



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**CENTRO DE TECNOLOGIA**  
**CURSO DE ENGENHARIA CIVIL**

**TEREZA MARGARIDA XAVIER DE MELO LOPES**

**PREVISÃO DA DEMANDA HÍDRICA DE FORTALEZA POR MEIO DE  
AUTÔMATOS CELULARES**

**FORTALEZA**

**2021**

TEREZA MARGARIDA XAVIER DE MELO LOPES

PREVISÃO DA DEMANDA HÍDRICA DE FORTALEZA POR MEIO DE AUTÔMATOS  
CELULARES

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Civil da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Civil.

Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Samiria Maria Oliveira da Silva.

FORTALEZA

2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Biblioteca Universitária  
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

---

L856p Lopes, Tereza Margarida Xavier de Melo.  
Previsão da demanda hídrica de Fortaleza por meio de autômatos celulares / Tereza Margarida Xavier de Melo Lopes. – 2021.  
51 f. : il. color.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Curso de Engenharia Civil, Fortaleza, 2021.  
Orientação: Profa. Dra. Samiria Maria Oliveira da Silva.

1. Previsão de demanda hídrica. 2. Autômatos celulares. I. Título.

CDD 620

---

TEREZA MARGARIDA XAVIER DE MELO LOPES

PREVISÃO DA DEMANDA HÍDRICA DE FORTALEZA POR MEIO DE AUTÔMATOS  
CELULARES

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Civil da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Civil.

Aprovada em 08 / 04 / 2021

BANCA EXAMINADORA

---

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Samiria Maria Oliveira da Silva (Orientadora)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Fernanda Leite Lobo  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Ma. Tais Maria Nunes Carvalho  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

A Deus, pelo dom da vida e a virtude da perseverança.

À minha avó, Luiza, pelas lições de ousadia e de coragem.

À minha mãe, Veraluce, pelo apoio contínuo em toda a minha caminhada.

## AGRADECIMENTOS

Ao CNPq e a FUNCAP pelos financiamentos que possibilitaram o meu início na produção científica.

À minha orientadora, Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Samiria Oliveira, pela generosidade, paciência e humildade em me transmitir seus ensinamentos. Agradeço pelo carinho, por acreditar em meus propósitos e pela forma singular com a qual me orientou. Obrigada por ser minha maior inspiração como professora, um grande exemplo de docente que sonho em seguir.

A todos os meus professores orientadores do Ensino Médio (Marcos Antônio, Cleyciane Pereira, Fábio Sampaio, Nathália Duarte e Giovanni Nogueira) e do Ensino Superior (Samiria Oliveira, Cely Alencar e Alex Araújo) que nortearam minha caminhada e sempre acreditaram no meu potencial. Que em nome deles, todos os outros professores que contribuíram e contribuem positivamente para o meu crescimento pessoal e profissional, sintam-se homenageados.

A todos os colegas e amigos do GRC pelo companheirismo e parceria, em especial Taís Carvalho, Maria Aparecida, Alyson Brayner, Laís Marques, Rogério Barbosa e Louise Caroline.

Aos meus colegas e amigos, por serem fonte de aconchego e por tornarem a caminhada mais leve, em especial Mateus, Bruna, Dannilo, Mariana, Matheus, Caio, Joelia, Luciana, Larissa e Everton.

Ao meu companheiro, Leonardo, por acreditar no meu potencial e me incentivar em toda a minha jornada. Agradeço pelo carinho, compreensão e apoio nos momentos difíceis.

Ao meu pai por me presentear com a dádiva da vida e contribuir para o meu crescimento.

À minha mãe, Veraluce, e à minha irmã, Bárbara, que se esforçaram, diariamente, para que eu pudesse ter acesso à educação. Agradeço por todo amor, carinho, cuidado e atenção que me ajudaram a crescer com ternura e leveza. Obrigada por acreditarem nos meus sonhos e sonharem comigo.

À minha avó, Luiza, por ser a maior responsável pela minha perseverança durante toda a caminhada acadêmica. Agradeço por todos os conselhos e exemplo de ser humano que sempre foi. Espero poder honrar a sua luta e a de todos os nossos ancestrais que trabalharam arduamente até que chegássemos aqui.

“Se, na verdade, não estou no mundo para simplesmente a ele me adaptar, mas para transformá-lo; se não é possível mudá-lo sem um certo sonho ou projeto de mundo, devo usar toda possibilidade que tenha para não apenas falar de minha utopia, mas participar de práticas com ela coerentes.” (Paulo Freire)

## RESUMO

O crescimento populacional, as variações climáticas e o desenvolvimento dos padrões de consumo tendem a acentuar os períodos de escassez hídrica em diversas conjunturas globais. Nesse viés, as previsões relacionadas ao consumo de água são fundamentais para a elaboração de projetos capazes de mitigar as complicações das secas e aumentar a resiliência dos sistemas de abastecimento. Assim, o presente trabalho versa sobre as características principais do acervo científico recentemente publicado acerca do tema, e realiza a previsão da demanda hídrica urbana através de modelagem dinâmica baseada em Autômatos Celulares (AC's). A cidade de Fortaleza (CE) foi utilizada como estudo de caso a fim de prospectar o consumo de água para o ano de 2040. Os resultados demonstram, principalmente, a carência de estudos que desenvolvam a previsão de demanda hídrica urbana, sobretudo para médio e longo prazo. Além disso, o prolongamento das tendências atuais de crescimento dos padrões de consumo de Fortaleza, devem gerar uma taxa de crescimento médio anual de, aproximadamente, 0,96%, propiciando um aumento de 33% de 2010 (ano base) a 2040 (horizonte de previsão). Diante de tal conjuntura, é extremamente necessário ampliar a produção bibliográfica referente ao tema, além de desenvolver estratégias capazes de reduzir os padrões de consumo e conceber balanços hídricos favoráveis.

**Palavras-Chave:** Previsão de demanda hídrica. Autômatos Celulares.

## ABSTRACT

Population growth, climatic variations and the development of consumption patterns tend to accentuate periods of water scarcity in several global conjunctures. In this bias, forecasts related to water consumption are fundamental for the elaboration of projects capable of mitigating the complications of droughts and increasing the resilience of supply systems. Thus, the present work deals with the main characteristics of the recently published scientific collection on the subject, and performs the forecast of urban water demand through dynamic modeling based on Cellular Automata (AC's). The city of Fortaleza (CE) was used as a case study in order to prospect water consumption for the year 2040. The results show, mainly, the lack of studies that develop the forecast of urban water demand, especially for medium and long term. In addition, the prolongation of current trends in the growth of consumption patterns in Fortaleza, should generate an average annual growth of approximately 0.96%, providing an increase of 33% from 2010 (base year) to 2040 (forecast horizon ). In the face of such a situation, it is extremely necessary to expand the bibliographic production on the subject, in addition to developing strategies capable of reducing consumption patterns and designing favorable water balances.

**Keywords:** Forecasting water demand. Cellular Automata.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1	– Etapas metodológicas da busca bibliográfica .....	15
Figura 2	– Redes de citação entre países .....	18
Figura 3	– Redes de co-ocorrência de palavras-chave .....	19
Figura 4	– Rede de co-citação entre autores .....	21
Figura 5	– Países com maior contribuição para a pesquisa de projeção da demanda hídrica urbana (2016 – 2019) .....	22
Figura 6	– Número de publicações sobre previsão de demanda hídrica urbana por contribuinte geográfico (2016 - 2019) .....	23
Figura 7	– Localização da capital do Ceará – Fortaleza .....	25
Figura 8	– Esquematização das fases principais de modelagem dinâmica espacial no <i>software</i> de simulação DINAMICA EGO .....	29
Figura 9	– Sequência dos procedimentos de obtenção dos mapas de diferença e similaridade para cada período de simulação .....	33
Figura 10	– Matriz de Correlação .....	36
Figura 11	– Média anual da demanda per capita em Fortaleza (2009-2017) .....	38
Figura 12	– Comparação entre as demandas hídricas de 2010 e 2013 .....	39
Figura 13	– Comparação entre o cenário de 2013 real e o simulado .....	40
Figura 14	– Comparação da demanda hídrica de 2010 e 2040 .....	42

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1	– Relação entre os horizontes de previsão e os níveis de planejamento .....	17
Tabela 2	– Divisão categórica da demanda hídrica .....	27
Tabela 3	– Variáveis utilizadas na modelagem .....	30
Tabela 4	– Variáveis explicativas .....	35
Tabela 5	– Matriz de transição de passo único .....	39
Tabela 6	– Testes de correlação .....	40
Tabela 7	– Percentual de similaridade fuzzy encontrado pelo DINAMICA EGO .....	41
Tabela 8	– Parâmetros encontrados para o ajuste e execução do modelo .....	41
Tabela 9	– Diferença percentual entre a demanda de 2016 estimada e real .....	42

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC's	Autômatos Celulares
CAGECE	Companhia de Água e Esgoto do Ceará
CSR	Centro de Sensoriamento Remoto
EGO	<i>Environment for Geoprocessing Objects</i>
IA	Inteligência Artificial
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
MCP	<i>Model Conditional Processor</i>
OMS	Organização Mundial da Saúde
RNA	Redes Neurais Artificiais
SEUMA	Secretaria Municipal de Urbanismo e Meio Ambiente de Fortaleza
UNESCO	<i>United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization</i>

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	12
<b>1.1</b>	<b>Objetivos</b> .....	13
<i>1.1.1</i>	<i>Objetivo geral</i> .....	13
<i>1.1.2</i>	<i>Objetivos específicos</i> .....	14
<b>1.2</b>	<b>Estrutura da monografia</b> .....	14
<b>2</b>	<b>ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA</b> .....	15
<b>2.1</b>	<b>Método de execução</b> .....	15
<b>2.2</b>	<b>Resultados</b> .....	17
<i>2.2.1</i>	<i>Análise de citação internacional (Q1)</i> .....	17
<i>2.2.2</i>	<i>Análise de co-ocorrência de palavras-chave (Q2)</i> .....	18
<i>2.2.3</i>	<i>Análise de co-citação entre autores (Q3)</i> .....	20
<i>2.2.4</i>	<i>Contribuintes geográficos (Q4)</i> .....	22
<i>2.2.5</i>	<i>Metodologias mais utilizadas (Q5)</i> .....	23
<b>3</b>	<b>PREVISÃO DA DEMANDA HÍDRICA</b> .....	25
<b>3.1</b>	<b>Local de aplicação</b> .....	25
<b>3.2</b>	<b>Obtenção e espacialização dos dados</b> .....	27
<b>3.3</b>	<b>Modelo de simulação de demanda</b> .....	28
<i>3.3.1</i>	<i>Simulação dinâmica</i> .....	28
<i>3.3.1.1</i>	<i>Primeira fase: organização dos dados de entrada</i> .....	30
<i>3.3.1.2</i>	<i>Segunda fase: calibração e validação do modelo</i> .....	30
<i>3.3.1.3</i>	<i>Terceira fase: obtenção de cenários futuros</i> .....	34
<i>3.3.1.4</i>	<i>Adição de uma variável explicativa</i> .....	35
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES</b> .....	38
<b>5</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> .....	44
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	46

## 1 INTRODUÇÃO

A crescente demanda por recursos hídricos agrava os efeitos adversos das secas que atingem, majoritariamente, as regiões áridas e semiáridas do mundo. Tais localidades abrangem cerca de dois terços da população pobre das áreas rurais do planeta, onde a escassez destaca-se como um dos obstáculos mais influentes para o desenvolvimento local (KROL e BRONSTERT, 2007; DESCHEEMAEKER *et al.*, 2010).

Esta escassez hídrica é agravada periodicamente por consequência: (i) do crescimento populacional que, além impulsionar o aumento da demanda, também gera perturbações no ciclo hidrológico decorrentes das alterações no uso e ocupação do solo, (ii) das transformações no estilo de vida das comunidades e da urbanização e (iii) das variações climáticas que impulsionam a escassez hídrica e intensificam a disputa por água entre a indústria, a agricultura e o meio urbano (PRINZ e SINGH, 2000; ALI e TALUKDER, 2008; ALEMAYEHU *et al.*, 2009; SAHRAWAT *et al.*, 2010).

Nesse viés, a UNESCO (2018) prevê, para as próximas duas décadas, o aumento expressivo do uso doméstico de água na maior parte das regiões do mundo. Agravando ainda mais essa conjuntura, a disponibilidade de água doce tende a permanecer constante ou diminuir (UNESCO, 2018), o que deve dificultar a gestão dos recursos hídricos e aumentar a vulnerabilidade dos sistemas de abastecimento de água.

No Brasil, existem diversos problemas de distribuição de água ocasionados, principalmente, pelo desequilíbrio entre a oferta e a demanda de água (SANTOS e FARIAS, 2017). Para mitigar esses problemas é necessário aplicar técnicas eficientes de gerenciamento de sistemas de abastecimento de água, muitas das quais exigem a aplicação de ferramentas de previsão (GROPPO, COSTA e LIBÂNIO, 2019).

Reforçando essa perspectiva, a demanda hídrica pode ser considerada como o elemento propulsor de um sistema de distribuição de água. Consequentemente, a realização de uma previsão confiável de consumo corrobora para o aprimoramento da gestão de recursos hídricos (PACCHIN, ALVISI e FRANCHINI, 2017).

Tais fatores evidenciam a necessidade de analisar o consumo de água atual e de realizar previsões de demanda hídrica a curto, médio e longo prazo. Esses estudos viabilizam a elaboração de um planejamento capaz de atender as demandas futuras e apto para implantar estratégias redutoras de consumo hídrico.

Nesse contexto, a cidade de Fortaleza tem sofrido com a crescente demanda de água urbana agravada pelo histórico de secas plurianuais e crises de abastecimento de água. Como

agravante, destaca-se a precipitação anual baixa e extremamente variável, o que deixa a oferta hídrica altamente vulnerável às condições climáticas (CARVALHO, 2019; CARVALHO, SOUZA FILHO e PORTO, 2021).

Tal problemática tende a se acentuar em função do crescimento populacional e da expansão urbana. Portanto, é necessário conhecer as demandas hídricas atuais e futuras para ampliar as fontes de abastecimento de água e impedir possíveis estresses hídricos.

Segundo Donkor *et al.* (2014), as previsões de demanda de água são categorizadas de acordo com seus horizontes temporais em: operacionais, táticas e estratégicas. A previsão de curto prazo é classificada como operacional e abrange um horizonte que varia de um dia a algumas semanas. Sua aplicação viabiliza o gerenciamento e otimização dos elementos de instalações de redes em tempo real ou em períodos mais reduzidos.

