

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO  
INSTITUTO DE FÍSICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM FÍSICA AMBIENTAL

AUTOMATIZAÇÃO DA PREDIÇÃO DE VARIÁVEIS  
MICROMETEOROLÓGICAS UTILIZANDO A TEORIA DA  
COMPLEXIDADE

ANA CLAUDIA DA SILVA ANNUNCIÇÃO

PROF. DR. RAPHAEL DE SOUZA ROSA GOMES  
ORIENTADOR

Cuiabá - MT, Fevereiro de 2017.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO  
INSTITUTO DE FÍSICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM FÍSICA AMBIENTAL

AUTOMATIZAÇÃO DA PREDIÇÃO DE VARIÁVEIS  
MICROMETEOROLÓGICAS UTILIZANDO A TEORIA DA  
COMPLEXIDADE

**ANA CLAUDIA DA SILVA ANNUNCIÇÃO**

*Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental da Universidade Federal de Mato Grosso, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Física Ambiental.*

**PROF. DR. RAPHAEL DE SOUZA ROSA GOMES**  
**ORIENTADOR**

Cuiabá - MT, Fevereiro de 2017.

### **Dados Internacionais de Catalogação na Fonte.**

D111a Silva Anunciação, Ana Claudia da.  
Automatização da Predição de Variáveis Micrometeorológicas utilizando a Teoria da Complexidade / Ana Claudia da Silva Anunciação. -- 2017  
71 f. : il. color. ; 30 cm.

Orientador: Raphael de Souza Rosa Gomes.  
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Mato Grosso, Instituto de Física, Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental, Cuiabá, 2017.  
Inclui bibliografia.

1. Pantanal. 2. teoria da complexidade. 3. sistema dinâmico. I. Título.

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

**Permitida a reprodução parcial ou total, desde que citada a fonte.**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO**  
**INSTITUTO DE FÍSICA**  
**Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental**

**FOLHA DE APROVAÇÃO**

**TÍTULO:** AUTOMATIZAÇÃO DA PREDIÇÃO DE VARIÁVEIS  
MICROMETEOROLÓGICAS UTILIZANDO A TEORIA DA  
COMPLEXIDADE

**AUTORA:** ANA CLAUDIA DA SILVA ANNUNCIÇÃO

Dissertação de Mestrado defendida e aprovada em 21 de fevereiro de 2017, pela  
comissão julgadora:



**Prof. Dr. Raphael de Souza Rosa Gomes**  
**Orientador**  
Instituto de Computação – UFMT



**Prof. Dr. Josiel Maimone de Figueiredo**  
**Examinador Interno**  
Instituto de Computação – UFMT



**Prof. Dr. Sérgio Roberto de Paulo**  
**Examinador Interno**  
Instituto de Física – UFMT



**Prof. Dr. Geison Jader Mello**  
**Examinador Externo**  
Instituto Federal de Educação, Ciência e  
Tecnologia de Mato Grosso – IFMT

## DEDICATÓRIA

*Dedico este trabalho ao meu pai Luiz de Annuniação, minha mãe Jussara, minha irmã Ana Paula, meu noivo Anderson Siqueira que muito orgulharam e incentivaram para conquistar essa grande etapa de minha vida , meus sobrinhos Luiz Paulo e Gabriel Henrique pela paz, força, amor e alegria que sempre me proporcionaram e a todos que acreditam na capacidade de transformação da Teoria da Complexidade.*

## AGRADECIMENTOS

- Primeiramente a Deus, o pai, o criador, aquele que concede algo somente se for de seu merecimento, que intercede sempre no momento certo, que acredita e zela por todos os filhos da terra e luta para que sejamos a imagem e semelhança dele com belas atitudes e bons pensamentos.
- Ao meu pai Luiz de Anunciação e minha mãe Jussara Maria da Silva Anunciação pelos princípios morais, éticos, pela sabedoria, respeito, humildade, caridade e que me ensinaram e prepararam para a sociedade.
- A minha irmã Ana Paula que sempre apoiou e acreditou nas minhas possibilidades para conquistar esse título em minha vida, aos meus sobrinhos Luiz Paulo e Gabriel Henrique pela paz, amor e carinho que sempre me proporcionaram.
- Ao meu noivo Anderson Siqueira pelo apoio, dedicação, compreensão, pelas horas de angústia e desespero que sempre estive ao meu lado torcendo, admirando e respeitando com muito amor e carinho.
- Ao meu orientador, Prof. Dr. Raphael de Souza Rosa Gomes, pela orientação, aprendizado, sabedoria, conselhos que consolidaram uma grande amizade, que nunca deixou de me ajudar em todos os momentos que possibilitaram a execução deste trabalho. Ao senhor, professor, meus sinceros agradecimentos e minha plena gratidão.
- Ao Prof. Dr. José de Souza Nogueira, coordenador do PPGFA e a sua esposa, Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Marta Cristina de Jesus Albuquerque Nogueira, pela amizade e pelos importantes conselhos dados durante suas aulas, pelo imenso carinho, dedicação, zelo e perspicácia com a qual dirigem o PPGFA e o fizeram, junto a todos os professores, um programa de Excelência em MT.
- À banca examinadora, Prof<sup>o</sup>. Dr<sup>o</sup>. Raphael de Souza Rosa Gomes, Prof<sup>o</sup>. Dr<sup>o</sup>. Sérgio Roberto de Paulo, Prof<sup>o</sup>. Dr<sup>o</sup>. Josiel Maimone Figueiredo e Prof<sup>o</sup>. Dr. Geison Jader Mello pela leitura da dissertação e pelas importantes contribuições dadas ao trabalho.
- A todos os professores do PPGFA, com grandes aprendizados e a construção de ótimos profissionais.
- Ao grande Cesário e a companheira Soilce, pessoas adoráveis que na secretaria do programa sempre me auxiliam.
- A todos os colegas da minha turma, companheiros que se tornaram grandes amigos e colegas de pesquisa.
- Agradecimento especial ao amigo Kaue pela boa vontade que sempre demonstrou no desenvolvimento do software e as amigas Ângela, Rosângela, Anna Carolina, Hosana, Roberta, Tamara e Keylyane pelo apoio e ajuda nas disciplinas.
- À CAPES - Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior, pelo apoio financeiro através da bolsa de mestrado e doutorado.

## **EPÍGRAFE**

*“Embora ninguém possa voltar atrás e fazer um novo começo,  
qualquer um pode começar agora e fazer um novo fim. ”*

***Chico Xavier***

## SUMÁRIO

<b>LISTA DE FIGURAS.....</b>	<b>x</b>
<b>LISTA DE TABELAS.....</b>	<b>xii</b>
<b>RESUMO.....</b>	<b>xiii</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>xiv</b>
<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>1</b>
1.1. Problemática .....	1
1.2. Justificativa .....	2
<b>2. OBJETIVOS .....</b>	<b>3</b>
<b>3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....</b>	<b>4</b>
3.2. Sistemas Dinâmicos .....	4
3.2.1. Sistemas Dinâmicos Não Lineares .....	5
3.2.2. Teoria do Caos .....	7
3.2.3. Espaço de Fase .....	9
3.3. Reconstrução do Espaço de Fase .....	9
3.3.1. Atratores Estranhos .....	10
3.3.2. Dimensão de Imersão .....	11
3.3.2.1. Método dos Falsos Vizinhos (FNN).....	12
3.3.3. Dimensão Fractal.....	13
3.3.4. Informação Mútua .....	13
3.3.5. Dimensão de Correlação .....	14
3.3.6. Expoente de Lyapunov.....	15
3.4. Método para Organização dos Dados .....	17
3.5. Pacote TISEAN.....	18
<b>4. MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>19</b>
4.1. Área de Estudo RPPN SESC Pantanal .....	19
4.2. Coleta de Dados .....	21
4.3. Análise e Predição de Séries Temporais .....	22
<b>5. ANÁLISES E RESULTADOS .....</b>	<b>24</b>
5.1. Descrição do Software .....	24
5.2. Reconstrução do Espaço de Fase .....	27

5.2.1. Tempo de Defasagem.....	27
5.2.2. Dimensão de Correlação ( $D_2$ ) .....	28
5.3. Coeficiente de Determinação .....	30
5.3.1. Umidade Relativa do Ar.....	30
5.3.1.1. Menores Valores de $R^2$ para UR.....	32
5.3.1.2. Maiores Valores de $R^2$ para UR.....	34
5.3.1.3. Boxplot da Umidade Relativa .....	36
5.3.2. Saldo de Radiação .....	37
5.3.2.1. Menores Valores de $R^2$ para RN.....	39
5.3.2.2. Maiores Valores de $R^2$ para RN.....	41
5.3.2.3. Boxplot do Saldo de Radiação.....	43
5.3.3. Temperatura .....	44
5.3.3.1. Menores Valores de $R^2$ para T.....	46
5.3.3.2. Maiores Valores de $R^2$ para T.....	48
5.3.3.3. Boxplot de Temperatura .....	50
<b>6. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>51</b>
<b>6.1. TRABALHOS FUTUROS.....</b>	<b>52</b>
<b>7. REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA.....</b>	<b>53</b>

