

UFRRJ
INSTITUTO MULTIDISCIPLINAR
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM HUMANIDADES DIGITAIS

DISSERTAÇÃO

Modelo de simulação baseado em
multi-agentes para o impacto da segregação
socioeconômica no crescimento urbano

Renan Procópio Duarte



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO MULTIDISCIPLINAR
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM HUMANIDADES DIGITAIS

**MODELO DE SIMULAÇÃO BASEADO EM
MULTI-AGENTES PARA O IMPACTO DA
SEGREGAÇÃO SOCIOECONÔMICA NO
CRESCIMENTO URBANO**

RENAN PROCÓPIO DUARTE

Sob a Orientação do professor
Marcelo Panaro de Moraes Zamith

e Co-orientação do professor
Marcel William Rocha da Silva

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Programa de Pós-graduação Interdisciplinar em Humanidades Digitais, Área de Concentração em Análise Qualitativa e Quantitativa de Dinâmicas Sociais

Nova Iguaçu, RJ

Fevereiro de 2022

Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Biblioteca Central / Seção de Processamento Técnico

Ficha catalográfica elaborada
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

D812m Duarte, Renan Procópio, 1993-
Modelo de simulação baseado em multi-agentes para o
impacto da segregação socioeconômica no crescimento
urbano / Renan Procópio Duarte. - Nova Iguaçu, 2022.
113 f.: il.

Orientador: Marcelo Panaro de Moraes Zamith.
Coorientador: Marcel William Rocha da Silva.
Dissertação(Mestrado). -- Universidade Federal
Rural do Rio de Janeiro, Programa de Pós-Graduação
Interdisciplinar em Humanidades Digitais, 2022.

1. Crescimento Urbano. 2. Segregação. 3. Sistema
Multiagente. I. Zamith, Marcelo Panaro de Moraes,
1976-, orient. II. Silva, Marcel William Rocha da ,
1981-, coorient. III Universidade Federal Rural do
Rio de Janeiro. Programa de Pós-Graduação
Interdisciplinar em Humanidades Digitais. IV. Título.



DOCUMENTOS COMPROBATÓRIOS Nº 1899 / 2022 - DeptCC/IM (12.28.01.00.00.83)

Nº do Protocolo: 23083.011153/2022-29

Seropédica-RJ, 21 de fevereiro de 2022.

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO MULTIDISCIPLINAR
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO INTERDISCIPLINAR EM
HUMANIDADES DIGITAIS
RENAN PROCÓPIO DUARTE

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciências, no Curso de Pós-Graduação em HUMANIDADES DIGITAIS área de Concentração em ANÁLISE QUALITATIVA E QUANTITATIVA DE DINÂMICAS SOCIAIS.

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 18/02/2022

Marcelo Panaro de Moraes Zamith (Dr.) - UFRRJ

Orientador

Marcel William Rocha Da Silva (Dr.) - UFRRJ

Coorientador

Regina Célia Paula Leal Toledo (Dr.) - UFF

Leandro Dias De Oliveira (Dr.) - UFRRJ

(Assinado digitalmente em 23/02/2022 09:30)

LEANDRO DIAS DE OLIVEIRA
COORDENADOR - TITULAR
CoordPesq (12.28.01.00.00.44)
Matricula: 1286368

(Assinado digitalmente em 21/02/2022 10:12)

MARCELO PANARO DE MORAES ZAMITH
PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR
DeptCC/IM (12.28.01.00.00.83)
Matricula: 1581041

(Assinado digitalmente em 21/02/2022 15:17)

MARCEL WILLIAM ROCHA DA SILVA
PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR
DeptCC/IM (12.28.01.00.00.83)
Matricula: 1980786

(Assinado digitalmente em 21/02/2022 19:35)

REGINA CELIA PAULA LEAL TOLEDO
ASSINANTE EXTERNO
CPF: 786.341.647-72

Para verificar a autenticidade deste documento entre em <https://sipac.ufrrj.br/public/documentos/index.jsp> informando seu número: **1899**, ano: **2022**, tipo: **DOCUMENTOS COMPROBATÓRIOS**, data de emissão: **21/02/2022** e o código de verificação: **7ce52e37c2**

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais pela dedicação e apoio ao longo de toda a minha vida, e que me deram suporte para que eu me tornasse a pessoa que sou hoje. Agradeço também ao PPGIHD como um todo por ter me ajudado a lapidar minha visão de mundo e meu pensamento.

Agradeço aos meus amigos e pseudo amigos em geral, também a quem me ajudou e atrapalhou. Agradeço a três profissionais da área acadêmica que me fizeram ver como o ensino deveria ser, eles são: o grande Érito Marques Souza Filho, professor do DTL/UFRRJ, o Filipe Braidá do Carmo, professor do DCC/UFRRJ e o professor Rodrigo de Souza Tavares, do nosso programa, e que como diria Rômulo Mendonça, o narrador, "Que Homem!"(kkkkkkkkkkkk), que me fez me inscrever numa matéria “apenas” para ter discussões filosóficas .

Agradeço bastante ao meu orientador Marcelo Panaro de Moraes Zamith pela paciência, pelo conhecimento passado, pelas ideias malucas e pelas boas histórias e risadas em nossas reuniões. Agradeço muito também ao meu coorientador Marcel William Rocha da Silva pela paciência (se alguém falar algo diferente disso do Marcel, tem que ser estudado), pelas dicas, pelas orientações, por frear algumas ideias do meu orientador e pelas boas histórias e risadas em nossas reuniões (sim, existia parte distraídas nas reuniões).

Sou realmente grato por ter tido uma experiência ótima, enquanto era viável em termos de segurança, com o corpo docente como um todo e também com meus colegas desbravadores desde mestrado em Humanidades Digitais. Sou mais grato ainda pelas conversas que tive que fugiam dos tópicos de aula e algumas entravam até

em um mundo filosófico. E diferente da monografia, citarei esses camaradas aqui: ao meu amigo do "bom dia", André Zeferino, se você ler isso um dia, eu espero que ria disso "Bom dia André"; e a um cara meio estranho no início mas que foi o que mais me acompanhou durante essa caminhada no IM, o Luiz "DumontMestrão"Carlos de Jesus, e que tivemos excelentes conversas pré-covid.

Meu muito obrigado também a CAPES que fomentou meus estudos com uma bolsa de mestrado e que talvez sem ela eu não poderia ter começado minha pesquisa de fato, pelo fato de o antigo notebook ter dado adeus após anos de trabalho.

Por fim, continuarei com outra coisa que comecei na monografia, e que talvez tenha mais um capítulo no futuro (quem sabe :D), que é terminar o agradecimento com alguma frase que me marcou de alguma forma. Volto a repetir uma delas, que é sobre sonho de uma obra japonesa chamada *Full Metal Alchemist* e uma outra que é oriundo de um dos passatempos arrumados durante a pandemia, e eu citarei a pessoa que disse essa pérola.

“The pleasure of a dream is that it is a fantasy. If it happens, it was never a dream.”

“Tudo depende da flexibilidade do rabinho da tartaruga.” (Livro de “poemas” da Resurrection)

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001. This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001.”

RESUMO

O crescimento rápido das cidades fez surgir alguns problemas sociais e de serviços públicos. Dentre esses problemas, destaca-se segregação socioeconômica e espacial, que é caracterizada pelo agrupamento de pessoas da mesma classe socioeconômica em certas regiões da cidade e as relações entre os diferentes grupos. Nesse sentido, a simulação computacional é uma excelente ferramenta para observar e entender dinâmicas sociais, como a segregação socioeconômica. Assim, este trabalho propõe uma extensão de um modelo de simulação baseado em Multiagentes, fazendo com que o modelo seja capaz de imitar as dinâmicas urbanas relacionadas a segregação econômica nos centros urbanos, considerando o comportamento imprevisível dos grupos sociais. Além disso, o trabalho propõe a utilização de métricas de segregação socioeconômica, permitindo uma análise qualitativa e quantitativa de dados reais e das simulações com diferentes cenários. Dois aspectos de grande relevância neste trabalho são a contribuição para os gestores públicos e a relação que o tema tem com as humanidades digitais (HD), uma vez que as simulações de dinâmicas sociais estão intrinsecamente conectadas às Ciências Humanas, como Geografia, Economia, Sociologia, entre outras.

Palavras-chave: Crescimento Urbano, Segregação, Sistema Multiagente

ABSTRACT

The rapid growth of cities has given rise to some social and public service problems. Among these problems, socioeconomic and spatial segregation stand out, which is characterized by the grouping of people from the same socioeconomic class in certain regions of the city and the relationships among them. With this in mind, computer simulation is an excellent tool to observe and understand social dynamics, such as socioeconomic segregation. Thus, this work proposes an extension of a simulation model based on Multi-agents, making the model able to mimic urban dynamics related to economic segregation in urban centers, considering the unpredictable behavior of social groups. Besides, the work herein proposes the use of socioeconomic segregation metrics, allowing a qualitative and quantitative analysis of real data and simulations with different scenarios. Two aspects of great relevance in this work are the contribution to public managers and the relationship of the subject with the Digital Humanities (DH) since the simulations of social dynamics are intrinsically connected to the Human Sciences, such as Geography, Economics, Sociology, among others.

Key words: Urban Growth, Segregation, Multi-agent System

Lista de Abreviaturas e Siglas

AC	Autômato Celular
GIS	Sistema de Informação Geográfica
HD	Humanidades Digitais
KDE	Estimativa de Densidade Kernel
IA	Inteligência Artificial
MA	Multi-Agentes
PDF	Função de Densidade de Probabilidade

Lista de Figuras

2.1	Padrão de Espalhamento Urbano e padrão de cidade compacta (Welle et al., 2015).	10
2.2	Exemplo de espraiamento em Caracas, na Venezuela e na Austrália (García-Ayllón, 2016).	11
2.3	Morro Dona Marta, em Botafogo, Rio de Janeiro.	14
2.4	Expansão da cidade dando origem ao padrão de periferização.	17
2.5	Contraste na área urbana devido ao processo de gentrificação na Cidade do México (García-Ayllón, 2016).	19
2.6	Contraste na área urbana devido ao processo de gentrificação na cidade de Toronto. ¹	20
2.7	Exemplos de dimensões de um AC.	34
2.8	Exemplos de topologias de um AC.	34
2.9	Tipos de vizinhança mais comuns em ACs bidimensionais.	35
2.10	Condições de contorno mais comuns.	35
2.11	Módulos do modelo JBarros, adaptado de (Barros, 2004).	46
3.1	Cenários para ilustrar a nova dinâmica de consolidação presente no modelo proposto.	50

3.2	Dinâmicas para o estabelecimento de Agentes dos grupos de renda média e alta.	52
3.3	Êxodo de Agentes dos grupos de renda média e alta após seu estabelecimento na localidade.	55
4.1	Conjunto de Dados (A), cada cor representa um grupo populacional.	58
4.2	Mapas de calor com largura de 10 metros (uma célula) do conjunto de dados (A).	59
4.3	Último instante de tempo simulado do conjunto de Dados (A). . .	62
4.4	Evolução no tempo da simulação.	65
4.5	Total de Agentes ativos ao longo do tempo.	65
4.6	Total de Agentes inativos em relação ao tempo.	66
4.7	Total de Agentes inativos em relação ao tempo (escala logarítmica).	66
4.8	Dissimilaridade e índice H do cenário.	67
4.9	Isolamento do Agente azul (renda baixa) e sua exposição aos outros grupos no cenário base.	68
4.10	Total de Agentes inativos em relação ao tempo para três distribuições entre tipos diferentes de Agentes.	68
4.11	Gráficos testando a proporção de agentes por grupo econômico, onde o experimento <i>A</i> usa a distribuição 10, 40, 50, o experimento <i>B</i> 50, 40, 10 e o experimento <i>C</i> 30, 50, 20.	69
4.12	Gráficos comparando dissimilaridade e índice H para os experimentos <i>A</i> , <i>B</i> e <i>C</i> variando a proporção de Agentes.	70
4.13	Comparação de três saídas gráficas do modelo com variação no parâmetro <i>steps</i>	71
4.14	Dissimilaridade e índice H variando <i>steps</i>	72

4.15	Dissimilaridade e índice H variando o valor de <i>steps2</i> e <i>steps3</i> . . .	73
4.16	Comparação de duas saídas gráficas do modelo com variação no parâmetro de densidade.	74
4.17	Gráficos comparando dissimilaridade e índice H variando a densidade.	74
4.18	Gráficos comparando a consolidação de Agentes com a função <i>neighCons</i> ativa.	75
4.19	Gráfico do número total de Agentes inativos em relação ao tempo variando <i>pred</i>	77
4.20	Gráficos comparando o número de Agentes inativos de cada grupo econômico com diferentes valores em <i>pred</i>	78
4.21	Dissimilaridade e índice H variando o valor de <i>pred</i>	79
4.22	Simulação representativa para <i>pred</i> igual a 6.	80
4.23	Condição inicial: Agentes consolidados.	80
4.24	Gráfico do número total de Agentes inativos em relação ao tempo variando <i>pred</i> com Agentes consolidados na condição inicial. . . .	81
4.25	Número de Agentes inativos com diferentes valores em <i>pred</i> com Agentes consolidados na condição inicial.	81
4.26	Dissimilaridade e índice H variando o <i>pred</i> com Agentes consolidados na condição inicial.	82
4.27	Exposição/isolamento dos Agentes de renda alta e baixa com <i>pred</i> igual 4 e Agentes consolidados na condição inicial.	83
4.28	Diferentes passos de tempo para <i>pred</i> igual a 6 e Agentes consolidados na condição inicial.	84

Lista de Tabelas

4.1	Média de células abandonadas variando <i>pred.</i>	76
-----	--	----

SUMÁRIO

Agradecimentos	iv
Resumo	vi
Abstract	vii
Lista de Abreviaturas e Siglas	viii
Lista de Figuras	ix
Lista de Tabelas	xii
1 Introdução	1
Introdução	1
1.1 Contextualização	1
1.2 Objetivos	4
1.3 Principais Contribuições	5
1.4 Organização do Texto	6
2 Referencial Teórico	7
Referencial Teórico	7
2.1 Crescimento Urbano e Dinâmicas Urbanas	8
2.1.1 Segregação Urbana	23
2.2 Modelos Computacionais	28

2.2.1	Modelos empregados na modelagem urbana	31
2.2.1.1	Autômato Celular (AC)	32
2.2.1.2	Sistema de Multi-Agentes (MA)	37
2.3	Modelo JBarros	41
3	Modelo Proposto	47
	Modelo Proposto	47
3.1	Proposta	47
3.1.1	Módulo de Segregação	48
4	Experimentos	56
	Experimentos	56
4.1	Metodologia	56
4.2	Os Parâmetros	59
4.3	Simulações	61
4.3.1	Análise da Influência dos Parâmetros	63
4.3.1.1	Número e Distribuição de Agentes	64
4.3.1.2	<i>Steps</i>	70
4.3.1.3	Vizinhança	73
4.3.1.4	Segreg	74
4.4	Considerações Finais	84
5	Conclusões	86
5.1	Resumo do Problema Abordado	86

5.2	Resumo da Proposta	86
5.3	Resumo dos Resultados	87
5.4	Principais Contribuições	87
5.5	Trabalhos Futuros	88
	Referências	89

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

Os centros urbanos estão em constante evolução, sendo compostos por diversas pessoas e seus diversos grupos sociais, os quais interagem entre eles e a própria cidade, modificando e evoluindo o ambiente onde vivem.

De fato, nos últimos anos, a humanidade presenciou e atuou no processo de mudança das áreas rurais para urbanas. Segundo um estudo da Vasconcelos (2006) publicado no Ipea, houve um grande movimento de pessoas do campo para cidades. Nos anos 1970, pouco mais de 50% dos brasileiros já moravam em regiões urbanizadas. Desde então, ano a ano, os centros urbanos passaram a receber cada vez mais pessoas. Nos anos 2000, as cidades já comportavam 80% de toda a população brasileira e a previsão para 2050 é que esse percentual chegue a 90% (Matos, 2012).

Esse movimento da migração da população das regiões rurais para a cidade aconteceu em todo o mundo, mas não de forma igual em todos os países. Se por um lado, os países chamados de desenvolvidos vivenciaram uma urbanização longa e gradual, por outro lado, os países em desenvolvimento não contaram com essa vantagem e tiveram seus processos de urbanização ocorrendo em poucas décadas (Matos, 2012). Em todos os casos houve a necessidade das demandas da população, agora urbana, inerentes ao processo de urbanização, como por exemplo, saneamento básico, saúde, educação, economia e transporte.

Como os países desenvolvidos levaram mais tempo no processo de urbanização, os gestores públicos puderam testar e implementar diversas políticas públicas e, hoje, esses países apresentam cidades urbanizadas com políticas públicas mais robustas, especialmente no que tange o crescimento da cidade. Cenário bem diferente dos países em desenvolvimento, que apresentam uma estrutura urbana desordenada e com problemas em serviços básicos. No Brasil, por exemplo, em pleno Século XXI, um

estudo realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) mostra que quatro em cada dez cidades brasileiras não têm saneamento básico (Cabral, 2020).

É importante ressaltar que as demandas e os fenômenos relativos ao processo de urbanização são de interesse público. A Constituição Federal de 1988 em seu artigo 6º define os direitos sociais e a responsabilidade do Estado em garantir, entre outros, os direitos sociais. Então não há dúvida de que o processo de urbanização e os fenômenos relacionados são de interesse público. Além disto, o Estado tem o dever de propor políticas públicas, seja para atender as demandas da população seja também evitar anomalias e fenômenos negativos a boa e correta urbanização (Goulart, Terci e Otero, 2016). O Município do Rio de Janeiro, por exemplo, tem um plano diretor (SMPU, 2021), que busca tanto atender as demandas de crescimento urbano como também definir a política de crescimento da cidade de forma sustentável.

Uma ferramenta útil para entender os fenômenos inerentes ao processo de urbanização é a simulação, tanto para pesquisadores quanto gestores públicos. Uma vez que a simulação é capaz de reproduzir o mundo real, em geral, através de mundo virtual e controlado. Desta forma, é possível evidenciar dinâmicas e comportamentos específicos conforme o escopo da simulação (Shannon, 1998). Além disso, viabiliza a análise de certas dinâmicas que são impossíveis ou difíceis de serem observadas no mundo real.

Outro aspecto que a simulação permite é a previsão. Diversas previsões são realizadas dentro de sistemas de simulação, permitindo analisar e entender como será o futuro (INPE, 2010). Vale ressaltar que a simulação já vem sendo empregada no estudo e nas políticas públicas nas mais diversas dinâmicas urbanas (Batty, 1997; Zamith, 2013; Liu et al., 2017; Bosse e Engel, 2019). Na Alemanha, por exemplo, a simulação é utilizada para previsão do fluxo viário, conforme é observado no site <<https://www.verkehr.nrw/>>.

A simulação de fenômenos urbanos ou físicos traz outro elemento conhecido na literatura como modelo. O modelo é responsável por descrever o comportamento do sistema simulado, em geral, através de algoritmos ou equações diferenciais. No

caso de dinâmicas urbanas, o comportamento é descrito por regras, ou seja, por algoritmos. Neste sentido, duas famílias de modelos são amplamente empregadas: os modelos baseados em Autômatos Celulares e os baseados em Agentes/Multiagentes.

Autômato Celular e Multiagentes são técnicas conceitualmente diferentes, mas que conseguem reproduzir comportamentos complexos e dinâmicos. Os Autômatos Celulares (ACs) traduzem a ideia de sistema autorreprodutivo e foram propostos por John Von Neumann (Burks, 1970). Em seguida, diversos trabalhos foram desenvolvidos, especialmente aqueles que reproduzem a interação humana, como o trânsito, multidão, uso da terra e expansão urbana. Os modelos baseados em Agentes/Multiagentes (MA) são mais amplos, uma vez que permitem não só utilizar as mesmas regras e estruturas de dados dos Autômatos Celulares, mas também incluem elementos como o objetivo que devem atingir, funções de minimização de custo, memória e outros recursos (Heppenstall et al., 2011).

Dessa forma, ambas as técnicas são capazes de traduzir o comportamento humano e a interação entre os elementos da simulação, como é exigido em dinâmicas sociais. São técnicas adequadas para descrever e reproduzir sistemas complexos e dinâmicos, onde a partir da interação local faz emergir um comportamento global. Além disso, a interação local é feita através de regras, incluindo regras estocásticas, que são capazes de traduzir o comportamento imprevisível do ser humano em ambientes de simulação.

Vale ressaltar que as dinâmicas urbanas são sistemas complexos e dinâmicos, não apenas pela interação das pessoas e grupos, mas também pela interação desses com o ambiente urbano, que muda conforme o tempo passa e também acaba interagindo com habitantes.

Dentre as diversas dinâmicas urbanas, há o crescimento urbano baseado na relação das diferentes classes sociais, na segregação social, e nos eventos relacionados, como por exemplo a periferização ou gentrificação, que acentuam as diferenças e as relações dos indivíduos das diferentes classes sociais. É um assunto de grande relevância para o poder público, pois afeta diretamente o processo de crescimento urbano como também as relações entre os indivíduos, criando grupos segregados socialmente e

especialmente. E, de uma forma indireta, acaba por impactar no preço da terra e até mesmo nos serviços essenciais.

Outro aspecto que este trabalho traz é a relação do tema com as humanidades digitais (HD). De acordo com a definição 2 do Manifesto da Humanidades Digitais, as HD referem-se, de alguma forma, ao uso de técnicas digitais para as Ciências Humanas, Sociais, Artes e Letras: “2. *Para nós, as humanidades digitais dizem respeito à totalidade das ciências sociais e humanas. As humanidades digitais não negam o passado, apoiam-se, pelo contrário, no conjunto dos paradigmas, experiência e conhecimentos próprios dessas disciplinas, mobilizando simultaneamente os instrumentos e as perspectivas singulares do mundo digital.*” (Dacos, Marin, 2011).

Fazendo uma leitura mais ampla do Manifesto de HD, não é um absurdo incluir a simulação de dinâmicas sociais como uma ferramenta de interesse para as HD, uma vez que: (i) vem para auxiliar diversas áreas de humanas (definição 2 do Manifesto); (ii) é uma ferramenta da área de exatas e que a tecnologia torna viável a sua utilização, sem o computador digital não seria possível reproduzir certos cenários (definição 3 do Manifesto), seja pelo seu tamanho seja pela aplicação das regras. Dessa forma, não seria possível realizar certas observações e construir certos conhecimentos, que a simulação acaba por elucidar (definição 1); e, (iii) as simulações de dinâmicas sociais estão intrinsecamente conectadas às Ciências Humanas, como: geografia, economia, sociologia, entre outras.

1.2 Objetivos

Neste trabalho, propomos uma extensão do modelo de simulação de classes sociais desenvolvido por Barros (2004). O modelo proposto é baseado em uma abordagem Multi-Agente e que busca representar melhor as dinâmicas urbanas e padrões de segregação observáveis em cidades brasileiras, através da interação entre os Agentes e deles com o ambiente. Para isso, foram incluídas métricas de segregação social capazes de representar qualitativamente e quantitativamente os dados reais e possibilitando a simulação de diferentes situações.

1.3 Principais Contribuições

Nesta Seção, apresentamos um resumo de nossas contribuições acerca deste trabalho. Contribuições estas em termos do estudo do problema, proposta, metodologia empírica e disponibilização de código fonte como legado para futuras contribuições:

(i) *Um estudo sobre o tema*

A literatura sobre dinâmicas e padrões espaciais com foco nas cidades latino-americanas relacionadas a modelos de simulação não é abundante. Portanto, ao realizar um estudo sobre esse tema e compará-lo com padrões encontrados em outros trabalhos e torná-lo disponível é um ganho para todos os futuros trabalhos nesta área.

(ii) *Um modelo de simulação estendido*

Propomos e desenvolvemos um novo módulo que aborda a segregação socioeconômica e espacial com base em dinâmicas vistas nas cidades da América Latina, principalmente nas cidades brasileiras. Propusemos esta modificação no modelo JBarros (Barros, 2004) de forma a modificar as interações dos Agentes para com outros Agentes e também em relação ao ambiente, aumentando assim a percepção dos mesmos.

(iii) *Inclusão de métricas de segregação socioespacial*

Neste estudo, incluímos métricas para a avaliação socioespacial do modelo de simulação. Estas métricas tem por objetivo o auxílio no entendimento dos impactos em termos de segregação social que essas dinâmicas causam na cidade.

(iv) *Aproximação do tema com HD*

Diversos trabalhos na área de HD têm seu enfoque definido em análise de objetos e/ou textos do passado. HD sendo uma grande área de estudo pode-se utilizar de modelos de simulação computacional para ajudar e melhorar a vida da sociedade como um todo.

1.4 Organização do Texto

O Capítulo 2 faz uma breve descrição de crescimento urbano, conceituando os fundamentos da periferização e de algumas dinâmicas urbanas com foco nas cidades latino americanas. Além disso, o Capítulo também apresenta os modelos computacionais para a simulação do crescimento urbano, entre eles o Autômato Celular e o Multiagentes, inclusive do modelo utilizado como base para este trabalho. O Capítulo 3 discute as extensões propostas para o modelo de simulação. Os experimentos são descritos e discutidos no Capítulo 4. Por fim, o Capítulo 5 aponta as considerações finais acerca do trabalho e os trabalhos futuros.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

O processo de urbanização vem sendo estudado há muito tempo e cada região do planeta apresenta diferentes dinâmicas, dependendo do nível de desenvolvimento de cada país. As teorias construídas para explicar o desenvolvimento e crescimento urbano dos países europeus e Estados Unidos não se aplicam corretamente aos países ditos de terceiro mundo ou em desenvolvimento (Lawson e Klak, 1993).

Essa diferença nas características de urbanização das cidades de países com distintos níveis de desenvolvimento não é unânime entre os pesquisadores, há duas visões sobre esse assunto. A primeira visão acredita que as cidades dos países em desenvolvimento estão em um estágio similar ao pré-industrial, e, portanto, em algum tempo futuro irão estar nos mesmos passos dos países desenvolvidos (London e Flanagan, 1976; Sjoberg, 1980). A segunda visão acredita que o processo de desenvolvimento urbano ocorre de forma diferente. Por isso, houve o desenvolvimento de novos modelos capazes de descrever e explicar o processo de formação das grandes cidades dos países em desenvolvimento, como as cidades da América Latina (Payne, 1977).

Associado a esta segunda visão, dinâmicas urbanas presentes no crescimento urbano de países desenvolvidos não desempenham o mesmo papel em países em desenvolvimento. Mudanças nas dinâmicas urbanas geralmente vêm como um processo que atua na parte geográfica da cidade e/ou na parte econômica através do mercado imobiliário. A dinâmica urbana de maior impacto no grande crescimento urbano da maioria das cidades latino-americanas foi a migração rural-urbana, a qual ocorreu em diferentes períodos entre os anos de 1940 e 1990. Esse curto período de tempo no processo de migração fez com que os centros urbanos das cidades brasileiras crescessem com pouco ou nenhum planejamento (Matos, 2012).

Atualmente, o crescimento populacional das áreas urbanas tem sua base na taxa de natalidade e nas dinâmicas urbanas que acontecem em conexão a mudanças na

cidade, como a periferização (García-Ayllón, 2016).

Este trabalho é baseado na visão de que as dinâmicas urbanas das cidades brasileiras e dos países da América Latina acontecem de forma diferente das cidades dos países desenvolvidos, apresentando algumas dinâmicas que emergem dos processos do crescimento urbano, assim como técnicas e modelos computacionais que são adotadas pela literatura a fim de analisar e compreender tais fenômenos, no qual um deles será mais detalhado, e por fim, métricas para avaliação de segregação do espaço urbano.

2.1 Crescimento Urbano e Dinâmicas Urbanas

O crescimento urbano na maioria das cidades da América Latina teve seu auge nas décadas de 1960 e 1980, onde estudos da época apontavam para um crescimento sem precedentes nos anos 2000. Fato que não se concretizou, tendo a taxa de crescimento urbano decaído e se mantido estável desde a década de 1980 (Barros, 2004). Apesar disso, a América Latina juntamente com o Caribe são as regiões em desenvolvimento mais urbanizadas dos países em desenvolvimento (Cavenaghi, 2009).

Mesmo com a redução da taxa de crescimento, muitas destas localidades ainda apresentam os mesmos problemas de quando a taxa de crescimento era elevada, como falta de serviços públicos, degradação do ambiente, alta densidade demográfica, pobreza e alta segregação social. A velocidade de crescimento no contexto da América Latina é vista como um dos principais fatores para as patologias relacionadas às paisagens urbanas (García-Ayllón, 2016).

Comparando a América Latina e parte da Ásia com Europa e América do Norte, há diferenças no foco dos estudos sobre crescimento urbano nessas regiões. Nos países desenvolvidos, os estudos concentram-se em temas como: declínio da área central, emergência de serviços e comodidades em cidades fora do centro (também chamadas de cidades fronteira) e a suburbanização das periferias (Batty, Xie e Sun, 1999). Desses temas, a periferização vem ganhando destaque no âmbito do Brasil e da América Latina, com foco no campo do crescimento urbano, na tentativa de analisar e avaliar

o porquê do rápido crescimento das cidades latinas (Cunha e Vignoli, 2009).

Esta diferença em temas de pesquisa está relacionada com a forma que o crescimento urbano aconteceu nessas regiões. Na Europa e América do Norte, o crescimento ocorreu principalmente em dois padrões: de cidades compactas (*compact city*) (Environment et al., 1996) e o espraiamento (*sprawl*). O crescimento baseado em cidades compactas tem como característica o planejamento urbano que visa conciliar o desenvolvimento urbano com o uso inteligente da terra, além de identificar áreas que necessitem de políticas de intervenção (Burton, 2002; Schwarz, 2010).