A previsão de médio prazo é classificada como tática e consiste em estimativas de alguns anos. Sua aplicação auxilia na gestão de redes de distribuição e instalações, norteando o aperfeiçoamento e orientando interferências necessárias.

Por fim, a previsão de longo prazo é classificada como estratégica e consiste em estimativas decadais. Esse artifício corrobora para um gerenciamento que prevê as necessidades locais com bastante antecedência, a fim de prognosticar possíveis problemas de abastecimento e, assim, buscar meios para mitigar e evitar complicações.

Diante do exposto, o presente estudo realiza a projeção da demanda hídrica urbana da cidade de Fortaleza para o ano de 2040, utilizando modelagem espacial dinâmica com base na teoria de autômatos celulares. A análise utiliza tecnologias de sensoriamento remoto e geoprocessamento que viabilizam a obtenção de dados espacializados. Os resultados podem indicar as necessidades de expansão das fontes de abastecimento e das instalações de distribuição de água.

## **1.1 Objetivos**

### ***1.1.1 Objetivo geral***

O presente trabalho tem como objetivo geral prever a demanda hídrica de Fortaleza para o ano de 2040 utilizando modelagem espacial dinâmica.

### ***1.1.2 Objetivos específicos***

O estudo tem como objetivos específicos:

- a) aplicar a técnica de análise bibliométrica por meio do *software* VosViewer para avaliar a produção científica internacional sobre demanda hídrica urbana;
- b) aplicar a metodologia de autômatos celulares para prever a demanda hídrica urbana de Fortaleza.

## **1.2 Estrutura da monografia**

Esta monografia está estruturada em cinco seções incluindo a introdutória. Na seção um, são apresentados a problemática abordada e os objetivos gerais e específicos. Na segunda, apresenta-se uma análise bibliométrica sobre o acervo científico correlato a este estudo. Em seguida, a seção três exibe como foram realizadas a obtenção e espacialização dos dados, bem como o detalhamento do método de pesquisa adotado e as ferramentas computacionais empregadas. Já na seção quatro são apresentados os resultados e suas respectivas análises. Por fim, na seção cinco são apresentadas as conclusões que podem ser retiradas do estudo realizado.

## 2 ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA

### 2.1 Método de execução

Com o intuito de mapear a produção científica sobre a previsão da demanda hídrica urbana, realizou-se uma análise bibliométrica exploratória-descritiva, que não só evidenciou as vertentes de destaque desse campo de pesquisa, como também permitiu identificar seus potenciais horizontes científicos. Para viabilizar uma análise mais precisa, foi necessário limitar o campo de pesquisa conforme ilustrado na Figura 1.

Figura 1 – Etapas metodológicas da busca bibliográfica



Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

A amostra foi retirada no dia 22 de janeiro de 2020 através do banco de dados *Scopus*. Nele obteve-se 1555 resultados perante a pesquisa inicial que continha o termo “*water demand forecast*” nos campos “título”, “resumo” ou “palavras-chave”. Em seguida, aplicou-se o primeiro filtro para enquadrar a busca nos quatro anos mais recentes de publicação (2016 - 2019). O segundo filtro, por sua vez, refinou a pesquisa em dois tipos de documentos: artigos e “*reviews*”. Por fim, o terceiro filtro apresentou 58 resultados ao avaliar, minuciosamente, o conteúdo de cada documento, a fim de eliminar as pesquisas que não estão diretamente relacionadas com a estimativa de demanda hídrica urbana, foco do presente estudo.

Como ferramenta de análise bibliométrica, utilizou-se o *software* VOSviewer. Tal aplicativo foi escolhido por seu potencial em incorporar um vasto conjunto de dados de forma simultânea e possibilitar diversos meios de análise e reconhecimento da conjuntura científica abordada (FAHIMNIA *et al.*, 2015). O VOSviewer absorveu os dados previamente adquiridos no *scopus* e propiciou uma observação sistêmica dos dados, baseada no mapeamento de redes de co-ocorrência, citação e co-citação.

As redes bibliométricas são formadas por nós e arestas, em que os nós simbolizam autores, revistas, publicações ou palavras-chave e as arestas representam as ligações entre os nós, isto é, revelam as inter-relações vigentes no conjunto explorado (VAN ECK e WALTMAN, 2014). Além disso, o VOSviewer gera as redes de forma ponderada, ou seja, a intensidade dos nós representa a frequência com a qual o elemento analisado se manifesta e a espessura das arestas demonstra a força de relação entre os nós. O posicionamento destes não é ordenado de forma aleatória, pois o VOSviewer organiza-os de tal maneira que os nós fortemente relacionados são dispostos com maior proximidade um do outro, da mesma forma que quanto menor for a força de ligação entre os nós, mais afastados estarão entre si. Este fenômeno se deve à técnica de visualização por similaridade detalhada por Van Eck *et al.* (2009).

Além disso, o VOSviewer setoriza o mapeamento por *clusters*, que são nós agrupados pela força de relação. Tal agrupamento é representado através de cores, ou seja, cada *cluster* possui uma cor distinta. A técnica de *clustering* utilizada pelo VOSviewer é regida por um algoritmo de movimentação local inteligente introduzido por Waltman e Van Eck (2013).

Embora o *software* desfrute de uma vasta gama de visualização de dados, há limitações que impossibilitam determinadas análises, portanto optou-se por complementar o estudo com outra ferramenta: o Microsoft Excel. Tal aplicativo foi utilizado para visualizar o progresso cronológico da produção na área, apontar as metodologias mais persistentes, bem como dividir os estudos de estimativa de demanda hídrica em termos de horizonte de previsão. Para tanto, as demandas foram categorizadas em longo, médio e curto prazo, acompanhando, também, os níveis de planejamento hídrico.

Ao explorar pesquisas sobre a classificação de estimativa hídrica por horizonte de previsão, torna-se evidente que não existe um parâmetro absoluto, em verdade, as classificações encontradas revelam-se um tanto ambivalentes (JOHNSON e KING, 1988; GARDINER e HERRINGTON, 1990; BILLINGS e JONES, 2008; GHIASSI *et al.* 2008). Entretanto, embora não haja consonância de prazo para esses horizontes, Gardiner e Herrington (1990) afirmam que, normalmente, prever uma demanda para longo prazo significa realizar previsões de dez anos ou mais, enquanto que estimativas horárias e mensais são consideradas previsões de curto prazo.

A metodologia de categorização escolhida foi a de Gardiner e Herrington (1990), na qual as previsões são subdivididas em: curto prazo (horárias, mensais e de até um ano), médio prazo (estimativas anuais entre um e dez anos) e longo prazo (alcances superiores a dez anos). Esta divisão foi realizada a partir dos dados obtidos no *scopus* e tem como principal finalidade

identificar quais os maiores enfoques desse campo de pesquisa e qual o horizonte temporal é menos explorado de acordo com a amostra.

Na Tabela 1 estão dispostos os horizontes de previsão propostos por Gardiner e Herrington (1990), bem como seus respectivos níveis de planejamento e os principais objetivos inerentes a cada um. Dessa forma, a análise bibliométrica permitiu responder as seguintes questões:

- a) quais países atraem mais atividades de citação? (Q1)
- b) quais as temáticas mais abordadas? (Q2)
- c) quais pesquisadores mais se destacam e como eles se relacionam? (Q3)
- d) quem são os contribuintes geográficos para a pesquisa de demanda hídrica e como as contribuições evoluíram nos últimos anos? (Q4)
- e) quais as metodologias mais utilizadas? (Q5)

Tabela 1 – Relação entre os horizontes de previsão e os níveis de planejamento

<b>Horizonte de previsão</b>	<b>Intervalo temporal</b>	<b>Nível de Planejamento</b>	<b>Objetivos principais</b>
Curto prazo	< 1 ano	Operacional	Gerenciamento e otimização da operação do sistema
Médio prazo	1 - 10 anos	Tático	Previsão, planejamento de investimentos e análise de custo-benefício.
Longo prazo	> 10 anos	Estratégico	Expansão da capacidade hídrica

Fonte: Adaptado de Donkor *et al.* (2014)

## 2.2 Resultados

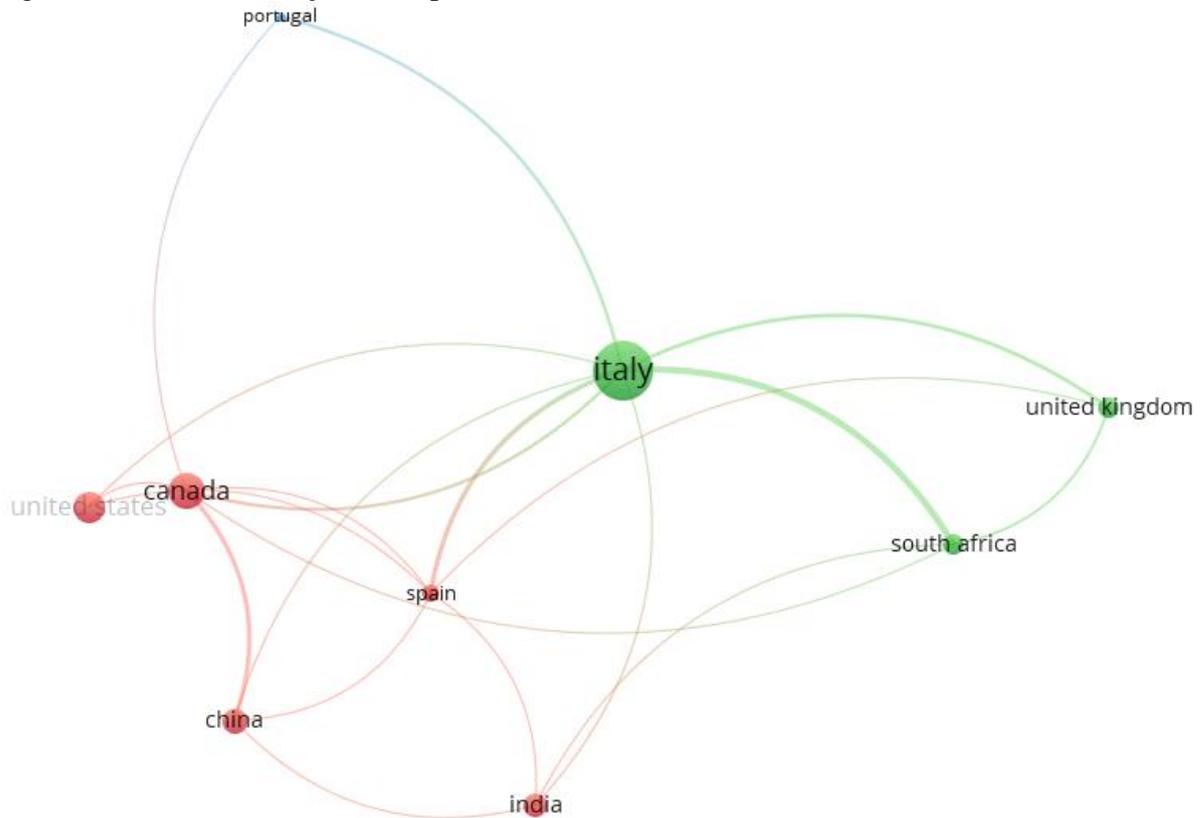
### 2.2.1 Análise de citação internacional (Q1)

A Figura 2 representa as relações de citação direta entre países perante a produção científica entre os anos de 2016 e 2019. Cada país que aparece na figura atingiu um limite mínimo de produtividade de três publicações para o período investigado.

No mapa, é evidente a predominância de países europeus e a ausência da América Latina. A Itália, posicionada no centro, possui o maior número de citações, totalizando 115 ocorrências, seguida do Canadá com 49. Ao rastrear as citações por documento, foi possível encontrar o artigo italiano mais citado de Candelieri (2017), que aborda a previsão de demanda hídrica a curto prazo com detecção de anomalias no sistema e possui 31 citações. Em seguida,

a publicação canadense que mais se destaca, com 18 citações, é a de Mouatadid e Adamowski (2016), a qual elenca vários métodos de aprendizado de máquina que aumentam a precisão das previsões de demanda hídrica urbana a curto prazo.

Figura 2 – Redes de citação entre países



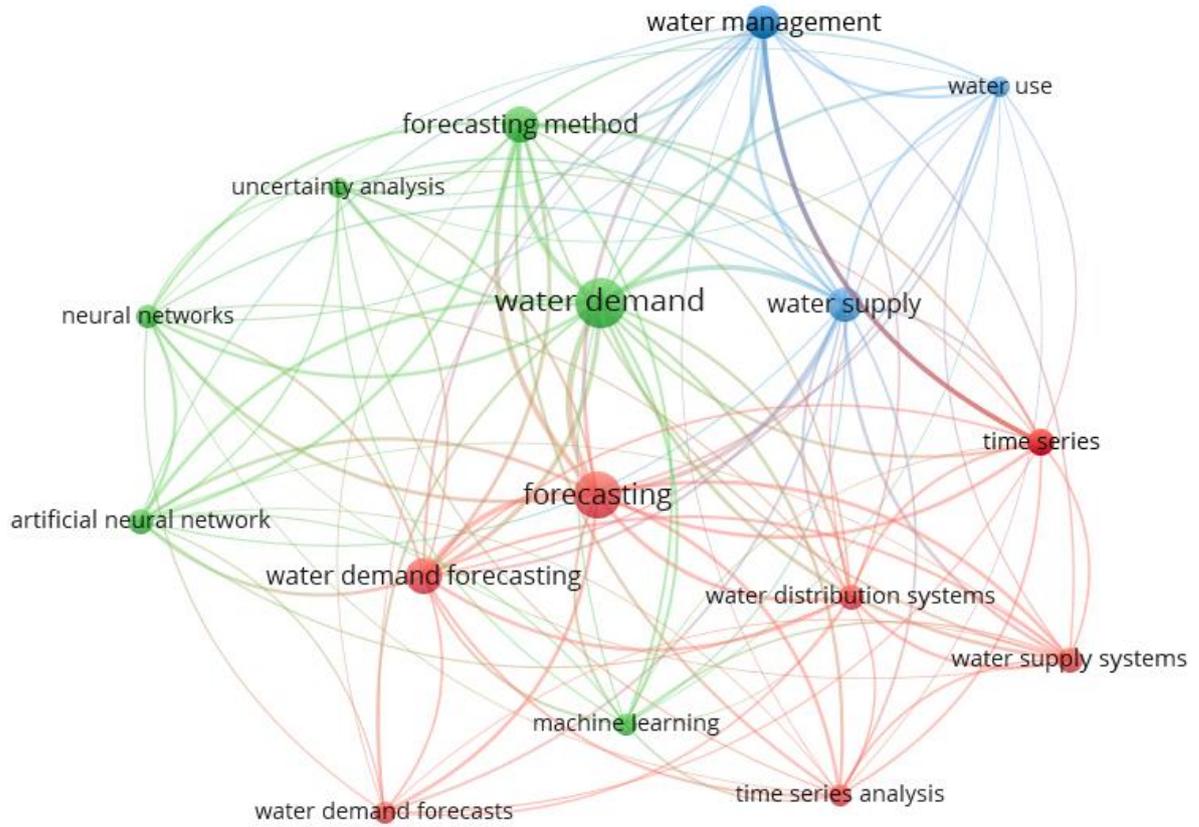
Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

### 2.2.2 Análise de co-ocorrência de palavras-chave (Q2)

O mapeamento de co-ocorrência de palavras-chave realizado pelo VOSviewer possibilitou uma análise acerca das temáticas predominantes nas pesquisas. O mais interessante é que, como as palavras “co-ocorrem”, também é possível avaliar o vínculo contextual entre elas.