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> : Pêndulo Simples: (a) retrato de fase (b) espaço de fase cilíndrico (NETO, 2016).....	9
<b>Figura 2</b> : Atrator estranho de Lorenz em (x, y, z). Os parâmetros escolhidos são $r = 45,92$ e $b = 4$ com 50.000 pontos de dados e $dt = 0,005$ . Condições iniciais são $X(0) = 1$ , $Y(0) = 1$ , $Z(0) = 1$ (MOURA, 2013). .....	11
<b>Figura 3</b> : Representação do método FNN: (a) $d=m=2$ ; (b) $d=m=3$ (SAVI, 2004). .....	14
<b>Figura 4</b> : (a) Série temporal de R para $R_0 = 0,50$ (linha preta) e $R_0 = 0,51$ (linha vermelha); (b) evolução temporal da distância $\delta$ entre as trajetórias no espaço de fase. O coeficiente da reta de ajuste (linha vermelha) representa o maior expoente de Lyapunov do sistema. (ABDULACK et. al. 2011) .....	16
<b>Figura 5</b> : Modelo de Processo para Mineração de Dados, CRISP-DM. (CHAMPMAN et. al., 2000). .....	17
<b>Figura 6</b> : Mapa do Brasil e Mato Grosso com destaque para o Pantanal Brasileiro, localização da área de vegetação monodominante de Cambará na RPPN SESC. ....	19
<b>Figura 7</b> : Processos da automatização.....	24
<b>Figura 8</b> : Dimensão Correlação .....	25
<b>Figura 9</b> : Coeficiente Angular.....	26
<b>Figura 10</b> : Maior Expoente de Lyapunov. ....	26
<b>Figura 11</b> : Tempo de defasagem da umidade relativa do ar. ....	27
<b>Figura 12</b> : Tempo de defasagem do saldo da radiação. ....	28
<b>Figura 13</b> : Tempo de defasagem da temperatura. ....	28
<b>Figura 14</b> : Dimensão de correlação da umidade relativa do ar.....	29
<b>Figura 15</b> : Dimensão de correlação do saldo de radiação.....	29
<b>Figura 16</b> : Dimensão de correlação da temperatura.....	29
<b>Figura 17</b> : Histograma do coeficiente de determinação da UR. ....	31
<b>Figura 18</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2006. ....	32
<b>Figura 19</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007. ....	32
<b>Figura 20</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008. ....	32
<b>Figura 21</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009. ....	33
<b>Figura 22</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2010. ....	33
<b>Figura 23</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2006. ....	34
<b>Figura 24</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007. ....	34
<b>Figura 25</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008. ....	35
<b>Figura 26</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009. ....	35
<b>Figura 27</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2010. ....	35
<b>Figura 28</b> : Boxplot - Umidade relativa na estação seca, chuva e transição. ....	36
<b>Figura 29</b> : Histograma coeficiente de determinação do RN. ....	38
<b>Figura 30</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2006. ....	39
<b>Figura 31</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007. ....	39
<b>Figura 32</b> : Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008. ....	40

<b>Figura 33:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009. ....	40
<b>Figura 34:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas 2006. ....	41
<b>Figura 35:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007. ....	41
<b>Figura 36:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008. ....	42
<b>Figura 37:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009. ....	42
<b>Figura 38:</b> Boxplot Saldo de Radiação na estação seca, chuva e transição. ....	43
<b>Figura 39:</b> Histograma do coeficiente de determinação da T.....	45
<b>Figura 40:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2006. ....	46
<b>Figura 41:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007. ....	46
<b>Figura 42:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008. ....	46
<b>Figura 43:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009. ....	47
<b>Figura 44:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2010. ....	47
<b>Figura 45:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2006. ....	48
<b>Figura 46:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007. ....	48
<b>Figura 47:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008. ....	49
<b>Figura 48:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009. ....	49
<b>Figura 49:</b> Estão representadas as séries medidas e previstas de 2010. ....	49
<b>Figura 50:</b> Boxplot – Temperatura na estação seca, chuva e transição.....	50

**LISTA DE TABELAS**

<b>Tabela 1:</b> Coeficiente de determinação da umidade relativa do ar.....	31
<b>Tabela 2:</b> Coeficiente de determinação do saldo de radiação.....	38
<b>Tabela 3:</b> Coeficiente de determinação da temperatura. ....	45

## RESUMO

ANNUNCIACÃO, A. C. S. “**Automatização da Predição de Variáveis Micrometeorológicas utilizando a Teoria da Complexidade**”. Cuiabá, 2017. 71f. Dissertação de Mestrado em Física Ambiental - Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental, Universidade Federal de Mato Grosso.

A Teoria da Complexidade oferece uma análise organizacional de sistemas abertos, resultantes da interação de agentes que se adaptam às contingências do ambiente. Em virtude disso, sua utilização na previsão de informações é bastante propícia, dado o caráter relacional, integrado e sistêmico presentes na ciência, tecnologia, economia, saúde e principalmente nos fenômenos climáticos, pois ao projetar o futuro estamos, por conseguinte, emaranhados em complexas relações temporais, que nos levam a resultados que estão entre o previsto e o imprevisível. O objetivo deste estudo foi automatizar os processos, através de um software com variáveis micrometeorológicas de saldo de radiação, temperatura e umidade do ar (com dados de 15 em 15 minutos), medidos acima do dossel, em uma floresta inundável no Pantanal Mato-Grossense, localizada na Reserva Particular do Patrimônio Natural (RPPN SESC) – Barão de Melgaço – MT. A automatização desses processos foi através de um algoritmo na linguagem de programação Python, utilizando o pacote TISEAN (*Nonlinear Time Series Analysis*), que calcula as séries de dados, em períodos pré-determinados nos parâmetros de entrada. Essa automatização proporciona grande velocidade na execução dos dados, para que as decisões sejam tomadas a tempo com rapidez e segurança. Os resultados mostraram que no período seco a média do coeficiente de determinação é maior do que no período chuvoso, atestando que as séries temporais previstas são muito próximas das séries temporais medidas. No entanto, houve uma tendência nas aproximações das variáveis, sendo o saldo de radiação mais próximo da previsão, em seguida a temperatura e por último a umidade relativa do ar. De uma maneira geral, a influência do passado é preponderante para fazer previsões no futuro, pois existe um efeito *feedback*, essa dinâmica dos fenômenos permitiu efetuar previsões confiáveis a curto prazo de até sete dias.

**Palavras-chave:** Pantanal, teoria da complexidade e sistema dinâmico.

## ABSTRACT

ANNUNCIACÃO, A. C. S. "**Automation of the Prediction of Micrometeorological Variables using Complexity Theory**". Cuiabá, 2016. 71f. Dissertação de Mestrado em Física Ambiental - Programa de Pós Graduação em Física Ambiental, Universidade Federal de Mato Grosso.

The Theory of Complexity offers an organizational analysis of open systems, resulting from the interaction of agents that adapt to the environmental contingencies. Because of this, its use in predicting information is quite propitious given the relational, integrated and systemic character of science, technology, economics, health, and especially climate phenomena, because in designing the future we are, therefore, entangled in complex Temporal relationships, which lead us to results that are between predicted and unforeseen. The objective of this study was to automate the processes, through a software with micrometeorological variables of balance of temperature, temperature and humidity of the air (with data of 15 in 15 minutes), measured above the canopy, in a flooded forest in the Mato Grosso Pantanal , Located in the Private Natural Heritage Reserve (RPPN SESC) - Barão de Melgaço - MT. The automation of these processes was through an algorithm in the Python programming language, using the TISEAN (Nonlinear Time Series Analysis) package, which calculates the data series, in predetermined periods in the input parameters. This automation provides great speed in data execution so that decisions are made on time with speed and security. The results showed that in the dry period the average of the coefficient of determination is higher than in the rainy season, attesting that the predicted time series are very close to the measured time series. However, there was a tendency in the approximations of the variables, with the balance of radiation closer to the forecast, then the temperature and finally the relative humidity of the air. In general, the influence of the past is preponderant to make predictions in the future, because there is a feedback effect, these dynamics of the phenomena allowed to make reliable forecasts in the short term of up to seven days.

**Keywords:** Pantanal, complexity theory and dynamic system.

## 1. INTRODUÇÃO

### 1.1. Problemática

Atualmente, com a constante evolução da tecnologia, as ferramentas computacionais estão cada vez mais ampliando a possibilidade de simular sistemas complexos, utilizando modelos numéricos que constituem uma representação matemática aproximada da realidade. A possibilidade de prever o tempo e o clima aumentou nas últimas décadas em função dos avanços tecnológicos que monitoram a evolução do estado da atmosfera e dos componentes do sistema climático, dos métodos de solução numérica das equações que representam cada parte do sistema climático e da notável evolução da capacidade de processamento dos computadores.

Novos componentes de medição e mais fatores climáticos e ambientais foram agregados ao sistema equacional, formando modelos atmosféricos de análise e previsão do tempo mais completos e apurados. A constante atualização do sistema computacional tem permitido não somente previsões mais confiáveis, mas também de melhor qualidade para microrregiões. Hoje, no Brasil, o CPTEC/INPE consegue levantar dados no prazo de até 24 horas, e previsões para até 7 dias chegarem a ter 70% de acerto, considerando as modificações antropogênicas, como o aumento dos gases de efeito estufa, aerossóis e as mudanças no uso da terra (por exemplo, o desmatamento, a agricultura e os efeitos da urbanização).

No interesse de representar um software que automatizasse os processos do microclima, foram utilizados séries de dados do Pantanal Mato-grossense, que devido à sua localização, tem um mosaico de diferentes ecossistemas, permitindo a reflexão de como esses agentes da atmosfera se interagem, compreender o sistema dinâmico relacionada à sua posição geográfica, que encontra-se entre os domínios do cerrado do Brasil Central, o Chaco na Bolívia, Paraguai e a região Amazônica ao Norte do país.