A Figura 2.1 ajuda a evidenciar a diferença entre esses padrões de crescimento. Na imagem mais a esquerda é ilustrado um típico cenário de cidade concebida no padrão de crescimento de espraiamento. Como não há um planejamento prévio na maioria dos casos, a cidade torna-se dividida desigualmente e para ter acesso a determinados serviços deve ser necessário um grande deslocamento. Tomando a imagem como exemplo, podemos estar a 2 *km* de um centro recreativo, mas também a 5 *km* de um centro de saúde. Dependendo da cidade, essas distâncias são dezenas de vezes maiores, o que pode dificultar o acesso de determinados habitantes à serviços.

A ilustração mais a direita da Figura 2.1 apresenta um cenário de cidade planejada, *compact city*. Ao contrário do exemplo anterior, como há um planejamento da cidade, os serviços oferecidos na mesma tendem a ficar localizados em regiões que sejam de fácil acesso e que ao mesmo tempo não necessitem de um grande deslocamento. Esse padrão de cidade vem tornando-se cada vez mais comum, entretanto em uma escala reduzida o qual é comumente denominado como condomínio fechado. Nesse tipo de micro-cidade, além das moradias, sejam elas dispostas em edifícios ou casas individuais, é comum haver áreas de lazer, comodidades e até serviços, como caixas eletrônicos, dentro de seus limites.

O espraiamento não tem uma definição central, porém apresenta pontos em comum nas várias definições (Inostroza et al., 2013). A mais aceita pela comunidade acadêmica é que o espraiamento urbano é um padrão de crescimento não planejado e desigual (Batty, Besussi e Chin, 2003). Em geral, é caracterizado com uma expansão da comunidade através da migração da população das cidades para áreas

outrora desocupadas. As áreas que tornam-se ocupadas devido à expansão da comunidade recebem o nome de periferia. Estas periferias apresentam desigualdade no desenvolvimento urbano, o que corrobora a uma utilização ineficiente dos recursos e, por fim resulta na falta de mobilidade por parte da população que ali reside (Barros, 2004; Schneider e Woodcock, 2008; Oueslati et al., 2015).

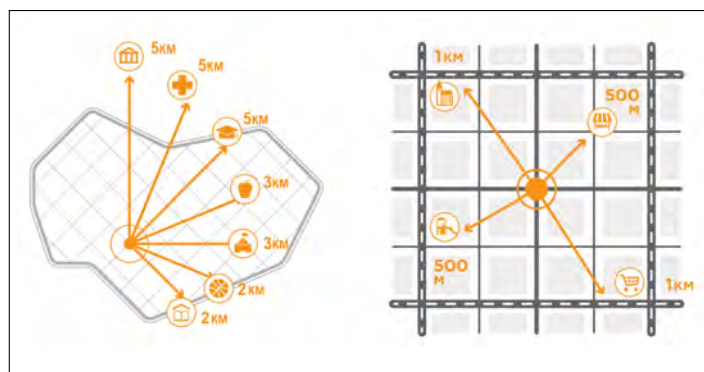


Figura 2.1: Padrão de Espalhamento Urbano e padrão de cidade compacta (Welle et al., 2015).

Países da América Latina como o Brasil tiveram na maior parte o crescimento urbano formatado no padrão de espraiamento. Além disto, ocorreu um fenômeno de migração rural-urbano extremo, o que acarretou em um problema de acesso a moradias e de falta de oportunidade de emprego, fato que se agravou ao decorrer das décadas culminando num processo de suburbanização e, em alguns casos, no surgimento de comunidades ou favelas. Cidades com milhões de habitantes começaram a surgir em poucas décadas, como as cidades de São Paulo e a Cidade do México (Barros, 2004; García-Ayllón, 2016).

A Figura 2.2 ilustra as diferenças no padrão de espraiamento entre os países da América Latina e países desenvolvidos. A foto da esquerda foi tirada da cidade de Caracas e apresenta uma grande desordem, uma cidade caótica, o que evidencia ainda mais as diferenças sociais que são delimitadas por uma via expressa. Essa quebra na paisagem urbana é resultado de desigualdades pré-existentes presentes na sociedade e que continuaram a serem ampliadas com o crescimento econômico. Por outro lado, o crescimento urbano na Austrália tem um espraiamento diferente, uniforme e ordenado. Um dos fatores para tal desfecho, se deu pela capacidade da cidade e do governo em acomodar o crescimento populacional, a expansão de

habitações e a procura por emprego. Outro fator importante a se mencionar é a taxa de crescimento populacional quando iniciou-se o processo de espraiamento.



Figura 2.2: Exemplo de espraiamento em Caracas, na Venezuela e na Austrália (García-Ayllón, 2016).

A quebra na paisagem encontrada em várias cidades latinas não apenas cria um contraste visual entre a área urbana mais privilegiada e a de menor renda, mas também salienta o problema de moradia, uma vez que a densidade populacional nas áreas menos privilegiadas são bem maiores que nas áreas de maior renda per capita. Uma vez que a população cresce, a cidade cresce, pois tem de alocar os novos habitantes, todavia há um limite geográfico (ou geopolítico nesses casos). Quando isto ocorre, há a incorporação de novos distritos situados à margem da cidade em crescimento, formando assim uma paisagem super-urbanizada (Inostroza et al., 2013).

O problema de moradia também ocorre em algumas cidades de países desenvolvidos, como nos Estados Unidos da América (EUA). Na cidade de Los Angeles foi definida uma região no centro da cidade chamada de *Skid Row*, a qual apresenta a maior população de sem-tetos em solo americano (Smith e Castañeda-Tinoco, 2019). Essa situação sucede desde a década de 1930, e já foram realizadas várias políticas sociais, todavia é a área que apresenta maiores segregações e crimes da região (Blasi e Stuart, 2008). Nesse caso, a quebra na paisagem decorre não das construções, mas sim, de pessoas morando na rua ou em vielas.

Apesar de haver uma queda na taxa de crescimento urbano desde a década de 1980, essa queda não ocorreu de forma linear em todas regiões das cidades. As áreas de menor renda, ou seja, aquela que circunda a cidade, tiveram aumento na taxa de crescimento, e as cidades do entorno também começaram a apresentar uma taxa

de crescimento maior do que a taxa do centro da cidade. As áreas ao entorno do centro metropolitano, chamadas de periferia, começaram a crescer e até a formar novas periferias, dando origem ao fenômeno de periferização (Barros, 2004).

A periferização é definida como sendo um processo de crescimento urbano caracterizado por assentamentos localizados nas bordas das cidades, realizando assim a expansão das mesmas (Saint, 1993). Esses assentamentos compõem a periferia. A periferia tratada nesse trabalho é a urbana, definida por Corrêa (1986) como sendo uma área da cidade que situa-se nos arredores do espaço urbano. Contam como periferias urbanas ou simplesmente subúrbios, áreas que encontram-se nos limites do espaço urbano as quais apresentaram algum tipo de urbanização e áreas nas quais a urbanização ainda figura em seus passos iniciais, coexistindo com áreas rurais.

Historicamente, esse fenômeno data do século XX e está conectado à expansão urbana, especialmente com o processo de metropolização, e adquiriu uma enorme magnitude. Esse processo começa com a transformação do campo periurbano, o qual dá origem inicialmente a uma periferia rural-urbana e após à subúrbios integrados ao espaço urbano (Corrêa, 1986).

Hoje, este processo de metropolização está mais relacionado com a criação de novas metrópoles do que com o crescimento das antigas, devido à queda na taxa de crescimento dos antigos distritos. Essa queda é associada com a diminuição na taxa de natalidade, a inserção das mulheres no mercado de trabalho e o fato de que as metrópoles tornaram-se menos atraentes para os imigrantes, principalmente ao considerar a diminuição na oferta de emprego e também a piora na qualidade de vida (Souza, 2001).

Os assentamentos espontâneos, devido às suas características, sugerem a discussão de legalidade do uso da terra. Todavia essa questão de legalidade é uma linha tênue porque depende da legislação em vigência da cidade ou país, além de que muitos desses assentamentos apresentam uma combinação de características legais e ilegais (UNCHS, 1982).

Existem vários nomes dados a esses assentamentos, sendo alguns deles usados

apenas localmente, como: favelas, comunidades, *barriadas*, *colonias*, *shantytowns* e *slums* (Dwyer et al., 1975). Esses assentamentos espontâneos podem ser classificados de acordo com a localidade que eles ocupam em relação a cidade.

Os assentamentos periféricos são aqueles localizados nos limites das cidades e, em geral, são ocupações ilegais de terra que estavam sem uso na qual os moradores constroem suas casas. Com o passar do tempo há uma melhora nessas moradias além de uma expansão gradual no número de moradores desta região. Há também os assentamentos localizados perto dos centros urbanos, os quais apresentam alta densidade demográfica e comumente já alcançaram o limite de expansão (UNCHS, 1982).

Na periferia, os assentamentos não apresentam uma divisão igualitária. Os terrenos são divididos em lotes, e como não há fiscalização, o tamanho dos lotes fica a cargo dos habitantes que ali chegaram primeiro. Outra prática comum, é a venda de sublotes oriundos de divisões do lote de um dos habitantes. Essa falta de padrão dificulta a passagem de veículos e, às vezes, até de pessoas, além de ser um dos problemas a serem contornados pelo poder público quando o mesmo oferece infraestrutura básica para a população que reside nesses assentamentos (Barros, 2004).

Hoje em dia, a formação de favelas e a proliferação de assentamentos periféricos impressionam não só pelos números a eles associados, mas também por sua complexidade e significado sócio-político. Na verdade, a versão brasileira desse processo é particularmente grave, em virtude das particularidades socioespaciais e históricas do Brasil, como: violência extrema, segregação dos pobres e auto-segregação por parte das elites urbanas (Souza, 2001).

A periferização não traz apenas assentamentos de grupos de baixa renda, assim como também uma periferia elitizada. A periferização é um processo que não acontece apenas com os grupos de baixa renda, hoje também há uma periferia elitizada. A periferia elitizada é composta por grupos de alta renda os quais, em geral, encontram-se em condomínios fechados. Apesar de estarem localizados perto de áreas de menor renda, o contato entre a elite urbana, presente nos condomínios, e o grupo de baixa

renda que reside na área ao redor é escasso ou nulo. Isso acaba por fragmentar este espaço e aumentar a segregação, uma vez que a elite se auto-segrega dentro do limite destes condomínios fechados (Corrêa, 1986; Souza, 2001).

Dado que temos uma melhor noção do que são os assentamentos espontâneos, surge uma questão: por que eles surgem em determinados locais? Ainda não há uma teoria bem aceita pela comunidade, mas existem alguns fatores que os pesquisadores tendem a correlacionar com as escolhas dos locais onde surgem os assentamentos espontâneos (Barros, 2004). Dois fatores bem aceitos são: a terra em questão estar disponível e a proximidade de áreas com alta densidade e que apresentam um uso de terra misto.

Grupos de baixa renda geralmente têm suas moradias nos locais que outros grupos com renda mais alta deixaram desocupados, portanto, qualquer pedaço de terra sem um uso já estabelecido, torna-se possível de assentamento por esses habitantes de menor renda (Gilbert e Ward, 1982). Um dos efeitos negativos dessa abordagem é que, em alguns casos, os habitantes desta área estão sujeitos não só a falta de serviços e/ou acesso, assim como também a deslizamentos de terra e inundações.

Os assentamentos espontâneos pela disponibilidade de terra, em geral, ocorreram (e ainda ocorrem em determinadas regiões) nas periferias, uma vez que é difícil encontrar terra sem uso nos centros urbanos. Atualmente, em pleno Século XXI, é possível encontrar assentamentos deste tipo, que surgem no meio do cenário urbano metropolitano, como é o caso da cidade do Rio de Janeiro e ilustrado pela Figura 2.3, que em alguns casos ocorrem para cima, ocupando encostas de morros sem qualquer segurança ou serviços essenciais. Nesse caso, observamos que a parcela de terra do morro está ocupada de forma irregular e originalmente era uma região de mata.



Figura 2.3: Morro Dona Marta, em Botafogo, Rio de Janeiro.

Ainda no caso da cidade do Rio de Janeiro, podemos introduzir o segundo fator, o qual sugere que a proximidade com um uso misto da terra, ou seja, que envolve diversas atividades, sejam elas industriais e/ou comerciais. Isso gera um atrativo para os grupos de baixa renda, que procuram por oportunidade de emprego e desejam manter-se perto destas áreas. Esse efeito ocorre tanto no centro da cidade quanto na periferia, o que em alguns casos está relacionado com o surgimento das favelas, sendo que a maioria dos novos assentamentos são na periferia, pois essas regiões oferecem uma maior disponibilidade de terra (Ulack, 1978).

Como as cidades estão em constante evolução, esses assentamentos espontâneos também estão em evolução, afetando e sendo afetados pelas cidades. Com base nessa relação com o tempo, ocorrem mudanças nas moradias, o que podemos entender como melhoras físicas. Essas melhorias acontecem até pelo fato de como são os estágios no desenvolvimento de assentamentos, segundo Soto et al. (1989): “no início a terra é ocupada, e então começa a construção da moradia, após os moradores instalam a infraestrutura básica e só então eles adquirem a propriedade”.

Baseado nos estágios, podemos compreender que esses assentamentos estão de alguma forma tendo atualizações, melhorando as condições das moradias. Além disso, com o crescimento da cidade a área metropolitana se estende, assim englobando as periferias e por vez, adicionando as mesmas à região metropolitana. Essas dinâmicas a médio e longo prazo mudam a localização relativa desses assentamentos, o que acarreta também em uma atualização dos valores, tanto monetário quanto moral, esse processo é comumente denominado de recontextualização (Barros, 2004).

Então, será que os assentamentos espontâneos podem ser vistos não como uma adversidade e sim como uma solução para o problema de falta de moradias? Alguns autores, como Turner (1967), expressaram esta opinião. Entretanto, muitos dos habitantes desses assentamentos espontâneos desejam migrar para uma moradia melhor, na qual os mesmos poderiam usufruir de comodidades e serviços oferecidos pela entidade governamental ou mesmo por entidades privadas. Apesar do desejo de melhorias, os habitantes também visam permanecer em uma localidade próxima ao centro, o que acarreta em uma recepção desfavorável a certas estratégias

governamentais de desenvolvimento.

Nem todos os assentamentos espontâneos sofrem efeito da recontextualização. Alguns desses assentamentos, mesmo com o passar do tempo, permanecem às margens dos serviços oferecidos para a sociedade. É comum a atribuição de termos conotativos para descrever esses assentamentos, como favelas (UNCHS, 1982).

Diferentes estudos (Desyllas et al., 1997; Mukhija, 2001) argumentam que a configuração espacial dos assentamentos tem um grande impacto no desenvolvimento do mesmo e da inserção como área da cidade. Elementos como a localidade, o uso de terra, tamanho e forma dos lotes influenciam na marginalização dos assentamentos. Apesar disto, vem sendo cada vez mais frequente a elaboração de ações sociais a fim de contornar tanto a marginalização quanto o sentido conotativo do nome dado a estas moradias.

Mesmo com as taxas de crescimento urbano caindo, o que se viu foi um crescimento em toda área ao redor do centro urbano. Áreas que outrora eram de uso agrícola foram sendo convertidas em urbanas através do processo de periferação. Esta área então era convertida em uma periferia rural-urbana que com o tempo viria a transformar-se em uma área suburbanizada. Com a intensificação deste processo, podemos considerá-lo como sendo o modo normal de crescimento destas cidades (Barros, 2004).

A Figura 2.4 ilustra o processo de periferação. No início há um centro urbano e ao redor dele há áreas sem uso ou com uso não urbano. Através da expansão da cidade e urbanização destas áreas, essa periferia rural-urbana torna-se uma periferia suburbana e conseqüentemente é incorporada a área da cidade. Após esse processo, surgem novos assentamentos às margens da periferia suburbana, criando assim uma nova periferia rural-urbana a qual tende a sofrer o mesmo processo e transforma-se em periferia suburbana.

A periferação é um fenômeno que impacta no preço da terra, o qual tende a aumentar tendo em vista que o local que era periferia, com o avanço dos limites urbanos, passa a figurar mais próximo do centro geográfico da cidade. Um efeito

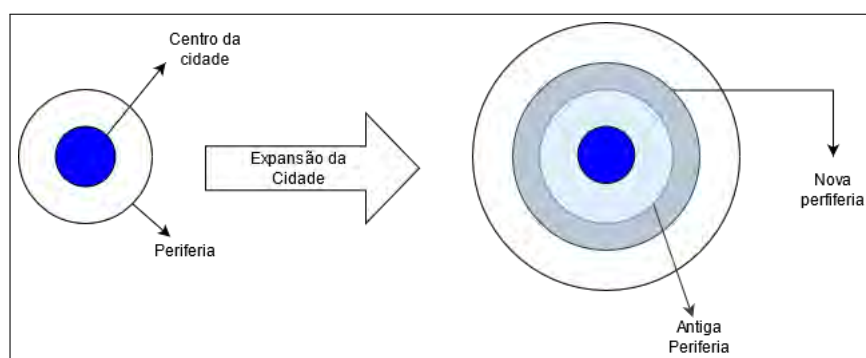


Figura 2.4: Expansão da cidade dando origem ao padrão de periferização.

positivo deste fenômeno é que estas áreas tornam-se mais atrativas a investimentos e incentivos para o um novo processo de desenvolvimento (Mukhija, 2001). Por outro lado, o custo de vida dos residentes destas áreas também tende a aumentar, seja por maior poder aquisitivo, seja pelo aumento na taxaço. Muitos dos habitantes desses locais mudam-se para mais longe, na direção da nova periferia, quer aproveitando-se do aumento do preço da terra para revendê-la, ou não conseguindo custear as novas despesas (Dwyer et al., 1975).

Gilbert (1987) defende que as dinâmicas do uso de terra urbana são determinadas pelas forças de mercado, ou seja, os serviços, suprimentos e comodidades. Inicialmente, são oferecidos em áreas às quais os donos são politicamente poderosos ou que podem arcar com os custos destes serviços. Isso faz com que essas localizações valorizem-se e que novas áreas de habitações de padrão elevado surjam próximas a áreas com serviços estabelecidos, e ao mesmo tempo, a falta desses serviços em áreas de baixa renda, o que inibe que grupos de alta renda migrem para tais regiões.

Um exemplo do padrão de periferização é descrito por Mautner (1991). No estudo sobre a área da capital da cidade de São Paulo, a autora sugere três estágios de desenvolvimento das periferias: primeiro estágio é a construção das moradias na periferia; no segundo estágio, há a demanda por infraestrutura em relação ao governo, todavia, o governo só poderia oferecer infraestrutura se as moradias fossem regularizadas, portanto nesse estágio acontece também a regularização da situação dessas moradias; e, no terceiro estágio, a infraestrutura é fornecida e a periferia torna-se um espaço urbano. O processo de total imersão da periferia como parte da

cidade pode levar até vinte anos.

Essa expansão da cidade, seja através do espraiamento seja pela periferização, pode apresentar alguns pontos prejudiciais não só a respeito do uso da terra, como também para os seus habitantes, como: problemas de sustentabilidade, principalmente em relação aos assentamentos espontâneos, os quais podem ser construídos em áreas de preservação ambiental; impacto negativo na qualidade de vida dos habitantes, uma vez que em muitos casos, há falta de serviços básicos e infraestrutura adequada; e também na acessibilidade, dado que geralmente se fazem necessários grandes deslocamentos para ir ao trabalho e/ou para ter acessos aos serviços governamentais (Barros, 2004).

Além destes problemas, é importante salientar que existem dois tipos de periferia urbana. A periferia não se constitui em uma faixa circular homogênea, tanto em termos naturais como sociais, em torno da cidade como é ilustrado na Figura 2.4. Há a periferia das amenidades e a periferia interiorana, como Corrêa (1986) as denomina. A periferia interiorana é a periferia dos grupos que têm menor renda e tem como característica os assentamentos espontâneos apresentados anteriormente. A periferia das amenidades é caracterizada por grupos de maior renda. E, desde de seu início, conta com investimentos por parte do governo e do setor privado em infraestrutura.

Os municípios do estado do Rio de Janeiro conseguem caracterizar ambas as periferias. A interiorana é bem definida na região da Baixada Fluminense, enquanto a Barra da Tijuca é um ótimo exemplo de periferia das amenidades.

Outra dinâmica urbana é conhecida pela literatura como gentrificação. É vista como uma série de melhorias físicas ou materiais e mudanças imateriais - econômicas, sociais e culturais - que ocorrem em alguns centros urbanos antigos, os quais experimentam uma apreciável elevação de seu status. Caracteriza-se, normalmente, pela ação de forças de grupos de diferentes classes econômicas, onde há a ocupação de classes mais abastadas em regiões que até então eram ocupadas por habitantes de classes mais baixas (Bataller e Botelho, 2012), há uma “expulsão” do grupo de menor renda.

O intuito desse processo é revitalizar a região, aumentando assim o valor imobiliário da mesma. O efeito proporcionado por este processo é a migração de indivíduos ou grupos de indivíduos que dispõem de alta renda para essas áreas revitalizadas, acarretando, muitas vezes, no deslocamento, seja voluntário ou forçado, dos atuais habitantes daquela região (Lees, Slater e Wyly, 2013).

Este processo é ruim para cidade a medida que acaba por aumentar o nível de segregação entre classes socioeconômicas, uma vez que reduz as possibilidades de encontrar moradia para a classe de baixa renda em tais áreas e favorece o seu deslocamento. As consequências deste processo abrangem uma parte social, representada por menor interação entre as classes sociais, e uma parte econômica, caracterizado pela valorização dos imóveis da região (Bataller e Botelho, 2012).

O investimento pode ser privado, como ocorreu na Inglaterra, ou público, como aconteceu nos EUA (Barros, 2004). Smith (1982) argumenta que a gentrificação é parte de um processo de desenvolvimento desigual, pois esse investimento em uma área específica, imediatamente ao lado de uma outra que não recebeu qualquer investimento e que continuará a mesma, acentua ainda mais a desigualdade, como pode ser visto nas Figuras 2.5 e 2.6. Isso demonstra que mesmo em países desenvolvidos ainda há a desigualdade, por mais que seja menor, em termos de moradia em áreas próximas.



Figura 2.5: Contraste na área urbana devido ao processo de gentrificação na Cidade do México (García-Ayllón, 2016).

Apesar de ocorrer também nas cidades da América Latina, como a Figura 2.5 mostra, Ward (1993) argumenta que esse processo não teve muito impacto nas cidades da América Latina, pois o ganho monetário da revitalização da área, em geral, não é

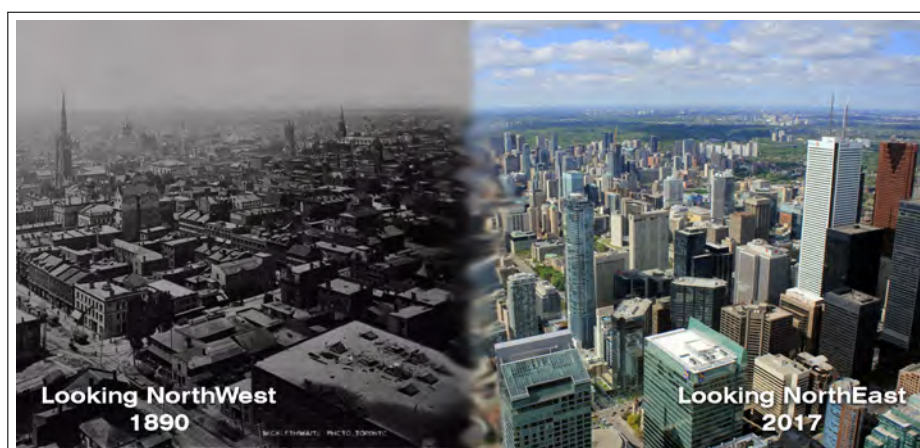


Figura 2.6: Contraste na área urbana devido ao processo de gentrificação na cidade de Toronto.¹

suficiente para sugerir altos investimentos, até pelo cenário de distribuição de renda da maioria das cidades latino-americanas contam com uma pequena porcentagem de seus habitantes figurando nos grupos de alta renda.

Bataller e Botelho (2012) discutem que a gentrificação explica-se pelo desejo dos gentrificadores de distinguir-se de outros grupos sociais, isto é, trata-se de uma distinção cultural. Logo, do ponto de vista socioeconômico, esse processo é bem visto pelos investidores, no entanto, do ponto de vista social da área é um processo não desejado por dois motivos principais: o primeiro porque tende a diminuir a integração entre os diferentes grupos da sociedade urbana; e segundo, devido ao fato de que que grupos diferentes tendem a ter acesso desigual aos recursos e serviços urbanos, ditado por sua localização residencial.

Há a dinâmica chamada de *Filtering* que representa a perda de valor dos imóveis de uma determinada região da cidade, onde as moradias deterioram-se com o tempo, refletindo também na área urbana como um todo. Quando moradias de habitantes de alta renda deterioram e perdem o valor, eles tendem a deixar suas casas e ir à procura de novos bairros de classe alta com moradias novas. As moradias deixadas pelos antigos habitantes ficam então disponíveis para serem ocupadas por indivíduos de classes econômicas menos privilegiadas (Barros, 2004).

Esse deslocamento não tem como base apenas a degradação causada pelo tempo,

¹Disponível em: <https://www.urbaneer.com/blog/gentrification_intensification_history_of_toronto_real_estate>

mas também a mudança na condição financeira dos antigos habitantes que migram para outros locais os quais anteriormente eram caros demais, e passam a ser acessíveis. Esse efeito foi considerado como uma solução para problemas de moradia em países desenvolvidos, todavia o mesmo não pode ser considerado desta forma nas cidades latino-americanas (Edwin e Hamilton, 1994).

Nas cidades dos países da América Latina há uma tendência diferente no uso dessas moradias que perderam seu valor imobiliário nos centros urbanos. Ao invés de serem revitalizadas com o intuito de tornarem-se moradias para habitantes de menor renda, ou elas são revitalizadas para indústria e/ou comércio, ou são demolidas a fim de darem lugar a grandes prédios (Gilbert, 1987).

Outro fator importante, é que diferente das cidades europeias, o centro da cidade não era ocupado a priori com muitas casas, logo a disponibilidade seria menor. Essa situação em conjunto com a necessidade muito maior de moradias que o *filtering* poderia proporcionar, impediu que esse processo fosse considerado como uma solução para o problema de moradias na América Latina (Alonso, 1964).

Uma dinâmica comum em cidades de países em desenvolvimento, em especial as cidades da América Latina, é a valorização dos imóveis construídos e atualizados pelos seus próprios habitantes em assentamentos espontâneos. A literatura chama essa dinâmica de *upgrading*.

Embora seja um processo individual, o governo pode interferir com programas de revitalização da área e com adição de serviços urbanos e infraestrutura adequada. Juntando estas duas ações, o valor imobiliário da moradia e também do bairro aumentam, e ao mesmo tempo, com o crescimento da área urbana da cidade, há uma mudança relativa na localização desses assentamentos o que culmina na recontextualização deles (Barros, 2004).

Este processo de melhoria nas condições das moradias também pode ser visto como uma revitalização da área assim como a gentrificação. Contudo, há de observar a origem dessas dinâmicas, enquanto a gentrificação se caracteriza por uma política de revitalização da região com retirada dos antigos moradores, o *upgrading* é um

processo de aumento no número de moradias com melhorias, considerado como um processo contínuo (Clay, 1980).

Existe ainda o processo de contra-urbanização que alguns pesquisadores associam com a periferação, enquanto outros defendem ser uma forma totalmente nova e uma ruptura da forma de urbanização do século XXI (García-Ayllón, 2016). A contra-urbanização é também caracterizada pelo movimento da elite em direção aos subúrbios, principalmente nas cidades da América do Norte.

Esse fenômeno também ocorre em cidades da América Latina, contudo apresenta algumas diferenças em relação aos países desenvolvidos, muito por causa da alta diferença na distribuição de renda. Esse movimento de saída da elite do centro urbano, tem como fundamento a alta densidade demográfica presente nesses centros urbanos. Amato (1970) estabelece três pontos de como o movimento das elites ajudaram a dar a forma das cidades da América Latina.

O primeiro ponto tem como base a acessibilidade. Amato (1970) argumenta que se a elite fosse mudar de localização, a área para qual esse grupo iria deveria ter acesso aos serviços e comodidades, pelo fato de que eles continuariam no centro urbano, e se caso não tivesse essas comodidades e serviços, os mesmos deveriam ser construídos e/ou oferecidos antes de o grupo mudar para tal área.

O segundo é que a elite, que é o grupo de habitantes de alta renda econômica, leva em conta a característica do terreno, pois a nova localidade não deve estar exposta a deslizamentos, alagamentos e outros fenômenos da natureza, e não deve ser também um local que apresente impossibilidade de receber moradias e/ou serviços, como algumas regiões montanhosas. E, por fim, a elite não deseja mudar-se para áreas que já tenham assentamentos de grupo de baixa renda (Amato, 1970).

Logo, podemos concluir que a elite tem extrema importância na formação das cidades e na migração de moradias, não só das próprias elites, assim como também dos demais grupos de habitantes, pois esses asseguram acesso aos serviços e comodidades de forma menos difícil.

A segregação espacial entre classes socioeconômicas causada por essas dinâmicas

urbanas são de fácil visualização. Seja pela elite querer manter distanciamento das classes menos favorecidas, seja através de incentivo econômico oriundo da gentrificação ou até mesmo a auto-segregação em condomínios fechados, todos esses são exemplos de segregação. A segregação urbana é um conceito usado para indicar a separação entre diferentes grupos sociais em um ambiente urbano.

2.1.1 Segregação Urbana

A segregação tem impactos negativos nas cidades e na vida de seus habitantes. Impõe várias restrições a determinados grupos populacionais, como: a negação de infraestrutura básica e serviços públicos, menos oportunidades de trabalho, preconceito e maior exposição à violência. Estudos apontam que a população menos favorecida se beneficiaria de uma distribuição de pessoas de diferentes grupos socioeconômicos menos segregada (Caldeira, 1992; Vignoli, 2001; Sabatini, Cáceres e Cerda, 2001).

