

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JULIO DE MESQUITA FILHO”

FACULDADE DE CIÊNCIAS – CAMPUS BAURU

DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO

BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

JOÃO PEDRO OLIMPIO

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL
DE OCORRÊNCIA DE CHUVAS**

BAURU

Janeiro/2023

JOÃO PEDRO OLIMPIO

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL
DE OCORRÊNCIA DE CHUVAS**

Trabalho de Conclusão de Curso do Curso de
Ciência da Computação da Universidade
Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”,
Faculdade de Ciências, Campus Bauru.
Orientador: Prof. Dr. João E. M. Perea Martins

BAURU

Janeiro/2023

O46d	<p>Olimpio, João Pedro</p> <p>Desenvolvimento de um sistema de simulação computacional de ocorrência de chuvas / João Pedro Olimpio. -- Bauru, 2023 44 p. : il., tabs.</p> <p>Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado - Ciência da Computação) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências, Bauru Orientador: João Eduardo Machado Perea Martins</p> <p>1. Computação. 2. Simulação Computacional. 3. Processos de Markov. 4. Precipitação (Meteorologia). I. Título.</p>
------	---

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de Ciências, Bauru. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

João Pedro Olimpio

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL DE OCORRÊNCIA DE CHUVAS

Trabalho de Conclusão de Curso do Curso de
Ciência da Computação da Universidade
Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”,
Faculdade de Ciências, Campus Bauru.

Banca Examinadora

Prof. Dr. João Eduardo Machado Perea Martins

Orientador
Universidade Estadual Paulista “Júlio de
Mesquita Filho”
Faculdade de Ciências
Departamento de Computação

Prof.^a Dr.^a Simone das Graças Domingues Prado

Universidade Estadual Paulista “Júlio de
Mesquita Filho”
Faculdade de Ciências
Departamento de Computação

Prof.^a Dr.^a Andréa Carla Gonçalves Vianna

Universidade Estadual Paulista “Júlio de
Mesquita Filho”
Faculdade de Ciências
Departamento de Computação

Bauru, ____ de _____ de ____.

Dedico esta monografia a todas as pessoas que estiveram presentes em minha caminhada e que tornaram possível a realização deste trabalho. Em especial família, professores e amigos, os quais tornaram cada passo mais saboroso.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, que possibilitou a minha existência e deu-me a capacidade de alcançar este ponto em minha vida.

Agradeço também ao prof. Dr. João E. M. Perea Martins pelo aceite de orientação e pelos conhecimentos transmitidos ao longo da graduação, em especial na disciplina de Modelagem e Simulação Computacional, na qual se originou a ideia para este projeto.

Agradeço também a minha família, mãe, pai e irmã, por me apoiarem tanto nestes anos de faculdade e me proporcionarem o incentivo para persistir mesmo nas adversidades.

Por fim, mas não menos importante, gostaria de agradecer aos meus amigos pelo companheirismo nesta trajetória.

Resumo

O presente trabalho objetiva o desenvolvimento de um sistema de simulação computacional que seja capaz de representar o regime de chuvas para a cidade de Bauru, São Paulo. Para tanto, serão considerados dois aspectos do fenômeno precipitação: a possibilidade de sua ocorrência em determinado dia e a probabilidade de acontecer em certa intensidade. A possibilidade de ocorrência será gerada a partir do uso do conceito de cadeia de Markov, que é uma sequência finita de estados, na qual a transição a um estado presente apenas depende do estado que imediatamente o antecede. Neste trabalho, cada estado representa um dia do ano, que possui uma probabilidade de transição para o dia seguinte calculada com base no padrão de chuvas dos dados analisados. Já a intensidade de chuva será determinada por uma distribuição de probabilidades em classes de magnitude, de forma que cada classe possua uma condição de entrada que, se satisfeita, irá determinar em qual faixa de magnitude a chuva do dia ocorrerá. Os intervalos de tempo analisados, para gerar os valores de probabilidade, serão variados com o objetivo de validar a hipótese de que, ao se utilizar períodos menores, maior é a fidelidade do modelo de simulação ao sistema real e melhor é o resultado simulado, em termos de sua assertividade.

Palavras-chave: sistema de simulação, chuva, cadeia de Markov.

Abstract

The present work aims to develop a computational simulation system that is capable of represent rainfall for the city of Bauru, located at the state of São Paulo. For that, it will consider two aspects of the rainfall phenomenon: the possibility of its occurrence at a determined day and the probability of happening in certain intensity. The possibility of occurrence will be generated from the use of Markov chain concept, that is a finite sequence of states, in what the transition from a state to another only depends on the immediately previous state. In this work, each state represents a day of the year, which has a probability of transition to the next day calculated based on the rainfall pattern of the analyzed data. The rain intensity will be determined by a distribution of probabilities in magnitude classes, in a way that each class has an entering condition that, if satisfied, it will define in what magnitude range the daily rain will occur. The time intervals analyzed, used to generate the probabilities, will be varied with the objective of validating the hypothesis of using smaller time intervals can mean more fidelity of the simulation system to the real system and better simulated results, in terms of its accuracy.

Keywords: simulation system, rainfall, Markov chain.

Sumário

1	INTRODUÇÃO	09
1.1	Problema	10
1.2	Justificativa	11
1.3	Objetivos	11
1.3.1	Objetivo Geral	11
1.3.2	Objetivos Específicos	11
1.4	Organização do Trabalho	12
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	13
2.1	Simulação Computacional	13
2.2	Cadeia de Markov	14
3	FERRAMENTA	16
4	METODOLOGIA	18
4.1	Coleta dos Dados	18
4.2	Análise dos Dados	19
4.2.1	Probabilidades de Transição	19
4.2.2	Probabilidades de Precipitação em Faixas de Magnitude	21
4.3	Algoritmo da Simulação	23
5	RESULTADOS	25
6	CONCLUSÃO	35
	REFERÊNCIAS	36
	APÊNDICE A – CÓDIGOS-FONTE DAS SIMULAÇÕES	37

1 Introdução

Os regimes de precipitação de chuva são fundamentais para o desenvolvimento das civilizações desde seus primórdios, como apontado por Tomaz (2010), já que representam uma das principais fontes de obtenção de água doce, que é bastante escassa no planeta quando em comparação com a água salgada. Sua essencialidade se reflete nas atividades humanas, tais como a agropecuária e a vida nos meios urbanos, bem como na manutenção da flora em ambientes silvestres, por consequência possibilitando também o progresso da fauna.

No cenário brasileiro atual, sabe-se que a chuva tem sido objeto de nítida preocupação. Isso porque, ao longo da última década, especialmente entre os anos de 2014 e 2017, houve uma forte crise hídrica na região Sudeste causada pela irregularidade das chuvas, que se demonstraram pouco expressivas, aliada com a má gestão dos recursos hídricos (WIKIPEDIA, 2018). Como resultado, gerou-se uma instabilidade no cotidiano rural e urbano, sendo o primeiro marcado pela falta de água para as atividades ligadas à agropecuária e o segundo marcado pelos rodízios no abastecimento residencial e pela instabilidade no setor energético, que depende majoritariamente das usinas hidrelétricas.

Outra dificuldade recorrente no Brasil é a adequação da infraestrutura urbana e das políticas sanitárias para comportar os volumes de chuva nos períodos de maior precipitação do ano (outubro a março). Como descrevem Milanez e Fonseca (2010), as enchentes são uma realidade comum para diversos centros urbanos no país. No ano de 2022, segundo matéria da CNN, cerca de 84 mil pessoas se encontravam desabrigadas em decorrência das fortes chuvas no país.

Perante tais tipos de problemas, se faz preciso a ampliação do entendimento sobre como manejar melhor os recursos hídricos, através de planejamento adequado. E um dos parâmetros viáveis para sustentar esse processo é a execução de simulações, que efetivamente tem auxiliado os seres humanos a compreender de forma mais clara como o ambiente ao seu redor funciona e quais ações podem ser feitas visando um melhor aproveitamento das condições inerentes a ele.

Uma simulação é uma abstração aproximada da realidade, que objetiva a imitação de um processo real, portando-se de técnicas e métodos matemáticos para chegar a isto, no contexto computacional. Dessa maneira, uma simulação bem executada deve proporcionar a

percepção dos mesmos aspectos captáveis na realidade, tornando possível analisá-la sem necessariamente estar inserido diretamente nela. Atualmente, suas aplicações se diversificam entre setores técnico-científicos, como ambiental e econômico, e setores casuais, como no entretenimento.

Dito isso, o presente trabalho foca na produção de uma simulação de chuvas para uma determinada região, visando obter entendimento em aspectos como a frequência de ocorrência e a magnitude de precipitação.

1.1 Problema

No campo das simulações de chuva, é possível encontrar diversos trabalhos com abordagens relacionadas ao território brasileiro. Porém, a grande maioria dos principais artigos estão relacionados com estudos para o regime de chuvas na região Nordeste (tal qual FOLLAND *et al.*, 2001 e COMIN *et al.*, 2021), tendo como foco a correlação entre o fenômeno e seus efeitos no solo e nos cultivos locais. Com as recentes questões sobre o clima e o apelo cada vez mais intenso por ações relacionadas à sustentabilidade e preservação dos recursos naturais, é preciso intensificar os esforços de produção científica nessa área e correlatas. Sendo assim, a questão aqui levantada se refere à hipótese de que um sistema de simulação possa ser capaz de auxiliar nas tomadas de decisões que requeiram dados pluviométricos e, por consequência, qual a melhor forma de desenvolvê-lo.