O Pantanal é uma região de enorme importância ecológica e socioeconômica, tem o menor bioma do Brasil em extensão, tem papel fundamental no equilíbrio climático de diversas regiões do país: entre outros fatores, é uma reserva estratégica de

água doce, proveniente das áreas mais altas do Cerrado, proporciona uma regulação do clima e fornece água de boa qualidade para a manutenção da biodiversidade.

Sendo assim, a automatização do processo de predição nessa região representa um grande avanço nos resultados, pois os processos antes desempenhados por pessoas passaram a ser realizados por máquinas, onde foi possível substituir o esforço e a qualificação humana por uma tecnologia que permite a execução dos dados com ganhos de tempo, custo, rapidez, controle e continuidade.

O resultado desses processos permite avaliar os períodos de seca e vazante do pantanal, como também o estudo de mudanças ambientais segundo IPCC, onde afirma que o sistema climático global pode ter influência sobre o Pantanal e a vida pantaneira. Mudanças nas águas dos oceanos tropicais, especialmente o Pacífico, podem ter grandes efeitos sobre a precipitação no interior continental, e, portanto, sobre a ocorrência e duração das inundações. Poderão ocorrer longos períodos de seca, o que influenciará negativamente a flora e a fauna. Contudo, a pesquisa irá contribuir para a prevenção climática ajudando a esclarecer quais os fatores relevantes para minimizar os efeitos perversos de possíveis períodos futuros de secas mais pronunciadas.

## **1.2. Justificativa**

É de suma importância nessa região do Pantanal, elaborar um sistema de previsão do tempo, a partir de estudos e análises de séries de dados oriundos dos comportamentos atmosféricos.

Sendo que, a habilidade de automatizar os processos permite prever as mudanças do clima anual, possibilita o melhor gerenciamento da agricultura, recursos hídricos e atividade pesqueira, além da facilidade nos campos de transportes, abastecimento, turismo e lazer.

A variabilidade e intensidade dos fenômenos climáticos, possivelmente mais frequentes nos próximos anos, demandará um sistema de previsão, prevenção e alerta às emergências ambientais com planos de ações adequados aos principais riscos. A ação desses sistemas transcende o caráter reativo, devendo delinear políticas para enfrentar

determinadas incertezas climáticas, por exemplo, políticas de abastecimento para longos períodos de estiagem.

Por isso, a necessidade de automatizar os processos ocorre devido ao tempo gasto para realizá-las, que é maior do que se elas fossem programadas manualmente, portanto, para controlar as transformações do clima é necessário construir um sistema de informação e observação para planejar melhor o futuro, ou seja, um sistema de informações climáticas que compreenda observação, análise, assimilação, atribuição, avaliação, previsões e tomadas de decisão. Isso se faz necessário porque o que se tem atualmente são observações globais (atmosférica, sistema de dados, oceano, espaço, desenvolvimento tecnológico), mas o que é necessário de fato é de uma visão do sistema como um todo. Pela importância das previsões climáticas nas decisões gerenciais, a humanidade se tornará melhor adaptada aos ritmos irregulares do tempo.

## **2. OBJETIVOS**

Nesta perspectiva, o objetivo geral deste trabalho foi automatizar os processos para realizar a predição do comportamento micrometeorológico no Pantanal, a partir da análise de variáveis microclimáticas como saldo de radiação, temperatura e umidade relativa do ar medidas a cada 15 minutos, buscando prever este comportamento através da teoria de sistemas dinâmicos.

Para tanto, os objetivos específicos são todas as rotinas de processos que o software executa como:

- Estimar a dimensão de imersão;
- Estimar a dimensão de correlação das variáveis;
- Estimar o tempo máximo de predição;
- Fazer previsões utilizando o método de predição não linear simples;
- Integrar os programas do pacote TISEAN em um único programa.

### 3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são abordados os conceitos necessários para a compreensão do conteúdo deste trabalho. Na primeira parte são descritos o local da coleta dos dados e apresentados os principais aspectos da teoria de sistemas dinâmico e da teoria do caos, definindo-se atratores, espaço de fases, tempo de defasagem, dimensão de correlação, fractal, imersão, entre outros. Em seguida, apresenta-se uma descrição na escolha da linguagem de programação e do pacote TISEAN para o desenvolvimento do software.

#### 3.2. Sistemas Dinâmicos

Os sistemas dinâmicos se apresentam como objetos matemáticos usados para modelar fenômenos físicos, nos quais os estados (ou uma descrição instantânea deles) mudam com o passar do tempo (FIGUEIREDO, 2000). Esse modelo de sistemas requer uma integração de estudos entre a matemática e física, por isso todo ano são realizados vários eventos como Seminários, Workshops, Oficinas, Grupos de Projetos, Escolas, Rede Brasileira de Sistemas Dinâmicos, Conferência Internacional e a primeira Jornada de Estudos da Teoria da Complexidade Aplicada a Física Ambiental desse Programa de Pós-Graduação, para explorar as áreas de conhecimento dentro da Teoria de Sistemas Dinâmicos.

Esse tipo de sistema em estudos científico é importante, pois, dispondo-se de um modelo realista é possível delinear-se propriedades gerais dos sistemas e, em muitos casos, especificidades características da dinâmica. Sistemas lineares são aqueles em que de forma geral o movimento se apresenta previsível, regular e tendo como característica matemática a possibilidade da aplicação do princípio da superposição, ou seja, se  $x(t)$  é uma possível solução de um sistema de equações e  $y(t)$  é outra solução deste sistema, então uma combinação do tipo  $ax(t) + by(t)$ , onde  $a$  e  $b$  são constantes arbitrárias, é também solução (JUNIOR, 2012).

A definição de linearidade com o princípio da *superposição de efeitos*, permite avaliar isoladamente os efeitos decorrentes de várias causas e, então, somá-los

para obter o efeito resultante. Em entrevista ao Portal do Ministério da Ciência, Tecnologia, Inovações e Comunicações (MCTIC), o Diretor do Instituto de Matemática Pura e Aplicada (IMPA), Marcelo Viana define sistemas dinâmicos como:

“ Equações que descrevem as intervenções nos ambientes. Com eles é possível prever as consequências do impacto de uma intervenção e buscar melhores saídas” (Entrevista concedida por Ascom do MCTIC, 2016).

Ele foi o primeiro especialista da área a conquistar o Grande Prêmio Científico Louis D., Paris, prêmio concedido pela construção de uma teoria inovadora que estuda os fenômenos que evoluem ao longo do tempo.

É importante ressaltar que um sistema é dito dinâmico quando apresenta alguma grandeza que varia com o tempo. Essa variação deve ser determinística, é expressa através de equações diferenciais ordinárias, parciais, com defasagem temporal ou por equações de diferença, caso contrário a equação é não-linear. Equações que apresentam termos quadráticos, cúbicos, exponenciais, logaritmos, por exemplo, são equações não-lineares ( MONTEIRO, 2011).

### **3.2.1. Sistemas Dinâmicos Não Lineares**

Os sistemas não lineares apresentam uma descrição mais realista dos fenômenos naturais do que os sistemas lineares de uma maneira geral, as não-linearidades geométricas estão associadas ao movimento, a restrições ou grandes deslocamentos e rotações. Por outro lado, as não-linearidades físicas estão associadas ao comportamento dos sistemas complexos. (SAVI, 2006)

O comportamento não linear, característico dos sistemas dinâmicos, é aquele cuja resposta a um determinado estímulo não é, necessariamente, proporcional à intensidade desse estímulo. O efeito *feedback* quebra a linearidade de tal forma que a causa age sobre o efeito, e o efeito age sobre a causa, tornando-se causador ao retroagir sobre a causa. Estes sistemas possuem estrutura não linear, em virtude de os seus componentes, e o ambiente onde estão inseridos, estarem interligados por processos de *feedbacks* recursivos, fazendo com que, ao longo do seu funcionamento, pequenas

perturbações sejam ampliadas, quebrando o vínculo entre entrada e a saída subsequente (FREITAS, 2005).

A resposta de muitos problemas está em entender como se comporta o sistema, que tipo de *feedback* existe, de que forma esse *feedback* atua e o tipo e duração dos ciclos de retroalimentação. Essa resposta reside na busca de mais informações para se encontrar uma relação de causa-efeito, que permita fazer previsões e controlar os sistemas (GIOVANNINI; KRUGLIANSKAS, 2004). Nos estudos de sistemas não-linear e caótica, muitas pesquisas são desenvolvidas para tratar sistemas dinâmicos descrito por modelos matemáticos simples. Matematicamente, existem dois tipos de modelos dinâmicos: *equações diferenciais*, que são contínuos no tempo e no espaço, e *mapas*, que descrevem a evolução no tempo de um sistema expressando seu estado como uma função do instante anterior. (SAVI, 2006)

Segundo Monteiro (2006), não é surpreendente que sistemas não lineares, como a dinâmica atmosférica, variação do preço de uma ação na bolsa de valores e a formação de trânsito urbano, exibam comportamentos irregulares, já que a evolução desses sistemas é influenciada por uma infinidade de fatores. Portanto, parece razoável que eles sejam, num certo sentido, imprevisíveis. Entretanto, comportamento caótico pode ocorrer em sistemas extremamente simples, como, por exemplo, na Equação de diferença:

$$X_{i+j} = \mu X_j (1 - X_j), \text{ com } X_j \in [0,1] \text{ e } j = 0,1,2,3 \dots$$

Essa equação, para  $\mu = 4$ , apresenta o mesmo tipo de sensibilidade às condições iniciais que o sistema de Lorenz. A descoberta de sistemas caóticos afetou o próprio método científico criado por Galileu. A abordagem tradicional para testar a validade de uma teoria consistia em verificar se as suas previsões se sustentavam quando comparadas com resultados experimentais. Todavia, se o sistema analisado é caótico, previsões de longo prazo é intrinsecamente impossível, o que dificulta a validação da teoria (MONTEIRO, 2006, MARTINIANO et al., 2016).