Como a segregação urbana é significativa para as políticas públicas, vários autores propuseram medidas com o objetivo de capturar suas diferentes dimensões. Inicialmente, as primeiras medidas visavam à diferenciação entre dois grupos populacionais e posteriormente foram introduzidas medidas que endereçavam até quatro grupos populacionais. Todavia, foi visto que a disposição espacial da população era de suma importância e estas medidas não conseguiam capturar essa natureza espacial do problema de segregação urbana (Feitosa et al., 2007).

É consenso entre os pesquisadores que a segregação urbana é um processo multidimensional, cuja representação requer índices diferentes para cada dimensão (Feitosa et al., 2007). O trabalho de Reardon e O'Sullivan (2004) propõe que essas dimensões sejam organizadas como dois eixos de segregação espacial: um eixo variando da uniformidade (*evenness*) ao agrupamento (*clustering*) e outro variando do isolamento (*isolation*) à exposição (*exposure*). A dimensão uniformidade/agrupamento refere-se ao equilíbrio na distribuição espacial dos grupos populacionais e o isolamento/exposição refere-se à chance de haver membros de grupos diferentes morando na mesma localidade no caso da exposição e de haver membros do mesmo grupo no caso de isolamento.

Esses índices são baseados nos trabalhos de Reardon e O'Sullivan (2004) e Bell (1954). Além das dimensões apresentadas por Reardon e O'Sullivan (2004), Feitosa et al. (2007) adicionam mais dois conceitos que são a noção de localidade e intensidade da população local.

A noção de localidade está atrelada aos locais onde as pessoas vivem e trocam experiências com seus vizinhos. Já a noção de intensidade se dá justamente pelo nível de troca de experiências entre pessoas da mesma localidade. Cada localidade apresenta um núcleo que representa o centro daquela localidade. Se considerarmos as divisões básicas da cidade, cada localidade representa um bairro. O núcleo representa o centro deste bairro. A análise a partir do núcleo se dá pelo fato que ele é o lugar onde as características da localidade, ou do bairro, são mais claramente distintas de outras partes da cidade.

O núcleo de uma localidade é representado pelo centroide geométrico de uma unidade de área e as características da população de cada localidade são expressas por sua intensidade populacional local. Para realizar esse cálculo de intensidade, é utilizado um estimador de densidade por kernel (*Kernel Density Estimation - KDE*). Esta técnica consiste em um estimador probabilístico não-paramétrico, ou seja, não assume distribuições paramétricas, para estimar a densidade de observações a partir de uma amostra conhecida. O KDE baseia-se na suavização da curva da função de densidade de probabilidade (PDF), na qual a partir de uma amostra finita pode-se fazer diversas inferências sobre a população.

Ao aplicar esta função ao contexto da distribuição dos grupos na localidade, pode-se estimar a intensidade de um atributo em diferentes pontos da área de estudo. Para calcular a intensidade da população local de uma certa localidade j , o estimador de kernel é colocado no centroide da unidade desta área j e calcula uma média ponderada dos dados da população. Essa média ponderada é dada através da escolha de uma função de decaimento de distância e de um parâmetro de largura de banda. Isso faz com que seu emprego seja mais simples e abrangente, uma vez que esses parâmetros podem ser ajustados de acordo com a escala geográfica da análise da segregação. A intensidade varia de acordo com a distância entre os grupos

populacionais, quanto mais próximo um grupo está de outro certo grupo, mais eles interagem (Feitosa et al., 2007).

A intensidade populacional local (\check{L}_j) é requerida para o cálculo de todos os índices que serão apresentados no decorrer desta subseção e é definida pela Equação:

$$\check{L}_j = \sum_{j=1}^J kernel(N_j) \quad (2.1)$$

onde: N_j é o total da população que reside na área j , J é o total de áreas em que a área de estudo é subdividida e $kernel$ é o estimador de densidade via kernel, o qual estima a influência de cada unidade de área na localidade em estudo j .

Caso o intuito seja analisar a intensidade de cada grupo populacional em cada localidade j , pode-se ajustar a função promovendo a troca da população total da localidade (N_j) pela população do grupo populacional m a ser analisado (N_{jm}). Esse ajuste é dado pela Equação:

$$\check{L}_{jm} = \sum_{j=1}^J kernel(N_{jm}) \quad (2.2)$$

O primeiro índice apresentado analisa a proporção que a composição da população de cada localidade diverge em relação à composição da população da área total de estudo. Ele é denominado índice generalizado de dissimilaridade espacial \check{D} e dado um conjunto de grupos populacionais, esse índice captura a dimensão uniformidade/agrupamento. A fórmula que define esse índice é dada pelo conjunto de Equações:

$$\check{D} = \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M \frac{N_j}{2NI} |\check{\tau}_{jm} - \tau_m| \quad (2.3)$$

$$I = \sum_{m=1}^M (\tau_m)(1 - \tau_m) \quad (2.4)$$

$$\check{\tau}_{jm} = \frac{\check{L}_{jm}}{\check{L}_j} \quad (2.5)$$

Nas equações 2.3 e 2.4, N é o total de população da área total de estudo, J é o total de localidades da área total de estudo, M é o total de grupos populacionais e I

simboliza o índice de interação, uma medida de diversidade da população. τ_m é a proporção do grupo m na área total de estudo, $\check{\tau}_{jm}$ é a proporção do grupo m na localidade j . Na Equação 2.5, \check{L}_{jm} é a intensidade da população local do grupo m na localidade j , calculada pela Equação 2.2 e \check{L}_j é a intensidade da população local da localidade j , calculada pela Equação 2.1.

A interpretação para esse índice $\check{D}(m)$ é realizada no eixo uniformidade/agrupamento e tem valores entre 0 a 1, onde 0 representa o grau mínimo de uniformidade e 1 o grau máximo. Há também uma variante local do índice de dissimilaridade $\check{d}(j)$, que é obtido decompondo o índice global, e é representado pela Equação 2.6. Índices locais demonstram o quanto cada localidade contribui para os índices globais e permite que a segregação seja representada como um fenômeno espacialmente variante (Barros e Feitosa, 2018).

$$\check{d}(j) = \sum_{m=1}^M \frac{N_j}{2NI} |\check{\tau}_{jm} - \tau_m| \quad (2.6)$$

O segundo índice também atua no eixo de uniformidade/agrupamento e é denominado índice de teoria da informação espacial (\check{H}). O índice global H baseia-se no índice de entropia de Theil, que é uma medida de diversidade, para comparar a entropia de toda a área de estudo E com a entropia das localidades E_j (Barros e Feitosa, 2018). Caso a entropia das localidades seja bem próxima, a entropia da área total de estudo apresenta o valor do índice H próximo a 0, significando integração máxima. Quando o índice H tem valores próximos a 1, significa que várias localidades possuem apenas um grupo populacional, representando um alto índice de segregação entre localidades. O índice H é representado pelas seguintes Equações:

$$\check{H} = \sum_{j=1}^J \left[\frac{N_j(E - \check{E}_j)}{EN} \right] \quad (2.7)$$

$$E = \sum_{m=1}^M (\tau_m) \ln \left(\frac{1}{\tau_m} \right) \quad (2.8)$$

$$\check{E}_j = \sum_{m=1}^M (\check{\tau}_m) \ln \left(\frac{1}{\check{\tau}_m} \right) \quad (2.9)$$

Nas Equações 2.7, 2.8 e 2.9, E representa a entropia da área total de estudo, \check{E}_j é a entropia da localidade j , τ_m é a proporção do grupo m na área total de estudo e $\check{\tau}_{jm}$ é a proporção do grupo m na localidade j .

Assim como o índice de dissimilaridade, o índice H também tem sua versão local. No entanto, a análise local difere um pouco da análise global. Na análise local, o índice local \check{h}_j apresenta valores negativos quando sua entropia E_j é maior se comparada a entropia global E , e positivo quando sua entropia E_j é menor que a entropia global E . O valor negativo significa que a localidade apresenta maior diversidade entre grupos populacionais do que a área total de estudo, e valores positivos que a diversidade naquela localidade é menor do que no todo.

Em relação ao eixo de exposição/isolamento, os índices utilizados são uma versão espacial dos índices propostos por Bell (1954). O primeiro índice desse eixo refere-se a exposição e mensura a proporção média da população do grupo n nas localidades de cada membro do grupo m . Esse índice é definido pela Equação:

$$\check{P}_{(m,n)}^* = \sum_{j=1}^J \frac{N_{jm}}{N_m} \left(\frac{\check{L}_{j,n}}{\check{L}_j} \right) \quad (2.10)$$

onde N_m é a população do grupo m , $N_{j,m}$ é a população do grupo m na localidade j , \check{L}_j é a intensidade da população local da localidade j e \check{L}_{jn} é a intensidade da população local do grupo n na localidade j .

A análise do índice $\check{P}_{(m,n)}^*$ apresenta o quão uma população pertencente a um grupo m tem contato ou exposição à população pertencente a um outro grupo n . Quanto maior for esse contato, mais próximo a 1 será o resultado da Equação, e quanto menor for o contato entre a população dos grupos m e n , o índice apresentará valores mais próximo a 0. É importante salientar que o índice varia entre 0 e 1, no qual o valor mínimo significa máxima segregação entre grupos e no valor máximo que a integração é a máxima possível.

Já o índice de isolamento espacial pode ser visto como um caso especial do índice

$\check{P}_{(m,n)}^*$ no qual os grupos m e n são os mesmos. Ele é definido pela Equação 2.11, e tem como possíveis resultados valores entre 0 e 1. Quando o valor da equação é mínimo significa que naquela localidade j a população do grupo m está dispersa, e caso seja máxima, a população do grupo m está agrupada ou é grande maioria na localidade j .

$$\check{Q}_m = \sum_{j=1}^J \frac{N_{jm}}{N_m} \left(\frac{\check{L}_{jm}}{\check{L}_j} \right) \quad (2.11)$$

Os resultados deste eixo de exposição/isolamento são bastante impactados pela distribuição das classes na área total de estudo. Caso a proporção de um grupo n seja maior do a proporção de um grupo m , o índice de exposição ao grupo n tende a ser maior em qualquer localidade j da área de estudo. Isso ocorre pelo fato que é mais provável que a população do grupo n interajam com outros grupos. Além disto, é importante salientar que o índice de exposição não é simétrico, ou seja, $\check{P}_{(m,n)}^*$ é diferente de $\check{P}_{(n,m)}^*$. Eles só seriam simétricos, caso a proporção dos grupos m e n fossem iguais também.

Esses quatro índices são aplicados na análise da segregação de cenários de distribuição de grupos socioeconômicos nas cidades. Trabalhos como o realizado por Feitosa et al. (2007) aplicam o índice generalizado de dissimilaridade espacial na análise de segregação econômica em Marília, SP. Contudo, esses índices podem servir também para o entendimento das dinâmicas que corroboram com a segregação, assim como para a análise de cenários criados por simulações de crescimento urbano.

2.2 Modelos Computacionais

A aplicação das técnicas de modelagem e simulação computacional no estudo dos processos de mudanças urbanas não é uma área relativamente nova, os primeiros trabalhos datam da metade dos anos 1950 (Voorhees, 1959). Todavia foi o grande avanço nos campos de análise complexa e inteligência artificial (IA) em meados dos anos 1970, que contribuíram para a evolução dos modelos urbanos (Silva e Wu, 2012).

Anteriormente, partia-se de uma teoria científica fundamentalmente baseada

em teorias formais e sistemáticas as quais eram submetidas, em sua maioria, a experimentos controlados em laboratório ou experimentos mentais. Com o advento da modelagem computacional, veio uma mudança na forma de representação - agora a teoria científica poderia ser colocada em uma forma intermediária -, a qual foi denominada de modelo. Isso permitiu que os experimentos fossem realizados fora do sistema de interesse, sendo elaborados numa abstração computacional (Batty, 2012).

O termo modelo, que foi rapidamente aceito pela academia, posteriormente passou a abranger um maior leque de experimentos nos quais algum tipo de computação faz parte do meio de experimentação e teste (Heppenstall et al., 2011). A suposição inicial a respeito dos modelos computacionais era que esses seriam representações simplificadas do sistema em estudo, o qual teria a teoria testada contra os dados através destes modelos. Com base nestes testes, eram realizados ajustes nos parâmetros do modelo, a fim de o mesmo gerar previsões mais próximas a observação do sistema verdadeiro (Batty, 2012).

Todavia, sistemas humanos tendem a ser bastante complexos, o que acarreta em uma necessidade de desenvolver modelos cada vez mais detalhistas e/ou até criando uma série de submodelos que juntos formam um “supermodelo”. O modelo de Simmonds (1999) é um exemplo desta abordagem. Até certo tempo atrás, existia um empecilho em criar modelos mais complexos em estudos na área de ciências sociais, devido a escassez de dados. Esse cenário mudou totalmente com o surgimento da Internet, que transformou a carência de dados em abundância (Heppenstall et al., 2011). Entretanto, também adicionou um novo problema: realizar a análise e sistematização desses dados.

A demanda por processamento da grande quantidade de dados disponíveis aliado ao crescimento do poder computacional ajudou a melhorar os modelos computacionais (Batty, 2012), tornando os modelos mais sofisticados. Essa sofisticação pode ser observada principalmente em relação a quantidade de parâmetros de entrada, o que em um certo ponto de vista pode ser considerado como um ponto negativo, pois exige uma grande quantidade de ajustes.

Desde o início do pensamento sobre modelos computacionais para representar

sistemas urbanos em 1950, a modelagem das interações humanas vem evoluindo (Simmonds, Waddell e Wegener, 2013). Inicialmente, grande parte das abordagens propostas encontravam-se na classe representativa denominada modelos de equilíbrio estático. Essa abordagem assume que o uso da terra e a mobilidade urbana convergem para um equilíbrio entre oferta e demanda, ou seja, as variáveis do modelo se ajustam ao equilíbrio instantaneamente e não apresentam dependência de caminho. Esse tipo de modelo não apresenta o tempo cronológico como uma de suas características. Exemplos desses modelos são o **PECAS** (Abraham e Hunt, 2003), o qual é utilizado no desenvolvimento de modelos computacionais de uso de solo e transporte, e o modelo/aplicação **TRANUS** (Rickaby e Barra, 1989) o qual simula a localização das atividades no espaço, o uso do solo, o mercado imobiliário e o sistema de transporte.

Outra família de modelos computacionais olham para a dinâmica urbana como um sistema complexo e dinâmico. Trabalhos os quais tratam o tempo em passos discretos datam da década de 1980 (Harris e Wilson, 1978; Clarke e Wilson, 1981). Nesta abordagem, o final de um período de tempo é tomado como entrada para os próximos (Simmonds, Waddell e Wegener, 2013).

Uma das características principais destes modelos, além da utilização do tempo cronológico, é a divisão do modelo computacional em submodelos, os quais lidam com diferentes subsistemas ou processos de mudança. Ou seja, essa característica faz com que modelos que representem o tempo de forma dinâmica apresentem maior flexibilidade tanto na modelagem desses submodelos como também em variáveis e relações que estes submodelos compartilharão (Simmonds, Waddell e Wegener, 2013).

Dado a natureza complexa e dinâmica da simulação do crescimento urbano, ao tratarmos o tempo de forma discreta e explícita, ou seja, ações que acontecem no tempo t_{i+1} têm como base as ações que aconteceram no tempo t_i , possíveis ações que possam ter ocorrido no meio desse intervalo não são conhecidas pelo modelo, então podemos encontrar alguns problemas. Processos de mudanças urbana que tendem a ocorrer concomitantemente devem ser modelados de forma que haja uma ordem de precedência.

Esses problemas podem ser de plausibilidade, que ocorre quando dois processos interligados têm de ser modelados separadamente, como construção de imóveis e desenvolvimento da terra e/ou; de consistência, quando há alguma mudança dentro do intervalo de tempo t_i , como por exemplo êxodo e imigração de antigos/novos moradores (Simmonds, Waddell e Wegener, 2013). Apesar desses problemas, Simmonds, Waddell e Wegener (2013) argumentam que sem o entendimento sobre os diferentes processos de mudança em sua complexidade temporal, torna-se quase impossível a avaliação de impacto de mudanças no uso de terra e também na mobilidade urbana.

2.2.1 Modelos empregados na modelagem urbana

Os modelos usados na modelagem urbana podem ser classificados em duas grandes famílias, os modelos baseados na técnica de Autômato Celular (AC) e os modelos baseados na técnica de Agentes/Multi-Agentes (MA). Essas técnicas que ganhando grande visibilidade devido a sua flexibilidade na representação de ambientes complexos e dinâmicos. Além disso, podem ser aplicadas de forma individual ou em conjunto, trazendo uma nova perspectiva para os sistemas de simulação de dinâmicas urbanas.

Ambas as técnicas têm como principal característica a modelagem do nível elementar de comportamento associado a um sistema. As abordagens são semelhantes, pois são simples, baseadas em algoritmos e são iterativas (Clarke, 2014).

Dado que as técnicas apresentam inúmeras semelhanças, o emprego de uma delas na modelagem já foi bem discutido na literatura. A abordagem com AC é preferida quando o espaço geográfico pode ser representado em forma de um malha geográfica, como células em aplicações GISs (*Geographic Information System*) e também quando os estados que o modelo pode assumir e as probabilidades de transição entre esses estados são conhecidos a priori e estáveis. A abordagem com MA é preferida quando há necessidade de representação de vários comportamentos distintos dentro do modelo. Em modelagens que envolvem pessoas, mercado imobiliário, moradias, transporte, multidão, trânsito, uso da terra, expansão urbana, entre outras dinâmicas dentro de um mesmo sistema de simulação.

Se há a necessidade de trabalhar com mais de um modelo, a abordagem de MA

mostra-se mais indicada pois um dos aspectos inerentes aos modelos de simulação compostos por submodelos é a escala de tempo, onde os submodelos comunicam-se entre si e trabalham com diferentes escalas de tempo. No trânsito, por exemplo, a escala de tempo é dada em segundos, enquanto o uso da terra trabalha numa escala de tempo de ano. A modelagem de sistema com Multi-Agentes surge com poder de representação superior a abordagem de AC (Clarke, 2014).

2.2.1.1 *Autômato Celular (AC)*

O AC é uma técnica matemática capaz de reproduzir sistemas dinâmicos e complexos, onde a partir de interações locais emerge um comportamento global, que são difíceis de ser descrito por outras técnicas (Wolfram, 2002). O AC foi proposto no início da década de 1950 pelo matemático alemão Stanislaw Ulam e pelo matemático húngaro Jonh Von Neumann, que trabalhavam no desenvolvimento de um sistema que fosse capaz de se autorreplicar e reproduzir mecanismos autorreprodutivos (Santé et al., 2010).

Ulam estudou a evolução de construções geométricas, em relação à formação de cristais, e utilizava para isso uma malha de células com características geradas por regras locais simples e sugeriu a Von Neumann que utilizasse esses mesmos princípios. A malha utilizada por Ulam é um espaço bidimensional dividido em células que podem assumir um dos dois estados: ligado ou desligado e que dada uma condição inicial ao sistema, a evolução é baseada em regras de vizinhança, ou seja, o estado de cada célula em um determinado instante de tempo t_i depende tanto do estado da célula quanto de sua vizinhança no instante de tempo anterior t_{i-1} . Ulam observou que esse mecanismo criou estruturas complexas e em algumas ocasiões autossimilares, utilizando esses princípios Von Neumann verificou que esse mecanismo simples era capaz de gerar estruturas de grande complexidade (McIntosh, 2009).

Dentre os trabalhos de grande relevância, os AC elementares ganham grande destaque, no qual o matemático Wolfram (1984) desenvolveu um amplo estudo sobre ACs unidimensionais, suas regras e estatísticas relacionadas e posteriormente lançou as bases para a Teoria dos Autômatos Celulares (Wolfram, 2002). Ele mostrou ainda

que diversos padrões da natureza são capazes de serem reproduzidos com o emprego de regras matemáticas.

Os ACs são definidos como uma grade regular de células, que evoluem a cada passo de tempo discreto, com o valor da variável que se deseja calcular, sendo a variável de interesse da célula determinada pelos valores das variáveis nas células vizinhas. As variáveis em cada célula são, de forma geral, atualizadas simultaneamente com base nos valores das variáveis da sua vizinhança no passo de tempo anterior e de acordo com um conjunto de regras locais.

Formalmente, os ACs são definidos por um conjunto $(L, S, N$ e $f)$, onde:

- L , representa a discretização em uma grade regular, formada por células (c) de dimensão espacial D ;
- S é o conjunto finito de estados que a célula pode assumir;
- N é a vizinhança adotada, tal que $c \in L \Rightarrow N(c) \in L$, e,
- $f : (S, N) \rightarrow S$ é a função de transição.

Em um AC, a grade regular de células é definida como uma discretização do domínio de dimensão D , onde seus elementos, as células, preenchem o domínio por inteiro e com a translação da grade em D direções independentes, obtém-se a mesma grade. O domínio pode ser de diferentes dimensões ($1D$, $2D$ e $3D$), conforme ilustrado na Figura 2.7. Diferentes topologias também podem ser adotadas como mostra a Figura 2.8.

A definição de vizinhança é dependente do problema modelado, considerando a representação mais adequada. Assim, a Figura 2.9 mostra os tipos mais usuais de vizinhança para modelos $2D$ de AC, com diferentes áreas de influência, definidas pelo raio.

Logo, dado uma célula c e um raio r , o conjunto de vizinhos é definido como:

$$N(c) = \{r \in L; (c + r) \in L\} \quad (2.12)$$

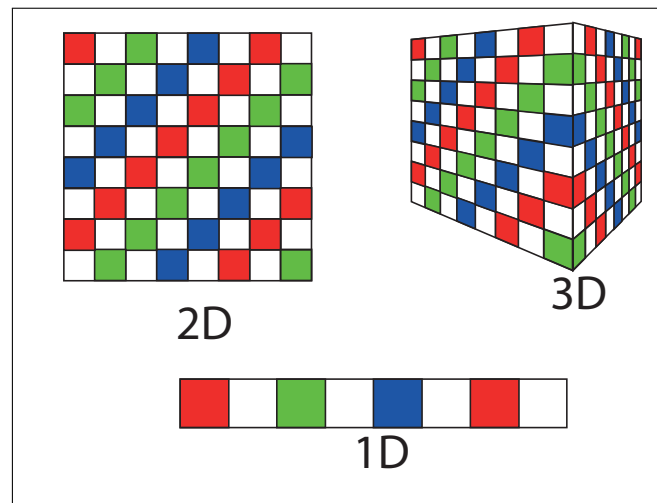


Figura 2.7: Exemplos de dimensões de um AC.

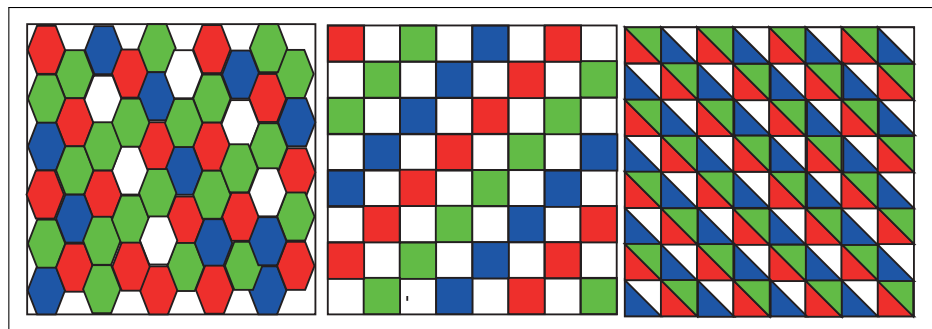


Figura 2.8: Exemplos de topologias de um AC.

ou seja, dada uma célula, a sua vizinhança também pertence ao domínio. Neste sentido, surge uma questão em relação a vizinhança das células da borda do domínio, pois não há uma vizinhança direta. Para as células da borda do domínio é necessário adotar alguma política de vizinhança para garantir a aplicação das regras de mudança de estado, uma vez que não possuem todos os vizinhos. É o problema da condição de contorno (Schiff, 2011).

A literatura considera três condições de contorno clássicas aplicadas aos ACs: periódicas, reflexivas e constantes, como mostra a Figura 2.10 para um problema 1D. Outras condições podem ser consideradas de acordo com o problema modelado. Com isso, os ACs foram logo aplicados à modelagem de problemas da física, da matemática e também das ciências naturais. Na década de 1980, as primeiras abordagens teóricas de modelos baseados em AC surgiram com o intuito de modelar a expansão urbana (Tobler, 1979; Couclelis, 1985). Com o avanço do poder da computação, na década

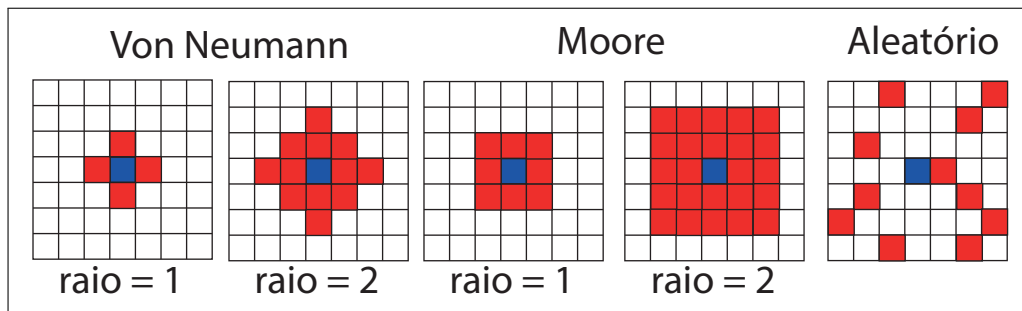


Figura 2.9: Tipos de vizinhança mais comuns em ACs bidimensionais.

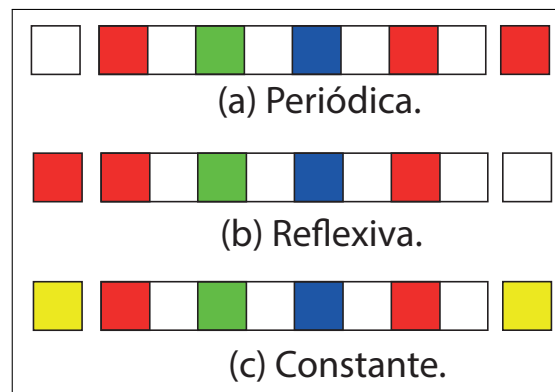


Figura 2.10: Condições de contorno mais comuns.

de 1990 já haviam modelos de ACs aplicados a sistemas urbanos reais.

Dentre as dinâmicas urbanas que os modelos de simulação baseados em AC são capazes de melhor reproduzir o mundo real, destaca-se problema de crescimento urbano. Dada a relação de vizinhança que a dinâmica requer, os modelos baseados em ACs conseguem traduzir essa essência através do modelo de simulação (Santé et al., 2010).

Contudo há limitações nesta abordagem de AC para a modelagem de alguns fenômenos urbanos. No AC, o estado de cada célula depende de seu estado anterior e do estado de suas células vizinhas de acordo com um conjunto de regras de transição. Esse cenário limita a capacidade de representação e simulação pelo AC de forma mais realista desses fenômenos urbanos complexos (Santé et al., 2010). A fim de contornar estes problemas o recurso utilizado é adicionar algumas relaxações visando conseguir representar com mais riqueza os sistemas reais. Estas relaxações estão intrinsecamente conectadas às particularidades do fenômeno a ser modelado e requerem uma grande quantidade parâmetros que devem ser ajustados para o correto

funcionamento do modelo (Couclelis, 1997). Dentre essas relaxações propostas na literatura, podemos listar os mais significativos: (i) a vizinhança considerada é uma das relaxações empregada pela literatura. No lugar de utilizar apenas uma vizinhança para mudar o estado de uma determinada célula são adotadas diversas vizinhanças simultaneamente, com diferentes raios. Para cada atributo, como uso do solo, preço dos imóveis, proximidade de pontos de ônibus, escolas e unidades de saúde, adota-se uma vizinhança diferente (Shi e Pang, 2000; He et al., 2006).

(ii) Semboloni (2000) propôs um AC que adota uma topologia variada. Ao invés de utilizar a malha regular, como nos ACs clássicos, cada elemento do mapa como bairros ou quarteirões representam uma célula. Além disso, a vizinhança também é diferenciada. É adotado um grafo como estrutura de dados para indicar vizinhança, então a vizinhança é definida de acordo com a modelagem utilizada. Como resultado, células vizinhas não são necessariamente próximas espacialmente uma das outras.

Além dessas relaxações, há a possibilidade de alteração (iii) na regra de transição do AC, fazendo o mesmo levar em consideração fatores externos para a tomada de decisão. Esses fatores externos podem ser lidos como características do problema e/ou da célula a qual encontra-se em análise, aumentando assim a complexidade da regra de transição (Li e Yeh, 2002; Li, Yang e Liu, 2008); assim como também, (iv) a adição de variáveis de restrição de crescimento, a qual pode determinar o limite de crescimento de uma determinada área ou a viabilidade do uso de uma célula c para um uso de terra x (Santé et al., 2010).

Frequentemente, os modelos relaxados de ACs tendem a ser aplicados no mapeamento do uso de terra, em geral, na sua forma mais simplista considerando os possíveis estados de uso urbano ou uso não urbano. As regras de transição são derivadas utilizando estados de dados anteriores, ou seja, dados de mapeamento em tempos passados, e é assim também que o modelo é calibrado. Esses conjuntos de dados de mapeamento passados são importados para um sistema GIS, o qual geralmente também recebe a saída do modelo, ou seja, o mapeamento do uso de terra simulado pelo modelo.

As relaxações propostas para os ACs aumentam a sua capacidade de representação

de ambientes complexos e dinâmicos, todavia também imbui mais controle por parte dos ACs em relação ao ambiente, aumentando a quantidade de regras e parâmetros. Dessa forma, alguns trabalhos lançaram mão de um conceito do campo da Inteligência Artificial conhecida como sistemas baseados em Agentes e Multi-Agentes.