O rol de palavras-chave contabilizadas pelo *software* é bem extenso para ser exposto em um mapa, portanto, foi necessário limitar os resultados gerados. Ao todo, foram encontradas 554 expressões, mas para dinamizar a visualização, limitou-se o mapeamento apenas aos termos encontrados sete vezes ou mais. Dessa forma, foi possível identificar as 16 palavras-chave mais pertinentes (Figura 3).

Figura 3 – Redes de co-ocorrência de palavras-chave



Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

As palavras que mais se repetem nos artigos selecionados estão evidenciadas no centro do mapa, apresentando uma maior intensidade nos nós. Em suma, os termos “previsão”, “demanda” e “água” associados de quatro diferentes formas (“*water demand*”, “*forecasting*”, “*forecasting method*”, “*water demand forecasting*”) se destacam juntamente com o termo “abastecimento de água”, formando as cinco expressões com maior número de ocorrências no campo de pesquisa. Tal configuração indica a relação intrínseca entre os estudos de previsão de demanda hídrica e a preocupação com o abastecimento de água, reafirmando a importância de se conhecer a demanda regional para melhor atendê-la.

Os termos encontrados foram automaticamente agrupados em três *clusters*. O *cluster* vermelho (1) realça ainda mais a ligação entre a estimativa de demanda hídrica e as questões de abastecimento e distribuição de água. Além disso, o *cluster* também apresenta termos que remetem a análise de séries temporais, o que demonstra uma predominância de estudos que utilizam observações sequenciais cronológicas para basear as projeções, considerando que o comportamento de demandas passadas têm influência em demandas futuras.

Vale pontuar, que existem métodos de previsão de demanda que não utilizam séries temporais, como é o caso da cenarização prospectiva. No caso dos trabalhos avaliados, dois países do Oriente Médio adotaram essa abordagem para realizar previsões de demanda a longo prazo: i) Ouda *et al.* (2017), estimaram a demanda de água dessalinizada em Riade (Arábia Saudita) até o ano 2040 com base em três cenários; ii) enquanto Baalousha e Ouda (2017), utilizaram a mesma metodologia para estimar a demanda doméstica do Catar até o ano de 2040.

Já o *cluster* verde (2) revela as expressões referentes aos métodos de previsão utilizados pelo campo de pesquisa: redes neurais artificiais, aprendizado de máquina e análise de incertezas. É interessante ressaltar o crescente uso de técnicas de aprendizado de máquina, principalmente do método de redes neurais, associadas à previsões de demanda hídrica a curto prazo, que foram dissertadas no tópico 2.2.5. O *cluster* azul (3), por sua vez, denota a relação entre o consumo hídrico (demanda) e a gerência de águas.

### **2.2.3 Análise de co-citação entre autores (Q3)**

As relações de co-citação encontradas pelo VOSviewer evidenciam a frequência com a qual dois itens da base científica são citados conjuntamente por algum estudo da bibliografia mais recente (SMALL, 1973). Em outras palavras, dois autores são considerados como “co-citados” a partir do momento em que outro autor os cita de maneira simultânea.

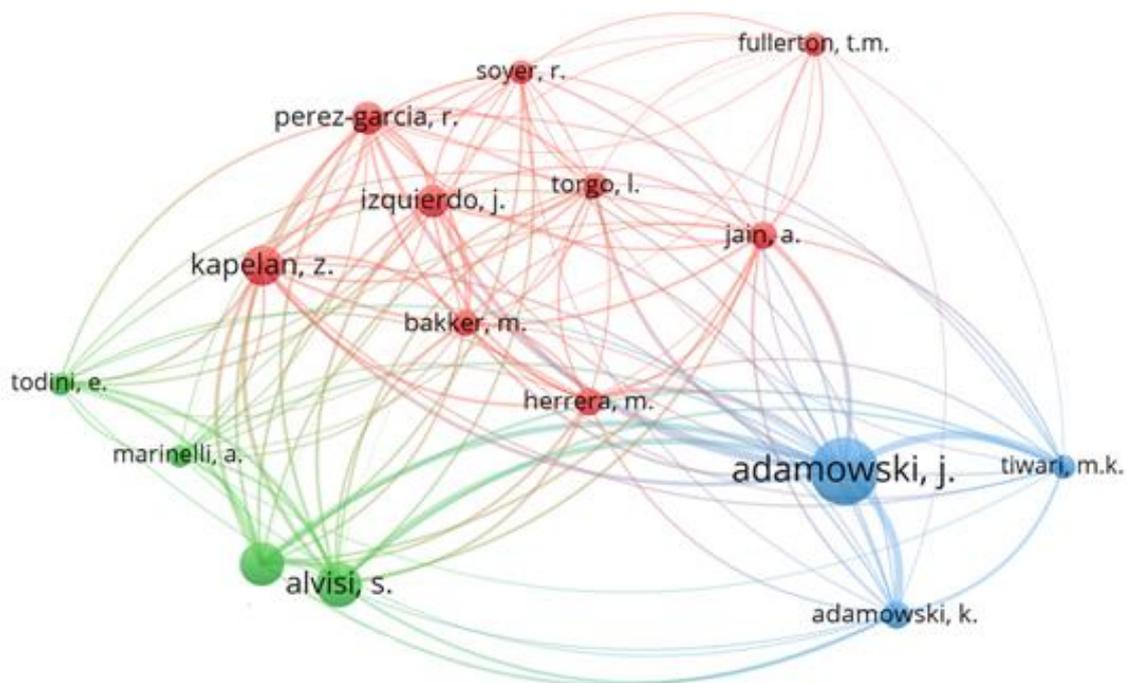
Ao todo, foram identificados 3.222 autores, mas para prosseguir com o mapeamento, a rede foi limitada apenas a autores com vinte citações ou mais, o que resultou em dezesseis itens e três *clusters* (Figura 4). O autor mais citado é o Adamowski com 100 citações, seguido de Alvisi, com 55, e Franchini, com 52.

Um dos trabalhos mais citados de Adamowski compara os modelos de regressão linear múltipla, análise de série temporal e redes neurais artificiais com técnicas para modelagem de previsão de pico de demanda hídrica diária no verão (ADAMOWSKI, 2008). A cidade de Ottawa, Canadá, foi foco desse estudo, na qual foram observados dez anos de dados diários de pico de demanda. Ao todo, foram desenvolvidos e comparados 39 modelos de regressão linear múltipla, 9 modelos de séries temporais e 39 modelos de redes neurais artificiais. A partir de tal comparação, Adamowski (2008) concluiu que:

- a) a aplicação de redes neurais artificiais para a previsão da demanda hídrica diária de pico, nos meses de verão, em uma região de alto consumo externo de água, é ligeiramente melhor do que a utilização de regressão linear múltipla e análise de séries temporais;

- b) o pico de demanda diária de água está mais correlacionado com a ocorrência de precipitação do que com a quantidade de chuva em si;
- c) atribuir uma técnica de ponderação aos dias anteriores sem precipitação não torna os modelos mais precisos.

Figura 4 – Rede de co-citação entre autores



Fonte: Elaborado pelo autor, 2020.

Um dos trabalhos de destaque de Alvisi e Franchini avalia as incertezas preditivas no âmbito da previsão da demanda de água, em que os dados do estudo foram obtidos em um sistema de distribuição de água localizado no norte da Itália. Nesse trabalho, Alvisi e Franchini (2014) demonstram que a utilização do Processador Condicional de Modelo (*Model Conditional Processor - MCP*) permite combinar as previsões de demanda de curto prazo de dois modelos ou mais. As análises concluem que a aplicação do MCP fornece resultados de previsões de demandas futuras mais precisos do que os fornecidos pelos modelos de previsão individuais.

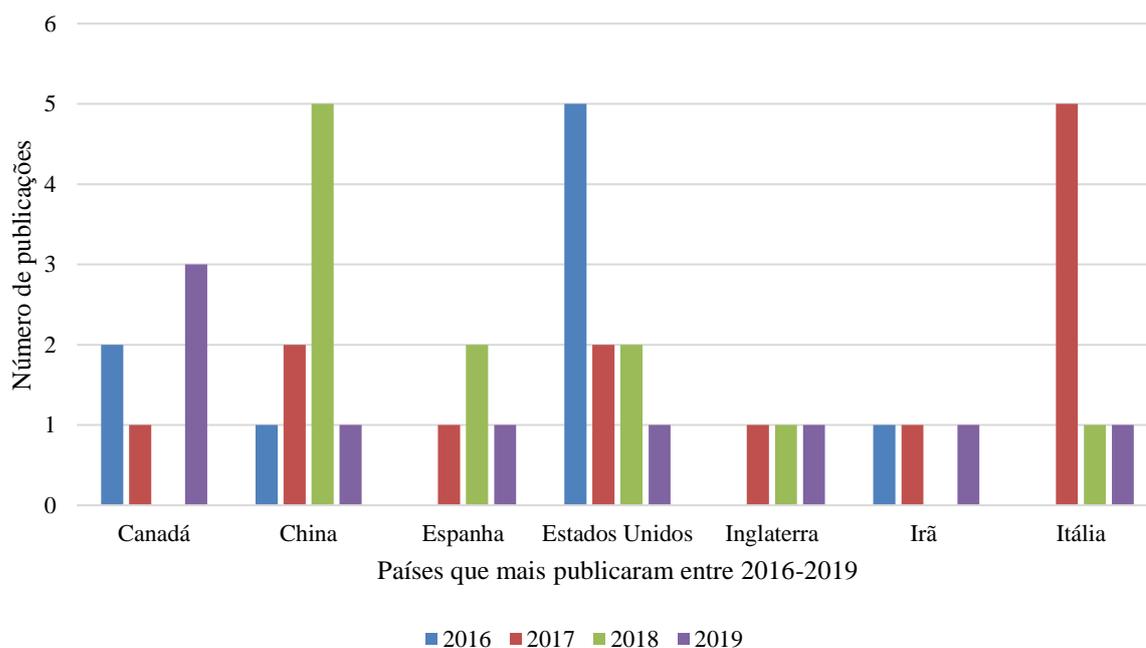
Os autores agrupados no *cluster* azul costumam utilizar técnicas de aprendizado de máquina em suas publicações, que são parte do campo da inteligência artificial, comumente utilizadas para automatizar modelos analíticos. Já no *cluster* verde, destacam-se os estudos de Alvisi, Franchini e Marinelli que desenvolveram trabalhos sobre previsão de demanda hídrica

a curto prazo através da identificação de padrões de consumo (ALVISI, FRANCHINI e MARINELLI, 2007). No *cluster* vermelho, por sua vez, encontram-se os autores que analisam a capacidade preditiva de modelos para a previsão da demanda horária de água urbana (HERRERA *et al.*, 2010; ROMANO e KAPELAN, 2014).

#### 2.2.4 Contribuintes geográficos (Q4)

A fim de observar o desenvolvimento cronológico dos países que mais publicaram sobre projeção de demanda hídrica urbana durante os anos de 2016 a 2019, foram separados os sete contribuintes geográficos mais pertinentes (Figura 5).

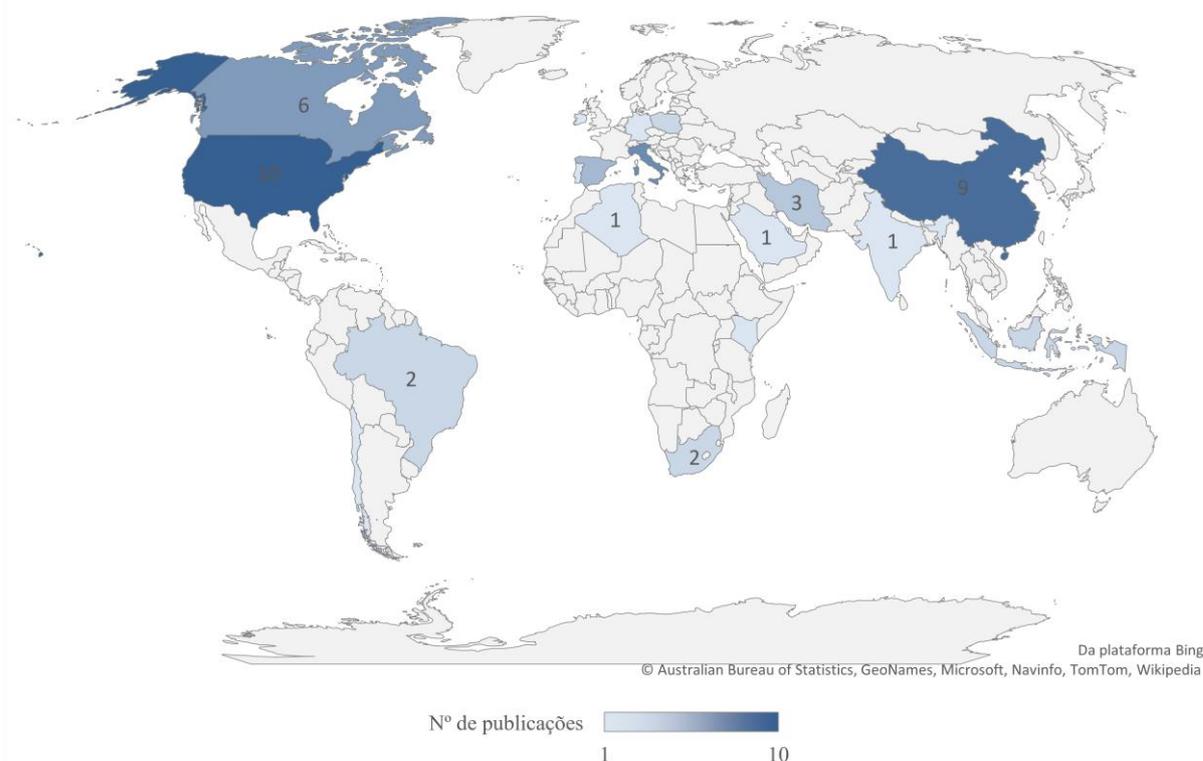
Figura 5 – Países com maior contribuição para a pesquisa de projeção da demanda hídrica urbana (2016 – 2019).



Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

Os Estados Unidos, a China e a Itália detêm, respectivamente, 17%, 15% e 11% das publicações analisadas durante o período de estudo, sendo, portanto, os três países que mais contribuíram para a pesquisa de projeção da demanda hídrica urbana de 2016 a 2019. Além disso, é perceptível que as pesquisas estão mais concentradas na América do Norte, Ásia Oriental e Europa. A Figura 6 retrata a evolução da participação científica de todos os países no tema em questão.

Figura 6 – Número de publicações sobre previsão de demanda hídrica urbana por contribuinte geográfico (2016 - 2019)



Fonte: Elaborado pelo autor, 2020.

### 2.2.5 Metodologias mais utilizadas (Q5)

O aprendizado de máquina foi uma das metodologias mais empregadas no conjunto de trabalhos explorados. Em suma, o aprendizado de máquina é um subconjunto da Inteligência Artificial (IA) que proporciona aos sistemas a habilidade de aprender e desenvolver, automaticamente, melhorias com as experiências adquiridas ao longo de seus processamentos.

Nesse viés, destacaram-se as Redes Neurais Artificiais (RNA) que consistem em um tipo de aprendizado de máquina. Uma RNA é uma rede interconectada de grupos de neurônios artificiais que simulam o funcionamento dos neurônios biológicos a partir de modelagens matemáticas (HASSOUN, 1995). Os neurônios artificiais replicam procedimentos de aprendizagem a partir do recebimento de dados de entrada. Em seguida, são realizadas somas ponderadas que, posteriormente, passam por uma transformação denominada como função de ativação para produzir saídas (MA *et al.*, 2020).

Vale salientar que os modelos de redes neurais artificiais são geralmente utilizados para prever demandas hídricas a curto prazo, como é o caso dos estudos de Pacchin *et al.* (2019)

e Mouatadid e Adamowski (2016), os quais são exemplos da amostra que foi retirada do *scopus*. Entretanto, Yin *et al.* (2018), também inclusos na análise bibliométrica, utilizaram o modelo de RNA para desenvolver estudo de previsão de demanda para 2030 (médio prazo).

Além disso, observou-se que apenas 30% dos trabalhos são referentes a estimativas de médio e longo prazo, o que demonstra uma necessidade de ampliar os estudos nesse horizonte temporal. Nesse contexto, o Brasil só apresentou dois estudos, sendo um deles de previsão de demanda hídrica a médio prazo, aplicado no cidade de Aquidauana, Mato Grosso do Sul (HAQUE, SOUZA e RAHMAN, 2016). Já o segundo, apresenta uma revisão dos métodos empregados para previsão de demanda hídrica (GROPPO, COSTA e LIBÂNIO, 2019).

Diante do baixíssimo índice de contribuição científica do Brasil em meio à temática abordada, associado as necessidades locais, o capítulo 3 expõe projeções espaciais da demanda *per capita* da cidade de Fortaleza (Ceará). A cidade foi escolhida por estar inserida em um estado com histórico recorrente de secas e apresentar cerca de 30% da população do Estado.

Para realizar a previsão, foi escolhido o modelo de Autômatos Celulares (AC's) por serem ferramentas ainda pouco exploradas na temática em estudo. Em síntese, a aplicação dos AC's evita o emprego de equações complicadas para descrever sistemas complexos, e possibilita a simulação de sistemas por meio de interações entre as células regidas por regras simples (SCHATTEN, 2008).

Nesse viés, o modelo possui o poder de simular o desenvolvimento citadino, reproduzindo espacialmente os impactos do crescimento (VOTSIS, 2017). Em razão de sua simplicidade e capacidade de evolução, os AC's tornaram-se um dos modelos mais fortes utilizados para projeções de crescimento urbano (Okwuashi e Ndehedehe, 2020), mas são raramente aplicados em projeções de demanda hídrica.

Diante do forte potencial de aplicação do modelo para simular sistemas dinâmicos complexos, como sistemas urbanos, e da necessidade de produzir estudos sobre projeções de consumo a longo prazo, o presente trabalho aplica a modelagem de autômatos celulares para realizar a previsão da demanda hídrica urbana de Fortaleza para o ano de 2040.

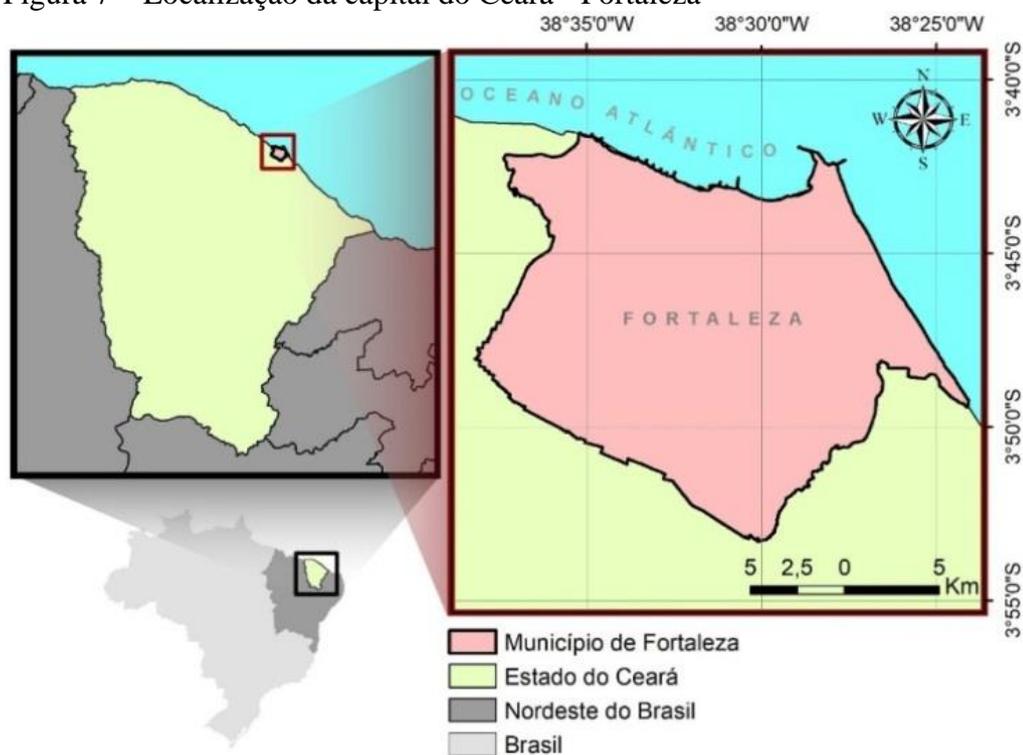
### 3 PREVISÃO DA DEMANDA HÍDRICA

#### 3.1 Local de aplicação

O Estado do Ceará, situado no semiárido nordestino, possui baixa disponibilidade hídrica em razão, principalmente: (i) da variabilidade no regime de chuvas, agravada por secas sucessivas; (ii) das intensas taxas de evaporação (maiores que 2.000mm); (iii) dos baixos índices de precipitação (menores que 900mm). Tal contexto contribui para um balanço hídrico desfavorável (CEARÁ, 2018). Esse cenário atinge diversas esferas socioeconômicas do Estado, visto que limitam os volumes de produção e afetam, intensamente, as camadas sociais com maior vulnerabilidade econômica (KHAN e CAMPOS, 1995).

A demanda hídrica estimada para o Ceará é de 1,55 bilhões de m<sup>3</sup> por ano, ou 49m<sup>3</sup>/s. Esse consumo pode ser dividido, de modo sumário, em: consumo humano, industrial e agropecuário. A demanda humana é mais expressiva nos grandes centros urbanos, como nas regiões do Cariri, Sobral e Fortaleza (CEARÁ, 2018). Nesse contexto, a cidade de Fortaleza (Figura 7), foco do presente estudo, é o principal pólo de demanda de água para abastecimento humano.

Figura 7 – Localização da capital do Ceará - Fortaleza



Fonte: Adaptado de Oliveira *et al.* (2020).

Segundo estimativas do IBGE (2020), a capital possui, aproximadamente, 312,353km<sup>2</sup> de área e 2.686.612 habitantes. Vale salientar que a média de consumo per capita residencial da cidade foi de 116,24 litros diários no período 2009-2017, atingindo seu pico de 129,05 L/hab.dia no ano de 2013.

A oferta de água bruta de Fortaleza é constituída por águas locais e inter-regionais que formam o sistema Jaguaribe-Metropolitano (SILVA, 2019). O volume de água local é armazenado em cinco reservatórios que, em conjunto, possuem 871hm<sup>3</sup> de capacidade de acumulação, são eles: Gavião, Pacoti e Riachão, Pacajus e Aracoiaba. Entretanto, em função do crescimento da demanda urbana, a bacia do Jaguaribe passou a fornecer água à região, formando o sistema Jaguaribe-Metropolitano. Em suma, o funcionamento do Sistema de Abastecimento de Água de Fortaleza é descrito no Quadro 1.

Quadro 1 – Elementos do SAA de Fortaleza

<b>Sistema</b>	<b>Funcionamento</b>
<b>Captação</b>	A água é captada do açude Gavião por torre de tomada d'água, e em seguida, passa por uma galeria que atravessa a barragem e continua por uma adutora até chegar às estações de tratamento (ETA Gavião e ETA Oeste).
<b>Estação de Tratamento de Água</b>	O tratamento é realizado pela ETA Gavião, que possui capacidade nominal de 5,4 m <sup>3</sup> /s, e a ETA Oeste com uma vazão variante entre 0,75-1,5 m <sup>3</sup> /s.
<b>Estações Elevatórias de Água Tratada</b>	A partir da ETA Gavião sucedem-se duas estações elevatórias (Gavião Novo e Gavião Velho). A EEE do Gavião Novo opera com seis conjuntos motor-bomba instalados de 2200 CV. A EEE Gavião Velho funciona com dois conjuntos motor-bomba de 2.000 CV. Da ETA Oeste, por sua vez, origina-se a outra estação elevatória com vazão máxima de 3,0 m <sup>3</sup> /s.
<b>Reservação</b>	O principal centro de reservação do sistema é o reservatório Ancuri, com capacidade de 80.000 m <sup>3</sup> de água. Dele originam-se as linhas do macrossistema de distribuição de água que abastecem, por gravidade, a maior parte de Fortaleza.
<b>Rede de Distribuição</b>	A rede de distribuição de Fortaleza possui cerca de 98,5% de cobertura de água e 4.667 km de extensão.

Fonte: Prefeitura de Fortaleza (2014)

De acordo com a Secretaria Municipal de Urbanismo e Meio Ambiente de Fortaleza (SEUMA), o abastecimento de água da Região Metropolitana de Fortaleza passou por crises

hídricas, em que foi preciso importar água de outras bacias hidrográficas do Ceará, haja vista que a disponibilidade de água era insuficiente para atender a população.

Nesse contexto, as condições de escassez hídrica, associadas à crescente demanda de água, põe em evidência a relevância de estudos que estimem as demandas hídricas futuras de Fortaleza, a fim de nortear o gerenciamento de recursos hídricos.

### 3.2 Obtenção e espacialização dos dados

A estimativa foi iniciada a partir da obtenção dos dados de micromedição de água levantados junto à Companhia de Água e Esgoto do Ceará (CAGECE) para os anos de 2009 a 2017. Os dados estavam organizados por setor censitário com suas respectivas populações. Posteriormente, obteve-se o mapa de Fortaleza setorizado no formato “*shapefile*”, o arquivo básico de sistemas de informação geográfica que trata de dados cadastrais.

As informações obtidas foram organizadas espacialmente, a nível de setor censitário, por classe de consumo per capita com o objetivo de identificar os polos de maior e menor demanda hídrica (Tabela 2).

Tabela 2 – Divisão categórica da demanda hídrica

Classe	Demanda (l/hab.dia)
1	0-50
2	50-200
3	200-400
4	400-600
5	600-800
6	>800

Fonte: Elaborado pelo autor, 2020.

A espacialização foi efetuada no *software* QGIS, no qual realizou-se a união dos dados tabulados com a *shapefile* do mapa de Fortaleza a partir da função “*join*” (união). Esta junção foi efetivada através da codificação por ID, que agrega as informações por meio de um campo comum aos dados tabulados e à tabela de atributos da *shapefile*, ou seja, a espacialização só é possível devido à codificação comum às duas bases de dados (espacial e não espacial).

### 3.3 Modelo de simulação de demanda

#### 3.3.1 Simulação dinâmica

Para simulação dinâmica urbana da cidade de Fortaleza foi utilizado o *software* DINAMICA EGO (*Environment for Geoprocessing Objects*). O programa foi desenvolvido pelo o Centro de Sensoriamento Remoto (CSR), pertencente ao Instituto de Geociências da Universidade Federal de Minas Gerais (DIAS e WALDE, 2013).

Inicialmente, o aplicativo foi projetado para realizar modelagens de mudanças ambientais, entretanto, devido à sua versatilidade, tem sido amplamente utilizado em estudos sobre expansão urbana, avaliação de propostas de zoneamento ecológico-econômico e modelagem espacial de desmatamento da Floresta Amazônica (RODRIGUES *et al.*, 2007).