1.2 Justificativa

Dado o problema exposto, há muito valor na produção de um sistema de simulação pluviométrica, tanto na esfera político-social, com a exploração dos resultados visando a aplicação de políticas públicas, com um planejamento mais efetivo, de acordo com as necessidades relacionadas aos efeitos da chuva e da falta dela, quanto na esfera econômica, como em áreas agricultáveis para melhorar o entendimento do agricultor sobre o ambiente, gerando possivelmente uma melhora na produção. E no meio científico, uma vez que a produção de trabalhos na área pode colaborar para seu progresso e despertar interesse na comunidade, para que outras produções surjam nesse ramo.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Desenvolver um sistema de simulação de pluviosidade, com foco na verificação do padrão no regime de chuva e suas magnitudes.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Selecionar conjuntos de dados adequados para o propósito do trabalho, visando região geográfica e período;
- Verificar qual a melhor técnica para extrair padrões dos dados;
- Escolher um modelo de simulação propício para a melhor execução possível, buscando resultados confiáveis;
- Validar o trabalho com base em indicadores específicos para seu tipo e;
- Disponibilizar os resultados para posterior utilização pelas partes que venham a se interessar;

1.4 Organização do Trabalho

O presente trabalho encontra-se organizado da seguinte maneira: no capítulo 1, foi elaborada a Introdução, responsável por situar o presente leitor na temática; no capítulo 2, intitulado Fundamentação Teórica, serão destacados e detalhados conceitos fundamentais para o projeto; no capítulo 3, Ferramenta, haverá uma explanação a respeito da ferramenta empregada no desenvolvimento do trabalho; no capítulo 4, cujo título é Metodologia, haverá uma exposição da maneira como o projeto foi desenvolvido, incluindo técnicas e procedimentos aplicados; no capítulo 5, Resultados, serão apresentados e discutidos os resultados alcançados com a elaboração do trabalho e; no capítulo 6, Conclusão, constará um breve fechamento acerca do texto como um todo.

2 Fundamentação Teórica

Dentre os temas presentes neste trabalho, possuem maior relevância e, portanto, maior necessidade de serem detalhados, os que serão apresentados na sequência.

2.1 Simulação Computacional

O termo simular, conforme o Oxford Languages (2022), é comumente descrito como a ação de fazer com que algo pareça real, embora por sua natureza não o seja. De fato, uma simulação geralmente tenta imitar o funcionamento de um processo ou fenômeno real ao longo do tempo, para que seja possível observá-lo sem que este esteja acontecendo realmente. Esta característica é substancialmente útil quando, por suas circunstâncias, uma operação não pode ser realizada (por exemplo, para mensurar o nível destrutivo de um explosivo em determinada localidade) ou então quando um processo é raro ou difícil de acompanhar, portanto fazendo sentido valer-se de algum mecanismo que o represente da maneira mais próxima quanto for possível e de onde se possa extrair resultados confiáveis.

Exatamente pelos argumentos anteriores, já na Segunda Guerra Mundial, como apontado por Baladez (2009), o exército americano utilizava o computador ENIAC para cálculos e projeções de trajetórias balísticas. Alguns anos mais tarde, no fim da década de 1970, havia fábricas de automóveis solucionando problemas de segurança e otimizando a linha de produção com apoio de simulações computacionais. Logo em seguida inicia-se o uso pelo mundo dos negócios, em processos administrativos, tomadas de decisão, previsões financeiras etc. A aplicação dos computadores para tais finalidades é explicada por estudos sobre os impactos econômicos positivos da troca, por exemplo, de protótipos reais por modelos computadorizados, demandando menos tempo e abrindo espaço para a previsão de falhas.

Cientificamente, as simulações caracterizam-se pela modelagem de um sistema e a condução de experimentos sobre o modelo (SMITH, 1998). Dentre os aparatos para estas simulações, ressaltam-se os modelos matemáticos e estatísticos, que serão objeto de estudo neste trabalho. As aplicações principais no campo científico giram em torno dos projetos de

pesquisa e das ferramentas educacionais, esta última especialmente útil para ensino de Física e Química, por exemplo.

Para encerrar a explanação sobre o conceito de simulação computacional, salienta-se que a qualidade mais notável nessa ferramenta, atualmente, é a capacidade de previsão, que por conseguinte gera planejamento e segurança em ações futuras.

2.2 Cadeia de Markov

A nomeação desse conceito é uma homenagem ao cientista e professor Andrei A. Markov (1856-1922), que dedicou boa parte da carreira ao estudo das cadeias de Markov e pavimentou uma via para o estudo e aplicação de processos estocásticos. Como as cadeias de Markov possuem diversas variações, é necessário delinear que esta sessão abordará as cadeias de Markov discretas no tempo.

Segundo Ching *et al.* (2013), uma cadeia de Markov modela uma sequência de variáveis aleatórias, cada qual sendo correspondente a um estado de certo sistema, em uma configuração onde o estado em um tempo apenas depende do estado no tempo imediatamente anterior. Ou seja, determinar um novo estado para a sequência apenas requer a verificação do estado imediatamente anterior. Exemplificando, considere-se a dinâmica do tráfego em determinado trecho urbano, sendo as possibilidades/estados de prosseguimento listadas na equação 1:

$$T = \{\text{virar à esquerda}, \text{virar à direita}, \text{seguir em frente}, \text{parar}\} \quad (1)$$

Supondo um trajeto A, sendo este um processo estocástico que depende do ponto de partida e um possível ponto de parada, detalhado na equação 2:

$$A = \{X^{(n)}, n = 0, 1, 2, 3, \dots\} \quad (2)$$

Uma das várias cadeias de Markov que poderiam representar a realização do trajeto é demonstrada na equação 3:

$$X^{(0)} = \text{seguir em frente}, X^{(1)} = \text{virar à direita}, X^{(2)} = \text{virar à esquerda}, \dots \quad (3)$$

No exemplo utilizado, é possível definir o processo de realizar o trajeto primeiro como estocástico, porque é altamente dependente de onde se inicia o trajeto, e segundo como uma

cadeia de Markov, pois para cada estado atingido, o próximo é dependente e subordinado à condição/localidade na qual se chegou (se um semáforo com sinalização vermelha está próximo, o estado *parar* será atingido; em outra circunstância, se optou-se pelo estado *seguir em frente*, pode haver maior probabilidade do estado seguinte ser *virar à direita*, para que se realize o caminho mais rápido).

Com isso, é possível perceber uma grande flexibilidade do conceito e capacidade de aplicação em processos que designem diversas etapas com dependência encadeada, ou seja, onde a escolha do próximo passo requer análise do atual.

3 Ferramenta

Para o desenvolvimento da simulação computacional presente neste trabalho, a ferramenta mais importante e que será detalhada na sequência é a GNU Octave.

A GNU Octave (EATON, 2022) é uma linguagem de programação de alto nível, concebida inicialmente com a intenção de ser utilizada para computação numérica. Dentre suas características fundamentais, destacam-se a facilidade de uso (pode ser através de sua interface de linha de comando ou através da interface gráfica), a vasta variedade de funções nativas para manipulações algébricas, solução de polinômios, integração e diferenciação numérica, plotagem de gráficos bidimensionais e tridimensionais, além da possibilidade de expansão da ferramenta através da adição de pacotes (nativamente, se escritos em Octave, ou dinamicamente carregados, se escritos em C, C++ ou Fortran).

A linguagem foi escrita por John W. Eaton e outros cientistas, sendo concebida como um similar gratuito para o Matlab, tanto que há enorme compatibilidade com os scripts escritos para tal. Foi publicada pela Free Software Foundation, sendo então um projeto *open source*. O nome Octave é uma homenagem ao professor Octave Levenspiel, referência na área de Engenharia de Reações Químicas.

Os trabalhos desenvolvidos por Alfonso *et al.* (2018) e Potts *et al.* (2010) são exemplos práticos do meio científico de possibilidades de aplicação da GNU Octave para modelagem de cenários reais nos quais estão envolvidos fenômenos naturais. No primeiro trabalho, a ferramenta é utilizada para a construção de *scripts* para o estudo de padrões no metabolismo de dois lagos na Argentina, sendo que tais códigos processavam dados provenientes de drones aplicados no mapeamento dos respectivos ambientes. No segundo trabalho, o uso da GNU Octave está relacionado com a necessidade dos autores em aplicar a Transformada de Fourier (já que a ferramenta possui uma função nativa para isso) para a análise da variação na composição do solo, decorrida dos regimes de chuva e sua interação com os cultivares plantados no local.

Neste projeto, o uso da GNU Octave representa uma vantagem por possuir métodos nativos que auxiliam no processo de análise dos dados, na execução da simulação e na geração de resultados. Primeiramente, para a importação de dados, que partirá de um arquivo CSV (do

inglês *comma separeted values*, ou valores separados por vírgula), há a função `dlmread`, própria para a leitura de arquivos que utilizam delimitadores, como a vírgula (,) ou ponto e vírgula (;), gerando por fim uma matriz com os dados. Depois, para a análise dos dados, existem funções estatísticas como `sum` e `mean`, capazes de realizar soma e extração de média, respectivamente, através das colunas de uma matriz (se for necessário utilizar tais funções nas linhas de uma matriz, pode-se indicar um apóstrofo (') após o nome da matriz, que indicará à GNU Octave para operar com a transposta da matriz). Por fim, na etapa de geração de resultados, existem as funções estatísticas já mencionadas e as funções de plotagem, como `plot` e `subplot`, que permitem gerar gráficos a partir de vetores e matrizes, bem como personalizar os gráficos com legendas, etiquetas nos eixos, cores e estilos de linha, entre outras possibilidades.

Dessa forma, ressalta-se a flexibilidade da ferramenta para aplicações científicas, e demais detalhes sobre seu uso no presente trabalho serão mostrados no capítulo 4.

4 Metodologia

Nesta sessão, serão abordadas as etapas, procedimentos e técnicas que foram adotadas na produção da simulação de chuvas. Servem de inspiração para este projeto trabalhos como o desenvolvido por Rahman (1999) e por Jones e Thornton (1992), que aproveitam o conceito de cadeias de Markov aliado à análise estatística dos dados reais e funções de geração pseudoaleatórias. O trabalho de Rahman é o mais significativo para este projeto, uma vez que o conceito de cadeias de Markov de 1ª ordem é a base para o modelo de simulação de chuvas para Bangladesh desenvolvido por ele, como ocorre para o presente trabalho.