2.2.1.2 Sistema de Multi-Agentes (MA)

Assim como os modelos baseados ACs, os modelos baseados em MAs também são considerados autômatos, portanto há semelhanças entre as duas técnicas. Agentes são entidades capazes de perceber o ambiente através de sensores a atuar sobre esse mesmo ambiente. Os modelos Multi-Agentes trazem a característica da comunicação e a coordenação de ação entre eles (Norvig e Russell, 2004).

Macal e North (2005) discutem em seu trabalho que os Agentes não possuem uma definição exata dentro do modelo de simulação. A aplicação é que define o papel do Agente (Bonabeau, 2002). Contudo, os modelos baseados em MA na simulação de dinâmicas urbanas possuem um conjunto bem definido de características necessárias a aplicação, como autonomia, heterogeneidade, mobilidade, comunicabilidade, capacidade de adaptação e aprendizado, entre outros (Crooks e Heppenstall, 2012).

A autonomia está ligada à tomada de decisão dos Agentes, cada um deles toma suas próprias decisões, não sendo dependente de um controle central. As decisões são tomadas baseando-se na capacidade de processar informações de si próprio, do ambiente e de outros Agentes os quais ele pode interagir. A heterogeneidade permite um maior poder de representação do modelo, uma vez que o desenvolvimento de cada Agente pode ser individual, como por exemplo, cada Agente representando um ser humano diferente, o qual irá apresentar características diferentes (Crooks e Heppenstall, 2012).

A comunicabilidade é dada pela capacidade do Agente a conhecer o seu ambiente e de outros Agentes, podendo inferir algumas informações dos mesmos; a capacidade de aprendizado está intimamente conectada a visão que o Agente tem do ambiente e do seu passado, uma memória, podendo fazer com que o Agente mude seu estado de acordo com experiências passadas ou até mesmo ao reunir informações ao seu redor

(ou ambas as abordagens) (Macal e North, 2005).

Outra características dos Agentes a qual auxilia na simulação de crescimento urbano, é percepção do ambiente pelos Agentes, os quais podem ser projetados para ter um senso maior dos seus arredores. Informações como um mapa do ambiente contendo o destino e obstáculos podem ser pré-carregados nos Agentes. Além disso, uma das principais características, se não a principal, é que os Agentes têm objetivos individuais os quais os mesmos buscam completar (Heppenstall et al., 2011).

Dado essas características, podemos ver que Agentes são flexíveis, e dependendo do sistema a ser modelado, isso o torna como uma escolha a ser considerada. Uma vez que cada Agente (ou grupo de Agentes) pode apresentar características e funções diferentes, um modelo que trata de objetos inanimados (como carro, construções, etc) e objetos animados (como humanos e grupo de humanos) pode ser modelado com um modelo MA (Crooks e Heppenstall, 2012).

Logo, podemos observar que o Agente ou MA é uma classe de modelo computacional que visa simular ações, comportamentos e interações de indivíduos autônomos e/ou entidades coletivas. Além disto, o emprego dessa modelagem tem como objetivo investigar o impacto que um Agente, ou um comportamento, tem no sistema como um todo (Clarke, 2014).

AC e MA são baseados em autômatos e compartilham de algumas características comuns. Enquanto o AC possui regras de transição, os MAs possuem as regras de relações e de comportamentos. As regras podem ser do tipo conhecimento de especialista (*If-Else*), sobre análise dos dados ou alguma já existente na literatura. Devido a autonomia e heterogeneidade, uma regra pode ser aplicada a todos os MAs, assim como também, cada Agente ter sua própria regra (Crooks e Heppenstall, 2012).

Os MAs exigem regras mais específicas quando necessitam de algum tipo de noção de aprendizado, podendo ser através de memória, na qual o Agente tem informação sobre eventos passados, ou de métodos de computação evolucionária (Heppenstall, Evans e Birkin, 2007), onde constroem seu conhecimento a partir da sua evolução no ambiente em que atuam.

As relações são a base com que os Agentes interagem com o ambiente e com os demais Agentes e varia de acordo com projeto do modelo. Existem relações reativas, nas quais o Agente executa uma ação baseada em alguma entrada externa ou a partir da ação de um outro Agente. Há também as relações entre MAs baseadas em objetivo, onde cada Agente busca alcançar um objetivo específico. Por exemplo, na simulação de evacuação baseada em MAs, cada Agente tem o objetivo de encontrar a saída de um ambiente (Crooks e Heppenstall, 2012).

Assim como os CAs, os modelos MA podem atualizar seus estados de forma síncrona, quando todos modificam seus estados ou executam suas ações ao mesmo tempo. Na atualização assíncrona, cada Agente tem seu próprio tempo e trabalha de forma independente dos demais (Heppenstall et al., 2011).

Como cada Agente é capaz de ter seu conjunto de regras e seu próprio comportamento, os modelos MA são uteis nos estudos em que o sistema simulado utilize diferentes interações com diferentes escalas de tempo (Brown e Geist, 2006).

Logo, modelos baseados em MA são capazes de representar o mundo de forma realista, conseguindo reproduzir interações complexas entre Agentes com outros Agentes e entre eles e o ambiente, apresentando a capacidade dos Agentes se adaptarem e aprenderem no decorrer da simulação, fazendo emergir um comportamento complexo global a partir da interação local os Agentes (Bonabeau, 2002), de forma semelhante aos ACs.

Um sistema de simulação baseado em Agentes apresenta algumas características básicas: (i) Agentes especificados de acordo com a granularidade do modelo e de diferentes tipos; (ii) heurísticas de tomada de decisão, muitas vezes informadas por censos e pesquisas no mundo real; (iii) regras de aprendizagem ou adaptativas; (iv) um procedimento para participação do Agente (mover-se, interagir, etc); e (v) um ambiente que influencie e possa ser influenciado por ações dos Agentes (Clarke, 2014). Ferramentas de modelagem baseadas em Agente são então usadas para testar como as mudanças no comportamento individual e/ou coletivo impactam o comportamento do sistema como um todo.

Os modelos de simulação urbana, tanto os baseados em AC quanto em MAs, trazem dois grandes desafios para os pesquisadores: o ajuste de muitos parâmetros de entrada e a validação do modelo. O ajuste dos parâmetros de entrada é caracterizado pela afinação do modelo. Enquanto, a validação é o processo que afere se o modelo implementado retrata o sistema modelado. O objetivo é validar a lógica do modelo computacional e a lógica formal através de testes com o intuito de observar se o modelo comporta-se da maneira esperada, e o quão bem o modelo representa o sistema real (Crooks e Heppenstall, 2012). Como a validação envolve a adequação do modelo aos dados, os autores (Law e Kelton, 1999) denotam que a validação, em geral, não é um processo binário, no qual o modelo é válido ou não é, mas sim um processo o qual tem atribuído um grau de validade. O próprio ajuste dos parâmetros de entrada é um dos processos que auxiliam na validação do modelo, pois ele nada mais é que a tentativa de fazer com que o modelo se adapte da melhor forma aos dados (Crooks e Heppenstall, 2012).

AC e MAs são técnicas capazes de reproduzir sistemas complexos e dinâmicos. A modelagem deve ser feita com base na análise do sistema a ser modelado. Como os ambientes urbanos são sistemas altamente complexos e dinâmicos (Lu et al., 2020), os modelos baseados em MAs ganham uma vantagem, pois são mais flexíveis. Ao passo que os modelos baseados AC requerem uma grande quantidade de parâmetros de entrada, uma combinação de regras e um relaxamento nas suas características, sendo necessário lançar mão de outras técnicas computacionais para gerar suas regras e vizinhança (Lu et al., 2020).

Em suma, um fator importante delimita, ou sugere, a escolha do AC ou do MA como técnica de modelagem a ser empregada. Esse fator tem correlação tanto com a mobilidade quanto com a interação requerida pelo sistema a ser modelado: na modelagem de AC, as entidades modeladas são células que permanecem estáticas enquanto processos espaciais se movem através delas; na modelagem de MA, os Agentes podem se mover no espaço, interagir uns com os outros diretamente e interagir com outros tipos de Agentes e com o ambiente (Clarke, 2014). Os modelos de AC são mais bem usados para simulação de processos distribuídos espacialmente, como propagação e dispersão, e quando a geometria, escala e comportamento básico

de um sistema são conhecidos a priori. O MA é adequado para simulações sem precedentes anteriores, quando o conhecimento do sistema está ausente, ou quando se quer analisar interações mais complexas entre entidades do sistema real.

Vale ressaltar que existem diversos trabalhos relacionados com a dinâmica urbana que empregam sistemas MAs para simular dinâmicas específicas em micro escala, como: simulação de pedestres em perímetros urbanos (Batty, Desyllas e Duxbury, 2003; Johansson e Kretz, 2012), simulação de multidões (Park, Rojas e Yang, 2013; Heppenstall e Malleson, 2020), e simulação de evacuação (Gwynne et al., 2001; Bernardini et al., 2014; Gutierrez-Milla et al., 2015). Há também estudos que avaliam o impacto de políticas públicas em temas como simulação de crimes (Malleson, Heppenstall e See, 2010; Malleson e Birkin, 2012), planejamento de educação (Harland e Heppenstall, 2012) e fluxo de trânsito (Raoui, Oudani e Alaoui, 2018; Souza, Verbas e Auld, 2019).

Modelos baseados em MA também são aplicados em simulações do uso de terra (Parker et al., 2003; Ralha et al., 2013; Li et al., 2020), que visam entender através dos modelos quais fenômenos influenciam na mudança do uso da terra, ou como essa mudança ocorre. E, por fim, em simulações que visam entender fenômenos urbanos, como: dinâmica de habitação urbana (Magliocca, 2012), crescimento urbano (Jokar Arsanjani, Helbich e de Noronha Vaz, 2013; Zhang et al., 2015), além de alguns fenômenos inerentemente urbanos como gentrificação (Jackson, Forest e Sengupta, 2008). Outro trabalho que refere-se ao crescimento urbano é o de Barros (2004), que chamaremos de modelo JBarros neste trabalho. Como diferencial, o modelo proposto é baseado em cidades da América Latina, as quais apresentam desenvolvimento diferente das cidades europeias. Veremos mais sobre ele na próxima seção.

2.3 Modelo JBarros

Barros (2004) propôs em sua tese de doutorado um modelo de simulação de expansão urbana baseado em Multi-Agentes. O seu modelo Multi-Agentes inclui regras de crescimento urbano aplicadas nas cidades da América Latina. Para isso,

o modelo conta com quatro módulos que exploram a relação Agente e ambiente, considerando um conjunto de regras mais simples.

O primeiro módulo é a base e utiliza as regras da periferização, conforme apresentado na Seção 2.1. Esse processo de periferização, visto na Figura 2.4, é bastante similar a teoria de invasão-sucessão descrita por Burgess (2008). Ele visa investigar as dinâmicas de formação e continuidade do padrão *core-periphery*. É um módulo baseado na distribuição da população em três grupos econômicos: renda alta, renda média e renda baixa. A regra utiliza essa divisão econômica, mas a autora salienta que não é um modelo econômico. Todos os Agentes têm como objetivo encontrar um local para estabelecerem-se. Independente da diferença econômica das classes, os Agentes buscam por locais próximos de serviços e infraestruturas, como visto na Seção 2.1. Localidades que apresentam boas infraestruturas e serviços são as ocupadas por grupos de habitantes de alta renda, logo os Agentes procuram por locais próximos a Agentes do grupo de alta renda.

Com base nessa distribuição de classe, o modelo de periferização reproduz o processo de expansão da cidade, considerando também a expulsão de determinados Agentes dos locais que os mesmos estão ocupando. Este processo é definido pelo conjunto de regras: (i) a expulsão acontece quando um Agente com poder econômico maior decide estabelecer-se naquela localidade ; (ii) os Agentes de renda alta podem se instalar em qualquer localidade, exceto as que já tem algum Agente do mesmo grupo que ele; (iii) os Agentes de renda média podem localizar-se em qualquer lugar, menos nos que já estão ocupados por Agentes de classe econômica maior e/ou outro Agente do mesmo grupo que ele; (iv) os Agentes de renda baixa podem alojar-se apenas nas localidades vagas.

Além dos Agentes, o modelo representa o espaço urbano através de uma grade regular, em que cada célula da grade pode assumir quatro estados diferentes: célula vazia, que representa nenhuma ocupação do espaço urbano; célula ocupada por Agentes de renda alta; Agentes de renda média e Agentes de renda baixa. A discretização do espaço é dada em metros e do tempo em anos. A regra dos Agentes determina a quantidade de passos na malha que um Agente deve dar antes de escolher

uma célula para ocupar. A condição inicial define o percentual dos Agentes de cada classe e a quantidade de passos na malha que cada um vai executar.

O segundo módulo simula o surgimento e consolidação de assentamentos espontâneos. É acoplado à lógica descrita no primeiro módulo, adicionando uma regra de consolidação. Essa regra endereça dois processos: o primeiro, é a atualização desses assentamentos e, o segundo, a consolidação desses assentamentos em favelas, os quais tornam-se imunes à expulsão de grupos de maior renda.

Esse módulo requer um parâmetro de consolidação. Ele começa a ter seu valor acrescido no momento que um Agente de renda baixa aloca-se em uma localidade (célula ocupada por Agente de renda baixa). Quando esse parâmetro de consolidação atinge um valor definido no início do processo de simulação, o Agente torna-se consolidado. E com isto, torna-se imune à expulsão de grupos de maior renda. Ressaltando que durante o decorrer do tempo de consolidação, o Agente de renda baixa pode ser expulso do seu assentamento.

O terceiro módulo faz referência aos processos de desvalorização imobiliária dentro do ambiente virtual, tendo relação com o *filtering* e com a gentrificação. Esse módulo trata da reocupação e da revitalização das casas antigas nos centros das cidades. Para isso, foi definido um conjunto de regras que visam realizar a transição de moradias do grupo de renda baixa para os de alta renda e vice-versa, além do movimento para o subúrbio dos grupos de renda alta.

O processo de *filtering* é representado no modelo como a transição da ocupação de certa localização que um Agente de renda alta encontra-se para um Agente de menor renda; já o processo de gentrificação ocorre de maneira oposta, no qual há a transição de um local ocupado por um Agente de renda baixa para um Agente de renda maior. Variáveis como idade e densidade são utilizadas no processo de *filtering* na simulação, onde um Agente de um grupo de menor renda não pode expulsar um outro Agente de um grupo de renda maior.

A variável idade tem comportamento similar a variável de consolidação, só que com o diferencial que ela é definida para Agentes do grupo de renda alta. Uma vez

que eles se estabelecem, essa variável começa a ser incrementada, representando o tanto de tempo que o Agente está localizado naquele espaço. Uma vez que essa variável atinge um limiar previamente definido, o Agente do grupo de renda alta tende a sair daquela localidade devido a deterioração do ambiente, deixando assim ele vago para ser ocupado por Agentes do grupo de renda baixa.

A variável densidade atua em conjunto com a variável de idade com o intuito de fazer com que Agentes do grupo de renda alta mudem-se. Ela atua junto com um limiar de densidade aceitável, no qual se a densidade de Agentes do grupo de renda alta na sua vizinhança for maior do que o limiar, ou seja, há mais vizinhos de renda alta do que o Agente desejaria, o mesmo tende a mover-se para uma outra localidade, deixando assim, o local que ele ocupava livre para Agentes do grupo de renda baixa ocuparem.

A fim de dificultar que os Agente do grupo de renda alta voltem para o mesmo local do qual ele saiu e também de simular o movimentos dos grupos de renda alta para os subúrbios, foram adicionados alguns parâmetros de *steps*: o *steps2* e o *steps3*.

Quando um Agente do grupo de renda alta está procurando local para estabelecer-se, ele verifica quantos outros Agentes na sua vizinhança são do grupo de renda alta. Caso haja mais Agentes de renda alta na sua vizinhança do que um limiar preestabelecido, o Agente do grupo de renda alta não irá ocupar tal localidade. Além de não estabelecer-se na localidade, ele irá deslocar-se alguns passos (células) antes de realizar a verificação na vizinhança novamente. Essa quantidade de passos é definida por dois parâmetros: *steps2*, para Agentes do grupo de renda média, e *steps3*, para Agentes do grupo de renda alta. As variáveis de idade e de consolidação são baseadas no tempo.

E, por último, há um quarto módulo no modelo JBarros, que lida com as restrições espaciais. Algumas cidades detêm espaços que são impossibilitados de serem ocupados, como corpos hídricos, regiões montanhosas, áreas de preservação ambiental, entre outros. Portanto, o modelo deve conhecer essas áreas a fim de delimitar as áreas que os Agentes podem circular, e por sua vez, estabelecerem-se. Ao simular uma cidade com essas limitações, deve-se passar essas informações como entrada para o modelo

JBarros.

A Figura 2.11 demonstra o fluxo de execução do modelo JBarros, no qual as caixas amarelas representam o módulo de desvalorização dos valores dos imóveis do centro da cidade, representando junto com o módulo em azul, o módulo de gentrificação, o processo de *filtering*, gentrificação e revitalização da área do centro urbano; e em cinza claro, é demonstrado o processo de periferação, no qual com a expansão da cidade, áreas anteriormente ocupadas por grupos com menor renda, são revitalizadas e ocupadas por grupos de maior renda.

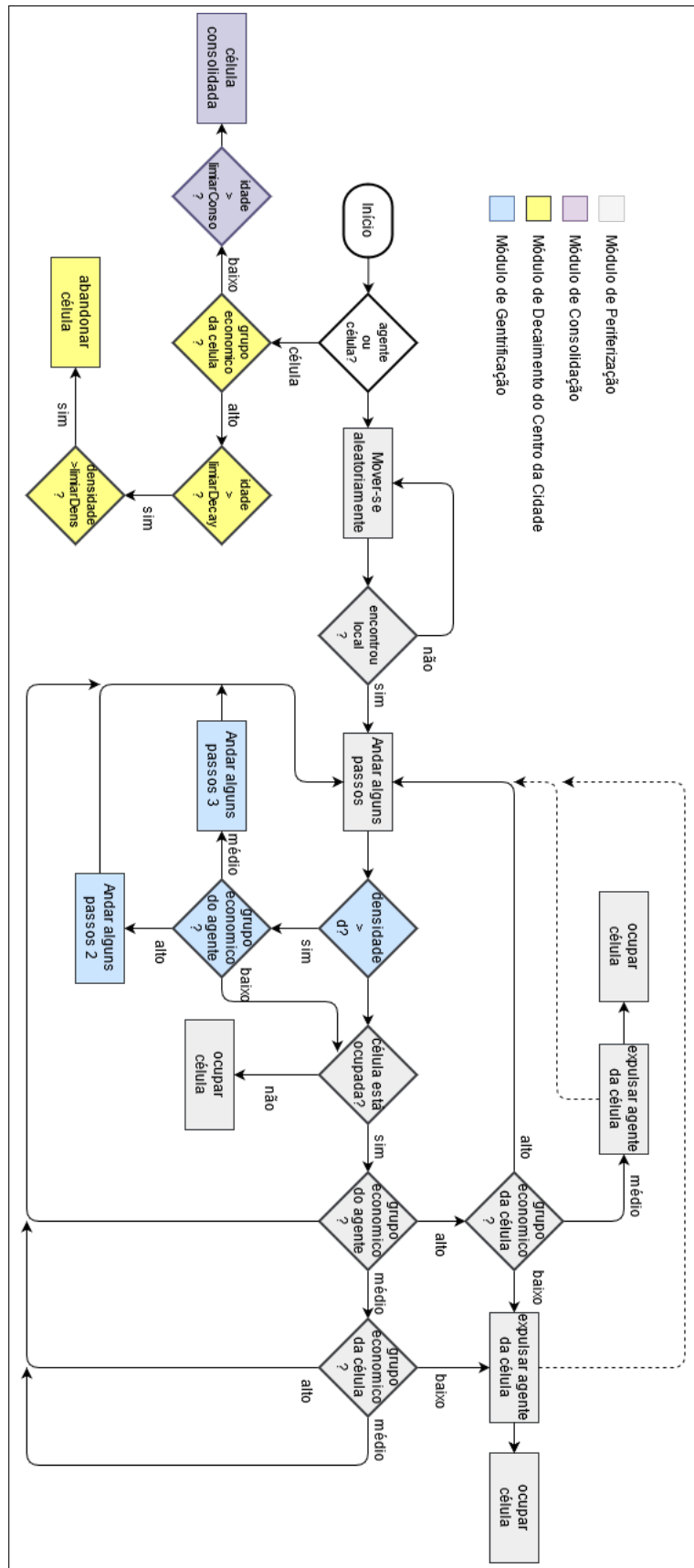


Figura 2.11: Módulos do modelo JBarros, adaptado de (Barros, 2004).

3 MODELO PROPOSTO

O modelo de simulação de crescimento urbano JBarros traduz bem as dinâmicas das cidades latino americanas. Contudo, algumas características e dinâmicas urbanas observáveis nessas cidades, principalmente no âmbito de cidades brasileiras, como Rio de Janeiro e São Paulo, não são representadas pelo modelo JBarros.

Assim sendo, a finalidade é representar essas características e dinâmicas partindo do modelo base, adicionando um novo módulo que endereça situações de cunho mais social relacionadas com as hipóteses de Amato (1970), como segregação entre classes econômicas de diversas formas, e também melhorias na percepção dos Agentes.

3.1 Proposta

Inicialmente qualquer Agente, independente de sua classe econômica, tende a querer se estabelecer em localidades as quais o mesmo pode usufruir das comodidades urbanas e dos serviços oferecidos, seja pelo poder público, assim como serviços privados, como bancos e mercados. Em cidades da América Latina, esses serviços e comodidades, em geral, encontram-se perto de áreas urbanas consideradas de elite, ou seja, próximos a um bairro ou localidade na qual situa-se um grupo de indivíduos de renda alta. Esse fato é relatado na literatura, principalmente por Amato (1970), e esse padrão é utilizado no modelo JBarros.

No modelo JBarros, o indivíduo representado por um Agente no modelo locomove-se aleatoriamente pelo mapa até encontrar um indivíduo de renda alta e, após encontrar, tenta estabelecer-se nos arredores deste indivíduo. Entretanto, como estamos trabalhando com Agentes, podemos adicionar uma percepção do ambiente mais detalhada. Quando um imigrante chega à uma cidade, ele tem algum conhecimento prévio da distribuição econômica e social da cidade, e quanto mais tempo esse imigrante locomove-se, melhor torna-se sua percepção dos seus arredores. Baseando-se nisto, quando o Agente começa o processo de procura de uma localidade para estabelecer-se,

o mesmo recebe uma informação de onde pode haver um Agente de renda alta. Esta informação com o passar do tempo tende a ficar mais precisa, simulando assim a aquisição de conhecimento por parte do Agente.

De posse da informação da possível localização do Agente de renda alta, o Agente x projeta um caminho da posição que o mesmo ocupa no mapa até a posição do Agente de renda alta. Esse caminho é baseado no conhecimento prévio que o Agente tem da cidade ou do ambiente. A fim de facilitar o assentamento em alguma localização próxima dos serviços e comodidades, o Agente x pode tomar a decisão de estabelecer-se antes de chegar na localização do Agente de renda alta. Essa tomada de decisão é baseada na proximidade do Agente x em relação ao Agente de renda alta, quanto mais perto o Agente x estiver do Agente de renda alta, maior a chance de ele estabelecer-se antes de chegar a localização do Agente de renda alta.

Diferente desta mudança que melhora a percepção do Agente, as próximas mudanças fazem parte do módulo de segregação e têm como base conceitos socioeconômicos. Essas mudanças foram concebidas ao observar a localização de alguns Agentes de renda média e alta ao final da simulação. Estes Agentes estavam deslocados do grupo ao qual eles pertenciam, ou seja, estavam em meio a Agentes de renda baixa. Como dito na seção 2.1, a elite, representada por Agentes de renda alta, tende a não querer mover-se para localidades nas quais há um alto número de assentamentos de renda baixa.

3.1.1 Módulo de Segregação

Como o objetivo de fornecer aos Agentes uma melhor percepção do ambiente, propomos e desenvolvemos um módulo de segregação. O módulo é composto por duas partes: a primeira parte é responsável pela atuação na simulação dos Agentes que representam o grupo de renda baixa; e, a segunda parte trata dos Agentes de grupo de renda média e alta.

Ao analisarmos o modelo JBarros, podemos compreender que a consolidação de um Agente pertencente ao grupo de renda baixa em sua localidade está atrelada ao tempo que aquele Agente encontra-se estabelecido naquele mesmo local. Entretanto,

essa regra é extremamente simplista e não abrange algumas características chave para o entendimento de como essas consolidações ocorrem.

A primeira característica define o padrão de formação das favelas. As favelas não surgem do nada, mas sim de um processo migratório combinado com a falta de moradia nos centros urbanos. Portanto, os imigrantes buscam por áreas “sem donos” para poderem se estabelecerem, tomando a terra para si e dando um destino ao seu uso diferente do planejamento do poder público (O’Hare e Barke, 2002). Assim, para reproduzir a dinâmica do surgimento e expansão das favelas, propomos uma função de análise de vizinhança, definindo para isso uma função chamada *neighCons*, que será acoplada a todos os Agentes do grupo de renda baixa a qual tem por finalidade dar assistência ao processo de consolidação a partir da percepção do ambiente que esses Agentes estão inseridos.

A dinâmica de consolidação no modelo JBarros é definida por dois parâmetros: o *consolidationrandom* e o *consolimit*. O parâmetro *consolimit* define o tempo que um Agente do grupo de renda baixa deve esperar após estabelecer-se em uma área para estar apto a consolidar-se nela. E o parâmetro *consolidationrandom* define a probabilidade de um Agente do grupo de renda baixa estabelecer-se em uma localidade caso o mesmo esteja apto. Esses dois parâmetros são acoplados a nossa função *neighCons*. Esta função começa a atuar logo após um Agente do grupo de renda baixa estabelecer-se em uma localidade. Esse Agente estabelecido começa a verificar ao seu redor à procura de outros Agentes do mesmo grupo que ele, ou Agentes do grupo de renda baixa já consolidados, estabelecidos em sua vizinhança. Logo, quando um Agente torna-se apto a consolidar-se em uma área, a tomada de decisão será composta pela probabilidade do parâmetro *consolidationrandom* em conjunto com o resultado da função de análise de vizinhança, o que tende a aumentar as chances desse Agente tornar-se imune a expulsão da área que ele ocupa.

Na Figura 3.1, ilustramos três cenários para uma melhor visualização da dinâmica de consolidação com a aplicação da função *neighCons*. Nos três cenários, o Agente em estudo é o Agente disposto no centro do mapa que tem suas bordas na cor preta. Os Agentes representados pela cor azul escuro representam o grupo de renda baixa,

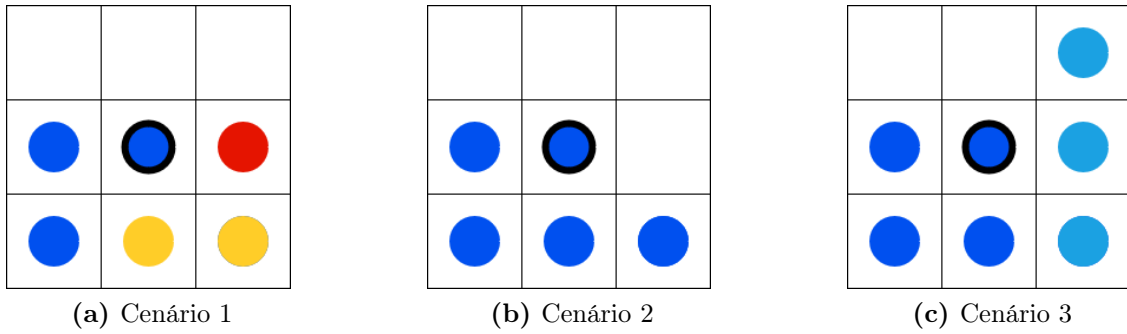


Figura 3.1: Cenários para ilustrar a nova dinâmica de consolidação presente no modelo proposto.

os caracterizados pela cor amarela são os Agentes do grupo de renda média e os de cor vermelha são os Agentes do grupo de renda alta. Agentes retratados na cor ciano são Agentes do grupo de renda baixa que já estão consolidados em suas áreas.

No primeiro cenário, representado pela Figura 3.1a, podemos observar que o Agente em estudo dispõe de cinco vizinhos, sendo dois pertencentes ao grupo de renda baixa, dois ao grupo de renda média e um do grupo de renda alta. Se o Agente em estudo estiver estabelecido a mais tempo que o limiar necessário, ele torna-se apto a consolidação. Neste momento, a função de análise de vizinhança verifica seu entorno e calcula a influência que os vizinhos desempenham na tomada de decisão do Agente. Por haver poucos vizinhos pertencentes ao grupo de renda baixa, a probabilidade deste Agente consolidar-se em sua localização torna-se menor devido ao fato de que parte do processo de decisão está atrelado a função *neighCons*, que nesse caso apresentará um valor baixo, pois há apenas dois Agentes do grupo de renda baixa em sua vizinhança.

Já no segundo cenário, ilustrado na Figura 3.1b, a vizinhança é composta apenas por outros Agentes do grupo de renda baixa. Isso faz com que a função *neighCons* apresente maior valor. Nesse caso, ao considerarmos peso unitário para cada vizinho do grupo de renda baixa, o valor da função será de $1/2$, pois o número máximo de vizinhos neste cenário seria oito, e quatro deles são do grupo de renda baixa. Esse valor é então acrescentado à probabilidade de consolidação do Agente definida por *consolidationrandom*. Então, quanto maior o resultado da função *neighCons*, maior será a probabilidade de o Agente em estudo consolidar-se.

