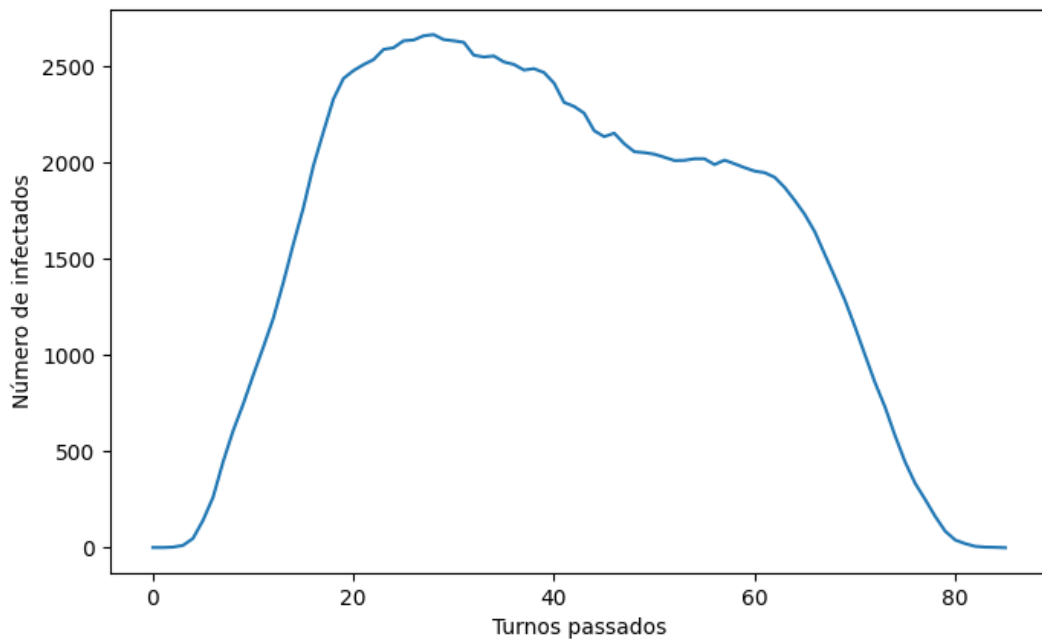
A doença se propaga pela população quase como uma onda. Do período zero para o dez ela conseguiu se espalhar para agentes até cerca de 25 espaços de distância, um pouco menos que a velocidade ideal de 30 calculada anteriormente, e atingiu um pouco menos disso de dez para vinte.

3.2.2 Modelo com Reação Dinâmica à Pandemia

O próximo experimento realizado foi colocar uma probabilidade de infecção admitida máxima não-zero. Isto altera o comportamento do modelo bastante, pois os agentes começam a dinamicamente criar resistência contra a propagação da doença. Contudo, para os parâmetros utilizados, a reação criada na população não é forte o suficiente para impedir completamente a propagação da doença, portanto a única coisa que pode terminar a pandemia é a imunização da população. Logo, o principal efeito desta mudança é o achatamento e prolongamento da pandemia.

Alteramos o comportamento dos agentes para admitirem 10% de probabilidade máxima de infecção antes de optarem pela reclusão, e o modelo evoluiu da seguinte forma:

Figura 3 - Número de Infectados na Segunda Simulação



Fonte: elaborado pelo autor. Parâmetros: população de dez mil, quadriculado cem por cem, probabilidade de transmissão igual a 0,05, raio de conhecimento igual a 3, número de encontros ideal sendo trinta, inverso da probabilidade máxima admitida de infecção igual a 10.

O intervalo até o atingimento do pico da pandemia permanece em mais ou menos a mesma região anterior de vinte e cinco passos, mas o pico se prolonga por pelo menos mais quarenta turnos, e acaba de forma quase brusca, enquanto na execução prévia o pico dá sinais de queda imediatamente depois de ocorrer e a pandemia acaba de forma mais gradual.