4.1 Coleta dos Dados

Tendo em vista aspectos como a lógica do algoritmo a ser desenvolvido para a simulação, a natureza dos dados e a simplicidade na obtenção de informações de chuva para a localidade escolhida, foram selecionados para este trabalho dados que pertencem ao DAEE (Departamento de Águas e Energia Elétrica de São Paulo), correspondentes à cidade de Bauru, São Paulo. O intervalo de tempo adquirido corresponde aos anos de 1980 até 2001, sendo a natureza dos dados o volume de chuva diária no período. O órgão citado, que realizava a coleta das informações, possuía alguns postos de coleta na cidade de Bauru, sendo que o posto D6-057 (Val de Palmas) foi o escolhido para este trabalho, porque este possui os dados mais completos e recentes (haja vista que os demais postos possuem inconsistências, como falta de dados para certos anos da série histórica, além de conter informações que são mais antigas do que as presentes no posto escolhido).

O DAEE disponibiliza seu banco de dados publicamente, não sendo necessário qualquer tipo de autenticação ou criação de conta. Para o leitor deste texto, havendo interesse na consulta por estas informações, pode o mesmo acessar o site do departamento através do link <http://www.hidrologia.daee.sp.gov.br/Default.aspx>, também informado na seção de referências.

4.2 Análise dos Dados

A análise dos dados foi realizada considerando-se seu formato original e sua importação no GNU Octave para uma matriz (com cada linha contendo um mês da série histórica, de forma que a cada doze linhas tem-se 1 ano). A análise visou obter 2 tipos diferentes de informação:

- Probabilidades de transição entre estados e;
- Probabilidades de precipitação em faixas de magnitude.

Na sequência, serão detalhados os procedimentos e resultados de cada tópico.

4.2.1 Probabilidades de Transição

As probabilidades de transição são os valores gerados a partir da razão entre as frequências relativas associadas aos estados e a quantidade total de ocorrências de dia chuvoso ou dia seco. Por exemplo: ao considerar a combinação ‘dia anterior chuvoso e dia atual seco’, todas as suas ocorrências serão computadas e posteriormente a soma será dividida pela quantidade de dias de chuva (isso porque o elemento ‘dia anterior’ é o pivô para tal opção), ambos dentro da fatia de tempo analisada. Os estados possíveis são 4, a se saber:

- CC → Dia com chuva após dia com chuva;
- CS → Dia sem chuva após dia com chuva;
- SC → Dia com chuva após dia sem chuva e;
- SS → Dia sem chuva após dia sem chuva.

Dessa forma, a probabilidade do estado CC para um mês qualquer, por exemplo, pode ser representada como na equação 4:

$$P(CC \text{ mês}) = \frac{\sum \text{ocorrências de dia com chuva após dia com chuva}}{\text{total de dias de chuva}} \quad (4)$$

As probabilidades obtidas referem-se às transições dentro de um mesmo mês, sendo que foram utilizadas 3 diferentes fatias de tempo para a extração delas em cada mês: mês, quinzena e semana. Ou seja, ao se usar a fatia de tempo semanal, cada semana do mês possuirá 4 probabilidades de transição associadas uma a cada estado. Depois, visando garantir o mesmo espaço amostral para cada uma das fatias de tempo, é realizado o cálculo da média entre as fatias (se usada fatia quinzenal, por exemplo, efetua-se a média entre as duas quinzenas do mês), de forma que cada mês, ao final, possuirá uma matriz com 4 valores de probabilidade de transição, sendo um valor para cada estado. Exemplificando, para o caso do mês de janeiro com fatia de tempo semanal, a probabilidade SC, conforme mostra a equação 5, será:

$$P(SC \text{ janeiro}) = \frac{(SC(1^a \text{ semana}) + SC(2^a \text{ sem.}) + SC(3^a \text{ sem.}) + SC(4^a \text{ sem.}))}{4} \quad (5)$$

Vale destacar que os valores de probabilidade estão todos contidos no intervalo [0,1], já que representam a proporção/porcentagem em relação a um todo (a lógica resume-se a: 100% é o mesmo que 1, como 20% é igual a 0.2). A soma dos valores possui caráter complementar (essa premissa é válida para valores cuja condição para ‘dia anterior’ seja igual, assim CC e CS se complementam, porque seu pivô ‘dia anterior’ é o dia chuvoso, mas não CS e SC, por exemplo), resultando em 100% (ou seja, 1). Para ilustrar, as tabelas 1, 2 e 3 mostram as probabilidades para o mês de janeiro, com cada uma das fatias de tempo utilizadas (mensal, quinzenal e semanal):

Tabela 1 – Probabilidades de Transição com Período Mensal para Janeiro

Estado CC	Estado CS	Estado SC	Estado SS
0.6148	0.3852	0.3229	0.6771

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 2 - Probabilidades de Transição com Período Quinzenal para Janeiro

Estado CC	Estado CS	Estado SC	Estado SS
0.6147	0.3853	0.3233	0.6767

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 3 - Probabilidades de Transição com Período Semanal para Janeiro

Estado CC	Estado CS	Estado SC	Estado SS
0.6149	0.3851	0.3249	0.6751

Fonte: elaborado pelo autor

A característica supracitada da complementariedade entre as probabilidades é visível nas tabelas 1, 2 e 3. Como demonstração, a soma dos valores dos estados CC e CS da tabela 3, respectivamente 0.6149 e 0.3851, resulta em 1. Outra conclusão que se pode fazer a partir das tabelas corresponde à interpretação de como os valores de probabilidade funcionam: na tabela 3, onde o estado SC (chuva após dia seco) está valendo 0.3249, por exemplo, há 32.49% de chance de chover após um dia seco.

Com essas informações, já é possível simular uma cadeia de Markov de 1ª ordem, utilizando para a transição entre os estados os valores de probabilidade que foram extraídos.

4.2.2 Probabilidades de Precipitação em Faixas de Magnitude

As probabilidades de precipitação são os valores associados com as frequências relativas de determinada faixa ou classe de volumes/magnitudes de chuva em relação ao total de volumes, para um intervalo de tempo. Ou seja, dizer que a probabilidade de ocorrer chuva em uma certa classe de magnitude para um mês é 'x' é o mesmo que dizer que há 'x%' (leia-se xis por cento) de chance de precipitar um determinado volume de chuva em um dia de algum mês específico. Para este trabalho, foram considerados dois diferentes intervalos para as classes de magnitude (com base na precipitação diária máxima na série histórica – composta pelos 20 anos de dados coletados -, que foi de 130mm): 5mm, totalizando 26 classes (130/5 resulta em 26), e 13mm, totalizando 10 classes (130/13 resulta em 10).

Sendo assim, a distribuição das quantidades de chuva diária em classes segue a lógica descrita a seguir (note-se que um vetor com a quantidade de posições correspondente ao número de classes é utilizado):

- Para o caso de 10 classes:
 - Se magnitude diária $> 0\text{mm}$ e $\leq 13\text{mm}$, computa-se na 1ª classe;
 - Senão, se magnitude diária $> 13\text{mm}$ e $\leq 26\text{mm}$, computa-se na 2ª classe;

- E assim por diante, até a 10ª classe, $117\text{mm} < \text{magnitude diária} \leq 130\text{mm}$;
- Para o caso de 26 classes:
 - Se a magnitude diária $> 0\text{mm}$ e $\leq 5\text{mm}$, computa-se na 1ª classe;
 - Senão, se a magnitude diária $> 5\text{mm}$ e $\leq 10\text{mm}$, computa-se na 2ª classe;
 - E assim por diante, até a 26ª classe, $125\text{mm} < \text{magnitude diária} \leq 130\text{mm}$;

Similar ao procedimento utilizado na seção anterior, houve também o uso de 3 diferentes intervalos de tempo para análise, sendo mês, quinzena e semana. Ou seja, para cada mês, há três vetores com 10 classes de magnitude (um vetor para intervalo mensal, outro para quinzenal e o último para semanal) e três vetores com 26 classes de magnitude (um vetor para intervalo mensal, outro para quinzenal e o último para semanal) ao final do processo.

Explicitando melhor o procedimento de obtenção das classes de volume de chuva, suponha-se que o caso atualmente analisado seja aquele em que o período utilizado é semanal e há 10 classes de magnitude; dessa forma, um determinado mês do ano será percorrido por um algoritmo semana a semana e, inicialmente, cada semana desse mês terá seu vetor de classes de magnitude, onde os volumes de chuva diária daquela semana serão computados; quando toda a série histórica for percorrida mês a mês (todos os meses de janeiro, depois todos os meses de fevereiro, e assim sucessivamente), haverá 4 vetores contendo a contagem de dias nos quais choveu certo volume para cada semana do mês e os valores contados serão transformados em proporção através da razão entre o vetor e o total de dias de chuva amostrados para o mês; por fim, com os vetores contendo as proporções/porcentagens, será extraída a média entre eles, resultando em um único vetor para representar o mês para aquele intervalo de análise semanal.

Com o procedimento realizado, já é possível, com mais alguns detalhes, realizar a construção de um algoritmo capaz de simular as chuvas de um ano, mês a mês, utilizando as matrizes de transição para a cadeia de Markov que representa a sequência de dias do mês com a chance de chover ou não em certo dia, e depois gerar magnitudes de chuva para os dias em que a cadeia de Markov determinou que há chuva, utilizando os vetores com as classes de volume de chuva.

4.3 Algoritmo da Simulação

Como trata-se de uma simulação computacional, o presente projeto necessita de um algoritmo para funcionar. Sendo assim, será detalhado como ele funciona.