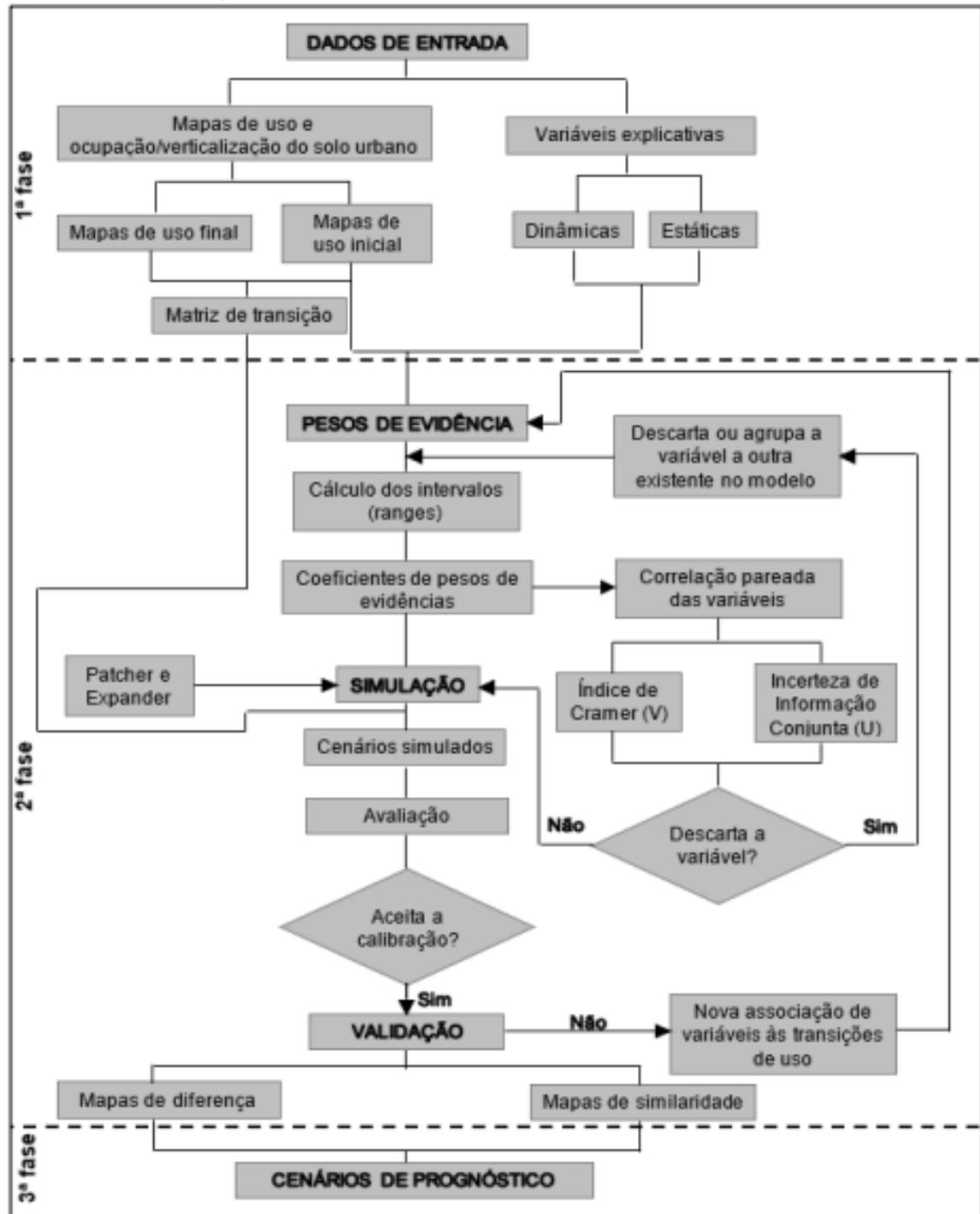
Os algoritmos de autômatos celulares (AC's) representam o principal modelo matemático que conduz a simulação do *software*. Para representar fenômenos, os AC's executam modelos de sistemas dinâmicos simples que identificam uma vasta variedade de comportamentos. Tal simplicidade atrelada a versatilidade e a representatividade do método, tornou o AC uma das ferramentas favoritas para o estudo de comportamentos genéricos de sistemas dinâmicos complexos (BAR-YAM, 1997).

A modelagem por autômatos celulares é composta por células espacializadas agregadas a valores numéricos. Os estados de cada célula variam a partir da interação de três fatores: o estado da célula (valor e geometria), o estado das células vizinhas, e o padrão de transição celular identificado em um determinado espaço temporal, isto é, as mudanças ocorridas no cenário estudado. Com base nesses três elementos, os autômatos celulares reconhecem um padrão de transformação e tornam possível a elaboração de certos prognósticos (WOLFRAM, 1994).

Para estimar a demanda hídrica por modelagem dinâmica, o estudo é consolidado em três etapas principais (Figura 8):

- a) organização dos dados de entrada;
- b) calibração do modelo (determinação dos parâmetros de cada variável, realização de testes de simulação e validação do modelo);
- c) estimativa de cenários futuros (prognóstico).

Figura 8 – Esquematisação das fases principais de modelagem dinâmica espacial no *software* de simulação DINAMICA EGO



Fonte: Adaptado de Trentin (2008).

### 3.3.1.1 Primeira fase: organização dos dados de entrada

Os dados de entrada foram convertidos em arquivos TIF para que pudessem ser inseridos como base da modelagem. O TIF é um formato gráfico que permite armazenar imagens em *bitmap (raster)*, o que o torna compatível para leitura e edição nos dois *softwares* que basearam a simulação: o DINAMICA EGO e o QGIS.

Para compor os dados de entrada do modelo de simulação, era preciso adotar anos que não representassem períodos de escassez hídrica, uma vez que esta conjuntura tende a reduzir a demanda e gerar um prognóstico não representativo do fenômeno. A partir dessas premissas, foram escolhidos os anos de 2010 e 2013 como base da simulação dinâmica. Estes dados, espacializados por setor censitário e categoria de consumo, compõem cenários que norteiam a assimilação e identificação das variações de demanda hídrica urbana de Fortaleza.

Além disso, foram adicionadas variáveis explicativas (estáticas e dinâmicas) das mudanças observadas no consumo de água. Tais variáveis foram selecionadas conforme disposto na Tabela 3.

Tabela 3 – Variáveis utilizadas na modelagem.

<b>Variável estática</b>	<b>Variável dinâmica</b>
Mapa de diferença do consumo de água entre os anos 2010 e 2013	Distância às classes de consumo de água

Fonte: Elaborado pelo autor, 2020.

A variável estática foi obtida por meio de uma subtração matricial no QGIS, entre os mapas categóricos do ano de 2010 e 2013. Já a variável dinâmica, representada por indicadores de distância, foi calculada pelo modelo de simulação do Dinâmica EGO. Tais distâncias são determinadas a partir das estimativas de probabilidade de mudanças de classes ocorridas entre os mapas categóricos dos anos base da simulação.

### 3.3.1.2 Segunda fase: calibração e validação do modelo

A calibração do modelo é realizada a partir de quatro etapas principais: cálculo das matrizes de transição, cálculo dos coeficientes dos pesos de evidência, análise da correlação dos mapas, e ajuste e execução do modelo de simulação.

O resultado da matriz de transição, ou cadeia de markov, corresponde ao percentual de mudanças de uma classe de consumo para a outra, ou seja, retorna ao DINAMICA EGO a porcentagem de regiões que alteraram a intensidade de demanda por categoria. Estes dados são calculados por meio da análise dos mapas categóricos final e inicial (ROSSETTI *et al.*, 2013). Essas taxas de transição são estimadas em um passo simples e em passos múltiplos, o primeiro corresponde ao período completo entre os anos base adotados (três anos entre 2010 e 2013), já o segundo é delimitado por um espaço temporal de um ano.

A calibração é pautada no método dos pesos de evidência descrito por Bonham Carter *et al.* (1988) e Bonham-Carter (1994), também denominado por teorema da probabilidade condicional de Bayes. O modelo infere a possibilidade de ocorrência de um evento diante de um episódio anterior, o qual pode ter sido uma variável explicativa ou uma evidência (TRENTIN e FREITAS, 2010). No caso do presente estudo, o método calcula a probabilidade de ocorrer uma transição categórica influenciada pela vizinhança, ou seja, estima a possibilidade de mudança da classe de consumo de uma região de acordo com a demanda hídrica de suas proximidades.

Para o cálculo dos pesos de evidência, o DIMAMICA EGO utiliza uma equação que converte a fórmula de log odds (logaritmo neperiano do odds ou chance) para uma fórmula de probabilidade condicional comum, conforme as formulações 1 e 2 abaixo (Novaes, 2010):

$$P\left(\frac{T_i^\alpha}{V_i^1}, \dots, V_i^{m_\alpha}\right) = \frac{O(T_i^\alpha) e^{\sum_{y=1}^{m_\alpha} W_{t,v}^+}}{1 + O(T_i^\alpha) e^{\sum_{y=1}^{m_\alpha} W_{t,v}^+}} \quad (1)$$

$$W^+ = \log e \frac{P\left\{\frac{V_j}{T}\right\}}{P\left\{\frac{V_j}{\bar{T}}\right\}} \quad (2)$$

em que:

P: retrata a probabilidade de transição (T) de categoria de consumo;

i: representa uma notação de alocação das células da área de estudo, identificada por meio de coordenadas x,y;

$\alpha$ : refere-se a um tipo de transição categórica de consumo, por exemplo, da classe 1 para uma classe 2;

$V_i^1$ : representa a primeira variável observada na célula i, empregada para explicar a transição  $\alpha$ ;

$V_i^{m\alpha}$ : significa a  $m$ -ésima variável observada na célula  $i$ , empregada para explicar a transição  $\alpha$ ;

$T_i^\alpha$ : retrata o odds ou chance da transição  $T^\alpha$  na  $i$ -ésima célula, obtida pela divisão entre a probabilidade de ocorrência de  $T_i^\alpha$  e a probabilidade complementar, isto é,  $P(T_i^\alpha)$ ;

$W_{+ i,v}$ : corresponde ao peso positivo de evidência para a  $i$ -ésima célula referente à  $v$ -ésima variável.

O método dos pesos de evidência é empregado no DINÂMICA EGO com o objetivo de gerar um mapa de probabilidades de transição, o qual retorna ao modelo uma representação gráfica das áreas mais favoráveis a mudanças de classe de consumo. Tais resultados são obtidos por meio de evidências do fenômeno ou de variáveis explicativas, entretanto, de acordo com o teorema de Bayes, essas variáveis devem ser independentes para que possam explicar as transformações ocorridas no cenário analisado.

Por conta de tal premissa, aplicou-se uma análise de correlação para analisar a interdependência espacial dos mapas. Para isto, o modelo utiliza o: (i) Incerteza de Informação Conjunta – JIU, que consiste em um indicador de correlação entre os mapas; e (ii) o Índice de Cramer (V), que se baseia nas dimensões de área das categorias (ALMEIDA, 2003).

De acordo com Bonham-Carter (1994), a dependência espacial entre os pares de variáveis cresce à medida que se aproximam de 1 (100%). Portanto, para que a modelagem dinâmica tenha êxito, é recomendado que as variáveis que contenham correlação acima de 0,5 (50%) sejam desprezadas ou combinadas com uma terceira que substituirá o par correlacionado no modelo.

Para prosseguir com a calibração, o DINÂMICA EGO utiliza como regra local de Autômato Celular dois funtores que funcionam como mecanismos de transição: o *expander* e o *patcher*. O *expander* dedica-se a analisar a ampliação ou redução de manchas pré-existentes, e a função *patcher* é caracterizada por produzir novas manchas (SOARES-FILHO *et al.*, 2007).

O *software* RStudio foi utilizado para complementar a calibração. A plataforma utiliza a linguagem de programação em R para a manipulação de dados. O aplicativo foi empregado para determinar o tamanho médio e a variância da área de mudança, além de definir o índice de isometria. De acordo com Almeida *et al.* (2008), o índice de isometria é inversamente proporcional ao grau de fragmentação das manchas. Tal indicador varia entre 0 e 2 e aponta manchas mais isométricas à medida que o número aumenta.

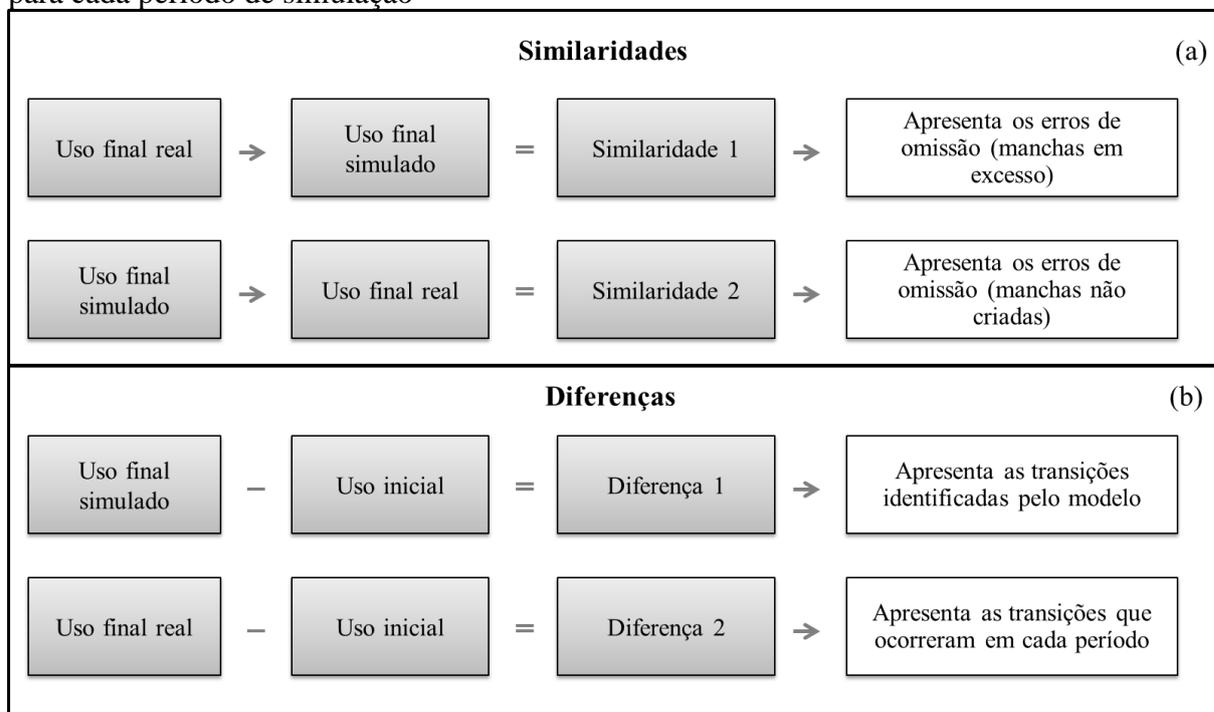
Para validar o modelo, o DINÂMICA EGO reconhece as distinções entre os mapas reais de uso final e inicial, e identifica as discrepâncias entre os mapas de uso final simulado e

inicial real, sendo que nesta etapa são gerados os “mapas de diferença”. Além disso, o modelo também elabora “mapas de similaridade”, os quais são produzidos através da comparação entre os mapas de uso simulado e real referentes ao mesmo ano, tal defrontação considera a posição das células e avalia as classes de uso que estão inseridas (Rodrigues *et al.*, 2007). O detalhamento desta etapa está evidenciado na Figura 9a.