Essa dinâmica pode ser observada no terceiro cenário. Na Figura 3.1c são apresentados os primeiros Agentes consolidados, na cor azul ciano. Agentes já consolidados têm peso dobrado para a função de análise de vizinhança, e a presença de muitos deles leva a função *neighCons* ao seu valor máximo. Neste cenário, o Agente em estudo irá consolidar-se, pois os Agentes do grupo de renda baixa já consolidados têm peso dobrado na análise, ou seja, contam como dois vizinhos pertencentes ao grupo de renda baixa. Como não pode haver mais de oito vizinhos, o valor da função é definido como $\max(1, \text{neighCons})$.

Associado a essa ideia de verificação dos arredores, foi concebida a segunda parte deste módulo, que influencia os Agentes do grupo de renda média e alta. Esse submódulo atua em dois momentos distintos: quando o Agente ainda está se locomovendo pelo mapa, e após o mesmo estabelecer-se em alguma localidade. No modelo JBarros, Agentes do grupo de renda média e alta verificam a vizinhança do local que eles escolheram para estabelecerem-se. Entretanto, eles analisam apenas se existem outros Agentes do grupo de renda alta nos seus arredores e caso haja mais Agentes do grupo de renda alta do que um limiar predefinido, eles não estabelecem-se naquela localidade e voltam a locomover-se pelo mapa.

No entanto, ao analisarmos a literatura, podemos ver que o grupo de indivíduos de renda alta tendem a não moverem-se para localidades onde há muitos indivíduos de grupos de renda baixa (Amato, 1970). Assim sendo, utilizamos mais uma vez a função de análise de vizinhança *neighCons*. O objetivo é similar a função de análise de vizinhança proposta no modelo JBarros, só que ao invés de considerar vizinhos pertencentes ao grupo de renda alta, irá considerar apenas os vizinhos do grupo de renda baixa sendo ou não consolidados. Logo, no nosso modelo, além do Agente dos grupos renda média e alta analisarem os arredores à procura de outros Agentes dos grupos de renda média e alta, eles também analisam a vizinhança para verificar quantos vizinhos são do grupo de renda baixa.

A primeira verificação da vizinhança é em relação aos Agentes do grupo de renda alta, dado por um parâmetro D . Neste parâmetro, é definido, antes da simulação, quantos Agentes pertencentes ao grupo de renda alta que o Agente em estudo, sendo

do grupo de renda média ou alta, poderá ter como vizinho. Caso a densidade de Agentes do grupo de renda alta em sua vizinhança seja maior do que o limiar D , o Agente em estudo não irá estabelecer-se no local, e voltará a mover-se pelo mapa.

A segunda análise é referente aos vizinhos pertencentes ao grupo de renda baixa, e considera tanto os Agentes do grupo de renda baixa e os de renda baixa já consolidados. Como usamos a ideia de consolidação para representar a criação de comunidades ou favelas, há uma diferença na influência que os Agentes do grupo de renda baixa consolidados exercem nessa função. Considerando que esses Agentes consolidados não podem ser retirados de sua localidade e dado a diferença econômica entre Agentes consolidados e Agentes do grupo de renda alta, o peso atribuído a presença desses Agentes na vizinhança será o dobro em relação a outros Agentes do grupo de renda baixa.

O resultado desta função *neighCons*, ou seja, o número de vizinhos pertencentes ao grupo de renda baixa, já considerando o dobro da importância se o vizinho for um Agente consolidado, é então comparado a uma variável randômica definida entre 0 e o número máximo de vizinhos v , o qual é igual a oito, quando adotada a vizinhança de Moore com raio 1. Caso o resultado da função *neighCons* seja maior do que da variável randômica, o Agente em estudo não irá estabelecer-se naquela localidade devido ao acúmulo de Agentes do grupo de renda baixa, e, portanto, deverá voltar a locomover-se pelo mapa. Caso seja menor, o Agente deverá verificar se a localidade está vaga ou se ele pode expulsar o Agente que ali reside.

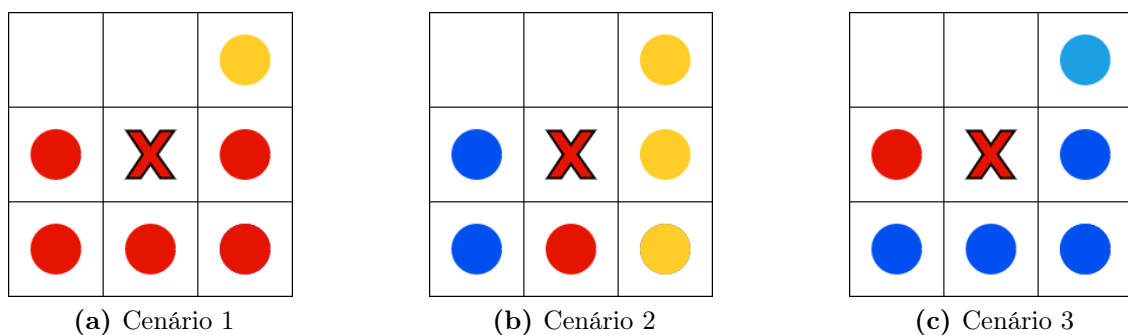


Figura 3.2: Dinâmicas para o estabelecimento de Agentes dos grupos de renda média e alta.

A Figura 3.2 ilustra alguns cenários baseados nas dinâmicas de assentamento dos

Agentes dos grupos de renda média e alta. O Agente em estudo está localizado no centro do mapa, e é representado pelo X em alusão ao fato de que o mesmo ainda não estabeleceu-se naquela localidade. As representações gráficas dos Agentes em relação às cores permanece a mesma observada na Figura 3.1. Para todos os cenários, o Agente em estudo é pertencente ao grupo de renda alta.

Na Figura 3.2a, podemos observar um cenário no qual há vários Agentes do grupo de renda alta. Para este cenário, o assentamento do Agente em estudo, que também é do grupo de renda alta, depende da variável D . Com D definido com valor menor do que 5, o Agente não pode estabelecer-se nesta localidade, devido a alta densidade de vizinhos de renda alta. Esse comportamento acontece pois o Agente reconhece esse padrão como sendo de um centro urbano com alta densidade demográfica, onde moradias podem não apresentar as comodidades entendidas como necessárias.

A Figura 3.2b ilustra um cenário padrão, no qual há Agentes de todos os grupos socioeconômicos. Neste cenário, a alocação do Agente em estudo na área a qual ele se encontra depende do valor da variável randômica, caso esta apresente valores menor do que 2, o Agente não estabelece-se nesta área e volta a mover-se pelo mapa em busca de um novo local. Entretanto, como este cenário é bem distribuído, o Agente tende a estabelecer-se nesta localidade.

A Figura 3.2c apresenta um último cenário, onde o Agente em estudo apesar de encontrar uma área perto de outro Agente do grupo de renda alta acabou tentando estabelecer-se em uma vizinhança que há uma grande predominância de Agentes do grupo de renda baixa. Agentes do grupo de renda alta tendem a não querer situarem-se nas proximidades de Agentes do grupo de renda baixa e dado esse cenário o Agente ao analisar a vizinhança tende a não estabelecer-se e voltar a mover-se pelo mapa à procura de um novo local.

Além desta mudança, o módulo Segreg também aplica esta função em Agentes dos grupos de renda média e alta quando os mesmos estão estabelecidos em alguma localidade. Inicialmente, ao estabelecer-se em algum local, um Agente pode sair por duas razões: ou ele é expulso por um Agente de um grupo de renda maior do que o dele ou com o passar do tempo, o que é caracterizado como um êxodo por

perda de valor imobiliário caso seja um Agente do grupo de renda alta. Caso não ocorra qualquer um desses cenários, o Agente estabelecido permanece na mesma localidade. É importante ressaltar a influência da vizinhança na decisão dos Agentes, independente da classe socioeconômica.

Com o objetivo de proporcionar um comportamento mais realista, é dado ao Agente a percepção da vizinhança ainda que ele esteja estabelecido. Dessa forma, há um aumento da percepção do Agente em relação ao ambiente. No caso da localidade em que esse Agente do grupo de renda alta estabeleceu-se começa a apresentar uma vizinhança predominantemente composta por Agentes do grupo de renda baixa, o Agente em estudo tende a mover-se para outra área do mapa. Portanto, os Agentes dos grupos de renda média e alta mesmo depois de estabelecidos podem deixar o local não só devido a perda de valor imobiliário com o passar do tempo, como também através da evolução da vizinhança.

Para descrever esses comportamentos e objetivos, foi desenvolvida uma outra função chamada *prejudice*, que requer dois parâmetros: *pred* e *predrandom*. O parâmetro *pred* define a quantidade de Agentes do grupo de renda baixa que um Agente dos grupos de renda média e alta aceitará ter em sua vizinhança, os quais serão verificados pela função de análise de vizinhança. Ele é utilizado para aumentar ou diminuir o fator de segregação das classes de Agentes presentes na simulação. Quanto menor for o valor do *pred*, maior será o fator de segregação aplicado entre Agentes dos grupos de renda média e alta e Agentes do grupo de renda baixa, ou seja, menos Agentes do grupo de renda baixa tendem a ficar nas proximidades de Agentes dos grupos de renda média e alta. Apesar de sua importância, o parâmetro *pred* não define se um Agente irá decidir abandonar sua localidade, ele apenas sugere que um Agente mude-se. O parâmetro *predrandom* complementa a tomada de decisão do Agente. Esse parâmetro define qual a probabilidade que o Agente tem de sair de sua área caso a quantidade de Agentes do grupo de renda baixa seja maior do que o parâmetro *pred*.

Na Figura 3.3 são ilustrados dois cenários nos quais o Agente do grupo de renda alta já está estabelecido no meio do mapa, representado pelo círculo vermelho com

borda preta. Neste cenário, após o estabelecimento do Agente do grupo de renda alta no centro, outros Agentes começam a ocupar as áreas do mapa ao redor do Agente em estudo. E, é nesse intervalo de tempo que a função *prejudice* auxilia na tomada de decisão do Agente de manter-se nesta mesma localidade ou sair à procura de uma nova área para estabelecer-se.

No primeiro cenário, podemos observar através da Figura 3.3a que há um leve desbalanceamento de Agentes na vizinhança do Agente em estudo. Entretanto, os Agentes do grupo de renda baixa representam menos da metade de seus vizinhos imediatos e ainda há áreas as quais não foram ocupadas por qualquer Agente ainda. Neste cenário, o Agente tende a permanecer estabelecido por mais tempo em sua localidade.

A Figura 3.3b mostra o estado do mapa após alguns passos de simulação. Nesse cenário, todos os vizinhos estão estabelecidos e a maioria dos Agentes são do grupo de renda baixa. Considerando este segundo cenário e as características da função *prejudice*, o Agente em estudo irá mover-se para outra localidade, uma vez que ele entenderá essa vizinhança como sendo um padrão de declínio do valor socioeconômico.

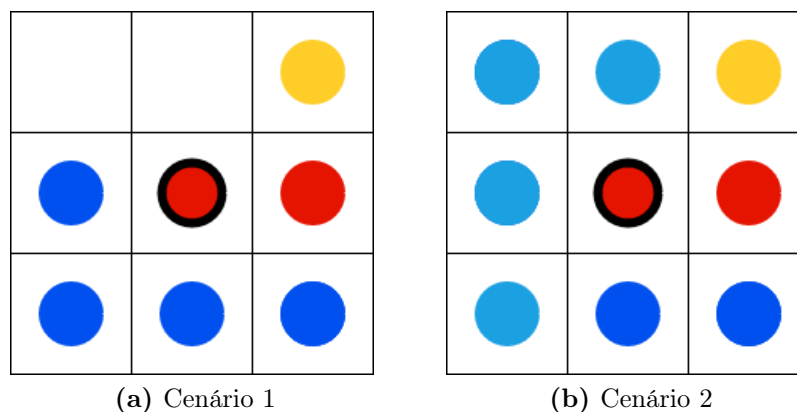


Figura 3.3: Êxodo de Agentes dos grupos de renda média e alta após seu estabelecimento na localidade.

4 EXPERIMENTOS

Este Capítulo apresenta primeiro a metodologia aplicada aos experimentos e as métricas adotadas. Em seguida, há uma análise de cada um dos parâmetros da simulação. Nesse ínterim, apresentamos e discutimos também os resultados alcançados nas simulações com as extensões propostas no modelo.

4.1 Metodologia

A primeira parte da metodologia é explicar as métricas utilizadas nos experimentos. A Equação 4.1 é empregada para medir os diferentes grupos socioeconômicos. Determina o número de Agentes que estão à procura de um local para estabelecerem durante a simulação, são classificados como Agentes ativos. O número total de Agentes é dado na condição inicial da simulação e representa a quantidade total de Agentes de cada grupo socioeconômico.

$$N_{Total} = N_v + N_{am} + N_{az} \quad (4.1)$$

onde N_{Total} é o número total de Agentes ativos na simulação, que são aqueles que estão locomovendo-se pela malha, N_v significa o número de Agentes ativos de renda alta, N_{am} representa o número de Agentes ativos de renda média e N_{az} o número de Agentes ativos de renda baixa. Além disso, é dado na condição inicial o percentual de cada grupo, conforme apresentado pela Equação:

$$N_k = P_k \times NumAg \quad (4.2)$$

onde P_k é a porcentagem de Agentes de cada um dos k -grupos socioeconômicos. E $NumAg$ é o número total de Agentes ativos dentro da simulação.

A Equação 4.3 representa a quantidade de espaços ocupados pelos diferentes grupos socioeconômicos em um único instante de tempo. Para isso, soma os Agentes

que já estabeleceram-se em alguma localidade e, nesse caso, são considerados Agentes inativos. Observando $M(t)$ ao longo do tempo, é possível determinar o crescimento de urbanização produzida em cada simulação.

$$M(t) = \sum M_k = M_v + M_{am} + M_{az} + M_c \quad (4.3)$$

onde k representa os grupos socioeconômicos, M_v é o número de células ocupadas por Agentes de renda alta, M_{am} é o número de células ocupadas por Agentes de renda média, M_{az} é o número de células ocupadas por Agentes de renda baixa e M_c é o número de células consolidadas.

A taxa de crescimento urbano é dada pela Equação 4.4. O intuito é demonstrar a curva de crescimento produzida por cada simulação ao longo do tempo.

$$\begin{aligned} \text{Log}T &= \log(\text{time}) \\ \text{Log}M &= \log[M(t)] \end{aligned} \quad (4.4)$$

Na avaliação de segregação urbana, utilizamos os índices propostos por Feitosa et al. (2007) e por Barros e Feitosa (2018). O índice de dissimilaridade representa uma medida da diferença média entre a proporção local dos grupos populacionais em cada unidade de área e a proporção destes grupos populacionais na cidade como um todo. Valores próximos de 0 indicam menor segregação entre estes grupos. Para valores próximos de 1, maior será a segregação entre grupos. O índice H representa a uniformidade espacial da distribuição de grupos econômicos dentro da simulação. Ele considera uma composição populacional ideal, que representa a diversidade máxima (proporção igual para todos os grupos populacionais), para analisar a composição populacional global e local é comparado o nível de diversidade entre as localidades e a área total de estudo. Para a análise de intensidade de interação entre os grupos populacionais, utilizamos o KDE com uma distribuição normal representado na equação 4.5:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k \left(\frac{x - x_i}{h} \right) \quad (4.5)$$

onde h é o parâmetro de largura de banda, e o kernel é definido como uma gaussiana,

$$k(x) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right) e^{-\frac{x^2}{2}}. \quad (4.6)$$

A Figura 4.1 representa um espaço físico caracterizado por uma malha, por exemplo uma área de $100m^2$ ou $10m \times 10m$. Nota-se que a malha define quatro regiões, uma de cada cor e cada região indica um grupo populacional distinto. O local onde há maior interação entre esses grupos encontra-se no meio da malha, e a medida que se aproximam as extremidades diagonais, menor interação há entre os grupos. Assim sendo, o valor da dissimilaridade global tende a ser alto, uma vez que a área central da malha tem quatro células vizinhas de grupos diferentes.

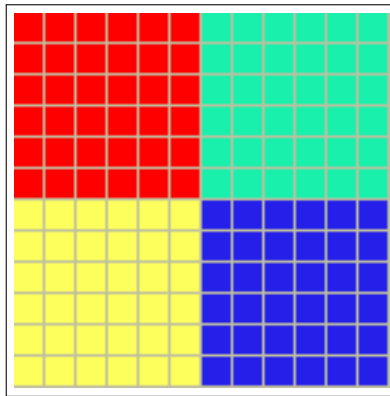


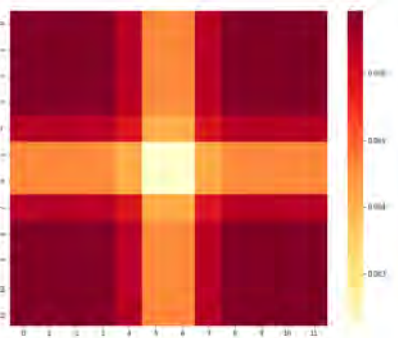
Figura 4.1: Conjunto de Dados (**A**), cada cor representa um grupo populacional.

Em relação ao índice da teoria da informação H , o meio da malha também apresenta o menor valor, pois há uma proporção igual de representantes dos grupos populacionais. Conseqüentemente, nas extremidades o índice H assume valores maiores, pois não há uma distribuição proporcional entre os grupos. Podemos observar esses comportamentos e resultados analisando os gráficos de calor representando a dissimilaridade e índice H do conjunto de dados (**A**) na Figura 4.2.

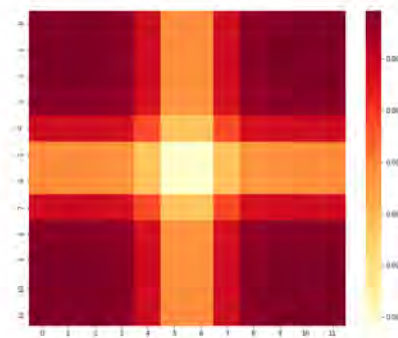
A Figura 4.2a representa a dissimilaridade a qual utiliza o KDE em seu cálculo. Por isso deve-se ajustar o valor da largura de banda, a qual foi definida como sendo de 1 célula. Como dito anteriormente, a área central é a que apresenta menor dissimilaridade e é representada com uma cor mais clara. Quanto mais escuro for o tom da cor, maior é a dissimilaridade presente naquela localidade. Ao calcular a

dissimilaridade total da área, ou seja, de todo o conjunto de dados (**A**), chegamos ao valor de 0,878, o qual indica que há um alto nível de segregação nesta distribuição dos grupos populacionais.

A Figura 4.2b ilustra o mapa de calor para o índice H com a mesma largura de banda. Ao analisarmos esta Figura, podemos observar que há quase uma sobreposição em relação ao mapa de calor do índice H com a dissimilaridade. A maior diferença se dá em uma maior suavização na saída da faixa central em sentido as extremidades superiores e inferiores. O índice H global neste exemplo é 0,792, o que leva a conclusão que apesar de haver uma distribuição proporcional entre os grupos, essa divisão é desproporcional quando leva-se em consideração o âmbito espacial, tendo grupos separados entre si.



(a) Mapa de calor da Dissimilaridade.



(b) Mapa de calor do Índice H.

Figura 4.2: Mapas de calor com largura de 10 metros (uma célula) do conjunto de dados (**A**).

4.2 Os Parâmetros

O modelo proposto conta uma lista de parâmetros que servem de entrada e definem a condição inicial. Os primeiros parâmetros são referentes ao número de Agentes no modelo de simulação e também na distribuição desses Agentes nos grupos populacionais/econômicos. O número de Agentes na simulação é constante e é definido pelo parâmetro *NumAg*. Esse parâmetro determina quantos Agentes serão inicializados com o intuito de estabelecerem-se em algum local e, posteriormente, é

utilizado para saber quantos novos Agentes devem ser inicializados a cada passo da simulação.

Um conjunto de parâmetros é intrinsecamente relacionado à quantidade de Agentes. A função desse conjunto de parâmetros é definir quantos Agentes de cada grupo econômico existirá na simulação. *PercentageRed*, *PercentageYellow* e *PercentageBlue* definem respectivamente a porcentagem de Agentes do grupo de renda alta, a porcentagem de Agentes do grupo de renda média, e a porcentagem de Agentes do grupo de renda baixa. O somatório dos três parâmetros deve ser igual a 100%, representando assim o total de Agentes definido pelo parâmetro *NumAg*.

Os parâmetros aplicados aos Agentes ativos são: *findSpaceSteps* responsável por definir quantos passos de tempo os Agentes devem dar após chegar ao seu local de destino, caso o mesmo não tenha se estabelecido antes de chegar a localidade ideal. E os parâmetros *findSpaceSteps2* e *findSpaceSteps3*, esses dois são aplicados apenas aos Agentes do grupo de renda alta e Agentes do grupo de renda média, respectivamente. Logo, os Agentes dos grupos de renda alta e média que não achar um local para estabelecerem-se, andarão mais passos do que os Agentes de renda baixa, a fim de encontrarem um novo local para estabelecerem-se.

Antes dos Agentes do grupo de renda alta estabelecerem-se em uma dada localidade, há uma tomada de decisão que é ajustada segundo o parâmetro de **densidade** ou *D*. Esse parâmetro analisa a vizinhança do local em estudo para verificar quantos Agentes do grupo de renda alta encontram-se inativos. Caso haja mais Agentes do grupo de renda alta inativos naquela vizinhança, o Agente do grupo de renda alta não irá estabelecer-se naquela localidade e deverá buscar uma nova localidade.

Todos os parâmetros apresentados acima são aplicados aos Agentes ativos. Os próximos parâmetros são aplicados aos Agentes inativos, ou seja, aqueles que já estabeleceram-se em alguma localidade.

O primeiro dos parâmetros para Agentes inativos é o *consolidationLimit*. Esse parâmetro é responsável por definir quando um Agente do grupo de renda baixa torna-se apto a consolidar-se na localidade a qual ele ocupa. Este parâmetro é

definido em relação ao número de passos de tempo da simulação, ou seja, é atrelado ao tempo da simulação. Ele atua em conjunto com o *consolidationRandom*, o qual apresenta a probabilidade de um Agente do grupo de renda baixa tem de consolidar-se, caso o mesmo esteja apto. No nosso modelo, propomos uma função *neighCons* modifica a tomada de decisão de um Agente quando o mesmo encontra-se apto para consolidar-se.

Enquanto esses dois parâmetros atuam em Agentes do grupo de renda baixa, um outro parâmetro atua nos Agentes do grupo de renda alta inativos e refere-se a desvalorização da região e, como consequência, a movimentação do grupo de renda alta. A desvalorização ocorre em certas regiões e por inúmeros fatores. Quando isto ocorre, a elite que ali reside tende a mover-se para outra localidade.

Essa dinâmica no modelo de simulação é representado por dois parâmetros: o primeiro é o *decayStartPoint* ou **DSP**, e assim como o *consolidationRandom*, tem o tempo de simulação como base. Se um Agente do grupo de renda alta está estabelecido em uma localidade a mais tempo que o DSP, ele tem uma probabilidade de deixar a localidade atual. Esse parâmetro é uma probabilidade e é definida pelo parâmetro *decayRandom*. E, o segundo é o parâmetro *pred*. Este parâmetro define quantos Agentes do grupo de renda baixa um Agente do grupo de renda média ou alta aceitará ter em sua vizinhança. Caso o número de vizinhos pertencentes ao grupo de renda baixa seja maior que esse parâmetro, os demais Agentes tendem a deixar o local que eles estão estabelecidos e ir em busca de uma nova localidade. Esse parâmetro tende a aumentar ou diminuir o nível de segregação da simulação.

4.3 Simulações

Esta Seção apresenta uma análise da influência dos parâmetros sobre o modelo proposto bem como análises detalhadas das simulações. Os resultados são apresentados de duas formas: uma numérica, através de tabelas e gráficos, e uma espacial, representada pela saída gráfica do modelo de simulação.

A Figura 4.3 apresenta um passo de tempo de uma saída do modelo de simulação,

é semelhante a uma foto de um instante de tempo da simulado. Neste caso, o passo de tempo é do término da simulação. Nele, os pontos vermelhos representam os Agentes de renda alta, os amarelos são os Agentes de renda média, os azuis escuro são Agentes de renda baixa, os cianos representam os Agentes de renda baixa consolidados e os espaços em preto são áreas as quais não foram ocupadas.

Estas áreas em preto, não ocupadas, existem por causa da condição de parada do modelo. Ela é definida como sendo o número máximo de Agentes inativos (aqueles que estabeleceram-se em alguma localidade) permitidos na malha. A necessidade de condição de parada do modelo dá-se pelo fato que caso o modelo tenha passos de tempos infinitos, os Agentes de renda alta e média tendem a expulsar os Agentes de renda baixa até que estes fiquem sem espaços para poder ocupar. A medida que essa ação continue a ocorrer, ela também será propagada para os Agentes de renda média, uma vez que eles podem ser expulsos da sua localidade pelos Agentes de renda alta.

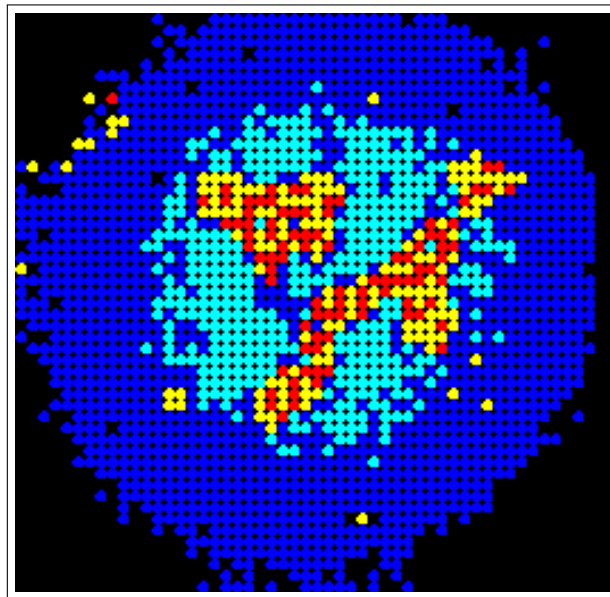


Figura 4.3: Último instante de tempo simulado do conjunto de Dados (A).

Como o modelo é baseado em Multiagentes com processos estocásticos, se faz necessária várias execuções para fornecer uma amostra a partir da qual uma execução representativa possa ser selecionada. Isso ocorre devido ao fato de que cada execução possa apresentar cenários finais que diferem uns dos outros.

É importante salientar que tanto os exercícios de simulações quanto as mudanças

proposta na extensão foram realizados a partir da implementação do modelo JBarros, disponível nos apêndices da tese Barros (2004). E sempre que possível era realizado a comparação dos resultados da implementação base com a implementação estendida, exceto ao analisar processos que só existem na versão estendida.

4.3.1 Análise da Influência dos Parâmetros

Para cada experimento mostrado nas próximas subseções, um conjunto de 100 execuções de simulação foi conduzido e algumas execuções representativas foram selecionadas com base no comportamento típico do conjunto, resultados espaciais típicos e o tempo médio das simulações. Para esses experimentos foram utilizados como padrão os seguintes valores nos parâmetros: tamanho da malha regular de 51×51 células dado por $spaceSize = 51$, $numAgent = 100$, percentual de distribuição de Agentes por grupo econômico de 10% renda alta, 40% renda média e 50% renda baixa, $steps = 2$, $steps2 = 2$, $steps3 = 2$, $density = 4$, $dsp = 1000$, $consolidation = 800$ e $pred = 7$.

Parâmetros que são atrelados ao tempo de simulação sofrem alterações com relação ao número de Agentes assim como também com o tamanho da malha. Os percentuais de cada classe socioeconômica é em relação ao total de células da malha. Logo, eles foram mantidos constantes para os testes dos demais parâmetros. Fazem parte desse conjunto de parâmetros, o dsp e o $consolidation$.

Os experimentos foram conduzidos dentro do ambiente RePast (*REcursive Porous Agent Simulation Toolkit*¹) o qual é um software para a criação de simulações baseadas em Agentes usando a linguagem JAVA que foi desenvolvido na Universidade de Chicago. Este ambiente permite definir vários tipos de malha, como uma malha bidimensional simples, uma malha toroidal, um toro, uma malha hexagonal ou um espaço *raster* geográfico. Para nosso trabalho escolhemos uma malha bidimensional toroidal. Esse tipo de malha apresenta uma malha bidimensional com condições de contorno circulares.

Para a análise de composição espacial, criamos uma rotina utilizando *scripts* em

¹Download no link: <<https://repast.github.io/>>

Python que utiliza módulos do programa QGIS para transformar a saída do RePast, no caso a malha bidimensional, em vetor geoespacial no formato *shapefile*². Nessa rotina também tem a adição de dois parâmetros: a definição do tamanho que cada célula corresponde a um espaço físico e qual será o tamanho da janela (largura de banda) do KDE para as funções de análise de segregação. Para os experimentos a seguir, foram utilizados os valores bases de 2500 m^2 ou célula de 50×50 metros como área de cada célula e a largura de banda pro KDE foi definida como sendo de 5 células.

4.3.1.1 Número e Distribuição de Agentes

O primeiro parâmetro é relacionado a quantidade e distribuição dos Agentes à procura de uma localidade para estabelecer-se, ou seja, o número de Agentes ativos. Esse parâmetro é definido no início de cada simulação e mantém-se constante. A cada passo de tempo, o modelo checa quantos Agentes tornaram-se inativos e cria novos Agentes mantendo a proporção inicialmente configurada.

Caso haja o aumento neste parâmetro, o modelo tende a chegar a condição de parada em menos passos de tempo, devido ao fato de que há um maior número de Agentes tentando estabelecerem-se em alguma célula da malha. Todavia, como o modelo é configurado para que os Agentes busquem localizarem-se próximos a uma célula ocupada por um Agente de renda alta, a velocidade do desenvolvimento da simulação mostra-se muito dependente da probabilidade dos Agentes de renda alta estarem estabelecidos. Mesmo que o número de Agentes seja aumentado não necessariamente o modelo terá menos passos de tempo.