Primeiramente, é necessário escolher uma função de geração de números pseudoaleatórios, tendo em vista a natureza estocástica da simulação. Com isso em mente, a função `rand`, presente na GNU Octave, foi selecionada, porque ela é capaz de gerar números pseudoaleatórios de forma homogênea no intervalo $[0,1]$. Como as probabilidades obtidas já estão inseridas nesse domínio, esta função torna-se ideal. A função produz os números com base no algoritmo de Mersenne Twister, com um período de $2^{19937} - 1$. No início de cada execução, a função tem seu atributo `state` inicializado com o valor `sum(100*clock)`, que é a soma da multiplicação por 100 da estampa de tempo adquirida do computador (no formato de um vetor com 6 posições, sendo as posições correspondentes a ano, mês, dia, hora, minuto e segundo – AAAA/MM/DD HH:MM:SS). Essa etapa é importante para ajustar a geração de números a partir de um argumento novo a cada execução.

A partir daqui, será necessário iterar em um laço de repetição ao longo de cada mês e cada dia, para gerar a possibilidade de chuva com as probabilidades de transição, sendo utilizadas as probabilidades dos estados CC e SC para o mês, já que a intenção é operar sobre a pergunta ‘com base no dia anterior, irá chover hoje?’, e depois gerar a magnitude de precipitação, utilizando as classes de magnitude.

Para tanto, a primeira etapa inicia com a geração de um número aleatório (função `rand`), que será comparado com a probabilidade de transição (matriz de transição da cadeia de Markov do mês que está sendo simulado) e que corresponda ao resultado obtido no dia anterior (chuva ou não, ou seja, os valores associados aos estados CC e SC). Caso o valor aleatório seja inferior à probabilidade (por exemplo, `rand` gera 0.4691 e o valor de probabilidade de transição do estado seja 0.6544), uma magnitude de precipitação deverá ser gerada. Vale destacar que as matrizes de transição variarão conforme definido na seção 4.2.1.

Na segunda etapa, a magnitude de precipitação deverá ser gerada. Para isso, outro número aleatório será gerado e comparado com as probabilidades das classes de magnitude para o mês em questão. A classe selecionada será aquela que contiver o intervalo ao qual o número

aleatório gerado corresponda. Dependendo da simulação (se com 10 ou 26 classes), a magnitude a ser gerada utilizará as equações 6 ou 7:

$$Magnitude = 13 * \text{índice da classe} - 13 * rand, \text{ se usadas 10 classes} \quad (6)$$

ou

$$Magnitude = 5 * \text{índice da classe} - 5 * rand, \text{ se usadas 26 classes} \quad (7)$$

O *rand* citado nas equações 6 e 7 é gerado exclusivamente para o cálculo da magnitude, sendo, portanto, um valor diferente do utilizado para a comparação com as classes de magnitude. Como *rand* gera valores entre 0 e 1, sendo não-inclusivo com relação aos limites desse intervalo, e como o valor para o índice da classe é no mínimo 1, não ocorrerão problemas tal qual a geração de magnitude nula ou mesmo negativa pelas equações 6 e 7.

Por último, a magnitude gerada será adicionada em uma matriz 12x30, que contabiliza a precipitação diária simulada, normalizado o ano com 12 meses de 30 dias cada (360 dias no total). Ao final, será obtida a matriz do ano simulado, que posteriormente servirá para comparar com os dados reais.

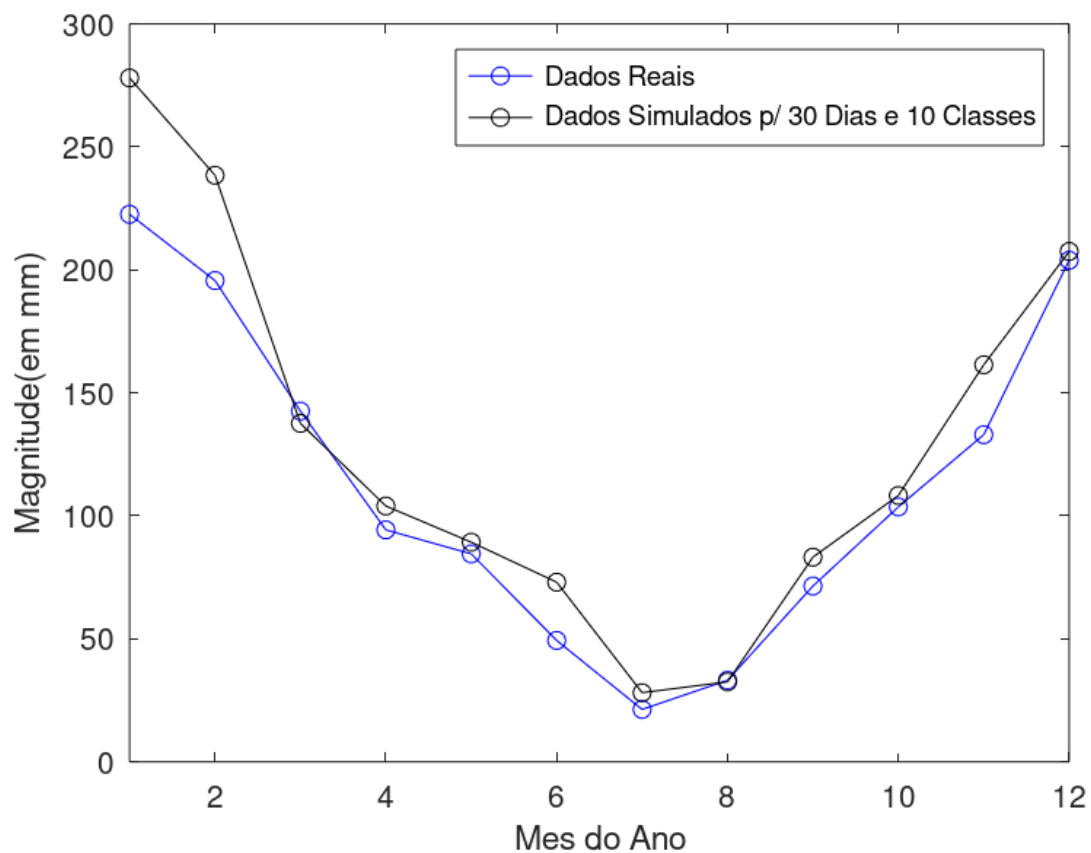
Os algoritmos desenvolvidos em Octave podem ser verificados no Apêndice A deste trabalho, sendo que o termo ‘V1’ se refere à primeira versão, com uso de 10 classes de magnitude, e o termo ‘V2’ se refere à segunda versão, com uso de 26 classes de magnitude.

5 Resultados

A atual seção visa apresentar e discutir os resultados que foram obtidos com a simulação, em termos da similaridade com os dados reais.

Primeiramente, as figuras 1, 2, 3, 4, 5 e 6, representam os volumes de precipitação média em cada ano, seguindo as variações já descritas anteriormente (mês e 10 classes, mês e 26 classes, quinzena e 10 classes, quinzena e 26 classes, semana e 10 classes e semana e 26 classes, respectivamente), em comparação com os volumes de precipitação média para os dados reais. A se saber, para cada variação, foram executadas 20 vezes cada algoritmo, a fim de gerar uma série de 20 anos. Depois, as tabelas 4, 5 e 6 apresentam as estatísticas encontradas em cada versão da simulação, após 20 execuções.

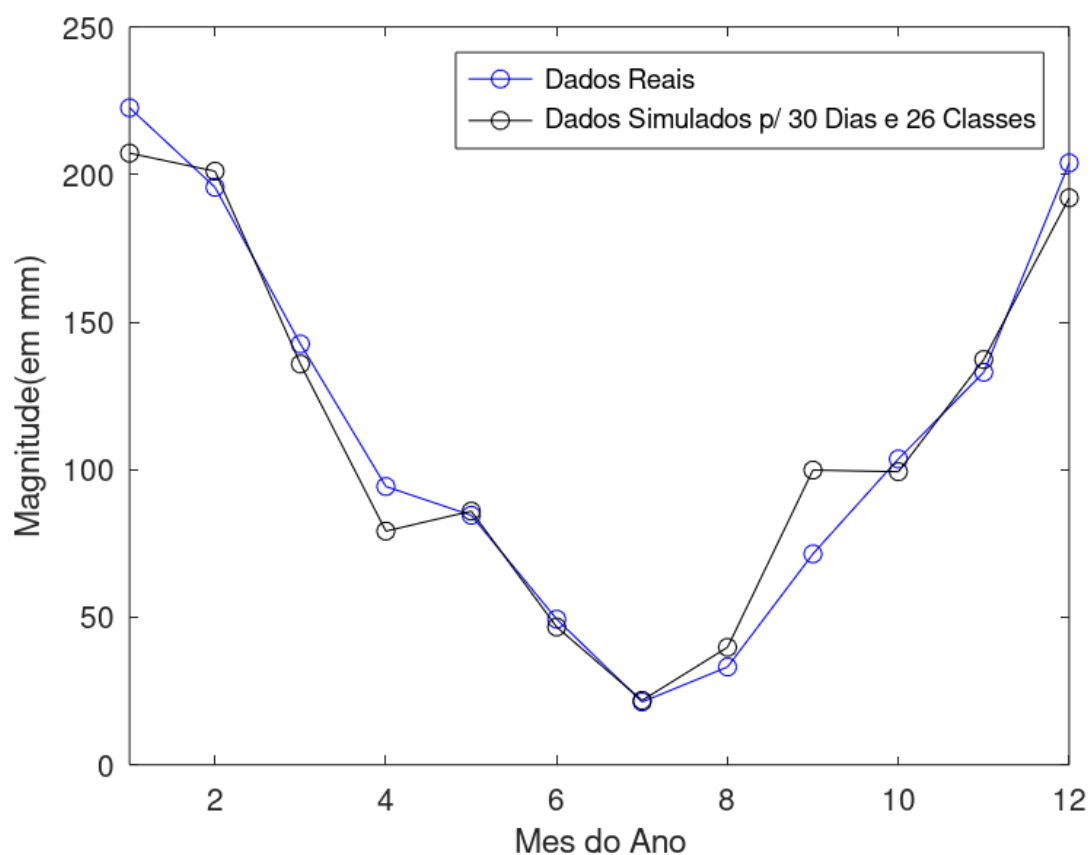
Figura 1 – Gráfico de Precipitação Média para Período Mensal e 10 Classes



Fonte: elaborado pelo autor.