O sistema caótico não indica falta de ordem, mas dinamismo e frequente instabilidade. Tais comportamentos aperiódicos são complexos e permanentemente sensíveis a pequenas perturbações. A Teoria do Caos se refere a um estudo qualitativo

do comportamento aperiódico e instável em sistemas determinísticos dinâmicos e não lineares. É uma parte da teoria da complexidade que está ligado à descoberta de padrões e leis razoavelmente simples, que governam uma série de fenômenos complexos (WILBER, 2007).

### 3.2.2. Teoria do Caos

A Teoria do Caos surgiu com Henri Poincaré (1854-1912) estudando o movimento de três corpos em interação gravitacional, como o sol, a terra e a lua. O problema de três corpos isolados do resto do mundo teria que conhecer a estabilidade do sistema solar ao longo do tempo. Ele percebeu que as órbitas do sistema se tornavam instáveis de tal forma, que erros mínimos nas condições iniciais tornavam impossível tal previsão, e a ideia de imprevisibilidade contra o determinismo estrito de Laplace (CAMPOS *et. al.* 2015, MONTEIRO, 2006)

Após décadas da descoberta em 1963, o cientista meteorológico Edward Lorenz, trabalhava com modelos para a previsão do tempo e com programas que eram baseados em 12 variáveis, essas variáveis eram representadas em gráficos em função da variável temporal. Lorenz notou que arredondando uma condição inicial de seu sistema de 0,506127 para 0,506, acarretaria em uma mudança no comportamento de sua solução para um período de dois meses de simulação computacional. Esse resultado inesperado levou Lorenz a ter uma ideia a respeito de como a natureza evolui no tempo: pequenas mudanças podem ter grandes consequências à longo prazo (DIZIKES, 2011).

O menor erro nas medidas de um sistema, num dado instante, pode comprometer a validade de qualquer previsão do tempo para os instantes seguintes. Por isso, a modelagem de um sistema necessita ser representada através de informações que são denotadas como a fase deste sistema. De uma maneira geral, um experimento não mede todas as variáveis de estado do sistema e, usualmente, tem-se disponível a evolução no tempo de apenas uma variável de estado. Dessa forma, é interessante analisar o sistema dinâmico a partir de séries temporais o que é feito a partir de técnicas de reconstrução do espaço de fase. (CAMPOS *et. al.* 2015, DIZIKES, 2011)



### 3.2.3. Espaço de Fase

A melhor maneira para se obter uma descrição completa da dinâmica de um sistema não linear é analisá-lo sob aspecto da evolução do espaço de fase, obtido pela variação do parâmetro de controle escolhido no intervalo de análise (PARKER e CHUA, 1987).

O espaço de fase de um sistema dinâmico é definido como o espaço formado pelas variáveis de estado do sistema ( $x$ ). O diagrama de fases mostra como esse estado evolui no tempo. O conjunto de todas as curvas, ou linhas de fluxo, que representam possíveis soluções da figura 1 é chamado de diagrama ou retrato de fases (NETO, 2016).

Esse espaço é comumente representado num plano, porém, devido à periodicidade do sistema, pode ser topologicamente mais vantajoso representá-lo num cilindro ou um toro. A figura 1 mostra o espaço de fase do pêndulo simples, sem amortecimento, e um espaço cilíndrico em que os pontos  $\pi$  e  $-\pi$  são fisicamente idênticos (NETO, 2016).

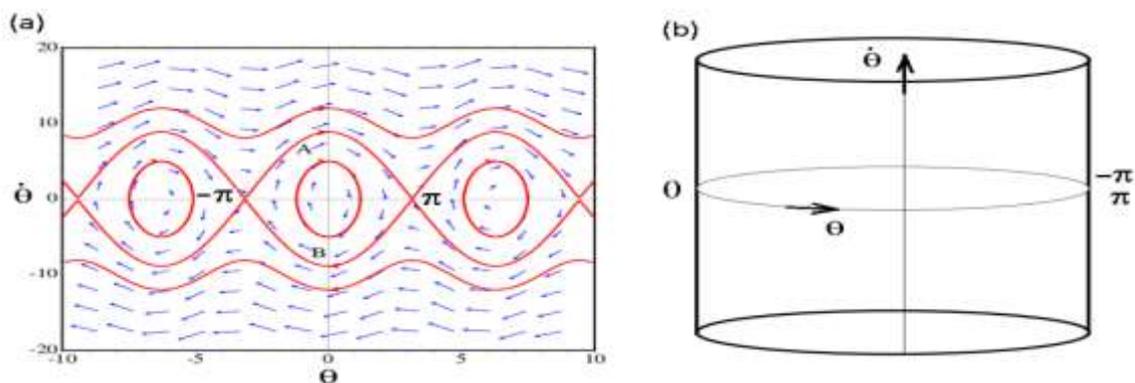


Figura 1 : Pêndulo Simples: (a) retrato de fase (b) espaço de fase cilíndrico (NETO, 2016).

### 3.3. Reconstrução do Espaço de Fase

A reconstrução do espaço de fase está fundamentada no fato de que a série temporal de certa variável de estado  $x_i$  contém informações sobre as outras variáveis de

estado não observáveis, podendo ser empregadas para prever o vetor de estado atual  $x(n)$ . As ideias fundamentais sobre a técnica são creditadas a Ruelle (1979), Packard (1980) e Takens (1981), e uma de suas principais características é a preservação dos invariantes geométricos do sistema (dimensão fractal, expoente de Lyapunov e outros).

### **3.3.1. Atratores Estranhos**

A representação matemática de um sistema dinâmico em um computador, é em forma de um atrator que mostra com precisão o movimento do sistema. Este atrator reflete a regularidade do movimento, ou seja, sua velocidade e sua posição. Um sistema perfeitamente regular será representado por um atrator simples, como um círculo ou uma elipse. Quando uma perturbação força ligeiramente o sistema para mudar, ele pode tornar-se instável e o atrator mostra uma figura caótica e imprevisível. (SAVI, 2006)

Atratores aparecem em sistemas forçados dissipativos e podem ser classificados de várias formas. Os tipos de atratores mais simples são: ponto fixo e ciclo limite. O de ponto fixo corresponde ao ponto para o qual um sistema dinâmico convergirá se lhe for dado tempo suficiente. Ciclo limite, por sua vez, corresponde a uma órbita periódica para o qual o sistema tenderá após um alguns ciclos (VILLATE, 2005).

Os atratores estranhos, por sua vez, possuem estrutura fractal, alta sensibilidade às condições iniciais e comportamento não-periódico. Os sistemas evoluem numa região finita do espaço de fase, mas sem nunca passar por um estado que já estivesse passado anteriormente (VILLATE, 2005).

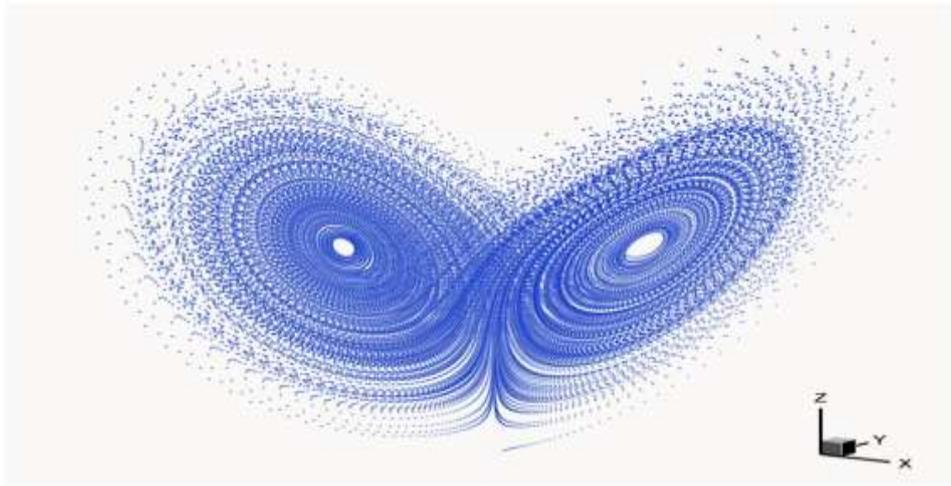


Figura 2: Atrator estranho de Lorenz em  $(x, y, z)$ . Os parâmetros escolhidos são  $r = 45,92$  e  $b = 4$  com 50.000 pontos de dados e  $dt = 0,005$ . Condições iniciais são  $X(0) = 1, Y(0) = 1, Z(0) = 1$  (MOURA, 2013).