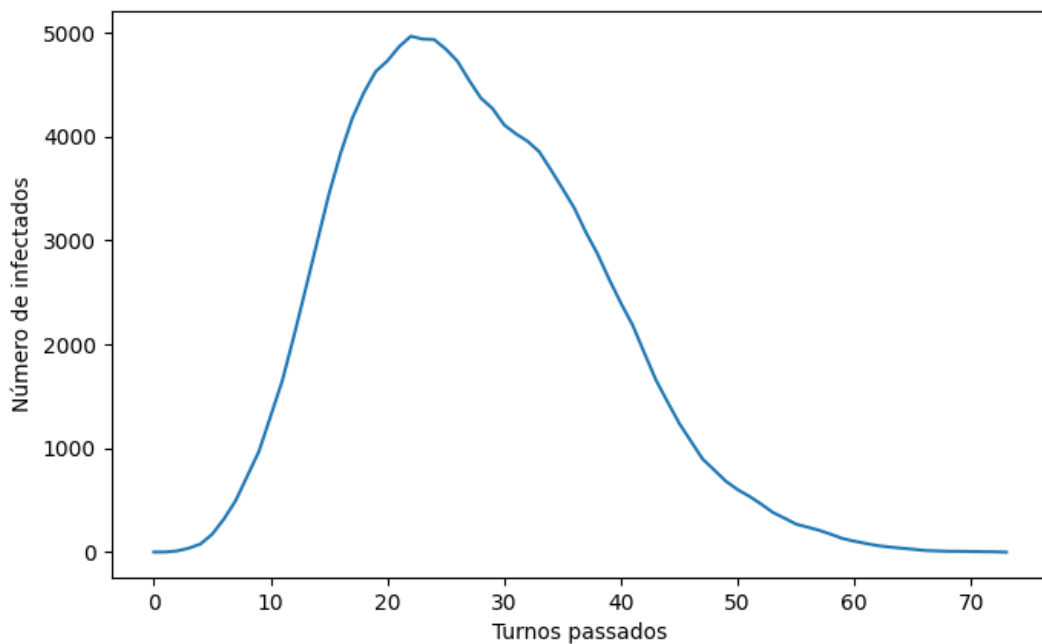
Esse comportamento é aproximadamente o que se esperaria do modelo: ignorando taxas de imunização espera-se que o aumento da taxa de infecção da população leve a um aumento da reclusão da população até estas duas forças entrarem em equilíbrio. O equilíbrio permanece até uma parcela suficiente da população estar imune, então a pandemia gradualmente acaba.

Uma parcela quase negligível de 1% da população consegue completamente evitar a infecção, desta vez.

3.2.3 Modelo com Heterogeneidade de Agentes

Os modelos até agora consideraram uma população homogênea que responde da mesma forma à pandemia. Vale ressaltar, contudo, que um dos objetivos principais deste trabalho é a construção de um modelo que releve a heterogeneidade de respostas frente a pandemia. Tendo em vista a performance do modelo com uma população inteiramente extrovertida e uma população inteiramente introvertida, considera-se agora um modelo misto entre as duas últimas simulações onde 5% da população é extrovertida, ou seja, não reage à pandemia, e o restante dos parâmetros permanecem iguais. A escolha por 5% é feita para enfatizar o efeito profundo que até mesmo uma quantidade pequena de heterogeneidade pode ter na evolução da pandemia.

Figura 4 - Número de Infectados na Quarta Simulação



Fonte: elaborado pelo autor. Parâmetros: população de dez mil, quadriculado cem por cem, probabilidade de transmissão igual a 0,05, raio de conhecimento igual a 3, número de encontros ideal sendo trinta, inverso da probabilidade máxima admitida de infecção igual a 10 para agentes introvertidos, 5% da população é extrovertida.

Apesar de compreenderem apenas 5% da população, os extrovertidos quase completamente determinam a evolução da pandemia. O gráfico é ligeiramente mais

alargado que o da população inteiramente extrovertida, e o pico é cerca de mil infectados mais baixo, mas o pico novamente se afina e a imunização natural da população passa a novamente ser o freio principal.

Isso novamente é algo que se espera do modelo. Os introvertidos podem concordar em se recluir e reduzir a taxa de encontros entre eles, mas isso não afeta sua probabilidade de contrair a doença em seus locais de trabalho ou realizando atividades essenciais, nas quais tendem a se encontrar com agentes extrovertidos.