A figura 1 mostra o ano médio para o período de análise mensal e com 10 classes de magnitude, onde já é possível visualizar razoável similaridade com os dados reais, com exceção do mês de janeiro, onde ocorreu considerável discrepância para a magnitude média real. Em contrapartida, o mês de agosto da simulação está sobreposto ao mês de agosto dos dados reais, portanto havendo coincidência nas médias de precipitação para tal mês.

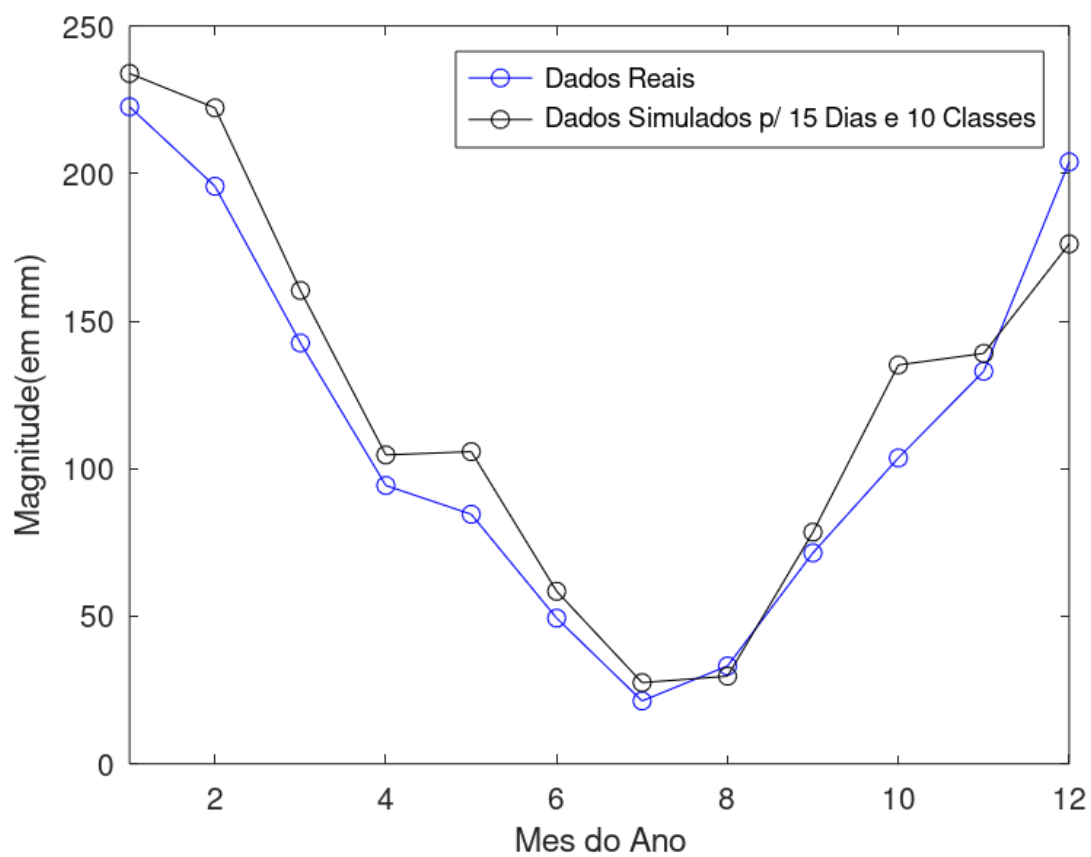
Figura 2 – Gráfico de Precipitação Média para Período Mensal e 26 Classes



Fonte: elaborado pelo autor.

Já na figura 2, onde amplia-se o número de classes, é possível notar uma certa irregularidade dos dados simulados em alguns trechos do gráfico, mas também maior coincidência com os dados reais em outros, em comparação com a figura 1.

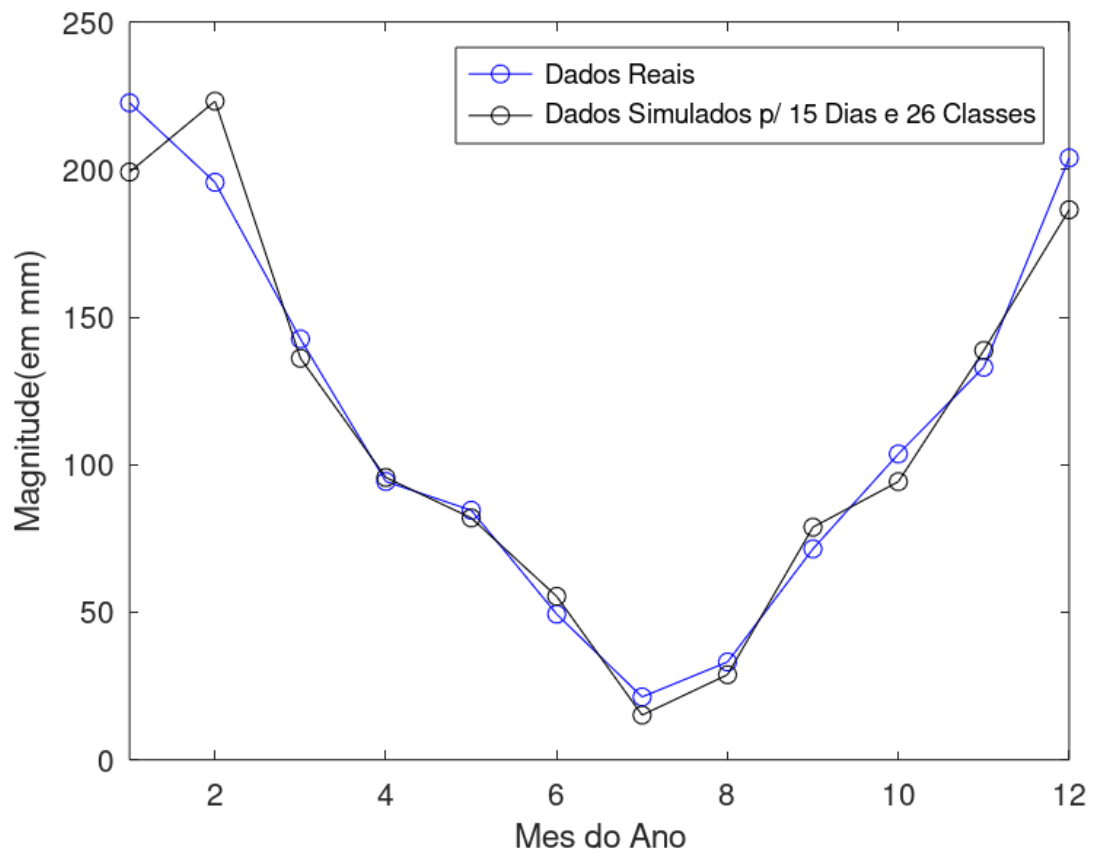
Figura 3 – Gráfico de Precipitação Média para Período Quinzenal e 10 Classes



Fonte: elaborado pelo autor

Na figura 3, nota-se que os dados simulados se comportam com uma média, em geral, um pouco acima dos dados reais, não apresentando muitas coincidências como na figura 2 com 26 classes, já que na figura 3 foram utilizadas 10 classes.

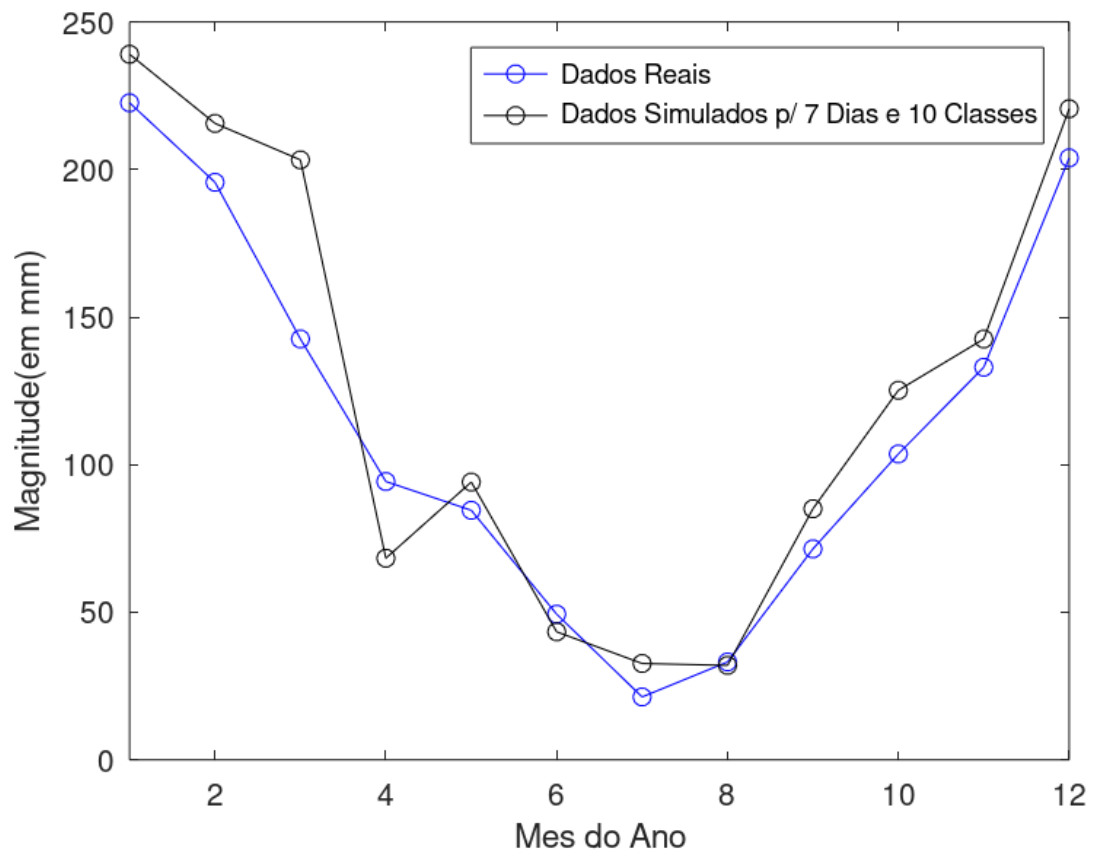
Figura 4 – Gráfico de Precipitação Média para Período Quinzenal e 26 Classes



Fonte: elaborado pelo autor

A figura 4 demonstra resultados bastante interessantes, já que há coincidência com boa parte dos meses, exceto por janeiro e fevereiro, possivelmente onde o alto desvio padrão dos dados reais (notável na tabela 5) interferiu na precisão.