### 3.3.2. Dimensão de Imersão

A dimensão de imersão é a dimensão mínima de uma estrutura de características dinâmicas equivalentes às do sistema de interesse. Em 1981, F. Takens provou que no espaço de fase formado pelo eixo- $x(t)$ , pelo eixo- $x(t + \tau)$ , pelo eixo- $x(t + 2\tau)$ ... e pelo eixo- $x(t + (m-1)\tau)$ , o atrator reconstruído é topologicamente equivalente ao atrator “real”, sobre o qual conhece-se apenas a evolução em tempo discreto da variável de estado  $x$ . Na sua prova, Takens assumiu que a série é formada por infinitos pontos  $x_j$  e que não há ruído. Se essas condições são satisfatórias, as propriedades topológicas do atrator reconstruído são preservadas, tomando-se:  $m \geq 2D_0 + 1$ , sendo  $D_0$  a dimensão de contagem de caixas do atrator “real”. Chamando-se espaço de imersão o espaço no qual realiza-se a reconstrução. Denomina-se  $m$  de dimensão de imersão e  $\tau$  de passo da reconstrução, sendo que o  $\tau$  deve ser múltiplo do tempo de amostragem do sinal contínuo  $x(t)$  (TAKENS, 1981).

Considerando-se como exemplo o caso do Sistema de Lorenz, com  $\sigma = 10, b = 8/3$  e  $r = 28$ , onde a dimensão de contagem de caixas do atrator “real” vale  $D_0 \cong 2,60$ . Assim, segundo Takens, pode-se reconstruir o atrator a partir de  $x(t)$ , tomando-se  $m \geq 2D_0 + 1$ , nesse caso,  $m = 6$  parece ser suficiente. Entretanto, num problema real, não se

conhece o atrator original, nem seu valor  $D_0$ , podendo ser determinado pelo método de atraso temporal de Taken, a cada instante  $t_j$ , assinala-se o ponto de coordenadas

$$X(j) = \{ (x(t), x(t + \tau), x(t + 2\tau), \dots, x(t + (m-1)\tau)) \}$$

onde  $X$  é o vetor reconstruído num espaço multidimensional ou espaço de imersão. Variando-se  $j$  de 1 até  $N$ , obtém-se a trajetória reconstruída. A utilização da técnica de imersão procura gerar a estrutura mais próxima da real do espaço de estado, e também como base para outros cálculos, como a dimensão de correlação e o cálculo do expoente de Lyapunov. Existem algumas técnicas para a dimensão de imersão, porém o método dos falsos vizinhos se adaptaram melhor as séries de dados (MONTEIRO, 2006).

### 3.3.2.1. Método dos Falsos Vizinhos (FNN)

O método dos falsos vizinhos é um dos métodos desenvolvidos para o cálculo da dimensão de imersão de um sistema não-linear. Este método foi desenvolvido por Matthew B. Kennel que é o mais utilizado quando a reconstrução do atrator é realizada a partir dos métodos dos atrasos. O *FNN* foi desenvolvido baseado na busca de uma dimensão mínima onde não ocorra cruzamento de órbita consigo mesma. Assim, avalia se um vizinho é “verdadeiro” ou “falso” apenas em virtude da projeção do sistema em uma determinada dimensão. Desta forma, um falso vizinho é um ponto do sinal que só corresponde a um vizinho devido à observação das órbitas em um espaço muito pequeno,  $d < m$ . Quando o espaço está imerso em uma dimensão  $d \geq m$ , todos os pontos vizinhos de todas as órbitas são vizinhos verdadeiros. (KENNEL, BROWN & ABRAVANEL, 1992).

O método dos falsos vizinhos pode ser entendido a partir de um simples exemplo, considerando-se o pêndulo não linear. A Figura 2.0 ilustra o espaço de estado do pêndulo não linear para uma mesma condição periódica (período-2). Os pontos A e B parecem

ser vizinhos verdadeiros quando  $d = 2$  (Figura 2.0a), pois a dimensão de imersão é muito pequena. Quando se aumenta a dimensão (Figura 2.0b) a distância entre estes dois pontos aumenta, caracterizando-o como um vizinho falso. Entretanto, a distância entre o ponto A e C é sempre a mesma nos dois casos, correspondendo a um vizinho verdadeiro (SAVI, 2004).

### 3.3.3. Dimensão Fractal

Um fractal pode ser associado a medida de similaridade denominado de dimensão fractal. Em geral a dimensão de uma figura geométrica é dada por um número inteiro, como nos seguintes exemplos: uma linha reta tem dimensão igual a 1; um plano, dimensão igual a 2 e um sólido, dimensão 3. No entanto, existem situações em que a dimensão se torna fracionária, como por exemplo: uma linha com várias mudanças de direção, um plano ou um sólido com “buracos” ou um plano com protuberâncias em outras direções, para estes tipos de medidas existem a dimensão fractal (BACKES & BRUNO, 2005).

A complexidade é uma propriedade dos fractais a qual significa que nunca pode representa-los completamente, pois os detalhes dos mesmos são infinitos. Sempre existirão reentrâncias e saliências cada vez menores. Os atratores estranhos formam figuras com dimensão fractal no espaço de fase. A trajetória do sistema nunca se repete e nunca se cruza, percorrendo um comprimento infinito, porém, ocupando uma região limitada. Por essas características, a dimensão do atrator fornece indicações sobre o comportamento do sistema: um atrator com dimensão fractal será, muito provavelmente, um atrator estranho, o comportamento do sistema será, muito provavelmente, caótico. (BACKES & BRUNO, 2005).

### 3.3.4. Informação Mútua

Informação mútua é uma medida da quantidade de informação, e está relacionada à quantidade de informação que uma variável contém acerca da outra. Ou

seja, a informação mútua é definida como a quantidade de incerteza que é reduzida em uma dada variável, a partir do conhecimento provido pela outra (MONTEIRO, 2011).

A informação mútua média fornece as mesmas informações que a função de correlação fornece em sistemas lineares sendo, na realidade um tipo de generalização para sistemas não-lineares. Elas não são funções das variáveis  $s(t)$  e  $s(t + \tau)$ , mas sim, de um funcional da probabilidade combinada de  $s(t)$  e  $s(t + \tau)$ . Se  $s(t)$  e  $s(t + \tau)$  são iguais, então  $I(\tau)$  é máximo. Por outro lado, se  $s(t)$  e  $s(t + \tau)$  são completamente independentes, então o argumento do termo logarítmico é a unidade e  $I(\tau)=0$  (SAVI, 2006).

Fraser & Swinney (1986), seguindo as informações fornecidas por Shaw(1984), estabelecem que o valor do tempo de defasagem ideal corresponde ao primeiro mínimo local, quando este existir, da função de informação mútua média ( $I(\tau)$ ). Desta forma, ao traçar  $I(\tau)$  versus  $\tau$ , a melhor defasagem corresponde ao valor de  $\tau$  no primeiro mínimo local. Com isso, garante-se que o espaço de estado reconstruído seja topologicamente equivalente ao espaço de estado do sistema dinâmico original. (SAVI, 2006)

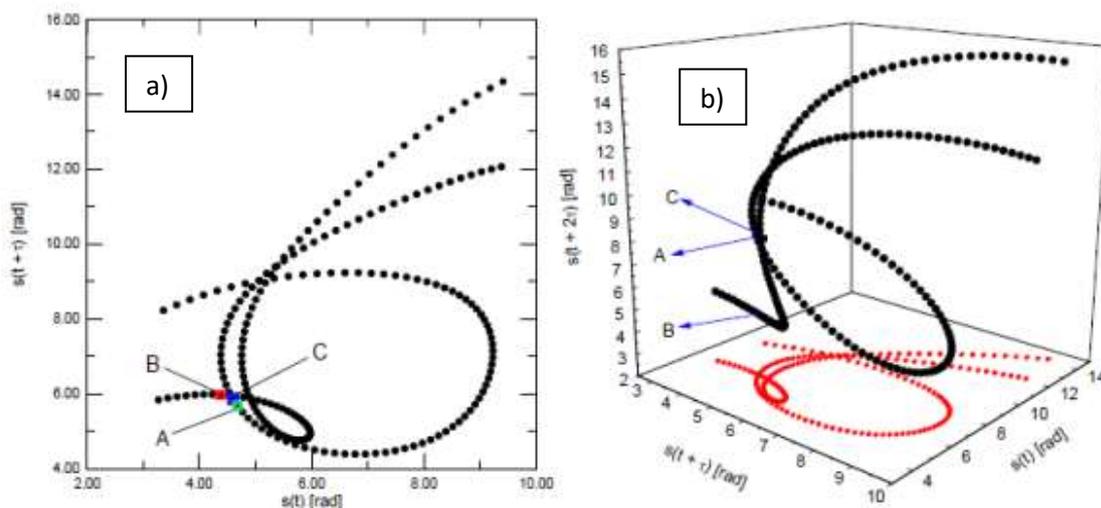


Figura 3: Representação do método FNN: (a)  $d=m=2$ ; (b)  $d=m=3$  (SAVI, 2004).

### 3.3.5. Dimensão de Correlação

A dimensão de correlação ( $D_2$ ) é uma medida geométrica de uma trajetória no espaço de fase que descreve o quanto dois pontos dessa trajetória são correlacionados. Esta medida representa a complexidade dos sistemas. Assim, um sistema mais complexo apresenta uma maior dimensão, o que significa que um maior número de variáveis de estado é necessário para descrever sua dinâmica. O valor de  $D_2$  de uma fonte de ruído aleatório, por exemplo, não converge com aumento da dimensão de imersão  $m$ ; por outro lado, um sistema determinístico apresenta um valor finito para  $D_2$  (JIANG et al., 2006).