A Figura 4.4 retrata a possibilidade de que com o mesmo conjunto de parâmetros, a simulação pode seguir diferentes caminhos de desenvolvimento. Esse efeito é ocasionado pelo funcionamento da aleatoriedade no modelo. A Figura 4.4a denota a condição inicial da simulação, com um Agente de renda alta no centro da malha. Na execução representada na Figura 4.4b, podemos observar que por chegar na condição de parada, em poucos passos de tempo, mesmo com Agentes consolidados desde o

²Formato de arquivo georeferenciado

início não há consolidação de outros Agentes de renda baixa. Já na Figura 4.4c, além de ocorrer consolidações de Agentes de renda baixa, ainda podemos observar um maior número de Agentes de renda média, o que corrobora com a necessidade da definição de uma condição de parada.

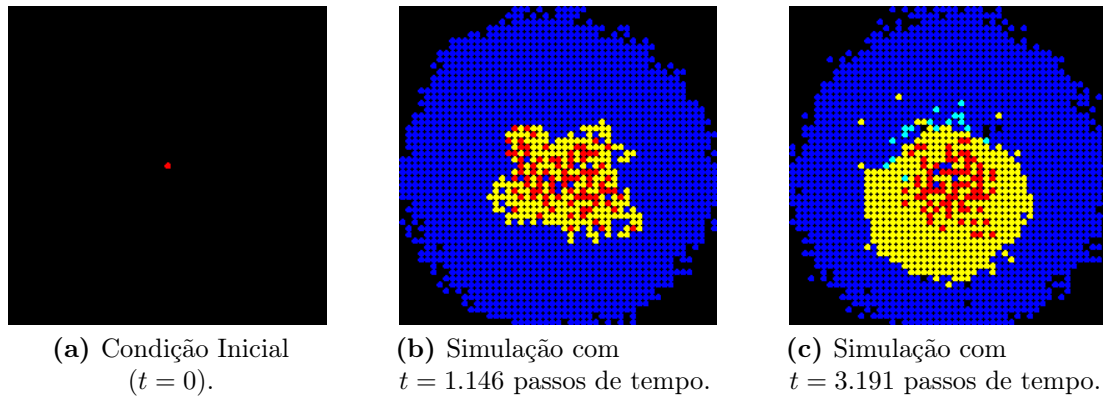


Figura 4.4: Evolução no tempo da simulação.

Além de os Agentes serem divididos entre renda alta, média e baixa, eles também são classificados segundo sua atividade na malha. A Figura ?? apresenta o número de Agentes ativos em 5 execuções diferentes, representadas por A , B , C , D , E respectivamente, todas com a mesma condição inicial. É evidenciado pela Figura ?? a constância no número de Agentes ativos do início ao fim de cada execução, uma vez que os gráficos encontram-se sobrepostos. Esses Agentes ativos ao estabelecerem-se tornam-se inativos. O número de Agentes inativos cresce no decorrer dos passos de tempo, conforme ilustrado pela Figura ??.

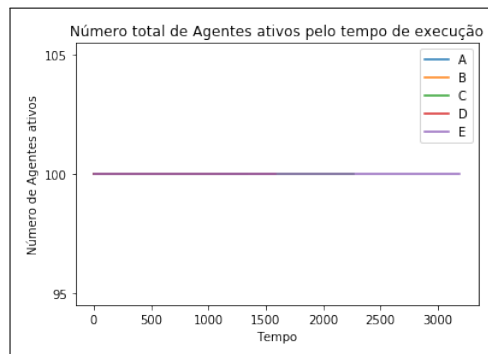


Figura 4.5: Total de Agentes ativos ao longo do tempo.

Ao analisar a Figura ??, podemos notar algumas diferenças. A primeira delas é em

relação ao tempo final de cada execução, o que demonstra o quanto a aleatoriedade influencia no tempo de simulação. Outra diferença pode ser observada no ponto de subida das curvas. O período de tempo entre zero e o ponto inicial da curva representa o tempo que os Agentes levam para caminhar aleatoriamente até encontrar células de renda alta.

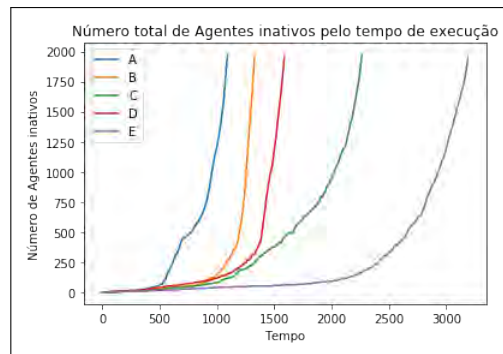


Figura 4.6: Total de Agentes inativos em relação ao tempo.

Apesar dessas diferenças no instante em que os Agentes começam a procura por um local, o comportamento dos mesmos são consistentes. Para realizar essa demonstração, utilizaremos o gráfico log-log para cada execução da simulação. Esse gráfico é composto pelo logaritmo do número total de células ocupadas e é plotado contra o logaritmo do tempo. A Figura 4.7 mostra cinco curvas semelhantes, o que demonstra que as curvas de crescimento para todas as execuções de simulação apresentam as mesmas características.

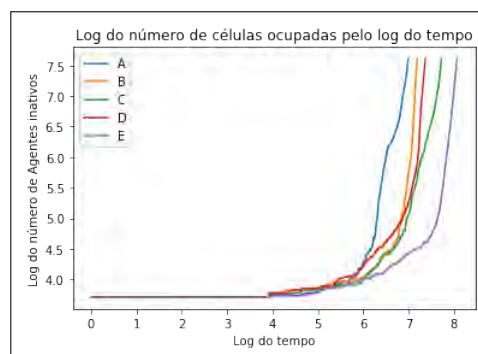


Figura 4.7: Total de Agentes inativos em relação ao tempo (escala logarítmica).

A Figura 4.8 apresenta a média da dissimilaridade e índice H obtidas durante 100 execuções do modelo com as configurações padrões. A dissimilaridade média foi

de 0,578 com um intervalo de confiança definido pelas barras, em amarelo, no topo da mesma.

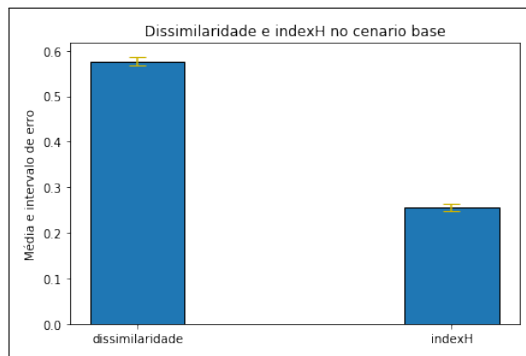


Figura 4.8: Dissimilaridade e índice H do cenário.

Esse valor na dissimilaridade dá-se principalmente pelo fato de que a borda da malha é composta quase integralmente por Agentes do grupo de renda baixa, diminuindo então a exposição que esses Agentes têm em relação aos demais tipos de Agentes. Isso fica ainda mais explícito ao analisar o índice H, pois o seu baixo valor, de aproximadamente 0,25, indica a presença de apenas um grupo em determinadas áreas.

Com base nas Equações 2.10 e 2.11, podemos calcular o índice de isolamento e exposição de cada tipo de Agente para os demais. A Figura ?? apresenta de forma gráfica estes índices para o Agente de renda baixa no cenário atual. Ao observar a Figura é de fácil visualização o quão exposto esses Agentes de renda baixa estão a seu próprio tipo, e ao mesmo tempo o quão isolados eles estão dos demais Agentes. Vale notar que essa também é uma versão global da exposição e isolamento, pois nas execuções alguns Agentes de renda baixa encontram-se bem próximos a Agentes com maior poder econômico como pode-se observar na Figura 4.4.

A mudança na distribuição dos tipos de Agentes traz consigo alterações no comportamento do modelo. Essa alteração é observada no tempo de simulação. Para analisar alteração utilizamos execuções representativas de três diferentes distribuições entre os tipos de Agentes: o experimento *A* conta com a distribuição padrão, 10% renda alta, 40% renda média e 50% renda baixa; o experimento *B* com 50% renda alta, 40% renda média e 10% renda baixa; e o experimento *C* é definido com 30%

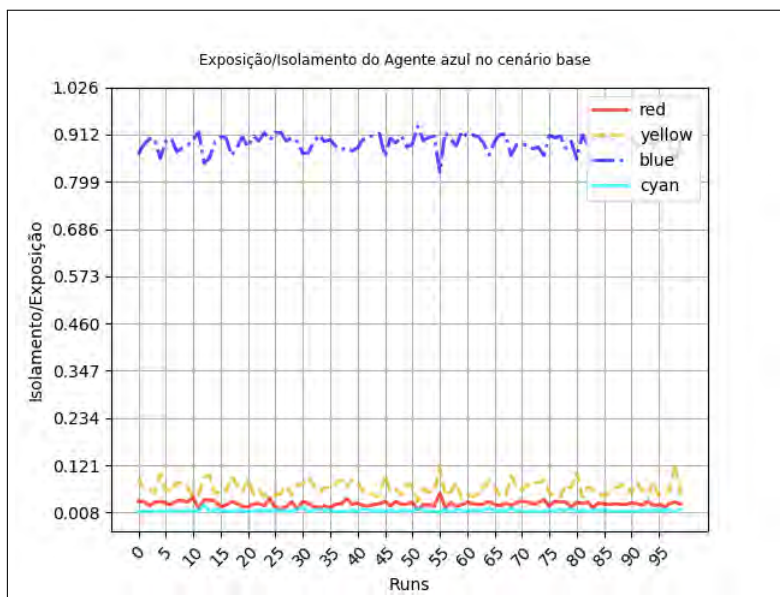


Figura 4.9: Isolamento do Agente azul (renda baixa) e sua exposição aos outros grupos no cenário base.

renda alta, 50% renda média e 20% renda baixa.

A Figura 4.10 mostra novamente o comportamento dos Agentes na busca por um local até se tornarem inativos. Os experimentos *A*, *B* e *C* mostram a influência da distribuição no cenário simulado dos Agentes de diferentes classes socioeconômicas. Isso ocorre devido ao número de Agentes de renda alta. Como os Agentes sempre procuram estabelecerem-se próximos a Agentes de renda alta, quanto mais Agentes de renda alta existirem na malha, mais rápido os demais Agentes tendem a estabelecerem-se também.

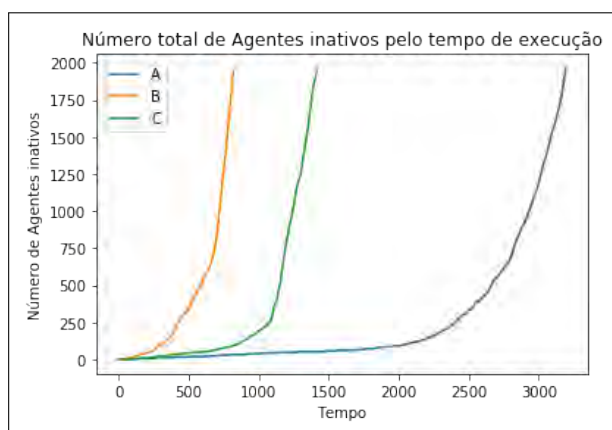


Figura 4.10: Total de Agentes inativos em relação ao tempo para três distribuições entre tipos diferentes de Agentes.

A Figura 4.11 apresenta o número de Agentes inativos por grupo socioeconômico. Os gráficos mostram que apesar de os experimentos terem o mesmo número de Agentes inativos no final das suas execuções, este número difere entre os diferentes grupos econômicos. Um ponto que chama a atenção é que o número de células ocupadas por grupo econômico não mostra-se proporcional a distribuição, como por exemplo podemos ver na Figura 4.11a na qual há mais Agentes de renda alta na distribuição *A*, que conta com 10% desse grupo econômico, do que na distribuição *B*, a qual conta com 50% dos Agentes ativos pertencentes ao grupo econômico de renda alta.

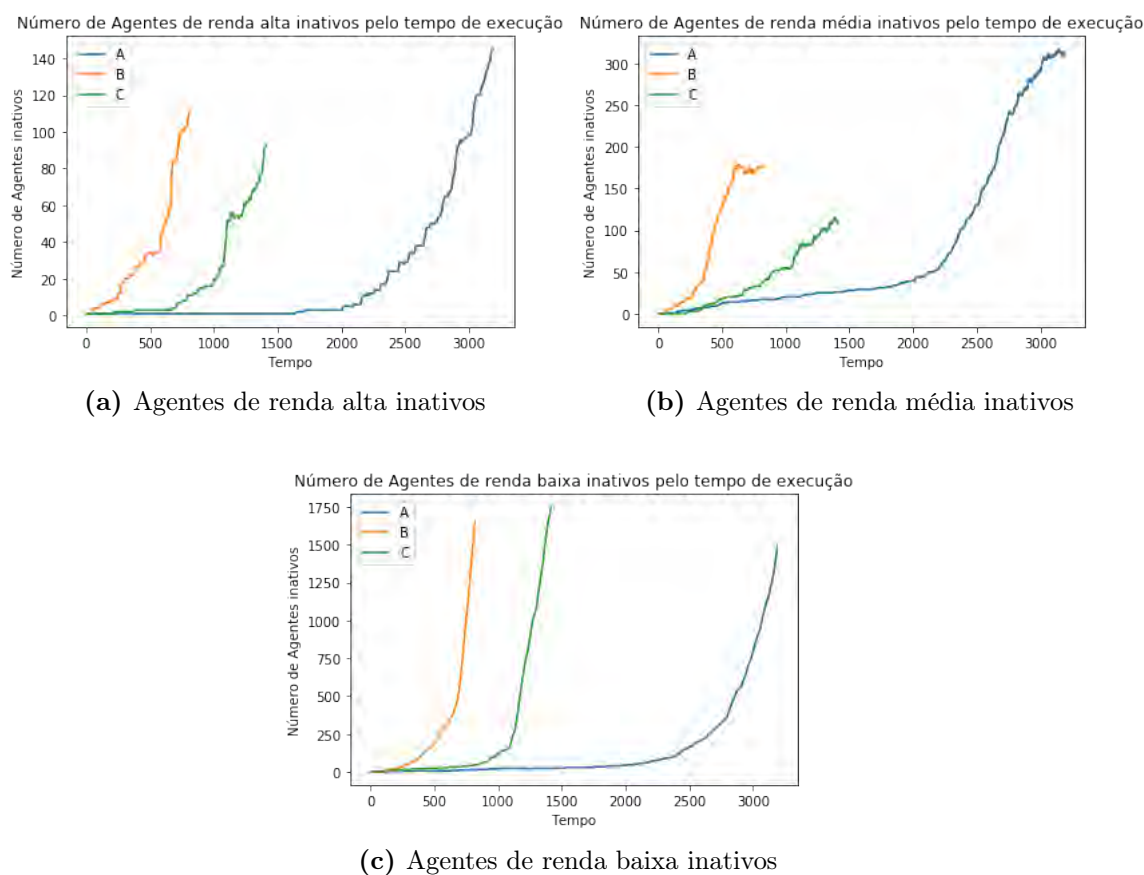
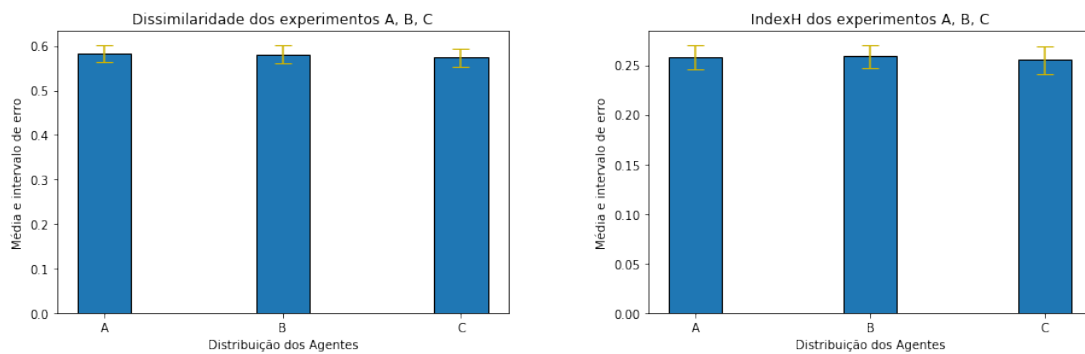


Figura 4.11: Gráficos testando a proporção de agentes por grupo econômico, onde o experimento *A* usa a distribuição 10, 40, 50, o experimento *B* 50, 40, 10 e o experimento *C* 30, 50, 20.

Apesar desta discrepância entre a proporção dos Agentes inativos de um grupo econômico não corresponder a distribuição dos Agentes ativos, a segregação entre os grupos econômicos mostra-se estável mesmo com essas mudanças na proporção

de Agentes. Os gráficos presentes na Figura 4.12 demonstram essa estabilidade. O índice da teoria da informação H mantém-se, em média, 0,28 para todos as três proporções e a dissimilaridade altera em apenas 0,1, o que nos leva a concluir que a proporção de Agentes no início da simulação não é um fator que altere a segregação, pois essa esta atrelada mais a distribuição final da malha, ou como as classes se auto-organizam em uma cidade.



(a) Dissimilaridade variando proporção de Agentes (b) Índice H variando proporção de Agentes

Figura 4.12: Gráficos comparando dissimilaridade e índice H para os experimentos A , B e C variando a proporção de Agentes.

4.3.1.2 Steps

Enquanto a mudança no número de Agentes e na distribuição deles não interfere na segregação, a mudança no parâmetro de *steps* tem grande impacto na simulação como um todo, porque define quantos passos na malha um Agente deve dar após achar o seu local ideal. Alterando esse parâmetro faz com que os Agentes, seja qual for seu grupo econômico, dê mais passos, fazendo emergir diferentes padrões espaciais. Visando a análise do impacto da mudança neste parâmetro, utilizamos quatro valores de *steps*: 2 no experimento A , 4 no experimento B , 6 no experimento C e 8 no experimento D .

O impacto no padrão espacial pode ser visto em mais detalhes na Figura 4.13, na qual estão dispostas a saída gráfica de execuções representativas das três configurações de experimentos. Na Figura 4.13a vemos uma saída padrão com Agentes de renda alta mais centralizados envolvidos em sua grande maioria por Agentes de renda média.

A Figura 4.13b já apresenta uma maior dispersão dos Agentes de renda alta os quais já passam a figurar menos centralizados na malha. E na Figura 4.13c, há muito menos núcleos de Agentes de renda alta, com sua grande maioria localizando-se perto de pequenos núcleos de Agentes de renda média. Também podemos ver um padrão espacial da distribuição de Agentes de renda média e alta quase em espiral.

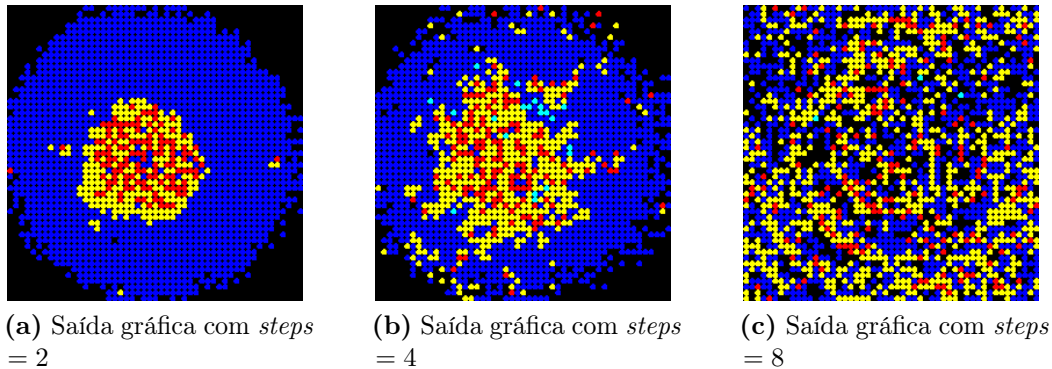


Figura 4.13: Comparação de três saídas gráficas do modelo com variação no parâmetro *steps*.

Ao observar as saídas gráficas dos experimentos podemos ver que ao aumentar o número de *steps* há também um incremento na dispersão e heterogeneidade dos Agentes. O resultado desse efeito é que haja mais Agentes de diferentes grupos econômicos em contato e conseqüentemente uma menor segregação socioespacial. Isso é consistente com os resultados das métricas de segregação (Figura 4.14). Quando maior é o *steps* menor é a dissimilaridade, ou seja, menor é a segregação levando em consideração a malha como um todo. Já ao analisar o índice H, podemos constatar que a medida que valor o *steps* aumenta maior é a entropia entre os tipos de Agentes, e que a malha apresenta uma distribuição mais uniforme.

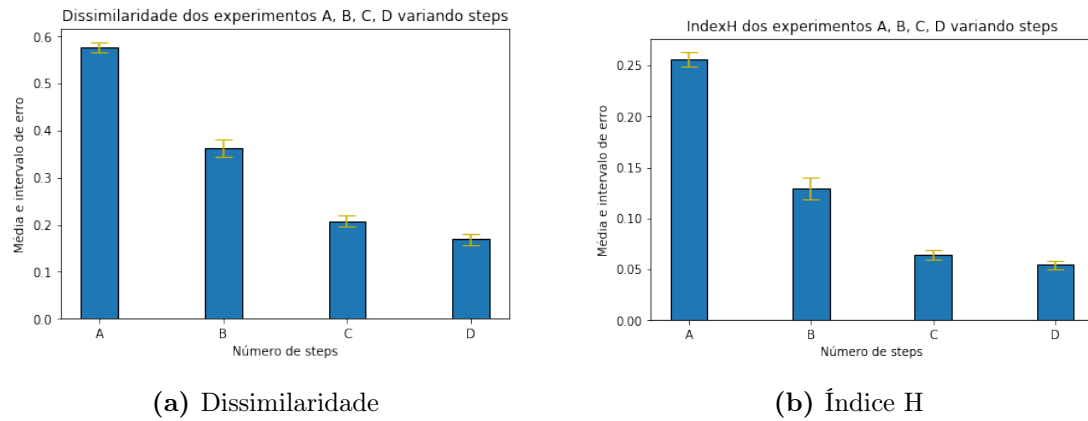


Figura 4.14: Dissimilaridade e índice H variando *steps*.

Como os parâmetros *steps2* e *steps3* abordam apenas um tipo de Agente, Agente de renda alta e Agente de renda média respectivamente, suas influências não são notáveis como a do *steps*. A Figura 4.15 apresenta os gráficos de dissimilaridade e índice H para a variação dos valores de *steps2* e *steps3*. Podemos observar que apesar dos valores de dissimilaridade e índice H serem semelhantes, a barra de intervalo de erro quando o valor dos parâmetros é 8 é um pouco maior, demonstrando uma variância mesmo que pequena.

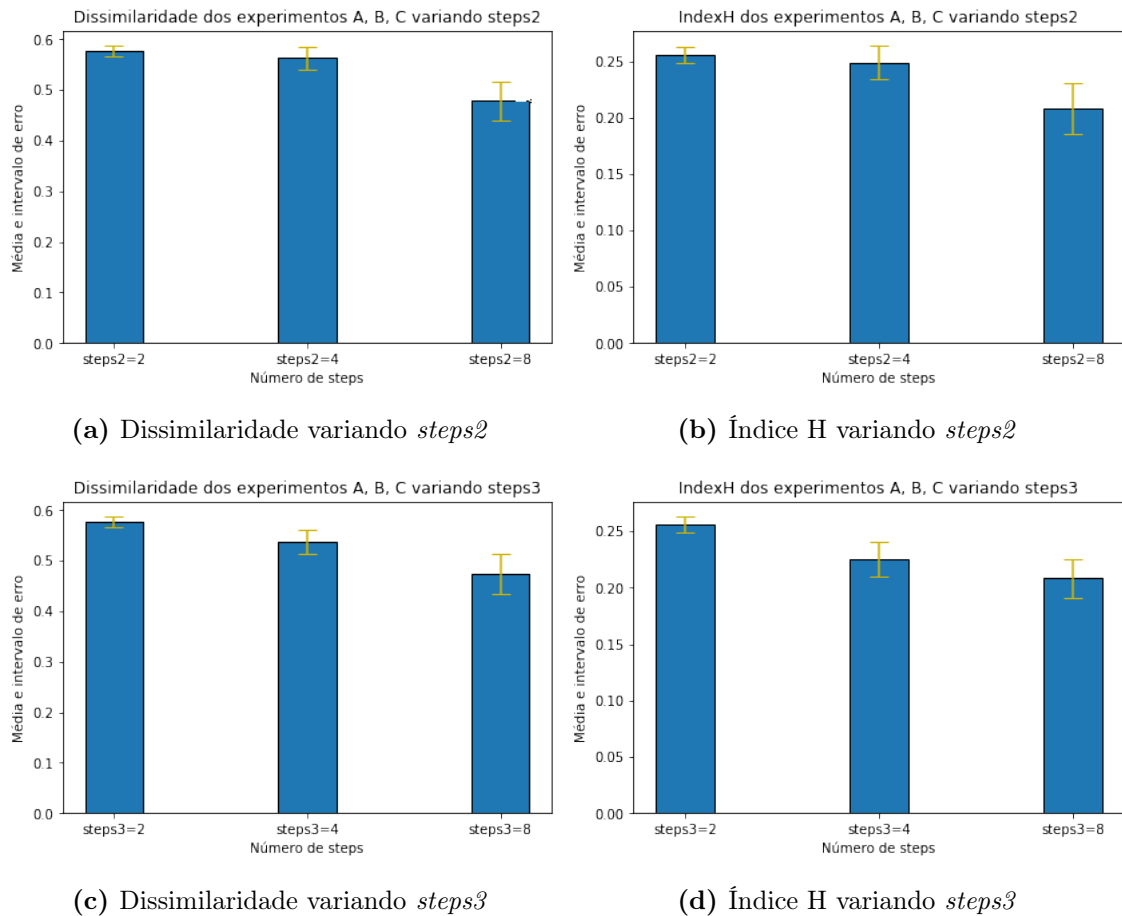


Figura 4.15: Dissimilaridade e índice H variando o valor de $steps2$ e $steps3$.

4.3.1.3 Vizinhança

O primeiro parâmetro de variância na vizinhança é o de densidade, D . Como dito anteriormente, esse parâmetro afeta apenas Agentes de renda alta e se o número de Agentes de renda alta na vizinhança for maior do que o limiar D , o Agente tende a procurar um outro local para estabelecer-se.

A Figura ?? mostra duas saídas representativas do modelo com diferentes valores de D . Para facilitar a visualização da diferença, ocultamos as saídas com outros valores do limiar D . Podemos observar que na Figura 4.17a a distribuição dos Agentes de renda alta é mais fragmentada. A Figura 4.17b apresenta Agentes de renda alta e os de renda média mais agrupados entre si. Isso nos leva a deduzir que valores baixos de densidade, como no do experimento mostrado na Figura 4.17a, tende a criar para os Agente de renda alta um padrão de distribuição espacial mais

espalhado.

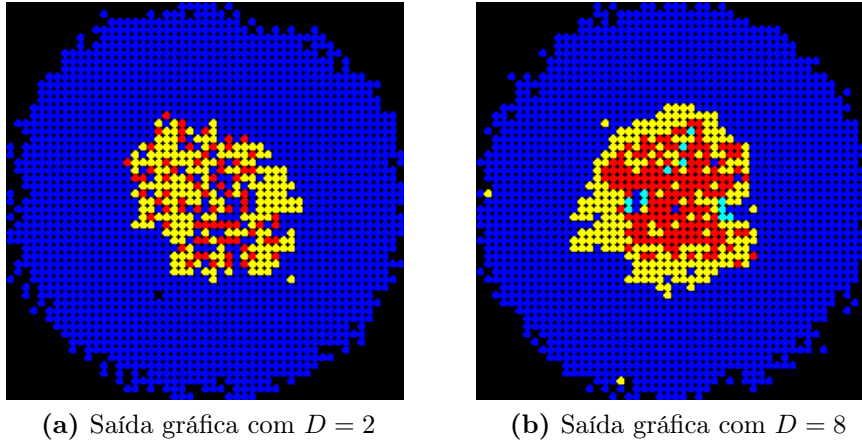


Figura 4.16: Comparação de duas saídas gráficas do modelo com variação no parâmetro de densidade.

Ao analisar os resultados obtidos pelas métricas de segregação (Figura ??), vemos que excetuando $D = 2$ não há alteração significativa na dissimilaridade e nem no índice H. A dissimilaridade e índice H estão mais baixos nos experimentos com valor de densidade baixo e é relacionado com uma distribuição menos desigual dos Agentes de renda alta.

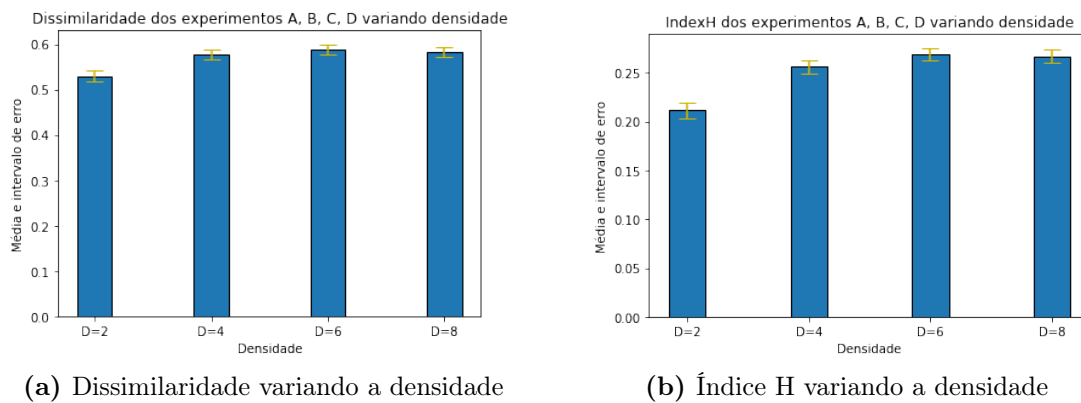


Figura 4.17: Gráficos comparando dissimilaridade e índice H variando a densidade.