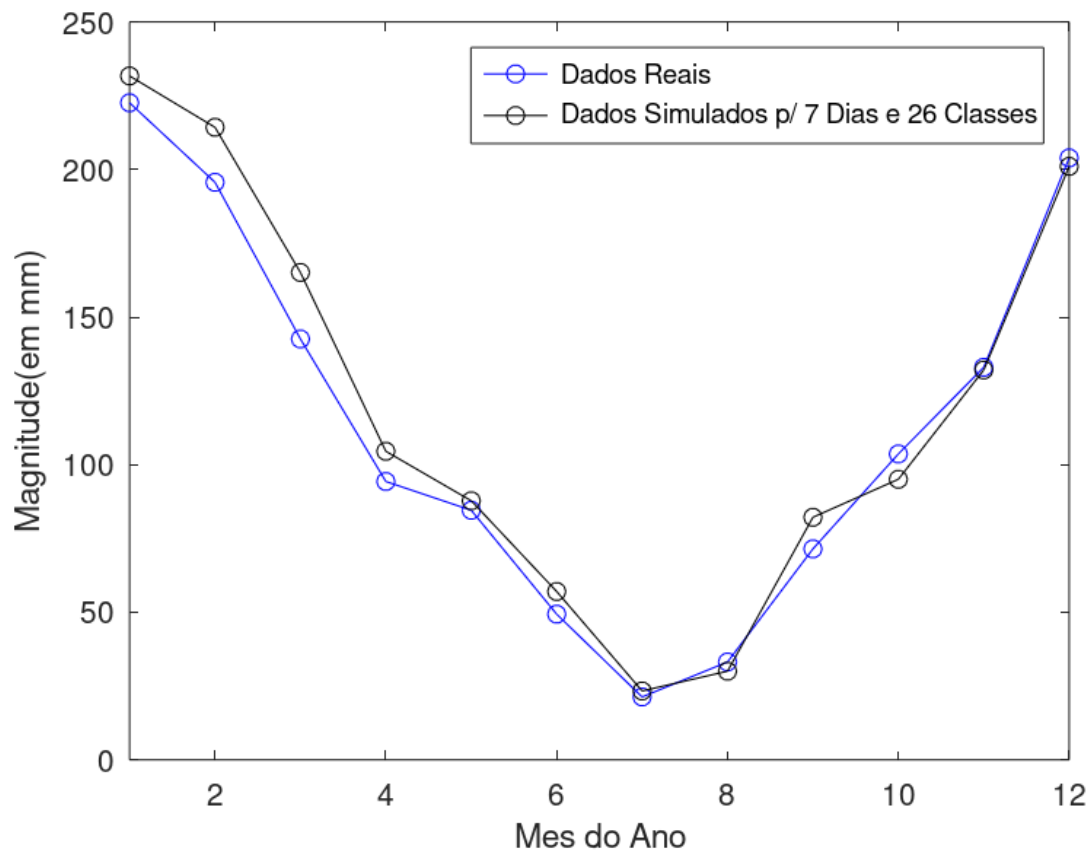
Figura 5 – Gráfico de Precipitação Média para Período Semanal e 10 Classes



Fonte: elaborado pelo autor

A figura 5 foge do esperado, uma vez que há bastante irregularidade nos dados simulados. Esse resultado é ocasionado pela combinação dos parâmetros utilizados (período semanal e 10 classes), possivelmente porque o número pequeno de classes fez com que não houvesse uma detecção precisa da distribuição de magnitudes.

Figura 6 – Gráfico de Precipitação Média para Período Semanal e 26 Classes



Fonte: elaborado pelo autor

Por fim, a figura 6 apresenta os resultados com período semanal e 26 classes, onde houve bastante conformidade com os dados reais e, de forma geral, sem anomalias, de onde se conclui que esta é a versão da simulação mais precisa.

A seguir, nas tabelas 4, 5 e 6, serão mostrados as médias e os desvios padrão de cada simulação e dos dados reais, e depois a diferença média entre os resultados simulados e os dados reais, que representa a precisão de cada modelo:

Tabela 4 – Média das 6 Variações Simuladas e dos Dados Reais

	Mensal	Mensal	Quinzenal	Quinzenal	Semanal	Semanal	Dados
	10	26	10	26	10	26	Reais
	Classes	Classes	Classes	Classes	Classes	Classes	
Janeiro	278.035	207.224	233.884	199.133	239.034	231.685	222.595
Fevereiro	238.472	201.110	222.227	223.142	215.614	214.285	198.395
Março	137.596	135.795	160.366	136.046	203.252	165.119	142.584
Abril	103.997	79.180	104.657	95.654	68.300	104.532	95.300
Maiο	89.288	85.945	105.760	81.937	94.111	87.764	84.542
Junho	73.035	46.686	58.466	55.377	43.369	57.030	50.347
Julho	28.112	21.841	27.515	15.165	32.647	23.330	21.305
Agosto	32.531	39.814	29.693	28.836	31.992	30.026	33.158
Setembro	83.205	99.860	78.490	78.823	85.061	82.177	72.468
Outubro	108.283	99.304	135.127	94.245	125.201	95.049	103.632
Novembro	161.419	137.305	139.058	138.680	142.576	132.080	134.005
Dezembro	207.497	192.079	176.139	186.346	220.572	201.055	203.921

Fonte: elaborado pelo autor

O que a tabela 4 mostra é que, apesar de não haver uma simulação exata, o que é bem difícil de atingir, há uma precisão adequada no modelo com 26 classes e período de análise semanal, coincidindo com o que havia sido constatado visualmente na figura 6, já que a tabela transcreve numericamente os gráficos de cada figura.

Tabela 5 – Desvio Padrão das 6 Variações Simuladas e dos Dados Reais

	Mensal	Mensal	Quinzenal	Quinzenal	Semanal	Semanal	Dados
	10	26	10	26	10	26	Reais
	Classes	Classes	Classes	Classes	Classes	Classes	
Janeiro	110.841	106.889	89.440	74.463	123.718	82.336	105.637
Fevereiro	90.976	95.236	64.210	71.465	84.078	84.087	103.286
Março	60.667	72.208	60.485	71.093	92.585	64.645	71.916
Abril	62.350	63.109	71.099	55.965	59.680	76.648	60.146
Maió	52.104	54.082	61.774	64.443	50.482	72.720	68.502
Junho	50.169	39.203	53.236	40.136	34.361	47.796	52.410
Julho	18.602	17.078	18.886	16.462	20.541	19.752	17.780
Agosto	24.358	29.142	29.934	26.767	24.242	24.136	41.137
Setembro	44.420	41.129	44.243	41.070	55.782	39.877	59.545
Outubro	74.721	65.103	67.924	51.623	69.340	49.471	62.613
Novembro	59.547	66.011	55.559	63.638	54.463	55.718	56.397
Dezembro	93.519	73.405	92.788	69.705	75.514	74.699	89.463

Fonte: elaborado pelo autor

Já a tabela 5 mostra uma informação que não era visível nas figuras e que também não é óbvia, os desvios padrão de cada modelo em cada mês e sua comparação com os dados reais. Dessa tabela, pode-se perceber que o desvio padrão para os dados reais, nas extremidades do ano, são bastante altos. Isso permite concluir que não é tão simples construir um modelo para simular esses dados, porque a distribuição de chuvas para esse período costuma não ser homogênea. Um modelo mais avançado poderia considerar maior atenção para esse período do ano, possivelmente adotando um fator de ajuste para a aproximação com a realidade. Ainda assim, os modelos atuais mostram adequada aproximação com o sistema real.

Tabela 6 – Diferença Média do Resultado Simulado para os Resultados Reais

	Mensal	Mensal	Quinzenal	Quinzenal	Semanal	Semanal
	10	26	10	26	10	26
	Classes	Classes	Classes	Classes	Classes	Classes
Diferença						
Média	16.432	8.5707	14.863	9.8271	17.709	8.3024
(em mm)						

Fonte: elaborado pelo autor

Na tabela 6, onde é apresentada a precisão de cada simulação, percebe-se que o modelo semanal com 26 classes de magnitude foi mais preciso, já que sua diferença média para os dados reais foi menor.

O que se pode verificar ao observar tanto os gráficos, que comparam o ano médio obtido a partir da simulação com o ano médio dos dados reais, quanto as tabelas de média, desvio padrão e diferença média entre simulação e realidade, é que ao reduzir o intervalo de análise dos dados dentro de cada mês, ocorre uma melhora na precisão da simulação. Tal precisão é reflexo dos dois aspectos principais da análise dos dados: a matriz de transição das cadeias de Markov e a classificação dos volumes de precipitação diária em classes de magnitude.