A dimensão de correlação pode ser escrita como (GRASSBERGER e PROCACCIA, 1983)

$$D_2 = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\log C(N, \varepsilon)}{\log \varepsilon}$$

Onde na integral de correlação

$$C(N, \varepsilon) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N \theta(\varepsilon - \|\xi_i - \xi_j\|),$$

$\varepsilon$  é o raio em torno de  $\xi_i$  e a função  $\theta(x)$  satisfaz à condição:  $\theta(x) = 1$  para  $x > 0$  e  $\theta(x) = 0$  para  $x \leq 0$ .  $\xi_i$  e  $\xi_j$  representam vetores reconstruídos a partir de defasagens na série temporal associada a variáveis do tempo.

### 3.3.6. Expoente de Lyapunov

Para medirmos a sensibilidade do sistema é necessário medir a taxa com a qual dois pontos muito próximos se distanciam mediante a evolução do sistema, portanto quantificar a dependência sensitiva às condições iniciais utiliza-se os expoentes de Lyapunov (FIGUEIREDO, 2000).

A significância do conceito do número de Lyapunov é que este pode ser aplicado a órbitas não periódicas. Uma característica de um sistema caótico é ter expoente de Lyapunov positivo. Não é necessário conhecer todo o espectro de Lyapunov de um sistema. Para cada dimensão de um sistema podemos calcular a evolução temporal da diferença,  $\delta(t)$ , entre as coordenadas da mesma dimensão de duas condições inicialmente próximas como sendo  $|\delta(t)| = e^{\lambda t} |\delta_0|$ , onde  $\lambda$  é o expoente de

Lyapunov associado a uma das dimensões do sistema. Basta apenas conhecermos o maior expoente de Lyapunov do sistema, pois se este for positivo o sistema é caótico. Caso contrário nenhum dos expoentes será positivo e assim sendo, o sistema não está num regime caótico (ABDULACK *et. al.* 2011).

A figura 4 exhibe uma série temporal para duas condições iniciais muito próximas (1% diferentes) e a variação temporal da distância  $\delta$  entre elas. Como se pode observar na figura, em poucas iterações o afastamento entre as séries torna-se bastante evidente. Para os valores de parâmetros utilizados,  $d = 0,08$ ,  $e = -14$  e  $g = 0,1$ , o expoente obtido foi  $\lambda = 0,039$ . Em uma análise mais rigorosa, considerando a média de 500 condições iniciais aleatórias, obteve-se  $\lambda = 0,038$ . Como o sistema é tridimensional, há três expoentes de Lyapunov  $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$  que caracterizam completamente o sistema. Para o caso analisado, obteve-se  $\lambda_1 = 0,038$ ,  $\lambda_2 = 0$ ,  $\lambda_3 = -13,45$  (ABDULACK *et. al.* 2011).

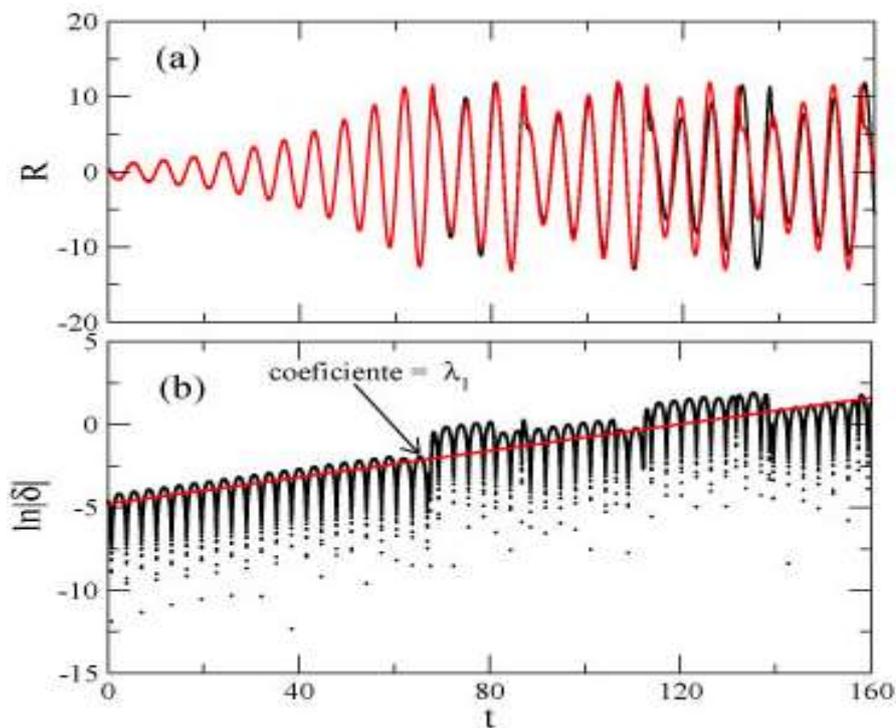


Figura 4: (a) Série temporal de  $R$  para  $R_0 = 0,50$  (linha preta) e  $R_0 = 0,51$  (linha vermelha); (b) evolução temporal da distância  $\delta$  entre as trajetórias no espaço de fase. O coeficiente da reta de ajuste (linha vermelha) representa o maior expoente de Lyapunov do sistema. (ABDULACK *et. al.* 2011)

### 3.4. Método para Organização dos Dados

A metodologia Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) é um modelo de processo hierárquico (figura 5), sendo que este modelo compreende no conjunto de tarefas descritas em quatro níveis de abstração. Cada nível de abstração é composto por tarefas que vão da forma mais genérica até a forma mais específica (CHAPMAN et al., 2000).

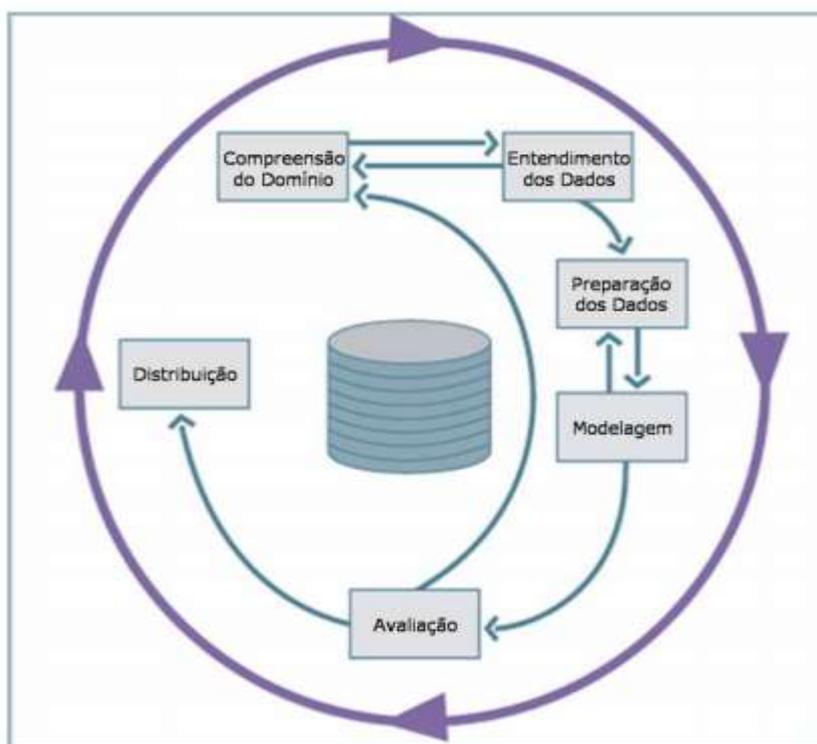


Figura 5: Modelo de Processo para Mineração de Dados, CRISP-DM. (CHAMPMAN *et. al.*, 2000).

O primeiro nível de abstração compreende as seis tarefas genéricas do ciclo de vida do processo de Descoberta de Conhecimento em Base de Dados (KDD - *Knowledge Discovery in Databases*), ou seja, a compreensão do domínio, entendimento dos dados, preparação dos dados, modelagem, avaliação e distribuição (aplicação dos resultados). Nesse nível é feita a coleta dos dados.

O segundo nível de abstração é descrito por tarefas menos genéricas, oriundas das tarefas do primeiro nível. As tarefas do segundo nível de abstração envolvem todas os métodos dinâmicos não lineares. Como exemplo, a limpeza dos dados (falha, ruído),

dentro da fase de preparação dos dados. Já o terceiro nível é composto de tarefas específicas que descrevem as ações citadas no segundo nível de forma mais abrangente, para serem aplicadas em situações específicas, como, por exemplo, a transformação de um determinado cálculo numérico em categórico. No quarto e último nível é feita a instanciação dos processos, realizando os registros das ações, decisões e resultados do referido processo de KDD. (CUNHA & DIAS, 2007; GUARIENTI, 2015).

### **3.5. Pacote TISEAN**

O principal objetivo deste pacote é a análise de série temporal de forma rápida, eficiente e com qualidade. O pacote TISEAN contém vários algoritmos, cada um destes algoritmos servem como importante ferramenta para análise de sistemas dinâmicos não lineares (KANTZ *et. al.*, 1998).

O Tisean é um conjunto de pequenos programas de linha de comando para análise de séries temporais, com métodos baseados na teoria de sistema dinâmico não-linear (KANTZ *et. al.*, 1998).