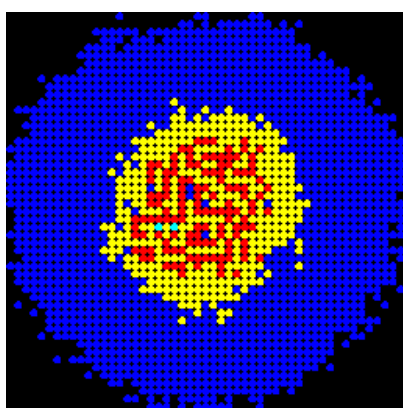
4.3.1.4 Segreg

O segundo parâmetro referente a vizinhança está inserido no módulo segreg. Inicialmente este módulo pode ser dividido em 3 submódulos: alteração da consolidação,

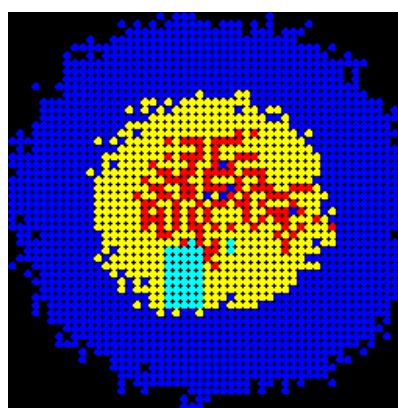
alteração da análise de vizinhança por parte dos Agentes de renda média e alta e verificação ativa da vizinhança por parte dos Agentes de renda média e alta depois de os mesmos estabelecerem-se.

Para a verificação do primeiro submódulo, foram realizados dois testes: um com os parâmetros na configuração padrão e um com uma condição inicial com Agentes já consolidados na malha. Vimos que mesmo com uma condição inicial favorável a consolidação de Agentes de renda baixa, ela ainda permanece muito atrelada a processos estocásticos, assim como na distribuição da proporção dos Agentes. Uma execução representativa foi selecionada para demonstrar o comportamento do modelo com esta função ativa.

A Figura 4.18 mostra os dois cenários comentados anteriormente. Ambas as malhas apresentam Agentes consolidados, no entanto como havia outros Agentes consolidados na malha disposta na Figura 4.18b, era esperado que houvesse mais Agentes consolidados ao fim da execução da simulação. Outro ponto a ser destacado é que dois Agentes que conseguiram tornar-se consolidados na Figura 4.18b não localizam-se tão próximos a área inicial de Agentes consolidados.



(a) Saída gráfica com parâmetros padrões



(b) Saída gráfica com condição inicial da malha modificada

Figura 4.18: Gráficos comparando a consolidação de Agentes com a função *neigh-Cons* ativa.

Seguindo este exemplo e entrando no parâmetro *pred*, que influencia diretamente o segundo e terceiro módulo, podemos perceber duas coisas: primeiro, que o rápido estabelecimento dos Agentes de renda alta faz com que o modelo tenha menos passos

de tempo, e isso influencia diretamente na chance de consolidação dos Agentes de renda baixa; e segundo, que os Agentes de alta renda não são muito propensos a deixar sua localidade, mesmo com o decaimento do valor imobiliário (*dsp*).

A média de células abandonadas, ou seja, Agentes que estavam estabelecidos em algum local já inativos e resolveram se mudar, considerando os parâmetros padrões foi de 8 células por execução. Com a adição do parâmetro *pred* a troca de localidade por parte dos Agentes de renda média e alta assumem números muito maiores, conforme mostra a Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Média de células abandonadas variando *pred*.

Pred	Número de células abandonadas
8	44,00
7	174,33
6	795,00
5	2.125,67
4	2.369,80

O valor na variável *pred* define quantos Agentes de renda baixa um Agente de renda média ou alta aceitará ter em sua vizinhança. Caso esse valor seja definido em 8, para o tipo de vizinhança que utilizamos neste trabalho, significa que todos os vizinhos podem ser Agentes de renda baixa. Entretanto, Agentes de renda baixa consolidados têm peso dobrado, o que acarreta na mudança do Agente de renda média ou alta caso haja mais de 4 Agentes consolidados na sua vizinhança. E caso haja Agentes de baixa renda e Agentes consolidados, o somatório destes será comparado ao valor da variável *pred*.

A Tabela 4.1 mostra a escalabilidade no número de células abandonadas ao diminuir o valor de *pred*, aumentando assim as trocas de localidades por partes dos Agentes de renda média e alta. Quanto menor o valor assumido por *pred*, os Agentes de grupos de maior renda serão menos tolerante à Agentes de renda baixa em sua vizinhança. Esse alto número de células abandonadas por parte dos Agentes de renda média e alta mostra que o submódulo 3 do módulo segreg comportou-se de forma

esperada.

Além do número de trocas, podemos observar o efeito do *pred* no modelo de simulação ao analisar os Agentes inativos. A Figura 4.19 apresenta o número total de Agentes consolidados (inativos) ao longo do tempo, considerando os diferentes valores de *pred*. Podemos observar que a medida que o valor da variável diminui, tende a crescer o número de passos de tempo.

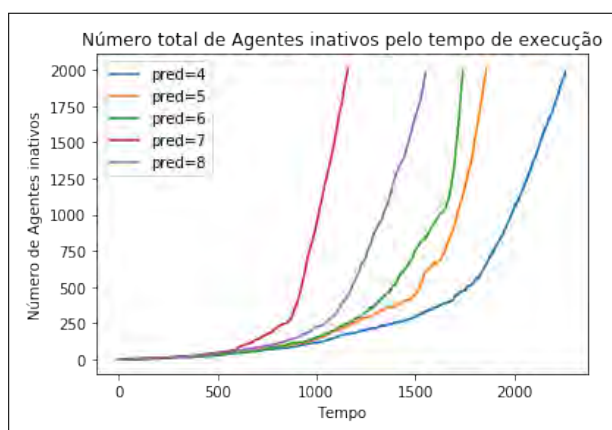


Figura 4.19: Gráfico do número total de Agentes inativos em relação ao tempo variando *pred*.

Apesar do número de Agentes inativos ser semelhante mesmo variando o valor *pred*, o mesmo não pode-se dizer se olharmos para os grupos econômicos de forma individual. A Figura 4.20 apresenta o número de Agentes inativos por grupo econômico. Podemos ver que a maior discrepância encontra-se no número de Agentes consolidados, que assume um valor muito maior quando *pred* é igual a 4. Isto pode ser explicado olhando para a Figura 4.20b. Dado que os Agentes de renda média e alta tendem a deixar o local por causa de Agentes de renda baixa e que os Agentes de renda média são maioria entre esses dois, eles são os que mais se movimentam, deixando uma zona onde Agentes de renda baixa são vizinhos uns dos outros e assim tem uma maior chance de consolidarem-se.

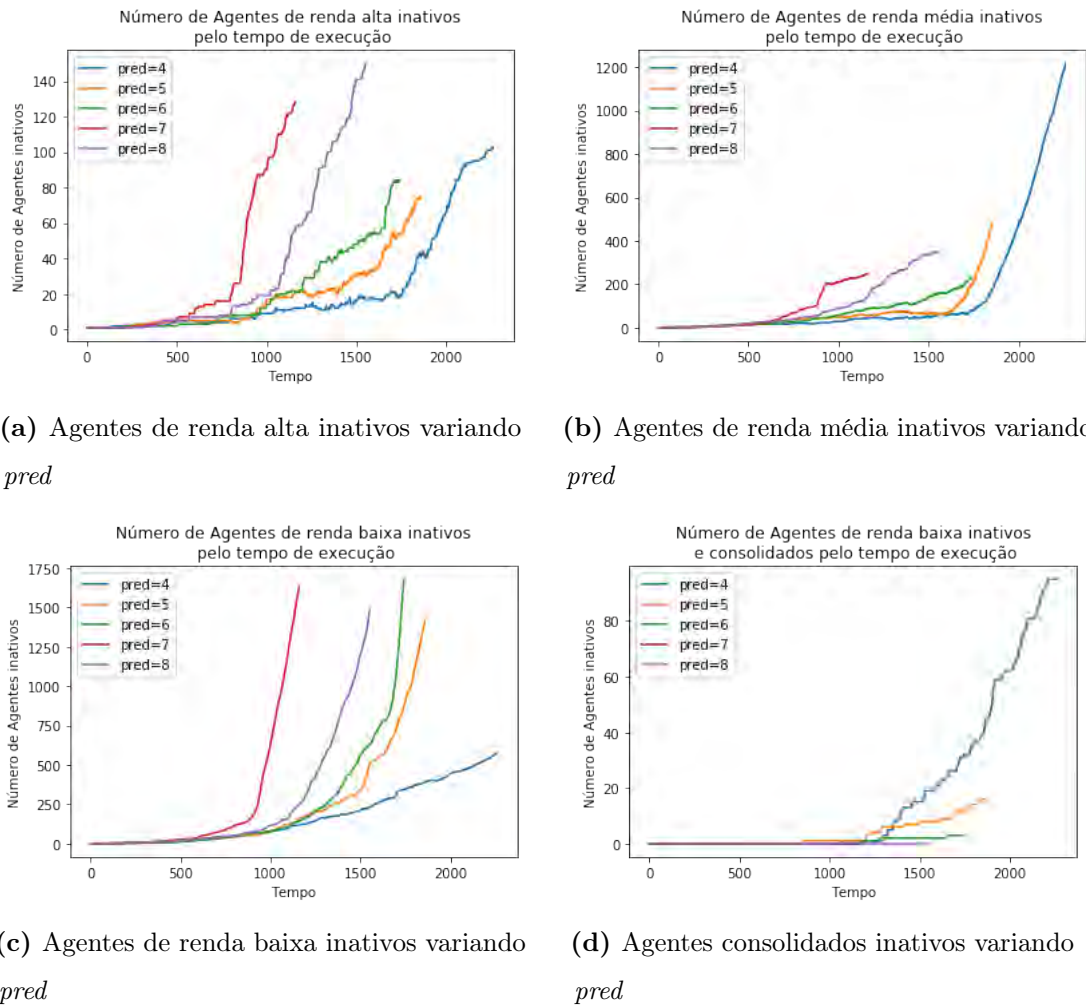


Figura 4.20: Gráficos comparando o número de Agentes inativos de cada grupo econômico com diferentes valores em $pred$.

As métricas de segregação socioespacial demonstram que quando o $pred$ assume valores menores a segregação total da malha diminui. A causa disso está atrelada a uma maior exposição dos Agentes dos diferentes grupos socioeconômicos. Isto ocorre principalmente quando $pred$ é igual a 4, pois Agentes de renda média ficam mais expostos a Agentes de renda baixa. A Figura 4.21b demonstra que o índice H mantém-se abaixo de 0,30, indicando que a distribuição local dos Agentes é semelhante a distribuição global. A localidade nesse exemplo refere-se à 5 células que é o tamanho da largura de banda aplicada na função KDE.

A Figura 4.22 apresenta o efeito da ação do $pred$ e da função $neighCons$. Na Figura 4.22b, vemos o centro da malha sendo ocupado por Agentes de renda alta e

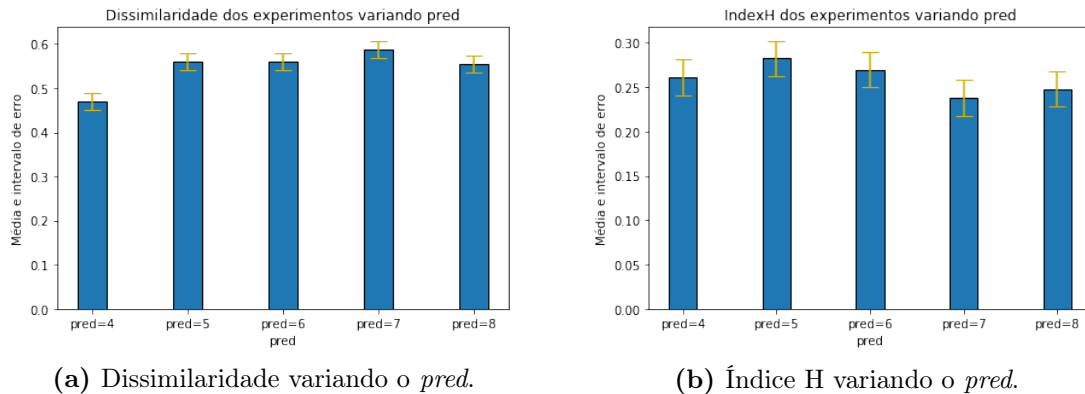


Figura 4.21: Dissimilaridade e índice H variando o valor de *pred*.

média assim como também o surgimento de Agentes de renda baixa ao redor desse centro. A Figura 4.22c apresenta um região central mais definida, com periferias ao seu redor. Entretanto podemos ver alguns Agentes de renda média e alta nas bordas da malha.

O motivo disso acontecer é em razão da verificação que os Agentes de renda média e alta realizam na vizinhança antes de estabelecerem-se em algum local, como descrito no submódulo 2 do módulo segreg. Ao analisarem que há muitos Agentes de renda baixa, eles tendem a procurar localidades as quais estes tipos de Agentes não estão presentes. Como ainda há células vazias na malha, estes Agentes tendem a ir para as bordas, pois lá tem poucos vizinhos pertencentes ao grupo de renda baixa. Com o decorrer da simulação, há a chegada de mais Agentes de renda baixa nas periferias e isto faz com que os Agentes de renda alta e média migrem daquela localidade e estes em geral estabelecem-se nas áreas as quais em algum momento foi uma periferia ocupada por Agentes de renda baixa como pode ser visto na Figura 4.22d e 4.22e.

Enquanto para a malha inicial padrão o número de Agentes inativos tem um comportamento semelhante, ao mudar a configuração inicial da malha para uma que contenha Agentes consolidados desde o início, representada na Figura 4.23, as diferenças apresentadas no tempo de simulação passam a ser mais do que o dobro para alguns valores de *pred*.

A Figura ?? mostra a diferença no tempo simulado para chegar-se ao fim da

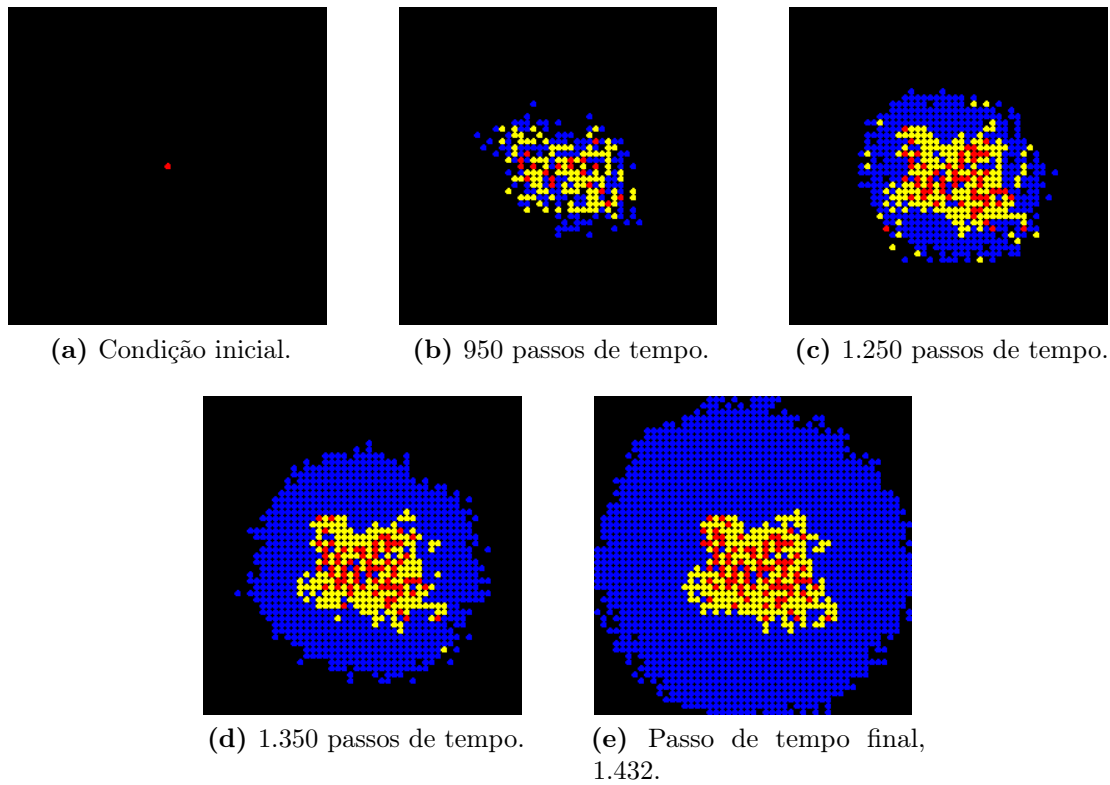


Figura 4.22: Simulação representativa para $pred$ igual a 6.

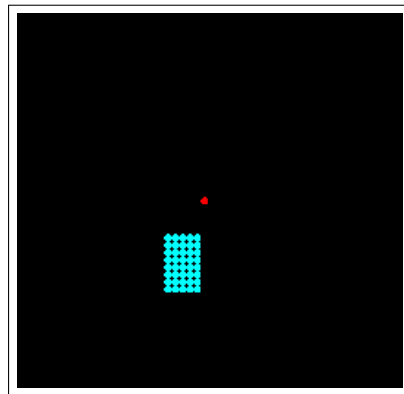


Figura 4.23: Condição inicial: Agentes consolidados.

simulação. Devido ao alto número de abandono das células, o experimento representativo com o valor de $pred$ igual a 4 apresentou quase o triplo de passos de tempo em relação a valores de $pred$ acima de 6.

Há maior variabilidade no número de Agentes inativos de cada grupo socioeconômico para diferentes valores de $pred$ e Agentes consolidado na condição inicial, como apresentado pela Figura 4.25. Dado que os Agentes de renda média e alta tendem a

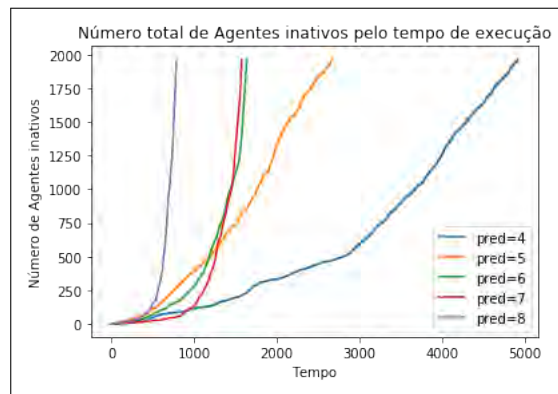


Figura 4.24: Gráfico do número total de Agentes inativos em relação ao tempo variando *pred* com Agentes consolidados na condição inicial.

ficar menos tempo estabelecidos em uma localidade. A condição inicial da malha em conjunto com a função *neighCons* permite que os Agentes de baixa renda encontrem maior facilidade para consolidarem-se.

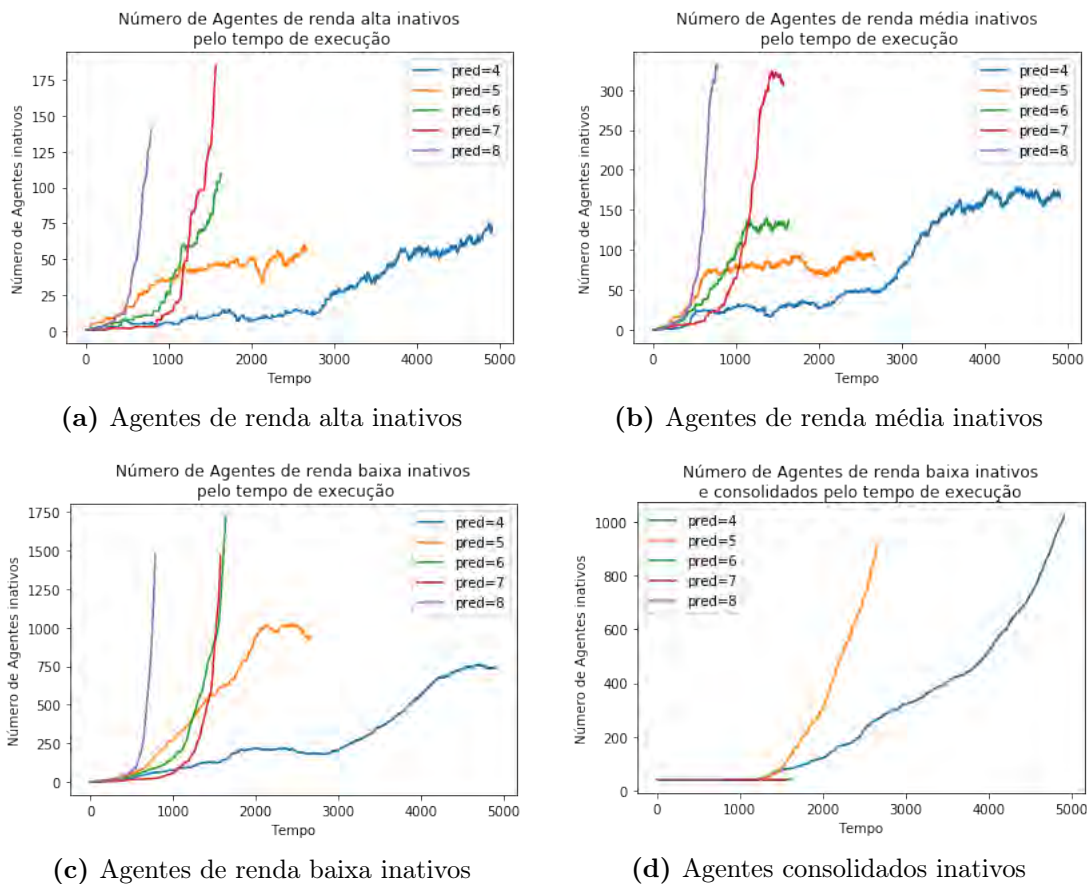


Figura 4.25: Número de Agentes inativos com diferentes valores em *pred* com Agentes consolidados na condição inicial.

A Figura 4.25 mostra a formação de dois padrões: um referente aos valores

altos de *pred*, onde vemos gráficos parecidos com os dos experimentos com a malha padrão, na Figura 4.20; e outro referente aos valores mais baixos de *pred*. Quando *pred* assume valores baixos nessa configuração, podemos perceber que a partir do momento que os Agentes de renda baixa começam a consolidarem-se há uma queda na taxa de crescimento no número de Agentes inativos de todos os grupos.

A queda no grupo de renda baixa logo desaparece a medida que localidades próximas a estes Agentes consolidados tendem a ficar livres, podendo ser ocupadas, o que leva eventualmente a mais consolidações. Para o grupo de renda alta e média, até o momento que eles encontram algum local vago e longe de Agentes de renda baixa para estabelecerem-se, o número de Agentes inativos desse grupo continua caindo. Ao conseguirem achar estas localidades, o número começa a crescer novamente, apresentado uma taxa menor do que a dos Agentes de renda baixa.

As métricas de segregação mostram valores menores tanto em dissimilaridade quanto no índice H para valores de *pred* baixos, conforme ilustrado pela Figura 4.26. Isso ocorre devido ao fato de ter mais heterogeneidade na distribuição de Agentes inativos, aumentando assim o contato entre eles. Esse resultado é melhor entendido ao analisar as exposições dos Agentes de renda alta e renda baixa presentes na Figura 4.27.

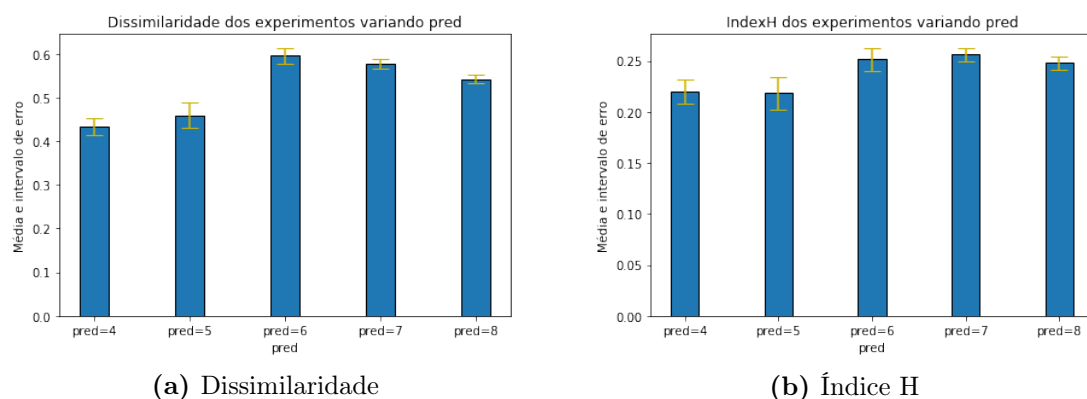
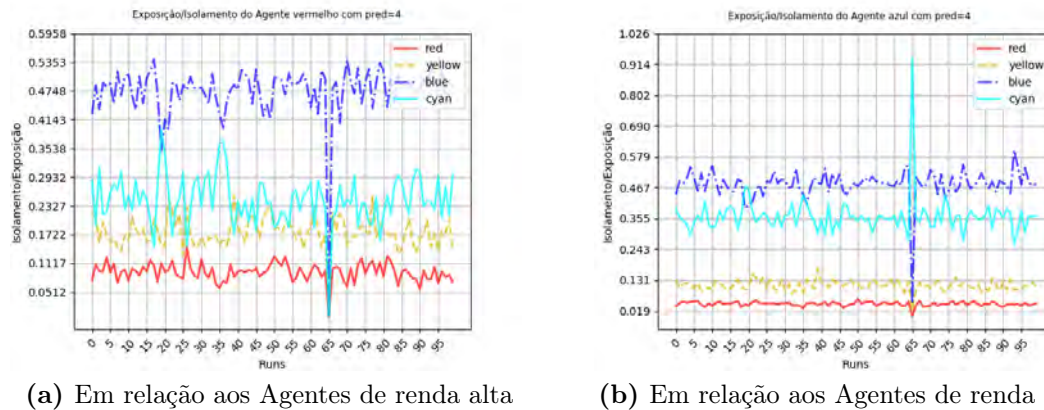


Figura 4.26: Dissimilaridade e índice H variando o *pred* com Agentes consolidados na condição inicial.

Podemos observar nos gráficos ilustrado pela Figura 4.27 que o Agente de renda alta, que geralmente tem exposição baixa a Agentes de renda baixa e Agentes consolidados, apresenta uma exposição a estes tipos de Agentes maior do a exposição

a Agentes de seu próprio tipo.



(a) Em relação aos Agentes de renda alta

(b) Em relação aos Agentes de renda baixa

Figura 4.27: Exposição/isolamento dos Agentes de renda alta e baixa com *pred* igual 4 e Agentes consolidados na condição inicial.

A Figura 4.27b apresenta a exposição dos Agentes de renda baixa neste cenário de *pred* igual a 4. Podemos ver que a exposição a Agentes consolidados em algumas execuções chega a ser maior do que a exposição a outros Agentes de renda baixa. Ao compararmos este gráfico à Figura ??, a qual apresenta os Agentes de renda baixa isolados dos demais, podemos inferir que a causa do valor de dissimilaridade e também do índice H diminuir com este valor de *pred* é que os Agentes de renda alta e média na procura de distanciarem-se de Agentes de renda baixa deixam áreas livres para estes Agentes estabelecerem-se e consolidarem-se, e a medida que Agentes de renda alta encontram novas áreas para ocupar, outros Agentes de renda baixas tendem a tentar assentarem-se nas proximidades desta área, fazendo com que a exposição a estes Agentes continuem altas. Esse padrão de crescimento foi observado por Dwyer et al. (1975) em Bogotá e em Quito na primeira metade do século XX.

O contrário ocorre ao trabalhar com valores altos em *pred*. Dado que os Agentes de renda média e alta são mais tolerantes a Agentes de baixa renda em sua vizinhança, eles tendem a locomoverem-se menos após terem se estabelecidos em alguma localidade. Devido a isto, núcleos de Agentes de renda média e alta tendem a formarem-se e permanecerem estáveis, como mostra a Figura 4.28. Nela podemos ver que o centro, uma vez formado na Figura 4.28a, tende a se expandir. Ao longo do decorrer da execução, vemos a formação de um outro pequeno centro na parte

inferior esquerda da Figura 4.28d. E mesmo tendo Agentes consolidados a sua direita, esse centro fica conectado ao centro inicial por Agentes de renda média no final da execução deste experimento, denotado na Figura 4.28e.

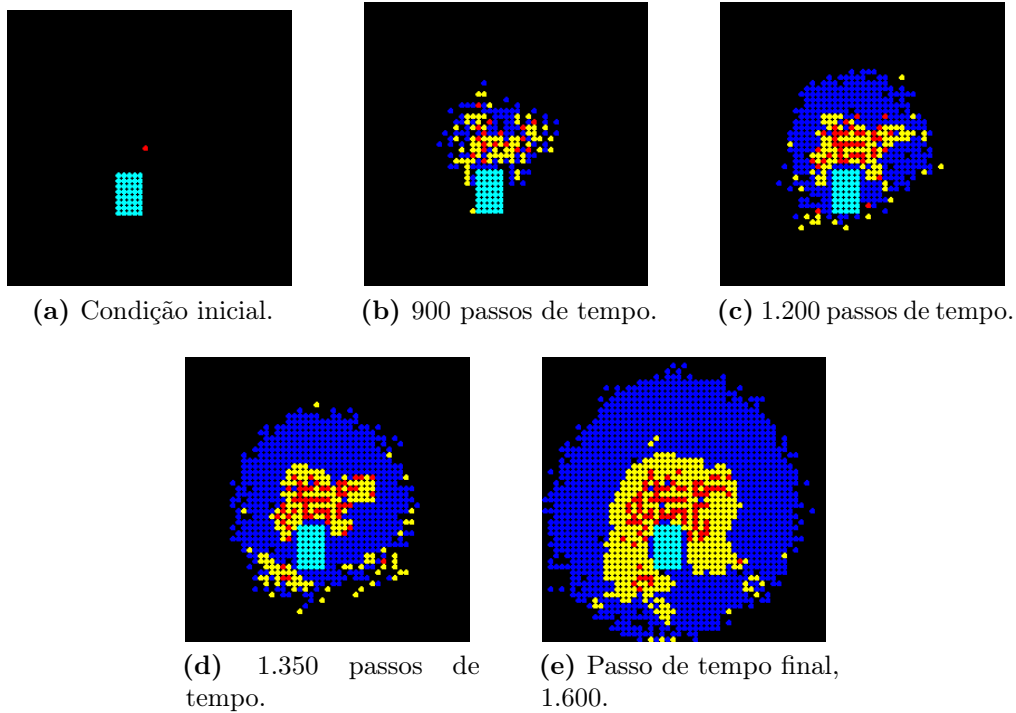


Figura 4.28: Diferentes passos de tempo para $pred$ igual a 6 e Agentes consolidados na condição inicial.