Para o primeiro item, com a variação nas faixas de tempo analisadas dentro de cada mês, foi possível detectar com mais proximidade o padrão no regime de chuva, naquilo que diz respeito à probabilidade de ocorrer chuva ou não. Isso se deve, em especial, à maneira como a redução na faixa de tempo foi realizada, sem que houvesse prejuízo ao tamanho do espaço amostral disponível para a síntese dos dados, uma vez que o cálculo da média entre as probabilidades em cada faixa faz com que seja mantida a quantidade de exemplares mensais de chuva.

Para o segundo item, a combinação de duas variações (no tamanho da faixa de tempo analisada e na quantidade de classes) resultou em uma capacidade maior de retratar com proximidade a distribuição de volumes de chuva ao longo do mês. Aqui, o destaque vai para a variação na quantidade de classes, uma vez que a presença de mais classes de magnitude resulta em um achatamento na curva de distribuição de probabilidades, fazendo com que os valores que antes estavam concentrados nas 3 primeiras classes (retrato da incidência mais frequente

de baixos volumes de precipitação na região) fossem espalhados para as 8 primeiras classes, causando uma maior homogeneidade na geração dos valores mais frequentes.

Sendo assim, o resultado mais próximo dos dados reais, portanto mais preciso, é o da simulação com faixa de análise semanal e 26 classes de magnitude, que obteve uma diferença média para as precipitações reais de 8.3mm.

6 Conclusão

Sabendo da importância do estudo de fenômenos meteorológicos, uma vez que possibilitam antecipação e planejamento à sociedade moderna, este trabalho cumpre o objetivo de proporcionar uma experimentação sobre o estudo de um modelo de ocorrência de chuvas, utilizando a simulação computacional como recurso para obtenção de seus resultados. Dos critérios adotados neste modelo, sendo o uso de cadeias de Markov de 1ª ordem e a divisão das magnitudes em classes (10 classes de 13mm e 26 classes de 5mm), ambos com variação no intervalo de análise (mensal, quinzenal e semanal), é possível concluir que houve maior precisão e similaridade com os dados reais no modelo com 26 classes e intervalo de análise semanal, mostrando-se a técnica e os conceitos aplicados satisfatórios.

Ademais, para oportunidades futuras, pode ser levantada a hipótese do uso de outras técnicas de exploração de dados, outros modelos matemáticos e outras técnicas de simulação, visando o aperfeiçoamento dos modelos constituídos neste projeto.

Referências

ALECRIM, G; SOUZA, R; ARAÚJO, B. Chuvas no Brasil deixam mais de 80 mil pessoas fora de casa em sete estados. In: **CNN Brasil**, 2022. Disponível em: <<https://www.cnnbrasil.com.br/nacional/chuvas-no-brasil-deixam-pessoas-fora-de-casa/>>. Acesso em: 24 mai. 2022.

ALFONSO, M. B; BRENDDEL, A. S; VITALE, A. J; SEITZ, C; PICCOLO, M. C; PERILLO, G. M. E. Drivers of Ecosystem Metabolism in Two Managed Shallow Lakes with Different Salinity and Trophic Conditions: The Sauce Grande and La Salada Lakes (Argentina). **Water**, v. 10, n. 9, p. 1136, 2018.

BALADEZ, F. O passado, o presente e o futuro dos simuladores. **Fasci-Tech – Periódico Eletrônico da FATEC - São Caetano do Sul**, São Caetano do Sul, v.1, n. 1, p. 29-40, 2009.

BANCO DE DADOS HIDROLÓGICOS. In: **DAEE - Departamento de Águas e Energia Elétrica**. Disponível em: <<http://www.hidrologia.dae.sp.gov.br/Default.aspx>>. Acesso em: 14 jul. 2022.

CHING, W.-K; HUANG, X; NG, M. K; SIU, T.-K. **Markov Chains: Models, Algorithms and Applications**. 2 ed. Nova Iorque: Springer, 2013.

COMIN, A. N; JUSTINO, F; PEZZI, L; GURJÃO, C. D. de S; SHUMACHER, V; FERNÁNDEZ, A; SUTIL, U. A. Extreme rainfall event in the Northeast coast of Brazil: a numerical sensitivity study. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 133, n. 2, p. 141-162, 2021.

EATON, J. W. **GNU Octave**. Disponível em: <<https://octave.org/about>>. Acesso em: 23 jun. 2022.

FOLLAND, C. K; COLMAN, A. W; ROWELL, D. P; DAVEY, M. K. Predictability of northeast Brazil rainfall and real-time forecast skill, 1987–98. **Journal of Climate**, v. 14, n. 9, p. 1937-1958, 2001.

JONES, P. G; THORNTON, P. K. A Rainfall Generator for Agricultural Applications in the Tropics. **Agricultural and Forest Meteorology**, Amsterdam; vol. 63, p. 1-19, 1993.

MILANEZ, B; FONSECA, I. F. da. Justiça Climática e Eventos Climáticos Extremos: O Caso das Enchentes no Brasil. **Boletim Regional, Urbano e Ambiental**, n. 4, jul. 2010.

POTTS, D. L; SCOTT, R. L; BAYRAM, S; CARBONARA, J. Woody plants modulate the temporal dynamics of soil moisture in a semi-arid mesquite savanna. **Ecohydrology: Ecosystems, Land and Water Process Interactions, Ecohydrogeomorphology**, v. 3, n. 1, p. 20-27, 2010.

RAHMAN, M. S. A Rainfall Simulation Model for Agricultural Development in Bangladesh. **Discrete Dynamics in Nature and Society**, vol. 5, p. 1-7, mai. 1999.

SECA NA REGIÃO SUDESTE DO BRASIL EM 2014–2017. **WIKIPÉDIA, a enciclopédia livre**. Flórida: Wikimedia Foundation, 2018. Disponível em: <https://pt.wikipedia.org/w/index.php?title=Seca_na_Regi%C3%A3o_Sudeste_do_Brasil_em_2014%E2%80%932017&oldid=63253580>. Acesso em: 24 mai. 2022.

SIMULAR. In: **GOOGLE Dictionary**. Oxford University Press, 2022. Disponível em: <https://www.google.com/search?q=simular&rlz=1C1EJFC_enBR993BR993&oq=simular&aqs=chrome.69i59j0i131i433i512l3j0i512j0i433i512l3j0i3j0i512.1285j1j7&sourceid=chrome&ie=UTF-8>. Acesso em: 19 dez. 2022.

SMITH, R. D. Simulation Article, **Encyclopedia of Computer Science**, Nova Iorque; 4 ed., 1998. Disponível em: <<https://www.modelbenders.com/encyclopedia/encyclopedia.html>>. Acesso em: 22 dez. 2022.

TOMAZ, P. **Aproveitamento de Água de Chuva em Áreas Urbanas para Fins Não Potáveis**. Navegar Editora, São Paulo, 2010.

APÊNDICE A – CÓDIGOS-FONTE DA SIMULAÇÃO

Neste apêndice encontram-se os códigos-fonte das simulações. A se saber, são seis códigos, dois para cada faixa de tempo, variando a quantidade de classes de magnitude.

- **Simulação com Faixa de Tempo Mensal e 10 Classes**

Simulacao_30_Dias_v1.m

```

1  load('markov_30_dias.mat');      # Importação das matrizes
2  load('prob_mag_30_dias_v1.mat'); # de transição e da matriz
3  load('mag_min_max.mat');        # das classes
4
5  rand('state', sum(100*clock));  #inicialização da função rand
6
7  ano_simulado = zeros(12, 30);
8  dia_anterior = 0;
9  classe = 0;
10 prob = 0;
11 inicio = rand();
12
13 if inicio < 0.5      # Trecho destinado a gerar uma
14     prob = 1;        # magnitude inicial p/ o último
15     inicio = rand(); # dia de dezembro, possibilitando
16     aux = 0;         # simular o primeiro dia de janeiro
17     for i=1:10
18         if inicio > aux & inicio <= prob_mag_30_dias(12, i)
19             classe = i;
20         endif
21         aux = prob_mag_30_dias(12, i);
22     endfor
23 endif
24
25 dia_anterior = (13*classe - 13*rand())*prob;      # fórmula da
26                                                    # magnitude
27 for i=1:12      #iteração para simular o ano
28     max = mag_min_max(2, i);
29     for j=1:30
30         prob = 0;    # prob = 0 significa que não deve chover
31         classe = 0;
32         rand1 = rand();
33         if dia_anterior == 0    # se não houve chuva no dia anterior
34             if rand1 < markov_30_dias(i, 3)
35                 prob = 1;    # prob = 1 significa que deve chover
36                 rand2 = rand();
37                 aux = 0;
38                 for k=1:10    #iteração para decidir a classe
39                     if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_30_dias(i, k)
40                         classe = k;

```

```

41         endif
42         aux = prob_mag_30_dias(i, k);
43     endfor
44     endif
45     elseif dia_anterior > 0      # se houve chuva no dia anterior
46         if rand1 < markov_30_dias(i, 1)
47             prob = 1;
48             rand2 = rand();
49             aux = 0;
50             for k=1:10      #iteração para decidir a classe
51                 if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_30_dias(i, k)
52                     classe = k;
53                 endif
54                 aux = prob_mag_30_dias(i, k);
55             endfor
56         endif
57     endif
58     dia_anterior = (13*classe - 13*rand())*prob; # geração da
59     if dia_anterior < max                        # magnitude
60         ano_simulado(i, j) = dia_anterior;
61         max = max - dia_anterior;
62     else
63         ano_simulado(i, j) = max; # adição na matriz do ano
64         max = 0;
65     endif
66 endfor
67 endfor