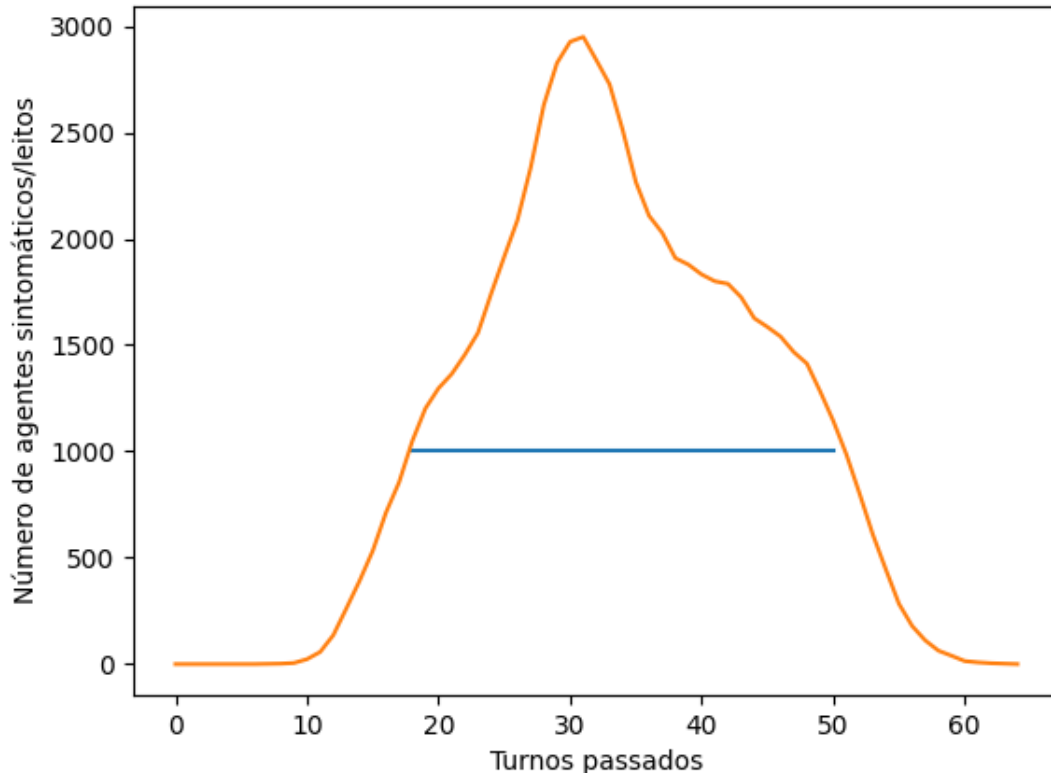
Tendo esta análise do modelo feita, contempla-se agora a atuação do agente estatal da saúde sobre a pandemia.

3.3.4 Modelo com Influência do Agente Estatal

Os modelos expostos até aqui contaram com um agente estatal e uma mídia que, apesar de deterem poder sobre a progressão da pandemia, não o utilizaram para freiá-la ou acelerá-la. Assim, considerará-se a utilidade do agente estatal para as condições do último modelo, e também sua utilidade estatal quando usa do seu poder para afetar a evolução da pandemia.

Considera-se que existam leitos para acomodar 10% da população, ou seja, 1000 leitos. Para os mesmos parâmetros da simulação anterior executamos novamente o modelo, e adicionamos o número de leitos ao gráfico gerado:

Figura 5 - Número de Infectados na Quinta Simulação

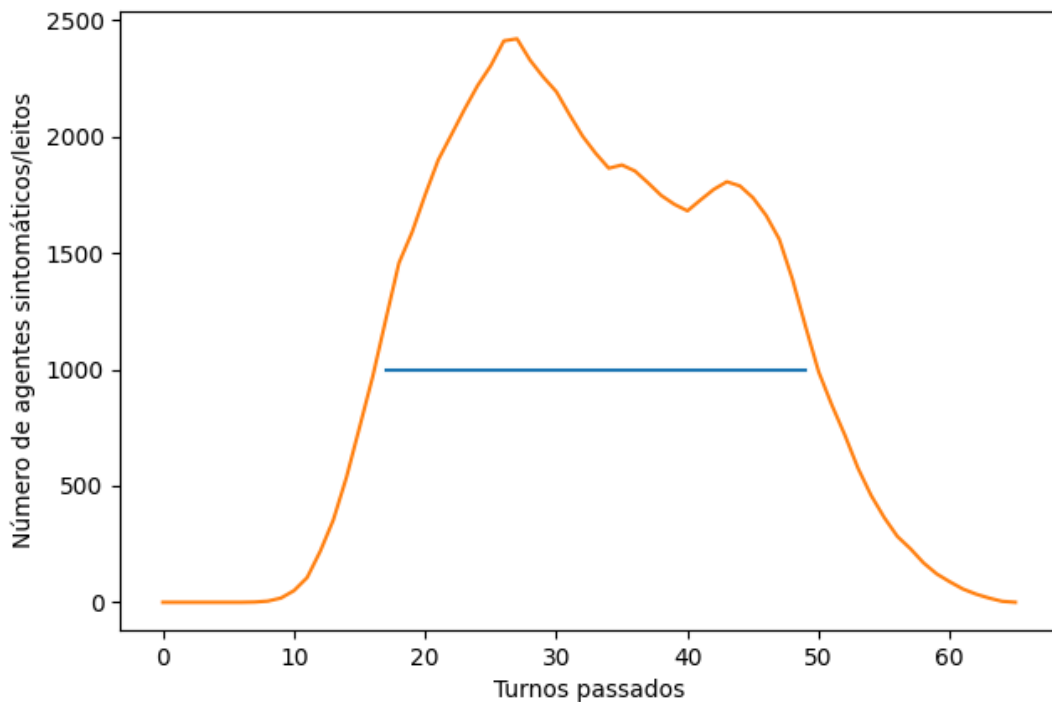


Fonte: elaborado pelo autor. Parâmetros: população de dez mil, quadriculado cem por cem, probabilidade de transmissão igual a 0,05, raio de conhecimento igual a 3, número de encontros ideal sendo trinta, inverso da probabilidade máxima admitida de infecção igual a 10 para agentes introvertidos, 5% da população é extrovertida, número de leitos igual a 1000.

O número de leitos se encontra em azul, e o número de agentes demonstrando os sintomas do COVID-19 em laranja. A utilidade acumulada do agente estatal, que é a integral entre a linha laranja e a azul, é -29802.

O agente estatal pode influir sobre a pandemia através de sua influência sobre a opinião dos agentes sobre a condição da pandemia. Portanto, ele pode tentar aumentar sua utilidade afetando esta opinião, de modo que os agentes acreditem que a pandemia se propagou mais entre a população e assim reduzam seus contatos sociais. Assumimos agora que o agente estatal, através da mídia de massa e de campanhas, cria na população o sentimento de que a porcentagem da população infectada é a raiz quadrada do valor real, e executamos o modelo:

Figura 6 - Número de Infectados na Sexta Simulação



Fonte: elaborado pelo autor. Parâmetros: população de dez mil, quadriculado cem por cem, probabilidade de transmissão igual a 0,05, raio de conhecimento igual a 3, número de encontros ideal sendo trinta, inverso da probabilidade máxima admitida de infecção igual a 10 para agentes introvertidos, 5% da população é extrovertida, número de leitos igual a 1000, agente estatal informa a raiz do valor real para a população.

A utilidade estatal agregada é -28349, o que é apenas um pouco maior que o valor prévio. O gráfico de fato atinge um pico mais baixo, em ~2500 em vez de ~3000, mas o achatamento da área acima da linha do número de leitos garante que a perda de desutilidade seja mínima.

Para o agente estatal simples sendo considerado, isso é um ganho de utilidade, mesmo que pequeno, mas um agente real tem que considerar se essa redução na sobrecarga do sistema de saúde justifica a perda econômica e perda de utilidade dos agentes decorrida, em particular tendo em mente o número de agentes que simplesmente ignoram a pandemia e a capacidade do sistema de saúde. Naturalmente, esta análise é contingente à função utilidade usada. Se, por exemplo, a perda de utilidade do agente estatal da saúde é proporcional ao quadrado do excedente do número de doentes sintomáticos sobre o número de leitos, o ganho de

utilidade da simulação anterior a esta passa a ser um valor substancial e seria do interesse do agente estatal aumentar a percepção da pandemia.