4.4 Considerações Finais

Modelos de simulação, como o modelo deste trabalho, não pretendem fornecer uma reprodução exata do mundo, mas são capazes de traduzir as dinâmicas urbanas e permitir uma melhor compreensão dos conceitos envolvidos nessas dinâmicas. A simulação de sistemas complexos usando abordagens *bottom-up* apresenta vários desafios, como variações devido a processos estocásticos. As análises neste Capítulo representam uma forma de abordar essas questões, visando melhorar o conhecimento do comportamento típico do modelo para poder abordar questões relativas à realidade com alguma confiança mesmo esse estudo sendo de cunho experimental.

Os experimentos com o modelo deixaram claro que o próprio processo de de-

envolvimento das cidades latino-americanas é uma manifestação socioeconômica. As métricas espaciais em conjunto com a análise de sensibilidade nos ofereceram a oportunidade de compreender como a interação entre Agentes de grupos econômicos diferentes moldam o padrão espacial encontrado nas saídas gráficas. Ainda mais informação e conhecimento podem ser adquiridos ao analisar esses dados no decorrer da execução do modelo de simulação, como a formação de padrões de migração de Agentes do grupo de renda alta semelhantes ao já vistos em cidades da América Latina.

Ao analisar a dissimilaridade apresentada por cada execução do modelo, podemos ter uma visão de quão segregado o ambiente encontra-se. Todavia, às vezes apenas a dissimilaridade não nos traz toda informação necessária para o entendimento, e é nesse momento que as outras métricas espaciais podem ser utilizadas para a elucidação, como o índice H, que descreve o quão bem distribuído encontram-se os grupos socioeconômicos em determinada localidade. Além disso, as métricas de exposição/isolamento são de suma importância para explicar o cenário quando as duas métricas anteriores não conseguem, como por exemplo o porquê da dissimilaridade e índice H apresentarem valores mais baixos à medida que o valor de *pred* sugere que haja uma maior segregação socioeconômica.

O principal objetivo do estudo das dinâmicas em sistemas complexos, como o crescimento urbano, é possibilidade de criar pontos de intervenção. Pesquisadores como Brown et al. (2005) sugerem que ao sabermos da possibilidade de haver diferentes caminhos de padrão de desenvolvimento, podemos então ser capazes de influenciar o processo por meio de políticas e/ou de ajustes no modelo de modo que os mais desejáveis caminhos possam emergir. A aplicabilidade dessa sugestão abre caminho para que estudos de sistemas urbanos possam adquirir uma importância maior para ações de planejamento.

5 CONCLUSÕES

Neste Capítulo é apresentado o resumo do problema abordado, da proposta, dos resultados, das principais contribuições e possíveis linhas de pesquisas para trabalho futuro.

5.1 Resumo do Problema Abordado

Neste trabalho, abordamos o problema de crescimento urbano e suas dinâmicas com o intuito de entender os impactos deles na sociedade através da interação entre diferentes grupos socioeconômicos. As dinâmicas observadas mostram a necessidade do planejamento urbano, que busca sanar os problemas observados, atendendo as demandas da população de forma sustentável. Uma ferramenta útil para entender os fenômenos inerentes ao processo de urbanização é a simulação, tanto para pesquisadores quanto gestores públicos.

O uso da simulação nos permite reproduzir o mundo real em um ambiente virtual e controlado, no qual é possível evidenciar dinâmicas e comportamentos os quais poderiam ser de difícil visualização no mundo real. Além disso, a simulação permite a realização de previsões de cenários antes que os mesmos aconteçam, servindo assim como um ativo para elaboração de planos de contingência e mitigação.

5.2 Resumo da Proposta

Propomos neste trabalho uma extensão do modelo de simulação de classes sociais desenvolvido por Barros (2004). A extensão desse modelo se deu com o intuito de representar dinâmicas urbanas e padrões de segregação que são, ou foram, observáveis em cidades latino-americanas, principalmente nas cidades brasileiras.

Para fazer essa representação das novas dinâmicas, melhoramos a percepção dos

Agentes em relação ao ambiente ao qual estão inseridos. E, inserimos novas tomadas de decisões por parte dos Agentes. Para realizar as análises socioespaciais, incluímos métricas que captam a segregação socioespacial com base na distribuição de Agentes na malha, como observado no mundo real.

5.3 Resumo dos Resultados

Para avaliar nossa proposta, fizemos uma análise de sensibilidade do modelo e de seus parâmetros. A análise visa nos ajudar a entender o comportamento típico do modelo, assim como identificar o impacto que cada parâmetro exerce sobre o modelo.

Os experimentos com o modelo indicam que o próprio processo de desenvolvimento das cidades latino-americanas é uma manifestação socioeconômica. As métricas espaciais em conjunto com a análise de sensibilidade nos ofereceram a oportunidade de compreender como a interação entre Agentes de grupos econômicos diferentes moldam o padrão espacial encontrado nas saídas gráficas.

Ao juntar as métricas de exposição/isolamento com as saídas gráficas no decorrer da execução da simulação, visualizamos o impacto que padrões de migração dos Agentes do grupo de renda alta exercem no crescimento urbano, como observado no crescimento e desenvolvimento urbano das cidades da América Latina.

5.4 Principais Contribuições

Nosso trabalho traz contribuições em diferentes áreas do conhecimento. Primeiramente, na questão da simulação das dinâmicas urbanas, na qual a abordagem de Multiagentes mostrou-se uma ferramenta capaz de explorar estas dinâmicas que compõem o crescimento urbano e permitiu que padrões espaciais, dinâmicas e questões sociais fossem tratados dentro da mesma estrutura conceitual e de modelagem.

Questões urbanísticas e geográficas podem ser analisadas, pois a compreensão dessas dinâmicas e padrões socioespaciais nas cidades latino-americanas são de suma importância para o desenvolvimento das mesmas. Através do exercício de simulação

fomos capazes de entender que o próprio processo de desenvolvimento presente nas cidades da América Latina são determinados pela desigualdade social. O resultado é um padrão emergente de segregação socioespacial caracterizado por diferenças marcantes entre o centro e a periferia, o que pode ser visto em grande parte das cidades brasileiras. A continuidade desse processo irá apenas reforçar a desigualdade social, portanto alguma ação deve ser tomada na forma de políticas públicas.

Por fim, mas não menos importante, é a inserção deste tema importante e de interesse público para o escopo de humanidades digitais. Sendo uma área intrinsecamente multidisciplinar, torna-se mais fácil a contribuição de acadêmicos de diversas áreas, aumentando assim o poder de representação de modelos de simulação computacional. É um benefício não só para a grande área de estudo que as HDs representam, assim como também para a sociedade como um todo na medida que melhores políticas públicas podem ser desenvolvidas e testadas antes de sua efetiva implementação pelo poder público.

5.5 Trabalhos Futuros

Como trabalhos futuros, destacamos inicialmente a abordagem de cenários reais, ou seja, fazendo utilização de dados provenientes da análise das cidades e bairros. Isso requer uma disponibilidade de dados abertos, confiáveis e que apresentem a granularidade adequada caso o enfoque do trabalho seja uma análise intra bairro.

Outra possível direção de pesquisa, é desenvolver uma abordagem baseada em aprendizado de máquina para ajustar os parâmetros conforme a localidade a qual deve ser analisada. Este recurso é muito bem vindo para gestores públicos, uma vez que muitos destes não estão familiarizados com ferramentas de simulação computacional.

Por fim, outra linha de pesquisa possível seria a introdução do conceito de escala no valor das moradias, como uma espécie de setor imobiliário. Esse conceito se refere à forma como as pessoas vivem em diferentes tipos de habitação à medida que seu estilo de vida muda e sobe na escala social.

Referências

- ABRAHAM, J.; HUNT, J. Design and application of the pecas land use modeling system. *University of California, Davis*, 2003.
- ALONSO, W. The form of cities in developing countries. In: SPRINGER. *Papers of the Regional Science Association*. [S.l.], 1964. v. 13, n. 1, p. 165–173.
- AMATO, P. W. Elitism and settlement patterns in the latin american city. *Journal of the American Institute of Planners*, Taylor & Francis, v. 36, n. 2, p. 96–105, 1970.
- BARROS, J.; FEITOSA, F. F. Uneven geographies: Exploring the sensitivity of spatial indices of residential segregation. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 45, n. 6, p. 1073–1089, 2018.
- BARROS, J. X. *Urban growth in Latin American cities: exploring urban dynamics through agent-based simulation*. Tese (Doutorado) — University of London, University College London (United Kingdom), 2004.
- BATALLER, M. A. S.; BOTELHO, M. L. O estudo da gentrificação. *Revista Continentes*, n. 1, p. 9–37, 2012.
- BATTY, M. Cellular automata and urban form: a primer. *Journal of the American Planning Association*, Taylor & Francis, v. 63, n. 2, p. 266–274, 1997.
- BATTY, M. A generic framework for computational spatial modelling. In: *Agent-based models of geographical systems*. [S.l.]: Springer, 2012. p. 19–50.
- BATTY, M.; BESUSSI, E.; CHIN, N. Traffic, urban growth and suburban sprawl. Centre for Advanced Spatial Analysis (UCL), 2003.
- BATTY, M.; DESYLLAS, J.; DUXBURY, E. Safety in numbers? modelling crowds and designing control for the notting hill carnival. *Urban Studies*, Sage Publications Sage UK: London, England, v. 40, n. 8, p. 1573–1590, 2003.
- BATTY, M.; XIE, Y.; SUN, Z. Dynamics of urban sprawl. UCL (University College London), Centre for Advanced Spatial Analysis (UCL), 1999.
- BELL, W. A probability model for the measurement of ecological segregation. *Social Forces*, The University of North Carolina Press, v. 32, n. 4, p. 357–364, 1954.

- BERNARDINI, G. et al. An agent-based model for earthquake pedestrians' evacuation simulation in urban scenarios. *Transportation Research Procedia*, v. 2, p. 255–263, 2014. ISSN 2352-1465. The Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics 2014 (PED 2014), 22-24 October 2014, Delft, The Netherlands. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352146514000866>>.
- BLASI, G.; STUART, F. Has the safer cities initiative in skid row reduced serious crime. *Lamp Community & UCLA School of Law*, 2008.
- BONABEAU, E. Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the national academy of sciences*, National Acad Sciences, v. 99, n. suppl 3, p. 7280–7287, 2002.
- BOSSE, S.; ENGEL, U. Real-time human-in-the-loop simulation with mobile agents, chat bots, and crowd sensing for smart cities. *Sensors*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 19, n. 20, p. 4356, 2019.
- BROWN, D.; GEIST, H. The earth's changing land: An encyclopedia of land-use and land-cover change. *CT: Greenwood Publishing Group Westport*, 2006.
- BROWN, D. G. et al. Path dependence and the validation of agent-based spatial models of land use. *International journal of geographical information science*, Taylor & Francis, v. 19, n. 2, p. 153–174, 2005.
- BURGESS, E. W. The growth of the city: an introduction to a research project. In: *Urban ecology*. [S.l.]: Springer, 2008. p. 71–78.
- BURKS, A. W. *Essays on cellular automata*. [S.l.]: Urbana: University of Illinois Press, 1970.
- BURTON, E. Measuring urban compactness in uk towns and cities. *Environment and planning B: Planning and Design*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 29, n. 2, p. 219–250, 2002.
- CABRAL, U. *Saneamento básico Quatro em cada dez municípios não têm serviço de esgoto no país*. 2020. <<https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-noticias/2012-agencia-de-noticias/noticias/28326-quatro-em-cada-dez-municipios-nao-tem-servico-de-esgoto-no-pais>>. [Online; acessado em 6 de outubro de 2021].
- CALDEIRA, T. P. d. R. *City of walls: crime, segregation, and citizenship in São Paulo*. Tese (Doutorado) — University of California, Berkeley, 1992.
- CAVENAGHI, S. *Demographic transformations and inequalities in Latin America: historical trends and recent patterns*. [S.l.]: Alap, 2009.
- CLARKE, K. C. Cellular automata and agent-based models. *Handbook of regional science*, Springer Berlin, p. 1217–1233, 2014.

- CLARKE, M.; WILSON, A. The dynamics of urban spatial structure: some exploratory results using difference equations and bifurcation theory. *Environment and Planning A*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 13, n. 12, p. 1473–1483, 1981.
- CLAY, P. *The Rediscovery of City Neighborhoods: reinvestment by long-time residents and newcomers. Back to the City. S. Laska and D. Spain*. [S.l.]: New York, Pergamon Press, 1980.
- CORRÊA, R. L. A periferia urbana. *Geosul*, v. 1, n. 2, p. 70–78, 1986.
- COUCLELIS, H. Cellular worlds: a framework for modeling micro—macro dynamics. *Environment and planning A*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 17, n. 5, p. 585–596, 1985.
- COUCLELIS, H. From cellular automata to urban models: New principles for model development and implementation. *Environment and Planning B: Planning and Design*, v. 24, p. 165–174, 03 1997.
- CROOKS, A. T.; HEPPENSTALL, A. J. Introduction to agent-based modelling. In: *Agent-based models of geographical systems*. [S.l.]: Springer, 2012. p. 85–105.
- CUNHA, J. M. P. da; VIGNOLI, J. R. Urban growth and mobility in latin america. *Demographic transformations and inequalities in Latin America*, v. 25, 2009.
- Dacos, Marin. *Manifesto das Humanidades Digitais*. 2011. <<https://humanidadesdigitais.org/manifesto-das-humanidades-digitais/>>. [Online; acessado em 6 de outubro de 2021].
- DESYLLAS, J. et al. The spatial configuration of a rapidly growing city; implications on the quality of urban life. In: *5th International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management*. [S.l.: s.n.], 1997.
- DWYER, D. J. et al. *People and housing in Third World cities. Perspectives on the problem of spontaneous settlements*. [S.l.]: Longman Group Limited, Longman House, Burnt Mill, Harlow, Essex., 1975.
- EDWIN, S. M.; HAMILTON, B. W. *Urban economics*. [S.l.]: Reading, MA: Harper Collins, 1994.
- ENVIRONMENT, E. C. E. G. on the U. et al. *European Sustainable Cities: Report*. [S.l.]: European Communities, 1996.
- FEITOSA, F. F. et al. Global and local spatial indices of urban segregation. *International Journal of Geographical Information Science*, Taylor & Francis, v. 21, n. 3, p. 299–323, 2007.
- GARCÍA-AYLLÓN, S. Rapid development as a factor of imbalance in urban growth of cities in latin america: A perspective based on territorial indicators. *Habitat International*, v. 58, p. 127–142, 2016. ISSN 0197-3975. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0197397515300072>>.

- GILBERT, A. Urban growth, employment and housing. *Latin American Development: Geographical Perspectives*, Longman Harlow, Essex, p. 169–198, 1987.
- GILBERT, A. G.; WARD, P. M. Residential movement among the poor: the constraints on housing choice in latin american cities. *Transactions of the Institute of British Geographers*, JSTOR, p. 129–149, 1982.
- GOULART, J. O.; TERCI, E. T.; OTERO, E. V. Planos diretores e participação política: políticas públicas de planejamento entre o empresariamento e o estatuto da cidade. *Revista de Administração Pública*, SciELO Brasil, v. 50, p. 455–476, 2016.
- GUTIERREZ-MILLA, A. et al. Crowd evacuations saas: An abm approach. *Procedia Computer Science*, v. 51, p. 473–482, 2015. ISSN 1877-0509. International Conference On Computational Science, ICCS 2015. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915010790>>.
- GWYNNE, S. et al. Modelling occupant interaction with fire conditions using the buildingexodus evacuation model. *Fire Safety Journal*, Elsevier, v. 36, n. 4, p. 327–357, 2001.
- HARLAND, K.; HEPPESTALL, A. J. Using agent-based models for education planning: Is the uk education system agent based? In: *Agent-based models of geographical systems*. [S.l.]: Springer, 2012. p. 481–497.
- HARRIS, B.; WILSON, A. G. Equilibrium values and dynamics of attractiveness terms in production-constrained spatial-interaction models. *Environment and Planning A*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 10, n. 4, p. 371–388, 1978.
- HE, C. et al. Modeling urban expansion scenarios by coupling cellular automata model and system dynamic model in Beijing, China. *Applied Geography*, v. 26, n. 3-4, p. 323–345, 2006. ISSN 01436228.
- HEPPESTALL, A.; MALLESON, N. Towards real-time crowd simulation under uncertainty using an agent-based model and an unscented kalman filter. In: SPRINGER NATURE. *Advances in Practical Applications of Agents, Multi-Agent Systems, and Trustworthiness. The PAAMS Collection: 18th International Conference, PAAMS 2020, L'Aquila, Italy, October 7-9, 2020, Proceedings*. [S.l.], 2020. v. 12092, p. 68.
- HEPPESTALL, A. J. et al. *Agent-based models of geographical systems*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2011.
- HEPPESTALL, A. J.; EVANS, A. J.; BIRKIN, M. H. Genetic algorithm optimisation of an agent-based model for simulating a retail market. *Environment and Planning B: Planning and Design*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 34, n. 6, p. 1051–1070, 2007.
- INOSTROZA, L. et al. Urban sprawl and fragmentation in latin america: A dynamic quantification and characterization of spatial patterns. *Journal of*

Environmental Management, v. 115, p. 87–97, 2013. ISSN 0301-4797. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301479712005920>>.

INPE. *Supercomputador para previsão do tempo*. 2010. <<https://www.cptec.inpe.br/supercomputador/index.php>>. [Online; acessado em 6 de outubro de 2021].

JACKSON, J.; FOREST, B.; SENGUPTA, R. Agent-based simulation of urban residential dynamics and land rent change in a gentrifying area of boston. *Transactions in GIS*, Wiley Online Library, v. 12, n. 4, p. 475–491, 2008.

JOHANSSON, A.; KRETZ, T. Agent-based models of geographical systems, chap. applied pedestrian modeling. *Springer*, v. 3, p. 36–41, 2012.

Jokar Arsanjani, J.; HELBICH, M.; de Noronha Vaz, E. Spatiotemporal simulation of urban growth patterns using agent-based modeling: The case of Tehran. *Cities*, Elsevier Ltd, v. 32, p. 33–42, 2013. ISSN 02642751. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.cities.2013.01.005>>.

LAW, A. M.; KELTON, D. M. *Simulation Modeling and Analysis*. 3rd. ed. [S.l.]: McGraw-Hill Higher Education, 1999. ISBN 0070592926.

LAWSON, V.; KLAKE, T. An argument for critical and comparative research on the urban economic geography of the americas. *Environment and Planning A*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 25, n. 8, p. 1071–1084, 1993.

LEES, L.; SLATER, T.; WYLY, E. *Gentrification*. [S.l.]: Routledge, 2013.

LI, F. et al. An agent-based learning-embedded model (abm-learning) for urban land use planning: A case study of residential land growth simulation in shenzhen, china. *Land Use Policy*, Elsevier, v. 95, p. 104620, 2020.

LI, X.; YANG, Q.; LIU, X. Discovering and evaluating urban signatures for simulating compact development using cellular automata. *Landscape and Urban Planning - LANDSCAPE URBAN PLAN*, v. 86, p. 177–186, 05 2008.

LI, X.; YEH, A. G. O. Neural-network-based cellular automata for simulating multiple land use changes using GIS. *International Journal of Geographical Information Science*, v. 16, n. 4, p. 323–343, 2002. ISSN 13658816.

LIU, X. et al. A future land use simulation model (flus) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects. *Landscape and Urban Planning*, Elsevier, v. 168, p. 94–116, 2017.

LONDON, B.; FLANAGAN, W. G. Comparative urban ecology: A summary of the field. *The City in Comparative Perspective: Cross-National Research and New Directions in Theory*. New York: Sage Publications/John Wiley & Sons, 1976.

LU, Y. et al. Land use change simulation and analysis using a vector cellular automata (ca) model: A case study of ipswich city, queensland, australia. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 47, n. 9, p. 1605–1621, 2020.

- MACAL, C. M.; NORTH, M. J. Tutorial on agent-based modeling and simulation. In: IEEE. *Proceedings of the Winter Simulation Conference, 2005*. [S.l.], 2005. p. 14–pp.
- MAGLIOCCA, N. R. Exploring coupled housing and land market interactions through an economic agent-based model (chalms). In: *Agent-based models of geographical systems*. [S.l.]: Springer, 2012. p. 543–568.
- MALLESON, N.; BIRKIN, M. Analysis of crime patterns through the integration of an agent-based model and a population microsimulation. *Computers, Environment and Urban Systems*, Elsevier, v. 36, n. 6, p. 551–561, 2012.
- MALLESON, N.; HEPPENSTALL, A.; SEE, L. Crime reduction through simulation: An agent-based model of burglary. *Computers, environment and urban systems*, Elsevier, v. 34, n. 3, p. 236–250, 2010.
- MATOS, R. Migração e urbanização no brasil. *Revista Geografias*, p. 7–23, 2012.
- MAUTNER, Y. *The periphery as a frontier for the expansion of capital*. Tese (Doutorado) — University College London (University of London), 1991.
- MCINTOSH, H. V. *One dimensional cellular automata*. [S.l.]: Luniver Press, 2009.
- MUKHIJA, V. Upgrading housing settlements in developing countries: The impact of existing physical conditions. *Cities*, Elsevier, v. 18, n. 4, p. 213–222, 2001.
- NORVIG, P.; RUSSELL, S. Inteligencia artificial. *Editora Campus*, v. 20, 2004.
- O’HARE, G.; BARKE, M. The favelas of rio de janeiro: A temporal and spatial analysis. *GeoJournal*, Springer, v. 56, n. 3, p. 225–240, 2002.
- OUESLATI, W. et al. Determinants of urban sprawl in european cities. *Urban Studies*, Sage Publications Sage UK: London, England, v. 52, n. 9, p. 1594–1614, 2015.
- PARK, J. H.; ROJAS, F. A.; YANG, H. S. A collision avoidance behavior model for crowd simulation based on psychological findings. *Computer Animation and Virtual Worlds*, Wiley Online Library, v. 24, n. 3-4, p. 173–183, 2013.
- PARKER, D. C. et al. Multi-agent systems for the simulation of land-use and land-cover change: a review. *Annals of the association of American Geographers*, Taylor & Francis, v. 93, n. 2, p. 314–337, 2003.
- PAYNE, G. K. *Urban housing in the third world*. [S.l.]: Routledge Kegan & Paul, 1977.
- RALHA, C. G. et al. A multi-agent model system for land-use change simulation. *Environmental Modelling & Software*, Elsevier, v. 42, p. 30–46, 2013.
- RAOUI, H. E.; OUDANI, M.; ALAOUI, A. E. H. Abm-gis simulation for urban freight distribution of perishable food. In: EDP SCIENCES. *MATEC Web of Conferences*. [S.l.], 2018. v. 200, p. 00006.

- REARDON, S. F.; O'SULLIVAN, D. Measures of spatial segregation. *Sociological methodology*, Wiley Online Library, v. 34, n. 1, p. 121–162, 2004.
- RICKABY, P.; BARRA, T. De la. A theoretical comparison of strategic spatial options for city-regional development, using the tranus model. *Spatial Energy Analysis*, Avebury: Aldershot, p. 315–333, 1989.
- SABATINI, F.; CÁCERES, G.; CERDA, J. Residential segregation pattern changes in main chilean cities: scale shifts and increasing malignancy. In: LINCOLN INSTITUTE OF LAND POLICY CAMBRIDGE, MA. *International Seminar on segregation in the city*. [S.l.], 2001. p. 25–28.
- SAINT, A. *The City Shaped: Urban patterns and meanings through history*. [S.l.]: JSTOR, 1993.
- SANTÉ, I. et al. Cellular automata models for the simulation of real-world urban processes: A review and analysis. *Landscape and Urban Planning*, v. 96, n. 2, p. 108–122, 2010. ISSN 01692046.
- SCHIFF, J. L. *Cellular automata: a discrete view of the world*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011. v. 45.
- SCHNEIDER, A.; WOODCOCK, C. E. Compact, dispersed, fragmented, extensive? a comparison of urban growth in twenty-five global cities using remotely sensed data, pattern metrics and census information. *Urban Studies*, Sage Publications Sage UK: London, England, v. 45, n. 3, p. 659–692, 2008.
- SCHWARZ, N. Urban form revisited—selecting indicators for characterising european cities. *Landscape and urban planning*, Elsevier, v. 96, n. 1, p. 29–47, 2010.
- SEMBOLONI, F. The growth of an urban cluster into a dynamic self-modifying spatial pattern. *Environment and Planning B: Planning and Design*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 27, n. 4, p. 549–564, 2000.
- SHANNON, R. E. Introduction to the art and science of simulation. In: IEEE. *1998 winter simulation conference. proceedings (cat. no. 98ch36274)*. [S.l.], 1998. v. 1, p. 7–14.
- SHI, W.; PANG, M. Y. C. Development of voronoi-based cellular automata-an integrated dynamic model for geographical information systems. *International Journal of Geographical Information Science*, Taylor & Francis, v. 14, n. 5, p. 455–474, 2000.
- SILVA, E.; WU, N. Surveying Models in Urban Land Studies. *Journal of Planning Literature*, v. 27, n. 2, p. 139–152, 2012. ISSN 08854122.
- SIMMONDS, D.; WADDELL, P.; WEGENER, M. Equilibrium versus dynamics in urban modelling. *Environment and Planning B: Planning and Design*, v. 40, n. 6, p. 1051–1070, 2013. ISSN 14723417.

- SIMMONDS, D. C. The design of the DELTA land-use modelling package. *Environment and Planning B: Planning and Design*, v. 26, n. 5, p. 665–684, 1999. ISSN 02658135.
- SJOBERG, G. The pre-industrial city: A backward glance, a forward look. *Urban Place and Process: Readings in the Anthropology of Cities*, Macmillan, New York, 1980.
- SMITH, C.; CASTAÑEDA-TINOCO, E. Improving homeless point-in-time counts: Uncovering the marginally housed. *Social Currents*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 6, n. 2, p. 91–104, 2019.
- SMITH, N. Gentrification and uneven development. *Economic geography*, Taylor & Francis, v. 58, n. 2, p. 139–155, 1982.
- SMPU. *Plano Diretor da Cidade do Rio de Janeiro*. 2021. <<https://planodiretor-prj.hub.arcgis.com/>>. [Online; acessado em 6 de outubro de 2021].
- SOTO, H. D. et al. The other path. Harper & Row New York, 1989.
- SOUZA, F. de; VERBAS, O.; AULD, J. Mesoscopic traffic flow model for agent-based simulation. *Procedia Computer Science*, Elsevier, v. 151, p. 858–863, 2019.
- SOUZA, M. L. D. Metropolitan deconcentration, socio-political fragmentation and extended suburbanisation: Brazilian urbanisation in the 1980s and 1990s. *Geoforum*, Elsevier, v. 32, n. 4, p. 437–447, 2001.
- TOBLER, W. R. Cellular geography. In: *Philosophy in geography*. [S.l.]: Springer, 1979. p. 379–386.
- TURNER, J. C. Barriers and channels for housing development in modernizing countries. *Journal of the American Institute of Planners*, Taylor & Francis, v. 33, n. 3, p. 167–181, 1967.
- ULACK, R. The role of urban squatter settlements. *Annals of the Association of American Geographers*, Taylor & Francis, v. 68, n. 4, p. 535–550, 1978.
- UNCHS, H. *Survey of Slum and Squatter Settlements*. [S.l.]: Dublin: Tycooly International, 1982.
- VASCONCELOS, L. *Urbanização - Metrôpoles em movimento*. 2006. <https://www.ipea.gov.br/desafios/index.php?option=com_content&view=article&id=994:reportagens-materias&Itemid=39>. [Online; acessado em 5 de setembro de 2021].
- VIGNOLI, J. R. *Segregación residencial socioeconómica: ¿ qué es?, ¿ cómo se mide?, ¿ qué está pasando?, ¿ importa?* [S.l.]: Cepal, 2001.
- VOORHEES, A. M. Land use and traffic models: a progress report. *J American Institute of Planners*, 1959.

- WARD, P. M. The latin american inner city: differences of degree or of kind? *Environment and Planning A*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 25, n. 8, p. 1131–1160, 1993.
- WELLE, B. et al. *Cities safer by design*. [S.l.: s.n.], 2015.
- WOLFRAM, S. Cellular automata as models of complexity. *Nature*, Nature Publishing Group, v. 311, n. 5985, p. 419–424, 1984.
- WOLFRAM, S. *A new kind of science*. [S.l.]: Wolfram media Champaign, IL, 2002. v. 5.
- ZAMITH, M. P. de M. *Um Modelo de Autômato Celular Aplicado ao Tráfego Viário com Múltiplos Perfis de Condutores*. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE, 2013.
- ZHANG, H. et al. Multi-agent based modeling of spatiotemporal dynamical urban growth in developing countries: simulating future scenarios of lianyungang city, china. *Stochastic environmental research and risk assessment*, Springer, v. 29, n. 1, p. 63–78, 2015.