O pacote foi utilizado para avaliar as séries temporais na análise da qualidade das previsões, nos processos do software como o tempo de defasagem, as dimensões de correlação, fractal e imersão, o expoente de lyapunov e zeroth.

## 4. MATERIAL E MÉTODOS

### 4.1. Área de Estudo RPPN SESC Pantanal

A Estância Ecológica Sesc Pantanal está localizada no município de Barão de Melgaço - MT, dentro da Reserva Particular do Patrimônio Natural (RPPN), distante 160 km de Cuiabá, Mato Grosso (figura 4), na região Centro-Oeste do Brasil, onde está instalada uma torre micrometeorológica de 32 m de altura ( $16^{\circ}39'50''S$ ;  $56^{\circ}47'50''O$ ; 120 m), reconhecida pela Portaria nº 71/97 e nº 151/98N, com área de 107.996 hectares correspondendo a quase 1% da extensão total do Pantanal Mato-Grossense, entre os municípios de Santo Antônio do Leverger, Poconé e Barão de Melgaço (HARRIS *et. al.*, 2005, HOFMANN *et. al.* 2010).



Figura 6: Mapa do Brasil e Mato Grosso com destaque para o Pantanal Brasileiro, localização da área de vegetação monodominante de Cambará na RPPN SESC.

A RPPN foi declarada pela UNESCO no ano 2000, como Zono-Núcleo da Reserva da Biosfera do Pantanal e em 2003 foi reconhecida como Sítio Ramsar pela Convenção Ramsar de Áreas Úmidas, ela define RPPN como áreas privadas, gravadas com perpetuidade com o princípio objetivo de conservar a diversidade biológica, onde só são admitidas as atividades de pesquisas, educação ambiental e turismo sustentável. (HARRIS et al. 2005).

Esta área apresenta uma floresta monodominante de Cambará (*Vochysia divergens*), conhecida localmente como cambarazal, com altura do dossel variando entre 28 a 30 m (ARIEIRA & NUNES DA CUNHA, 2006). O solo é classificado como GLEISSOLO HÁPLICO Ta Distrófico. O clima é Aw segundo a classificação de Köppen, cuja média anual de temperatura do ar é de 25,6 °C e a umidade relativa do ar é de 73,1%, precipitação média anual é de 1342 mm, com precipitação inferior a 15 mm no período seco (junho a agosto) e estação chuvosa com 97% da precipitação acumulada anual (BIUDES et al., 2009; INMET, 2009).

A inundaç o   um reflexo da varia o anual do n vel de  gua que ocorre no rio Cuiab  e   altamente influenciada pela precipita o local e dif cil drenagem da  gua da chuva pelo solo. A inunda o acompanha o per odo de chuva que vai de outubro a setembro. O padr o de inunda o   do tipo monomodal, com pequena amplitude (Hamilton *et al.* 1996). Al m dos ciclos anuais de inunda o tamb m s o reconhecidos ciclos plurianuais de inunda o, com per odos de grandes cheias e grandes secas (Collischonn *et al.* 2001; Nunes da Cunha & Junk 2001; Arieira & Cunha 2006).

Os projetos de pesquisa no Pantanal s o importantes para entender o clima da regi o de Mato Grosso e Mato Grosso do Sul, por m a configura o dessa posi o geogr fica n o est  associada s o a esses estados, mas tamb m constitui o elo entre os biomas da Amaz nia, Cerrado, Chacos Boliviano e Paraguai, sendo considerado como um conjunto de v rios ecossistemas provenientes dos rios da Bacia do Alto Paraguai - BAP (CUNHA & JUNK, 2004). Essa bacia possui grandes  reas de explora o agr cola e pecu ria, entre as quais podem ser destacadas culturas como soja, milho, cana-de-a u ar e cria o animal, principalmente a produ o de gado de corte (COLLISCHONN et al., 2003, NUNES et al. 2011).

Dessa forma, a bacia do Alto Paraguai recebe grande influência do clima, decorrentes do fato de que as massas de ar que predominam na região são, com frequência instáveis e muito carregadas de umidade. Estes efeitos são perceptíveis nas distribuições regionais das precipitações e das temperaturas. As massas de ar na bacia superior do rio Paraguai são influenciadas pelos seguintes fenômenos (DNOS 1974):

- a) O anticiclone do Atlântico subtropical, centrado em torno de 30° Sul, se desloca para o Norte no inverno e vice-versa no verão, produz ventos que vão de NE à NW;
- b) A área de baixa temperatura no verão, situada a leste dos andes, entre o Trópico de Capricórnio e a latitude 30° Sul, quase desaparece no inverno; no verão produz ventos que defletem massas de ar úmido da bacia Sul do Amazonas para o Pantanal;
- c) As frentes frias, cujas origens estão na instabilidade da frente polar, não alcançam toda a bacia; frequentemente cobrem as partes SE e S da mesma. Esta situação é mais significativa no Norte que no Sul, determinando a estação chuvosa mais curta e tardia ao norte da bacia.

Essa configuração de fatores são fundamentais para compreender o sistema climático desse bioma, cuja análise e aplicação emanam a compreensão das inter-relações sobre os fenômenos físicos e biológicos. Dentro desta perspectiva, é fundamental conhecer os processos de inundação e a vazante do Pantanal, tornando-se necessário encarar o clima não apenas como o resultado médio dos processos atmosféricos em um determinado lugar, mas sim como o ritmo e a sucessão habitual dos estados atmosféricos (DNOS 1974).

## **4.2. Coleta de Dados**

As variáveis estudadas foram coletadas a cada 10 segundos com extração médias a cada 15 minutos, no período de 2006 a 2010, porém sendo analisadas séries de dados referentes a meses de estação chuvosa, seca e transição. Ao total foram doze séries temporais, divididas a cada quatro séries de chuva, seca e transição. As três variáveis

que tem um melhor desempenho no espaço de fase são saldo de radiação, temperatura e umidade do ar, escolhidas para a pesquisa. (PEREIRA et al., 2002).

A instrumentação utilizada para a coleta de dados de saldo de radiação (Rn) foi um Net Radiometer, Kipp & Zonen Delft, Inc., Holland; para a temperatura (T) e umidade relativa (Rh) um termohigrômetro (HMP 45 C, Vaisala, Inc., Helsinki, Finland) instalados a 37,7 m. Os dados foram processados e armazenados por dataloggers (CR 10X, Campbell Scientific, Inc., Ogden, Utah, USA). Para aumentar o número de canais de entrada no registrador foi utilizada uma placa multiplexadora (AM16/32A-ST-SW, Campbell Scientific, Inc., Ogden, Utah, USA).

### 4.3. Análise e Predição de Séries Temporais

As séries temporais experimentais micrometeorológicas do saldo de radiação (Rn), da temperatura do ar (T) e da umidade relativa (Rh), foram registrados cerca de 3.000 dados mensal, 36.000 dados anual, 144.000 dados de cada variável em quatro anos, gerando um total das variáveis de 432.000 dados.

O desempenho desse volume de dados foi processado através de um notebook com processador core i5, sistema operacional linux, memória 4 GB, 1TB de HD e nele foi desenvolvido um programa em linguagem Python<sup>1</sup>, inserido o pacote de software TISEAN<sup>2</sup> – *Nonlinear Time Series Analysis*.

Para realização da previsão de cada variável é utilizado uma série de 30 dias de um mês qualquer, processada no software e o resultado são as previsões de alguns dias do próximo mês, ou seja, para previsão do mês de fevereiro, será processado uma série de dados de 30 dias do mês de janeiro. A quantidade prevista é determinada automaticamente pelo software que analisa até quantos dados podem ser gerados para previsão de forma confiável.

---

<sup>1</sup> Disponível em <https://www.python.org/>.

<sup>2</sup> Disponível em <http://www.mpiyks-dresden.mpg.de/~tisean/>.

Para a reconstrução dos atratores das séries temporais foi utilizado o cálculo da Informação Mútua  $MI$  para a escolha do tempo de defasagem  $\tau$ . Para a dimensão de correlação o TISEAN utiliza o Falsos Vizinhos Próximos FNN.

Para verificar o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) das previsões realizadas, foi utilizado o software R studio juntamente com a IDE R Studio.

## 5. ANÁLISES E RESULTADOS

Nesta seção são descritos passo a passo do desenvolvimento do software e apresentados os resultados para reconstrução do atrator no espaço de fase, como o tempo de defasagem e dimensão de correlação. Em seguida é apresentada a previsão dos dados para séries de Umidade Relativa (Rh), Saldo de Radiação (Rn) e Temperatura (T), levando em consideração o coeficiente de determinação ( $R^2$ ).

### 5.1. Descrição do Software

O Software foi desenvolvido com a linguagem de programação Python utilizando o pacote TISEAN.

Todas as etapas descritas a seguir da primeira a décima quarta estão relacionadas ao fluxograma da figura 07.