A validação foi pautada no índice de similaridade *fuzzy* desenvolvido pelo Centro de Sensoriamento Remoto da Universidade Federal de Minas Gerais (CSR/UFMG). O modelo trata-se de uma adaptação do índice de similaridade *fuzzy* criado por Hagen (2003). Este indicador considera que o aspecto de uma célula é influenciado por ela mesma e pelas células adjacentes (HAGEN, 2003). Como resposta ao teste, o DINAMICA EGO retorna valores que variam de 0 a 1, em que 1 representa a medida máxima de similaridade (100%).

Tal avaliação foi possível por meio da comparação entre os dois mapas de diferença resultantes (Figura 9b). Para tanto, adotou-se uma função de decaimento exponencial com o tamanho de janela 11x11 e uma função de decaimento constante, estimada com as dimensões: 1x1, 3x3, 5x5, 7x7, 9x9 e 11x11.

Figura 9 – Sequência dos procedimentos de obtenção dos mapas de diferença e similaridade para cada período de simulação



Fonte: Trentin; Freitas, 2010.

### 3.3.1.3 Terceira fase: obtenção de cenários futuros

Com a validação concluída, realizou-se a simulação de prognósticos para a demanda hídrica da cidade a partir das mesmas premissas e parâmetros de ajuste empregados na calibração e validação do modelo. Para tanto, apenas foi necessária a alteração do número de interações do programa. Nesta etapa foram obtidos, ainda, os cenários de tendência dos anos posteriores a 2013 até o ano de 2040, com um espaço temporal de 3 anos para cada projeção.

Para a estimativa da demanda total de água de 2040, em litros por dia, foi preciso realizar, juntamente com o prognóstico da demanda per capita, a projeção populacional. Para tanto, utilizou-se como base os estudos de crescimento demográfico apresentados no Relatório de Avaliação da Segurança Hídrica de Fortaleza anexados ao Fortaleza 2040, o qual apresenta uma perspectiva de crescimento populacional de 26% entre 2012 e 2040. Tendo em vista que o presente estudo tem como base o ano de 2010 (ano do último censo populacional), a taxa de crescimento adotada foi convertida em anual, para viabilizar a projeção de 2010 para 2040. Sabendo que uma taxa de crescimento populacional anual tem sempre sua incidência aplicada ao ano anterior, utilizou-se a Equação 3 para efetuar o prognóstico:

$$P_f = P_i(1 + i)^n \quad (3)$$

em que:

P<sub>f</sub>: População final (projetada);

P<sub>i</sub>: População inicial (ano base);

i: taxa de crescimento;

n: unidade temporal (quantidade de anos, meses, etc).

Devido a inexistência dos dados de consumo hídrico de 91 setores censitários, realizou-se a estimativa por meio dos dados do último censo (2010) fornecido pelo IBGE. Para tanto, efetuou-se a multiplicação da população pelo consumo per capita médio do ano de 2010, feito isso, realizou-se a subtração entre a demanda hídrica total do ano de 2010 e a demanda dos setores pré calculados pela simulação. Posteriormente, efetuou-se a projeção populacional dos 91 setores como detalhada na equação 3.

### 3.3.1.4 Adição de uma variável explicativa

Para selecionar outras variáveis explicativas, é necessário avaliar o grau de influência que elas possuem com a variável dependente. A adição de tais variáveis corrobora para o cálculo de probabilidade de transições categóricas. A escolha da variável explicativa foi baseada no estudo de Carvalho (2019), a qual elencou uma série de variáveis que poderiam estar correlacionadas com a demanda per capita (Tabela 4).

Tabela 4 – Variáveis explicativas

<b>Código</b>	<b>Descrição</b>	<b>Unidade</b>
<b>V01</b>	Renda per capita	R\$
<b>V02</b>	Expectativa de vida no nascimento	Anos
<b>V03</b>	Taxa de desemprego - maiores de 18 anos	%
<b>V04</b>	Índice de Gini	N/A
<b>V05</b>	Porcentagem de pessoas em domicílios com banheiros e água encanada	%
<b>V06</b>	Porcentagem de crianças de 5 a 6 anos matriculados na escola	%
<b>V07</b>	Porcentagem de pessoas de 6 a 14 anos matriculadas na escola	%
<b>V08</b>	Porcentagem de pessoas de 11 a 13 anos matriculados em anos finais ou que concluíram o Ensino Fundamental	%
<b>V09</b>	Porcentagem de pessoas de 18 a 20 anos que concluíram o Ensino Médio	%
<b>V10</b>	Porcentagem de pessoas de 15 a 17 anos que concluiu o Ensino Fundamental	%
<b>V11</b>	Porcentagem de pessoas com 18 anos ou mais que concluíram o ensino fundamental	%
<b>V12</b>	Anos esperados de escolaridade	Anos
<b>V13</b>	Porcentagem de pessoas de 1 a 14 anos	%
<b>V14</b>	Porcentagem de pessoas com 65 anos ou mais	%
<b>V15</b>	Porcentagem de residentes do sexo masculino	%
<b>V16</b>	Porcentagem de residentes do sexo feminino	%

Fonte: Adaptada de Carvalho (2019).

Para averiguar a correlação entre as variáveis, utilizou-se o coeficiente de correlação de Pearson. Este é representado pela letra “r” e retorna valores de -1 a 1, em que 0 indica nenhuma correlação, 1 representa a máxima correlação positiva e -1, negativa. O valor do r pode ser calculado a partir da Equação 4.

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

em que

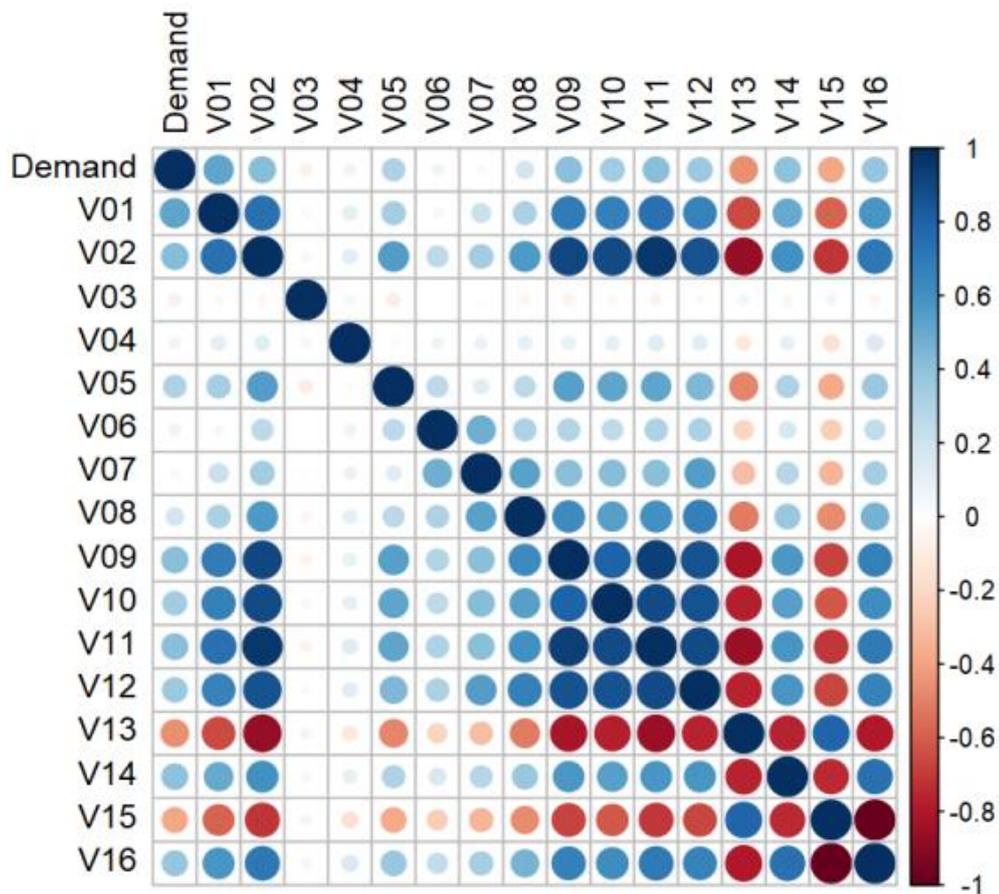
n: corresponde ao número de observações;

$x_i$  e  $y_i$ : são observações individuais de ambas as variáveis;

$\bar{x}$  e  $\bar{y}$ : são as médias das observações.

A partir das variáveis escolhidas e dos coeficiente de Pearson, Carvalho (2019) obteve uma matriz de correlação (Figura 10), em que quanto mais escura estiver a circunferência, mais forte é a correlação encontrada, sendo esta positiva (azul) ou negativa (vermelha). As variáveis estão descritas na Tabela 4.

Figura 10 – Matriz de Correlação.



Fonte: Carvalho (2019)

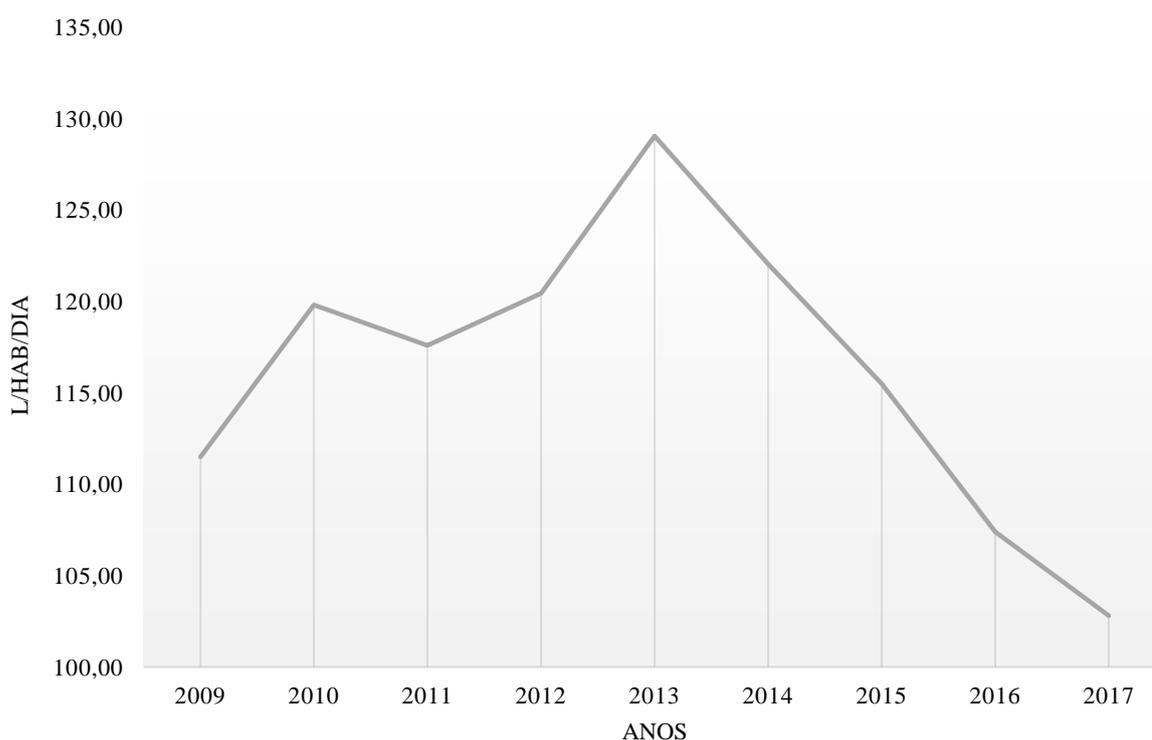
Diante da matriz, é evidente que a variável que apresentou a maior correlação é a V01, correspondente a renda per capita. Portanto, foi realizada uma nova simulação para averiguar o efeito da adição de outra variável explicativa ao prognóstico.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Primeiramente, foram observados as médias anuais de demanda de 2009 a 2017 (Figura 11). O gráfico demonstra o crescimento do consumo até o ano de 2013, seguido do decaimento até o ano de 2017. A redução do consumo per capita entre os anos de 2013 a 2017 é decorrente do período de racionamento vivenciado pela capital durante esse intervalo. Vale ressaltar que, como mencionado anteriormente, anos secos encorajam a redução do consumo e, portanto, não foram considerados para a simulação.

Importante pontuar que o espaço temporal entre 2010 e 2013, além de ser representativo de anos típicos, favorece a simulação, haja vista que o DINAMICA EGO trabalha em passos iguais para calcular as taxas de transição da segunda fase de calibração, ou seja, de 2010 a 2040, o programa executará dez passos de três anos.

Figura 11 – Média anual da demanda per capita em Fortaleza (2009-2017)

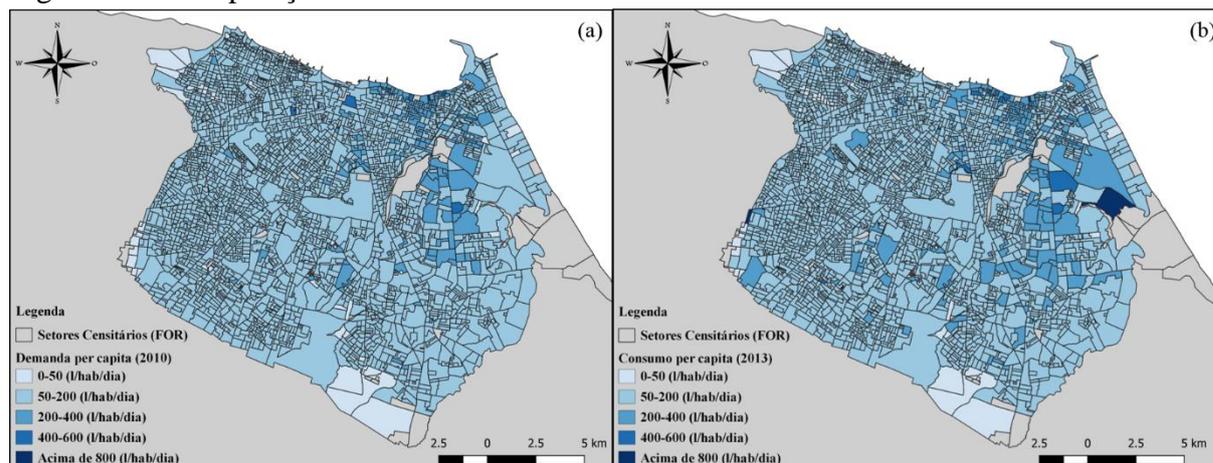


Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

Com a espacialização dos dados de demanda de 2010 a 2013, é possível identificar as transformações ocorridas nos padrões de consumo dos fortalezenses (Figura 12). Por meio da comparação dos mapas, é notório o aumento do consumo principalmente na parte leste da cidade. Tal comportamento é decorrente do crescimento urbano desordenado que propiciou a

intensificação de expansões urbanas principalmente na zona leste da cidade: Aldeota e suas adjacências. Além disso, de acordo com o censo do IBGE 2010, nove dos bairros mais ricos de Fortaleza estão situados na Regional II (Guararapes, Varjota, Cocó, De Lourdes, Aldeota, Meireles, Mucuripe, Dionísio Torres, e Praia de Iracema). Este fator reforça a correlação direta entre a renda e a demanda per capita.