```

- **Simulação com Faixa de Tempo Mensal e 26 Classes**

Simulacao_30_Dias_v2.m

```

1  load('markov_30_dias.mat');
2  load('prob_mag_30_dias_v2.mat');
3  load('mag_min_max.mat');
4
5  rand('state', sum(100*clock));
6
7  ano_simulado = zeros(12, 30);
8  dia_anterior = 0;
9  classe = 0;
10 prob = 0;
11 inicio = rand();
12
13 if inicio < 0.5
14     prob = 1;
15     inicio = rand();
16     aux = 0;
17     for i=1:26
18         if inicio > aux & inicio <= prob_mag_30_dias(12, i)
19             classe = i;
20         endif
21         aux = prob_mag_30_dias(12, i);
22     endfor
23 endif

```



```

24
25 dia_anterior = (5*classe - 5*rand())*prob;
26
27 for i=1:12
28     max = mag_min_max(2, i);
29     for j=1:30
30         prob = 0;
31         classe = 0;
32         rand1 = rand();
33         if dia_anterior == 0
34             if rand1 < markov_30_dias(i, 3)
35                 prob = 1;
36                 rand2 = rand();
37                 aux = 0;
38                 for k=1:26
39                     if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_30_dias(i, k)
40                         classe = k;
41                     endif
42                     aux = prob_mag_30_dias(i, k);
43                 endfor
44             endif
45         elseif dia_anterior > 0
46             if rand1 < markov_30_dias(i, 1)
47                 prob = 1;
48                 rand2 = rand();
49                 aux = 0;
50                 for k=1:26
51                     if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_30_dias(i, k)
52                         classe = k;
53                     endif
54                     aux = prob_mag_30_dias(i, k);
55                 endfor
56             endif
57         endif
58         dia_anterior = (5*classe - 5*rand())*prob;
59         if dia_anterior < max
60             ano_simulado(i, j) = dia_anterior;
61             max = max - dia_anterior;
62         else
63             ano_simulado(i, j) = max;
64             max = 0;
65         endif
66     endfor
67 endfor

```

- **Simulação com Faixa de Tempo Quinzenal e 10 Classes**

Simulacao_15_Dias_v1.m

```

1 load('markov_15_dias.mat');
2 load('prob_mag_15_dias_v1.mat');
3 load('mag_min_max.mat');
4
5 rand('state', sum(100*clock));
6

```

```

7  ano_simulado = zeros(12, 30);
8  dia_anterior = 0;
9  classe = 0;
10 prob = 0;
11 inicio = rand();
12
13 if inicio < 0.5
14     prob = 1;
15     inicio = rand();
16     aux = 0;
17     for i=1:10
18         if inicio > aux & inicio <= prob_mag_15_dias(12, i)
19             classe = i;
20         endif
21         aux = prob_mag_15_dias(12, i);
22     endfor
23 endif
24
25 dia_anterior = (13*classe - 13*rand())*prob;
26
27 for i=1:12
28     max = mag_min_max(2, i);
29     for j=1:30
30         prob = 0;
31         classe = 0;
32         rand1 = rand();
33         if dia_anterior == 0
34             if rand1 < markov_15_dias(i, 3)
35                 prob = 1;
36                 rand2 = rand();
37                 aux = 0;
38                 for k=1:10
39                     if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_15_dias(i, k)
40                         classe = k;
41                     endif
42                     aux = prob_mag_15_dias(i, k);
43                 endfor
44             endif
45         elseif dia_anterior > 0
46             if rand1 < markov_15_dias(i, 1)
47                 prob = 1;
48                 rand2 = rand();
49                 aux = 0;
50                 for k=1:10
51                     if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_15_dias(i, k)
52                         classe = k;
53                     endif
54                     aux = prob_mag_15_dias(i, k);
55                 endfor
56             endif
57         endif
58         dia_anterior = (13*classe - 13*rand())*prob;
59         if dia_anterior < max
60             ano_simulado(i, j) = dia_anterior;
61             max = max - dia_anterior;
62         else

```

```

63         ano_simulado(i, j) = max;
64         max = 0;
65     endif
66 endfor
67 endfor

```

- **Simulação com Faixa de Tempo Quinzenal e 26 Classes**

Simulacao_15_Dias_v2.m

```

1  load('markov_15_dias.mat');
2  load('prob_mag_15_dias_v2.mat');
3  load('mag_min_max.mat');
4
5  rand('state', sum(100*clock));
6
7  ano_simulado = zeros(12, 30);
8  dia_anterior = 0;
9  classe = 0;
10 prob = 0;
11 inicio = rand();
12
13 if inicio < 0.5
14     prob = 1;
15     inicio = rand();
16     aux = 0;
17     for i=1:26
18         if inicio > aux & inicio <= prob_mag_15_dias(12, i)
19             classe = i;
20         endif
21         aux = prob_mag_15_dias(12, i);
22     endfor
23 endif
24
25 dia_anterior = (5*classe - 5*rand())*prob;
26
27 for i=1:12
28     max = mag_min_max(2, i);
29     for j=1:30
30         prob = 0;
31         classe = 0;
32         rand1 = rand();
33         if dia_anterior == 0
34             if rand1 < markov_15_dias(i, 3)
35                 prob = 1;
36                 rand2 = rand();
37                 aux = 0;
38                 for k=1:26
39                     if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_15_dias(i, k)
40                         classe = k;
41                     endif
42                     aux = prob_mag_15_dias(i, k);
43                 endfor
44             endif
45             elseif dia_anterior > 0

```

```

46         if rand1 < markov_15_dias(i, 1)
47             prob = 1;
48             rand2 = rand();
49             aux = 0;
50             for k=1:26
51                 if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_15_dias(i, k)
52                     classe = k;
53                 endif
54                 aux = prob_mag_15_dias(i, k);
55             endfor
56         endif
57     endif
58     dia_anterior = (5*classe - 5*rand())*prob;
59     if dia_anterior < max
60         ano_simulado(i, j) = dia_anterior;
61         max = max - dia_anterior;
62     else
63         ano_simulado(i, j) = max;
64         max = 0;
65     endif
66 endfor
67 endfor

```

- **Simulação com Faixa de Tempo Semanal e 10 Classes**

Simulacao_7_Dias_v1.m

```

1  load('markov_7_dias.mat');
2  load('prob_mag_7_dias_v1.mat');
3  load('mag_min_max.mat');
4
5  rand('state', sum(100*clock));
6
7  ano_simulado = zeros(12, 30);
8  dia_anterior = 0;
9  classe = 0;
10 prob = 0;
11 inicio = rand();
12
13 if inicio < 0.5
14     prob = 1;
15     inicio = rand();
16     aux = 0;
17     for i=1:10
18         if inicio > aux & inicio <= prob_mag_7_dias(12, i)
19             classe = i;
20         endif
21         aux = prob_mag_7_dias(12, i);
22     endfor
23 endif
24
25 dia_anterior = (13*classe - 13*rand())*prob;
26
27 for i=1:12
28     max = mag_min_max(2, i);

```

```

29     for j=1:30
30         prob = 0;
31         classe = 0;
32         rand1 = rand();
33         if dia_anterior == 0
34             if rand1 < markov_7_dias(i, 3)
35                 prob = 1;
36                 rand2 = rand();
37                 aux = 0;
38                 for k=1:10
39                     if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_7_dias(i, k)
40                         classe = k;
41                     endif
42                     aux = prob_mag_7_dias(i, k);
43                 endfor
44             endif
45         elseif dia_anterior > 0
46             if rand1 < markov_7_dias(i, 1)
47                 prob = 1;
48                 rand2 = rand();
49                 aux = 0;
50                 for k=1:10
51                     if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_7_dias(i, k)
52                         classe = k;
53                     endif
54                     aux = prob_mag_7_dias(i, k);
55                 endfor
56             endif
57         endif
58         dia_anterior = (13*classe - 13*rand())*prob;
59         if dia_anterior < max
60             ano_simulado(i, j) = dia_anterior;
61             max = max - dia_anterior;
62         else
63             ano_simulado(i, j) = max;
64             max = 0;
65         endif
66     endfor
67 endfor

```

- **Simulação com Faixa de Tempo Semanal e 26 Classes**

Simulacao_7_Dias_v2.m

```

1  load('markov_7_dias.mat');
2  load('prob_mag_7_dias_v2.mat');
3  load('mag_min_max.mat');
4
5  rand('state', sum(100*clock));
6
7  ano_simulado = zeros(12, 30);
8  dia_anterior = 0;
9  classe = 0;
10 prob = 0;
11 inicio = rand();

```

```

12
13 if inicio < 0.5
14     prob = 1;
15     inicio = rand();
16     aux = 0;
17     for i=1:26
18         if inicio > aux & inicio <= prob_mag_7_dias(12, i)
19             classe = i;
20         endif
21         aux = prob_mag_7_dias(12, i);
22     endfor
23 endif
24
25 dia_anterior = (5*classe - 5*rand())*prob;
26
27 for i=1:12
28     max = mag_min_max(2, i);
29     for j=1:30
30         prob = 0;
31         classe = 0;
32         rand1 = rand();
33         if dia_anterior == 0
34             if rand1 < markov_7_dias(i, 3)
35                 prob = 1;
36                 rand2 = rand();
37                 aux = 0;
38                 for k=1:26
39                     if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_7_dias(i, k)
40                         classe = k;
41                     endif
42                     aux = prob_mag_7_dias(i, k);
43                 endfor
44             endif
45         elseif dia_anterior > 0
46             if rand1 < markov_7_dias(i, 1)
47                 prob = 1;
48                 rand2 = rand();
49                 aux = 0;
50                 for k=1:26
51                     if rand2 > aux & rand2 <= prob_mag_7_dias(i, k)
52                         classe = k;
53                     endif
54                     aux = prob_mag_7_dias(i, k);
55                 endfor
56             endif
57         endif
58         dia_anterior = (5*classe - 5*rand())*prob;
59         if dia_anterior < max
60             ano_simulado(i, j) = dia_anterior;
61             max = max - dia_anterior;
62         else
63             ano_simulado(i, j) = max;
64             max = 0;
65         endif
66     endfor
67 endfor

```