4 CONCLUSÃO

Existem na literatura um bom número de modelos baseados em agentes para o COVID-19 voltados para diferentes aspectos da pandemia e seus efeitos sobre a sociedade, mas poucos deles enfatizam a racionalidade imperfeita e a heterogeneidade dos agentes, conforme exposto no referencial teórico. Diante disto, este trabalho tentou avaliar os efeitos da inclusão destes dois fatos empíricos em um modelo simplificado da propagação da pandemia.

Para isto, foi construído um modelo onde agentes otimizam seu número de interações sociais contra a ameaça de contrair o COVID-19 destas, reduzindo-as em resposta a propagação da doença em escala nacional e entre conhecidos. Ademais, foi considerado um agente estatal que influi sobre o modelo afetando as expectativas dos agentes.

Este modelo foi inicialmente executado em uma versão simplificada, onde os parâmetros impedem os agentes de efetivamente reduzirem seus contatos sociais em resposta à pandemia, para servir como linha de base. Posteriormente foi feita uma simulação completa do modelo, sem heterogeneidade dos agentes, para avaliar a efetividade do mecanismo de resposta dos agentes a pandemia, reduzindo seus contatos sociais e desacelerando a pandemia. Finalmente, o modelo completo foi executado, com agentes que reduzem seus contatos sociais frente à pandemia e agentes que se comportam da mesma forma que antes da pandemia, e concluiu-se sobre a importância da heterogeneidade dos agentes e os efeitos dos chamados “super spreaders”.

Também foi executado o modelo com influência do agente estatal, e concluiu-se que a ação estatal pode ter seus efeitos substancialmente diminuídos pela heterogeneidade dos agentes, que respondem de formas diferentes a esta interferência, e que esses efeitos podem produzir ganhos mínimos de utilidade para o agente estatal dependendo de sua função utilidade.

Diferente de vários modelos explicados nesta monografia, este modelo é altamente simplificado e centralizado na heterogeneidade e formação de expectativas imperfeitas, sendo esta expansão e possivelmente a calibração do modelo para dados reais deixada como possibilidade para futuros trabalhos.

5 APÊNDICE I

Por causa de sua simplicidade, e para propósitos ilustrativos sobre a distinção entre a modelagem baseada em agentes e a modelagem clássica, consideramos aqui uma aproximação analítica do modelo de Erik Cuevas e comparamos com os resultados obtidos pelo modelo real.

Denotamos o número de agentes infectados no tempo t como $y(t)$. Se os agentes infectados estão aleatoriamente uniformemente distribuídos no quadrado $[0,1]^2$ (o que não é verdade para o modelo de Cuevas, porque os agentes se movem), a probabilidade de um agente qualquer estar dentro de um círculo de raio R em volta de um ponto $p = (x, y) \in [0,1]^2$ é igual a área do círculo dentro do quadrado. Se o ponto se encontra a uma distância maior que R dos lados do quadrado essa área é πR^2 , portanto a probabilidade de nenhum agente estar neste círculo é o produto da probabilidade de cada agente individual não estar no círculo, que é $(1 - \pi R^2)^{y(t)}$.

A probabilidade de um agente posicionado em p se infectar é, então, a probabilidade de haver um agente infectado em um círculo de raio R em torno de sua posição vezes a sua probabilidade de se infectar se houver um agente infectado, que é a probabilidade de um número uniformemente selecionado de $[0,1]$ ser maior que o seu Pri , ou seja:

$$P = (1 - Pri)(1 - (1 - \pi R^2)^{y(t)})$$

Se o número total de agentes é N , o número de agentes não infectados no período t é $N - y(t)$. Se cada um desses tem probabilidade $(1 - Pri)(1 - \pi R^2)^{y(t)}$ de se infectar a cada período e essas probabilidades são independentes, podemos estimar que o número esperado de novos infectados é o número de agentes sadios vezes a probabilidade de cada um se infectar, ou seja:

$$E[y(t + 1) - y(t)|y(t)] = (N - y(t))(1 - Pri)(1 - (1 - \pi R^2)^{y(t)})$$

Onde assumimos por hora que o Pri é igual para todos agentes. Transformamos isso então em uma condição analítica:

$$y'(t) = (N - y(t))(1 - Pri)(1 - (1 - \pi R^2)^{y(t)})$$

Isto só funciona se o valor do Pri for constante. Se assumirmos que os agentes são infectados do Pri mais baixo para o Pri mais alto (os agentes com menor resistência ao COVID-19 são infectados primeiro, e os com maior são infectados por último), e que o valor do Pri é uniformemente distribuído entre os agentes no intervalo $[a, b]$, temos $Pri(t) = a + \frac{y(t)}{N}(b - a)$.

Finalmente, usando a estimativa de primeira ordem:

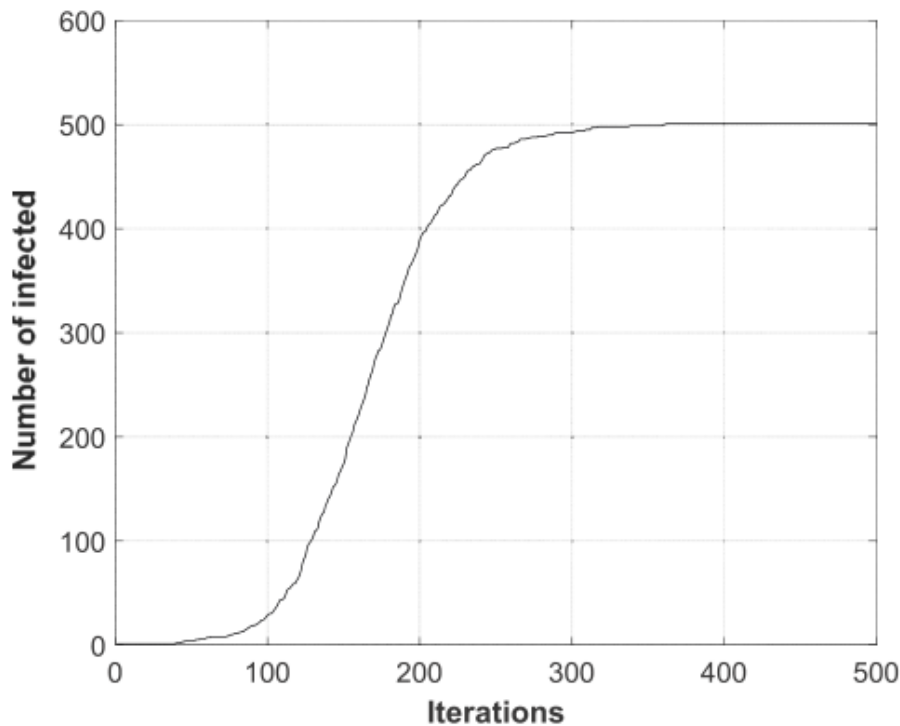
$$(1 - \pi R^2)^{y(t)} \approx 1 - y(t)\pi R^2$$

podemos escrever a equação diferencial completa como:

$$y'(t) = (N - y(t)) \left(1 - a - \frac{y(t)}{N}(b - a) \right) (y(t)\pi R^2)$$

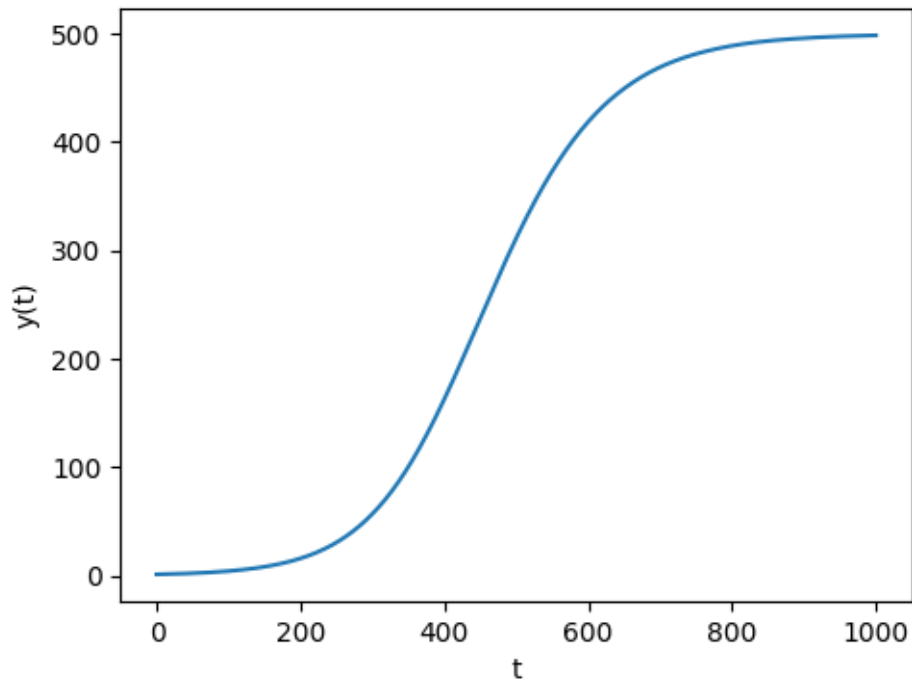
O primeiro teste do modelo de Cuevas é feito considerando $N = 500$, $a = 0.2$, $b = 0.4$ e $R = 1/300$ (Cuevas trabalha com um espaço 300×300 e considera $R = 1$, trabalhamos com um espaço 1×1 e logo $R = 1/300$).

Figura 7 - Evolução do Modelo de Erik Cuevas



Fonte: artigo de Cuevas

Figura 8 - Evolução da Equação Diferencial



Fonte: elaborado pelo autor

Partindo do mesmo número inicial de infectados (um único em ambos os modelos) e parâmetros essencialmente equivalentes se percebe que o modelo computacional tem uma evolução muito mais brusca, rapidamente evoluindo de $t \approx 100$ até $t \approx 300$, antes de essencialmente cessar, enquanto a equação diferencial evolui de forma mais suave (note que o gráfico da equação diferencial vai de $t = 0$ até $t = 1000$, enquanto o gráfico de Cuevas vai de $t = 0$ até $t = 500$). Isso em parte demonstra a relevância do esquema particular de movimentação dos agentes dentro do ambiente considerado, visto que essa é a principal coisa que a análise pela equação diferencial falha em contemplar, porque os agentes infectados se espalham para áreas onde podem infectar grandes números de pessoas.

REFERÊNCIAS

ALMEIDA, H. J. F.; SILVEIRA, J. J. Formação de expectativas de inflação em um ambiente de racionalidade limitada: uma abordagem de escolha discreta. **ESTUDOS ECONÔMICOS**, v. 47, p. 465-486, 2017.

AMES, H. **What does asymptomatic COVID-19 mean?** *In: Medical News Today*, 2021. Disponível em <https://www.medicalnewstoday.com/articles/what-is-asymptomatic>

ANDREJKO, K. L. *et al.* Effectiveness of Face Mask or Respirator Use in Indoor Public Settings for Prevention of SARS-CoV-2 Infection — California, February–December 2021. **Morb Mortal Wkly Rep** n. 71, p. 212–216, 2022.

AXELROD, R. AGENT-BASED MODELING AS A BRIDGE BETWEEN DISCIPLINES *In: TESFATSION, L.; JUDD, K. L., Handbook of computational economics*. Amsterdam: Elsevier, 2006.

BLANCHARD, O. **Macroeconomics**. 8. ed. Pearson, 2021.

CENTERS FOR DISEASE CONTROL AND PREVENTION. **Pfizer-BioNTech COVID-19 Vaccine (also known as COMIRNATY): Overview and Safety**, 2022. Disponível em <https://www.cdc.gov/coronavirus/2019-ncov/vaccines/different-vaccines/Pfizer-BioNTech.html>

CUEVAS, E. An agent-based model to evaluate the COVID-19 transmission risks in facilities. **Computers in Biology and Medicine**, n. 121, p. 103827-103827, 2021.