Figura 12 – Comparação entre as demandas hídricas de 2010 e 2013



Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

A Tabela 5 contém os percentuais resultantes da matriz de transição, os dados evidenciam as mudanças categóricas ocorridas entre as células. É notório, por exemplo, uma maior transição percentual da classe 4 para a classe 3, em que 66,51% das células de classe 4 migram para a classe 3 entre os anos de 2010 a 2013.

Tabela 5 – Matriz de transição de passo único

Classes		Percentual de transição
De (2010)	Para (2013)	
1	2	9,05%
2	1	0,25%
2	3	7,31%
2	4	0,04%
2	6	0,71%
3	2	12,16%
3	4	9,00%
3	6	0,08%
4	3	66,51%

Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

Para proceder com a validação do modelo, foi necessário avaliar o grau de correlação entre as variáveis. A Tabela 6 comprova que a convergência entre os indicadores não interfere na qualidade da simulação, uma vez que os percentuais de correlação não ultrapassam o limite de 50% pré determinado para a modelagem dinâmica.

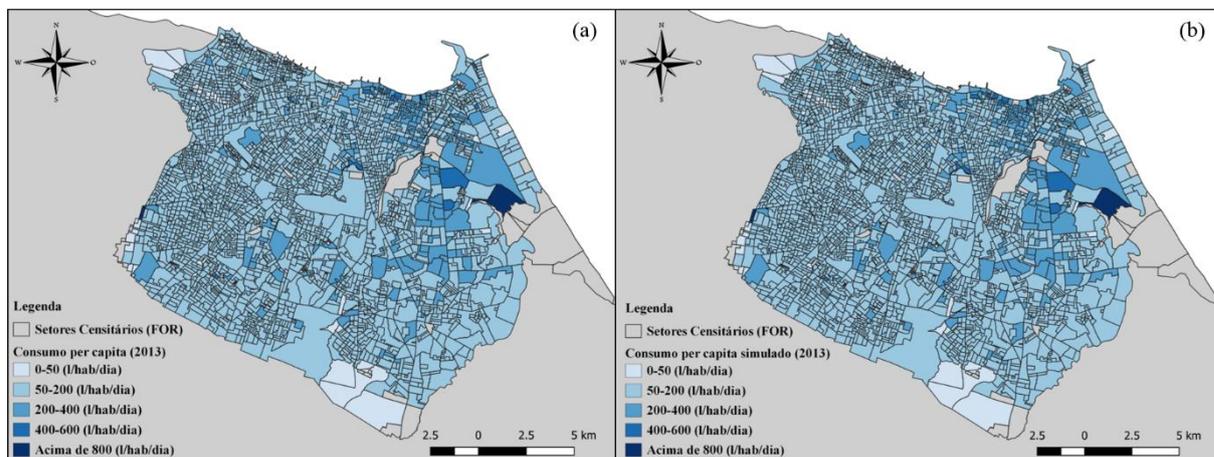
Tabela 6 – Testes de correlação.

Classes		Indicadores de Independência	
De (2010)	Para (2012)	Índice Cramer	Incerteza de Informação Conjunta
1	2	14,37%	3,76%
2	1	6,03%	0,93%
2	3	10,31%	1,54%
2	4	6,90%	2,01%
2	6	8,53%	1,88%
3	2	15,11%	5,67%
3	4	12,19%	1,82%
3	6	7,81%	2,01%
4	3	7,82%	2,16%

Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

A Figura 13 apresenta uma comparação entre o cenário real de 2013 (a) e o simulado pelo DINAMICA EGO para o mesmo ano (b). Visualmente, não é perceptível mudanças no padrão de consumo, em que tal fator corresponde a uma das evidências de validação da modelagem. Entretanto, prosseguiu-se com uma análise quantitativa verificando o percentual de similaridade fuzzy (Tabela 7).

Figura 13 – Comparação entre o cenário de 2013 real e o simulado



Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

Tabela 7 – Percentual de similaridade fuzzy encontrado pelo DINAMICA EGO

<b>Dimensão da janela</b>	<b>Percentual de Similaridade</b>
1	0,99
3	1
5	1
7	1
9	1
11	1

Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

O menor valor da similaridade *fuzzy* entre os mapas de diferença foi de 0,99, com a validação utilizando função de decaimento exponencial em janela de tamanho 1x1. Isso demonstra um alto valor de similaridade, se comparado com Novaes *et al.* (2011), que indicam que valores próximos a 0,4 correspondem a um bom nível de compatibilidade. Os valores utilizados para a parametrização dos modelos de simulação de demanda de água urbana se encontram na Tabela 8.

Tabela 8 – Parâmetros encontrados para o ajuste e execução do modelo

<b>Classes</b>		<b>Parâmetros analisados</b>		
<b>De (2010)</b>	<b>Para (2012)</b>	<b>Tamanho médio (ha)</b>	<b>Variância (ha)</b>	<b>Isometria</b>
1	2	12.9250521381875	13.2612094992097	1.2909801257007
2	1	4.55611300926827	4.05369205698127	1.2075827398408
2	3	31.0276222616604	60.6231576605409	1.34629422356319
2	4	4.72319190664623	0.190845772916284	1.27739984882842
2	6	59.9770400843965	92.2899469279908	1.38472780416514
3	2	10.0725441117736	10.9689590678315	1.27015919259182
3	4	18.6498606142431	38.8429262144262	1.3513989710339
3	6	1.61938008227871	NA	1.05820105820106
4	3	12.3972541854448	11.1283797741384	1.31644204851752

Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

A partir do modelo de simulação validado, foi realizada uma comparação entre o cenário de 2016 real e o obtido pelo DINAMICA EGO. A confrontação entre os dados foi efetuada por meio da diferença percentual direta realizada entre o consumo simulado (m<sup>3</sup>) e o balanço hídrico fornecido pela CAGECE para o ano de 2016 (Tabela 9). O resultados

evidenciam uma diferença de 1,22%, portanto a simulação estaria superestimando os dados reais. Tal fator pode ser explicado pelo fato de que 2016 configura-se como um ano seco e, como explicitado anteriormente, períodos de escassez hídrica tendem a apresentar demandas reduzidas.

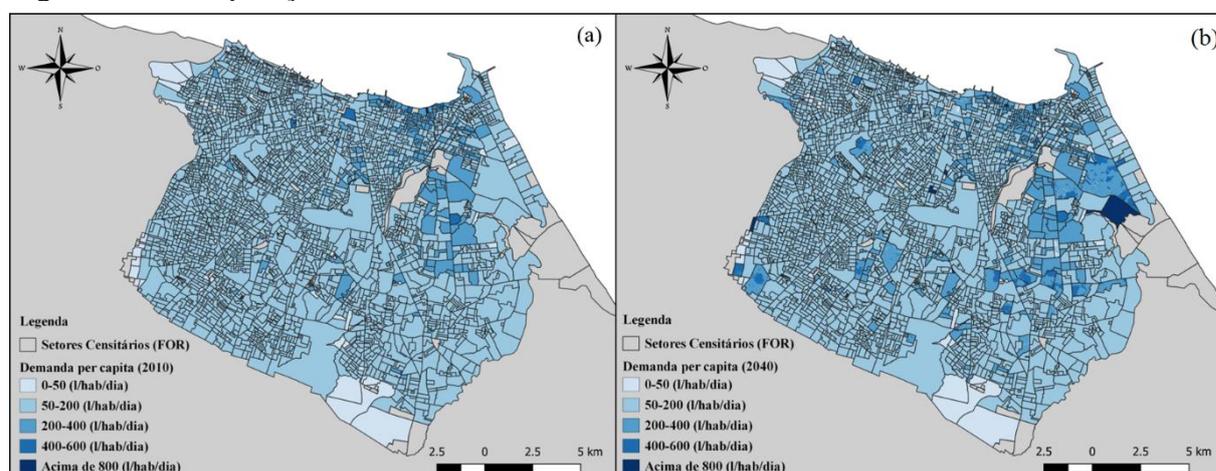
Tabela 9 – Diferença percentual entre a demanda de 2016 estimada e real.

Validação 2016 (m <sup>3</sup> /dia)		Diferença
Simulado	Real	
415.589,37	410.577,59	1,22%

Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

O cenário estimado para o ano de 2040 pode ser observado na Figura 14b, em contraste com o cenário real de 2010 (Figura 14a). Os mapas evidenciam uma intensificação da demanda per capita principalmente na zona leste da cidade. A demanda futura calculada é de 533.994 m<sup>3</sup> por dia (6,18 m<sup>3</sup>/s), totalizando um crescimento de 33%. A partir de então, foi possível calcular, por meio da equação 3, a taxa anual de crescimento da demanda correspondente a, aproximadamente, 0,96%.

Figura 14 – Comparação da demanda hídrica de 2010 e 2040



Fonte: Elaborado pelo autor, 2020.

Por fim, a adição da renda per capita como variável explicativa resultou em uma demanda 0,22% menor que a estimada sem o incremento da variável. Os parâmetros encontrados para o ajuste e execução do modelo, bem como o percentual de similaridade, são bem próximos do encontrados na primeira simulação. Além disso, embora a correlação de Pearson tenha indicado alto grau de correlação, os indicadores de independência encontrado

pelo DINAMICA EGO atendem as recomendações de Bonham-Carter (1994), ou seja, não ultrapassaram os 50% e, portanto, a simulação não foi prejudicada.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho, analisou-se a produção e o desenvolvimento das pesquisas indexadas ao *Scopus* relacionadas a previsão de demanda hídrica urbana, a curto, médio e longo prazo, no decorrer dos anos de 2016 a 2019. Além disso, o presente estudo desenvolveu uma modelagem dinâmica espacial baseada em autômatos celulares com o objetivo de prognosticar cenários da demanda hídrica urbana para a cidade de Fortaleza-CE no ano de 2040.

A análise bibliométrica possibilitou identificar os países mais citados pela literatura (Itália e Canadá), bem como detectar os maiores contribuintes geográficos perante à produção científica da temática aqui abordada (Estados Unidos, China e Itália). Percebe-se, também, a carência de estudos em várias regiões, principalmente na Oceania e na América Latina, na qual o Brasil só apresentou duas publicações.

Dentre as metodologias mais abordadas, destacam-se as que envolvem aprendizado de máquina, aplicando redes neurais artificiais para a previsão de demanda hídrica urbana a curto prazo. Nesse viés, também foi identificado o baixo índice de publicações que versam sobre projeções a médio e longo prazo, totalizando, apenas, 30% da amostra analisada. Vale ressaltar que, estimar o aumento do consumo hídrico e as tendências futuras a longo prazo é fundamental para desenvolver, antecipadamente, planos que viabilizem a gestão adequada dos serviços de abastecimento de água.

Nesse contexto, o presente estudo demonstrou a aplicabilidade da modelagem dinâmica complexa como ferramenta viável para previsões de demanda hídrica urbana em cidades com características espaciais semelhantes à cidade de Fortaleza. Os dados apontam uma diferença percentual de 1,22% entre o consumo real do ano de 2016 e o estimado pela simulação para o mesmo ano. A diferença percentual apresentada é majorada em função do período de racionamento vivenciado em 2016 que, como pontuado anteriormente, tende a reduzir o consumo de água. Ademais, a ligeira superestimação da demanda é favorável, haja vista que atua em função da segurança.

A modelagem demonstrou que a cidade terá um aumento no consumo de cerca de 33% entre os anos de 2010 a 2040, caso o padrão identificado entre os anos de 2010 e 2013 seja preservado. Além disso, é geograficamente perceptível a relação entre a demanda e a renda, uma vez que os bairros com maior renda per capita apresentam consumos superiores a 200 litros diários por habitante, o qual excede o ideal de 110 litros estabelecido pela OMS.

Os dados obtidos sinalizam a necessidade de definir estratégias que contribuam para a redução da demanda hídrica. Portanto, recomenda-se a adoção de algumas medidas de

racionamento que não sejam limitadas a períodos secos, mas que reverberem como forma de consciência ambiental contínua, como por exemplo: (i) o manejo equilibrado e econômico da água disponível nos reservatórios; (ii) a busca de fontes alternativas de água que possam minimizar as possibilidades de escassez; (iii) a veiculação de campanhas de conscientização do uso racional da água; (iv) o controle de pressões com o uso de válvulas redutoras de pressão e medidores de pressão; (v) o controle de perdas no sistema, com a implementação de medidas de combate à fraude e ao uso não autorizado, bem como a identificação de vazamentos e a redução dos erros de medição. Vale pontuar que a redução de perdas é de extrema importância, uma vez que Fortaleza apresenta 47,35% de perdas na distribuição (SNIS, 2019) e precisa alcançar a meta de 33% estabelecida para a Região Nordeste pelo Plano Nacional de Saneamento Básico até o ano de 2033 (SECRETARIA NACIONAL DE SANEAMENTO, 2019).

Por fim, salienta-se que a previsão da demanda hídrica possibilita averiguar se as condições atuais de oferta são suficientes para atender as demandas futuras e, a partir de então, traçar planos, projetos e ações que possibilitem o alcance de um balanço hídrico favorável. Além disso, a aplicação de planejamentos baseados em cenários futuros tende a expandir a resiliência do sistema de recursos hídricos. Nesse viés, recomenda-se ainda: (i) a utilização outras metodologias de estimativa de consumo a longo prazo que viabilizem comparações e análises; e (ii) a aplicação da metodologia desenvolvida em outras cidades com características semelhantes à cidade de Fortaleza.

## REFERÊNCIAS

ADAMOWSKI, J. F. Peak Daily Water Demand Forecast Modeling Using Artificial Neural Networks. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 134, n. 2, p. 119-128, mar. 2008. American Society of Civil Engineers (ASCE). [http://dx.doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9496\(2008\)134:2\(119\)](http://dx.doi.org/10.1061/(asce)0733-9496(2008)134:2(119)).

ALEMAYEHU, F.; TAHA, N.; NYSSSEN, J.; GIRMA, A.; ZENEBE, A.; BEHAILU, M.; DECKERS, S.; POESEN, J. The impacts of watershed management on land use and land cover dynamics in Eastern Tigray (Ethiopia). **Resources, Conservation and Recycling**, v. 53, n. 4, p. 192-198, fev. 2009. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.resconrec.2008.11.007>.