DELORME M.; MAZOYER J. **Cellular Automata. Mathematics and Its Applications**, Dordrecht, Springer, 1999.

FUNDAÇÃO OSWALDO CRUZ. **O vírus que causa a doença Covid-19 está no ar?**, 2020. Disponível em <https://portal.fiocruz.br/pergunta/o-virus-que-causa-doenca-covid-19-esta-no-ar>

G1. **Governo de SC vai retirar obrigatoriedade do uso de máscaras, inclusive em locais fechados; UFSC questiona**, 2022. Disponível em <https://g1.globo.com/sc/santa-catarina/noticia/2022/03/10/governo-de-sc-vai-retirar-obrigatoriedade-do-uso-de-mascaras-contra-a-covid-19.ghtml>

G1. **Qual é a origem do novo coronavírus**, 2020. Disponível em <https://g1.globo.com/bemestar/coronavirus/noticia/2020/02/27/qual-e-a-origem-do-novo-coronavirus.ghtml>

GIOVANINI, A.; ALMEIDA, H. J. F. Disseminação das plataformas de delivery no contexto de distanciamento social: uma análise com modelos baseados em agentes. **REVISTA BRASILEIRA DE ECONOMIA DE EMPRESAS**, v. 21, p. 21-35, 2021.

GOVERNO DO BRASIL. **Brasil confirma primeiro caso do novo coronavírus**, 2020. Disponível em <https://www.gov.br/pt-br/noticias/saude-e-vigilancia-sanitaria/2020/02/brasil-confirma-primeiro-caso-do-novo-coronavirus>.

GOVERNO DO BRASIL. **O que é a Covid-19?**, 2021. Disponível em <https://www.gov.br/saude/pt-br/coronavirus/o-que-e-o-coronavirus>

GOVERNO DO BRASIL. **Painel Coronavírus**, 2021. Disponível em <https://covid.saude.gov.br/>

HOERTERL, N. *et al.* A stochastic agent-based model of the SARS-CoV-2 epidemic in France, **Nat Med**, n. 26(9), p. 1417-1421, 2020.

JOHN HOPKINS UNIVERSITY OF MEDICINE. **MORTALITY ANALYSES**, 2022. Disponível em <https://coronavirus.jhu.edu/data/mortality>

KANO T. *et al.* **An agent-based model of the interrelation between the COVID-19 outbreak and economic activities.** Proc. R. Soc.

MACHADO, C. L. *et al.* **Taxa de mortalidade da Covid-19: Entenda esse conceito!** Belo Horizonte, 2020. Disponível em <https://coronavirus.saude.mg.gov.br/blog/81-taxa-de-mortalidade-da-covid-19>

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE. **Coronavirus disease (COVID-19): Masks**, 2022. Disponível em <https://www.who.int/news-room/questions-and-answers/item/coronavirus-disease-covid-19-masks>

PARUNAK, H. V. D.; SAVIT, R.; RIOLO, R. L. **Agent-based modeling vs. equation-based modeling: A case study and users' guide**, In: SICHMAN, J. S.; CONTE, R.; GILBERT, N. (Eds.), *Multi-Agent Systems and Agent Based Simulation*, Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 1998, p. 10–25.

RAVEENDRAN A. V.; JAYADEVAN R.; SASHIDHARAN S. Long COVID: An overview, **Diabetes Metab Syndr**, n. 15(3), p. 869-875, 2021.

SILVA, P. C. L. *et al.* COVID-ABS: An Agent-Based Model of COVID-19 Epidemic to Simulate Health and Economic Effects of Social Distancing Interventions, **Chaos, Solitons and Fractals**, n. 139, 2020.

TESFATSION, L. Agent-based computational economics: A constructive approach to economic theory *In*: TEFATSION, L.; JUDD, K. L., **Handbook of computational economics**. Amsterdam: Elsevier, 2006.

UTKU, Ç. A. *et al.* Main symptoms in patients presenting in the COVID-19 period. **Scott Med J**, n. 65(4), p. 127-132, 2020.