ALI, M. H.; TALUKDER, M.S.U. Increasing water productivity in crop production — A synthesis. **Agricultural Water Management**, v. 95, n. 11, p. 1201-1213, nov. 2008. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2008.06.008>.

ALMEIDA, C. M. de. **Modelagem da dinâmica espacial como uma ferramenta auxiliar ao planejamento**: simulação de mudanças de uso da terra em áreas urbanas para as cidades de Bauru e Piracicaba (SP), Brasil. 2003. 351f. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) – Instituto de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2003.

ALVISI, S.; FRANCHINI, M. Assessment of the Predictive Uncertainty within the Framework of Water Demand Forecasting by Using the Model Conditional Processor. **Procedia Engineering**, v. 89, p. 893-900, 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.proeng.2014.11.522>.

ALVISI, S.; FRANCHINI, M.; MARINELLI, A. A short-term, pattern-based model for water-demand forecasting. **Journal of Hydroinformatics**, v. 9, n. 1, p. 39-50, 1 jan. 2007. IWA Publishing. <http://dx.doi.org/10.2166/hydro.2006.016>.

BAALOUSHA, H. M.; OUDA, O. K. M. Domestic water demand challenges in Qatar. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 10, n. 24, p. 1-12, dez. 2017. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s12517-017-3330-4>.

BAR-YAM, Y. **Dynamics of Complex Systems**. Boston: Addison-Wesley, 1997.

BILLINGS, B.; JONES, C. **Forecasting urban water demand**. Denver: American Waterworks Association, 2008.

BONHAM-CARTER, G. F. **Geographic Information Systems for Geoscientists: Modelling with GIS**. Ontario: Pergamon, 1994.

ALMEIDA, C. M. GLERIANI, J. M., CASTEJON E. F., SOARES-FILHO, B. S. **Using neural networks and cellular automata for modelling intra-urban land-use dynamics**. *International Journal of Geographical Information Science*, v. 22, n. 9, p. 943 - 963, set. 2008.

CAGECE. **Balço hídrico da CAGECE**. Fortaleza: CAGECE, 2016.

CANDELIERI, A. Clustering and Support Vector Regression for Water Demand Forecasting and Anomaly Detection. **Water**, v. 9, n. 3, p. 224, 18 mar. 2017. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/w9030224>.

CARVALHO, T. M. N. **Water demand modeling using machine learning techniques**. 2019. 58 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil)-Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil: Recursos Hídricos, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2019.

CARVALHO, T. M. N.; SOUZA FILHO, F. A.; PORTO, V. C. Urban Water Demand Modeling Using Machine Learning Techniques: case study of fortaleza, brazil. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 147, n. 1, p. 05020026, jan. 2021. American Society of Civil Engineers (ASCE). [http://dx.doi.org/10.1061/\(asce\)wr.1943-5452.0001310](http://dx.doi.org/10.1061/(asce)wr.1943-5452.0001310).

CEARÁ. **Estudo Setorial Especial Recursos Hídricos: Ceará 2050**. Governo do Estado do Ceará. 2018. Disponível em: <<http://www.ceara2050.ce.gov.br/api/wp-content/uploads/2018/10/ceara-2050-estudo-setorial-especial-recursos-hidricos.pdf>>. Acesso em: 17 jan. 2021.

DESCHEEMAEKER, K.; MAPEDZA, E.; AMEDE, T.; AYALNEH, W. Effects of integrated watershed management on livestock water productivity in water scarce areas in Ethiopia. **Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, v. 35, n. 13-14, p. 723-729, jan. 2010. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.pce.2010.06.006>.

DIAS, L. T.; WALDE, D. H.-G. MODELAGEM DA DINÂMICA ESPACIAL DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO NA BACIA HIDROGRÁFICA DO LAGO PARANOÃ• -DF. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 65, n. 1, 21 fev. 2013.

DONKOR, E. A.; MAZZUCHI, T. A.; SOYER, R.; ROBERSON, J. A. Urban Water Demand Forecasting: review of methods and models. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 140, n. 2, p. 146-159, fev. 2014. American Society of Civil Engineers (ASCE). [http://dx.doi.org/10.1061/\(asce\)wr.1943-5452.0000314](http://dx.doi.org/10.1061/(asce)wr.1943-5452.0000314).

FAHIMNIA, B.; SARKIS, J.; DAVARZANI, H. Green supply chain management: a review and bibliometric analysis. **International Journal of Production Economics**, v. 162, p. 101-114, abr. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.01.003>.

GARDINER, V.; HERRINGTON, P. **Water demand forecasting**. New York: Taylor & Francis, 1990

GHIASSI, M.; ZIMBRA, D. K.; SAIDANE, H.. Urban Water Demand Forecasting with a Dynamic Artificial Neural Network Model. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 134, n. 2, p. 138-146, mar. 2008. American Society of Civil Engineers (ASCE). [http://dx.doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9496\(2008\)134:2\(138\)](http://dx.doi.org/10.1061/(asce)0733-9496(2008)134:2(138)).

GROPPO, G. S.; COSTA, M. A.; LIBÂNIO, M. Predicting water demand: a review of the methods employed and future possibilities. **Water Supply**, v. 19, n. 8, p. 2179-2198, 29 ago. 2019. IWA Publishing. <http://dx.doi.org/10.2166/ws.2019.122>.

HAGEN, A. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 17, n. 3, p. 235-249, abr. 2003. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/13658810210157822>.

HAQUE, M. M.; SOUZA, A.; RAHMAN, A. Water Demand Modelling Using Independent Component Regression Technique. **Water Resources Management**, v. 31, n. 1, p. 299-312, 20 out. 2016. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11269-016-1525-1>.

HASSOUN, M. H. Fundamentals of artificial neural networks. England: Cambridge, 1995.

HERRERA, M.; TORGO, L.; IZQUIERDO, J.; PÉREZ-GARCÍA, R. Predictive models for forecasting hourly urban water demand. **Journal of Hydrology**, v. 387, n. 1-2, p. 141-150, jun. 2010. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.04.005>.

IBGE. **Panorama de Fortaleza**. 2020. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ce/fortaleza/panorama>>. Acesso em: 4 nov. 2020.

JOHNSON, D.; KING, M. **Basic Forecasting Techniques**. London: Butterworth & Co., 1988.

KHAN, A. S. CAMPOS, R. T. Efeitos das secas no setor agrícola do Nordeste. **Desenvolvimento sustentável no Nordeste**. Rio de Janeiro: IPEA, p. 175-193, 1995.

KROL, M. S.; BRONSTERT, A. Regional integrated modelling of climate change impacts on natural resources and resource usage in semi-arid Northeast Brazil. **Environmental Modelling & Software**, v. 22, n. 2, p. 259-268, fev. 2007. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2005.07.022>.

MA, L.; HUANG, C.; LIU, Z.; MORIN, K. A.; AZIZ, M.; MEINTS, C. Artificial Neural Network for Prediction of Full-Scale Seepage Flow Rate at the Equity Silver Mine. **Water, Air, & Soil Pollution**, v. 231, n. 4, p. 1-15, abr. 2020. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11270-020-04541-x>.

MOUATADID, S.; ADAMOWSKI, J. Using extreme learning machines for short-term urban water demand forecasting. **Urban Water Journal**, v. 14, n. 6, p. 630-638, 4 out. 2016. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/1573062x.2016.1236133>.

NOVAES, M. R.; ALMEIDA, C. M.; RUDORFF, B. F. T.; AGUIAR, D. A. Cenários prognósticos baseados em modelagem dinâmica espacial para o manejo da colheita da cana-de-açúcar no estado de São Paulo. *In*: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15, 2011, Curitiba. **Anais [...]**. Curitiba: INPE, 2011. p. 407-414.

Novaes, M. R. **Análise da redução da queima na colheita da cana-de-açúcar por meio de modelagem dinâmica espacial**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, p. 25, 2010. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtcm19@80/2010/02.25.12.38>>. Acesso em: 23 mar. 2020.

OKWUASHI, O.; NDEHEDEHE, C. E. Integrating machine learning with Markov chain and cellular automata models for modelling urban land use change. **Remote Sensing Applications:**

Society and Environment, v. 21, p. 100461, jan. 2021. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100461>.

OLIVEIRA, L. M.; SILVA, S. M. O.; SOUZA FILHO, F. A.; CARVALHO, T. M. N.; FROTA, R. L. Forecasting Urban Water Demand Using Cellular Automata. **Water**, v. 12, n. 7, p. 2038, 17 jul. 2020. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/w12072038>.

OUDA, O. K. M.; KHALID, Y.; AJBAR, A. H.; REHAN, M.; SHAHZAD, K.; WAZEER, I.; NIZAMI, A. S. Long-term desalinated water demand and investment requirements: a case study of riyadh. **Journal of Water Reuse and Desalination**, v. 8, n. 3, p. 432-446, 7 fev. 2017. IWA Publishing. <http://dx.doi.org/10.2166/wrd.2017.107>.

PACCHIN, E.; GAGLIARDI, F.; ALVISI, S.; FRANCHINI, M. A Comparison of Short-Term Water Demand Forecasting Models. **Water Resources Management**, v. 33, n. 4, p. 1481-1497, 19 fev. 2019. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11269-019-02213-y>.

PACCHIN, E.; ALVISI, S.; FRANCHINI, M. A Short-Term Water Demand Forecasting Model Using a Moving Window on Previously Observed Data. **Water**, v. 9, n. 3, p. 172, 28 fev. 2017. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/w9030172>.

PREFEITURA DE FORTALEZA. **Plano Municipal de Saneamento Básico de Fortaleza: Convênio de cooperação técnica entre Companhia de Água e Esgoto do Ceará – CAGECE e Agência Reguladora de Fortaleza (ACFOR)**. 2014.

PRINZ, D.; SINGH, A. **Technological Potential for Improvements of Water Harvesting**. Institute of Water Resources Management, Hydraulic and Rural Engineering (IWK), University of Karlsruhe/ Germany, 2000. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/publication/36452667\\_Technological\\_Potential\\_for\\_Improvements\\_of\\_Water\\_Harvesting](https://www.researchgate.net/publication/36452667_Technological_Potential_for_Improvements_of_Water_Harvesting)>. Acesso em: 17 mar. 2021

RODRIGUES, H. O.; SOARES-FILHO, B. S.; COSTA, W. L. S. Dinâmica EGO, uma plataforma para modelagem de sistemas ambientais. *In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO*, 13, 2007. Florianópolis. **Anais [...]**. Florianópolis: INPE, 2007. p. 3089-3096.

ROMANO, M.; KAPELAN, Z. Adaptive water demand forecasting for near real-time management of smart water distribution systems. **Environmental Modelling & Software**, v. 60, p. 265-276, out. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.06.016>.

ROSSETTI, L. A. F. G.; ALMEIDA, C. M.; PINTO, S. A. F. Análise de mudanças no uso do solo urbano e rural com a aplicação de modelagem dinâmica espacial. *In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 16, 2013. Foz do Iguaçu. **Anais [...]**. Foz do Iguaçu: INPE, 2013. p. 6316 - 6323.

SAHRAWAT, K.L.; WANI, S.P.; PATHAK, P.; REGO, T.J. Managing natural resources of watersheds in the semi-arid tropics for improved soil and water quality: a review. **Agricultural Water Management**, v. 97, n. 3, p. 375-381, mar. 2010. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2009.10.012>.

SANTOS, S. M.; FARIAS, M. M. M.W.E.C. Potential for rainwater harvesting in a dry climate: assessments in a semiarid region in northeast Brazil. **Journal of Cleaner Production**, v. 164, p. 1007-1015, out. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.06.251>.

SCHATTEN, A. **Cellular Automata Tutorial**. 2008. Disponível em: [https://www.schatten.info/resources\\_ca.html](https://www.schatten.info/resources_ca.html). Acesso em: 17 mar. 2021.

SECRETARIA NACIONAL DE SANEAMENTO. **Plano nacional de saneamento básico: mais saúde com qualidade de vida e cidadania**. Brasília: Ministério do Desenvolvimento Regional, 2019.

SILVA, S. M. O.; SOUZA FILHO, F. A.; CID, D. A. C.; AQUINO, S. H. S.; XAVIER, L. C. P. Proposta de gestão integrada das águas urbanas como estratégia de promoção da segurança hídrica: o caso de Fortaleza. **Eng Sanit Ambient**, v.24, n.2, p. 239-250, 2019.

SMALL, H. Co-citation in the scientific literature: A new measure of the relationship between two documents. **Journal of the American Society for Information Science**, v. 24, n. 4, p. 265-269, 1973.

SNIS. **Mapa de Indicadores de Água**. 2019. Disponível em: [http://appsnis.mdr.gov.br/indicadores/web/agua\\_esgoto/mapa-agua](http://appsnis.mdr.gov.br/indicadores/web/agua_esgoto/mapa-agua). Acesso em: 17 mar. 2021.

SOARES-FILHO B. S.; CERQUEIRA G. C.; ARAÚJO W. L.; VOLL E. Modelagem de dinâmica de paisagem: concepção e potencial de aplicação de modelos de simulação baseados em autômato celular. **Megadiversidade**, v. 3, p. 74-86, 2007.

TRENTIN, G.; FREITAS, M. I. C. **Modelagem dinâmica espacial urbana: modelo de autômato celular simulação de cenários para o município de Americana - SP**. Revista brasileira de cartografia, v. 62, n. 1, p. 291 - 305, 2010.

UNESCO. **Nature-based solutions for water**: Development report. Paris: UNESCO, 2018.

VAN ECK, N. J.; WALTMAN, L. Visualizing bibliometric networks. In: Y. Ding, R. Rousseau, & D. Wolfram (Eds.), **Measuring scholarly impact: methods and practice**, p. 285–320. London: Springer, 2014.

VAN ECK, N. J.; WALTMAN, L. Software survey: vosviewer, a computer program for bibliometric mapping. **Scientometrics**, v. 84, n. 2, p. 523-538, 2009. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11192-009-0146-3>.

VOTSIS, A. Utilizing a cellular automaton model to explore the influence of coastal flood adaptation strategies on Helsinki's urbanization patterns. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 64, p. 344-355, jul. 2017. Elsevier BV.

WALTMAN, L.; VAN ECK, N. J. A smart local moving algorithm for large-scale modularity-based community detection. **European Physical Journal B**, 86, 471, 2013.

WOLFRAM, S. **Cellular Automata and Complexity**. Collected Papers. MA Reading: Addison-Wesley. 1a edition, 1994.

YIN, Z.; JIA, B.; WU, S.; DAI, J.; TANG, D. Comprehensive Forecast of Urban Water-Energy Demand Based on a Neural Network Model. **Water**, v. 10, n. 4, p. 385, 26 mar. 2018. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/w10040385>.