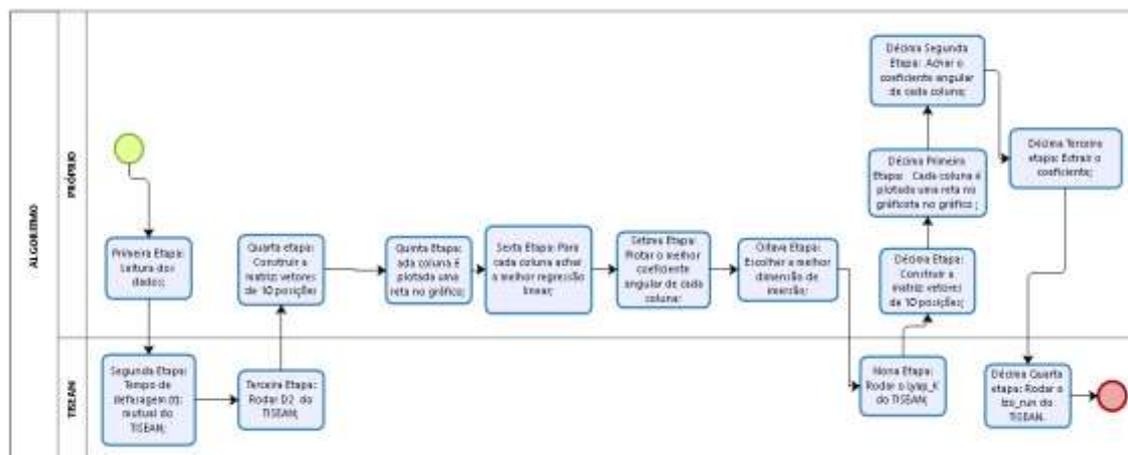


Figura 7: Processos da automatização.

A primeira etapa de automação dos processos consistiu em realizar a leitura do arquivo de dados. Após essa etapa é rodado o algoritmo da informação mútua do pacote TISEAN. Com isso, pode-se calcular o tempo de defasagem ( $\tau$ ), esse cálculo foi testado manualmente para a escolha do melhor tempo. Com o tempo de defasagem calculado é feita a terceira etapa utilizando o algoritmo que calcula a matriz de correlação do pacote TISEAN ( $d_2$ ). A saída desse arquivo é construída a quarta etapa com uma matriz de

correlação com uma única coluna calculada para até 10 dimensões. Nesse arquivo é feito um processamento para extrair cada coluna e colocar todos os dados em escala logarítma, (para obter a dimensionalidade).

Então a quinta etapa são as 10 colunas plotadas em um gráfico (figura 8) e para cada linha desenhada é construída a sexta etapa onde é extraída a melhor equação da reta para representar a parte inclinada da curva. Isso é realizado construindo a reta eliminando um elemento da esquerda e posteriormente um da direita e verificando qual resultou no melhor  $R^2$ . Isso é feito sucessivamente até o melhor  $R^2$  ou até o limite de 20% dos dados.

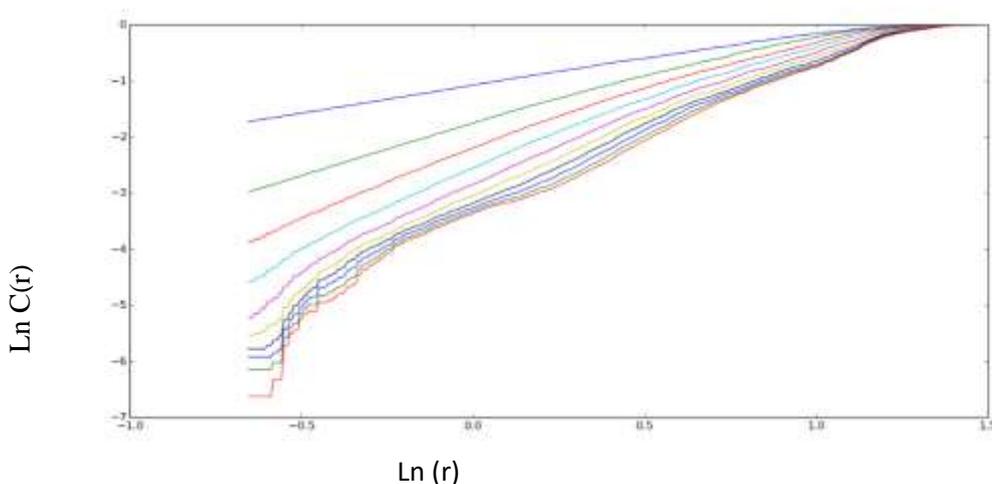


Figura 8: Dimensão Correlação

A partir de então tem-se a sétima etapa com os 10 coeficientes angulares dessas retas (figura 9). Com isso um novo gráfico é criado com os coeficientes. Nesse momento o coeficiente angular é calculado para cada par de dados. Então foi adotado um coeficiente de 0,08. Assim a oitava etapa é escolher a melhor dimensão de imersão determinando que quando esse coeficiente for menor ele assume a dimensão do fenômeno como sendo a desse par de dados.

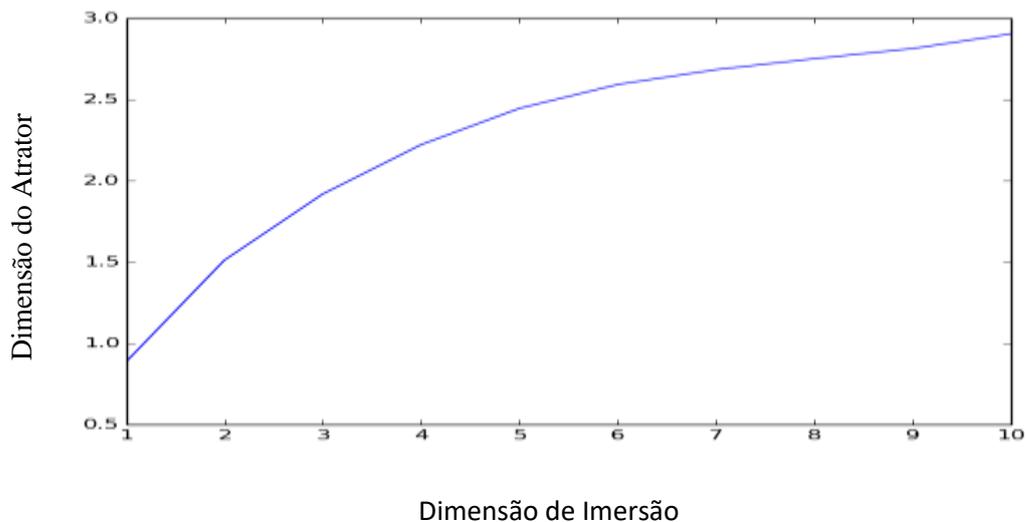


Figura 9: Coeficiente Angular

Com a dimensão calculada, a nona etapa executa o expoente de lyapunov (`lyap_k`) do pacote TISEAN (figura 10). Esse pacote também fornece uma saída em uma única coluna. Logo, a décima etapa retorna para a quarta etapa e a décima primeira etapa retorna para a quinta etapa. A partir desse arquivo é realizada para cada dimensão a regressão linear e o maior coeficiente angular é armazenado, como sendo o maior expoente de lyapunov.

A décima segunda etapa acha o coeficiente angular de cada coluna e a décima terceira etapa extrai o melhor coeficiente angular de cada coluna.

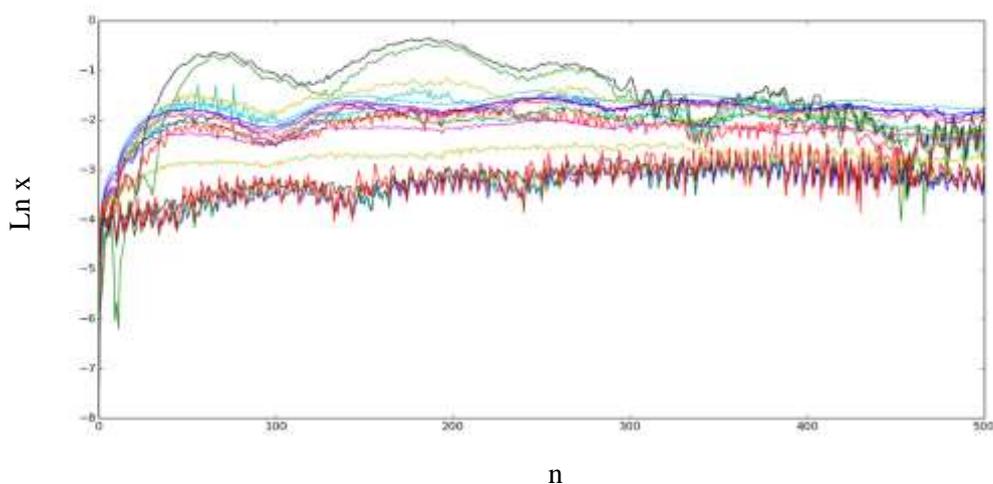


Figura 10: Maior Expoente de Lyapunov.

Assim pode-se definir com a décima quarta etapa a quantidade de dados a serem previstas para então executar a predição não linear simples (lzo-run) do TISEAN, sobre os dados originais.

O software foi testado várias vezes para cada variável, com iteração de aproximadamente 3.000 dados, e levado aproximadamente 2 minutos para fazer a previsão de cada variável, ela foi testada várias vezes até o melhor ajuste na regressão linear.

## 5.2. Reconstrução do Espaço de Fase

### 5.2.1. Tempo de Defasagem

As figuras 11, 12 e 13 representam o tempo de defasagem em forma de histograma para mostrar a frequência dos dados. Essas figuras têm de três a quatro grupos dominantes e a diferença de tempo ( $\tau$ ) é pequeno em relação as variáveis.

Na figura 11 o tempo de defasagem para a umidade relativa nos pontos de maior concentração demonstram que no horário de (2,5 - 8,25)hs. e no horário de (14 - 19,75)hs. a informação de dependência é grande no resultado, fato que se tem muita instabilidade de nebulosidade na atmosfera.

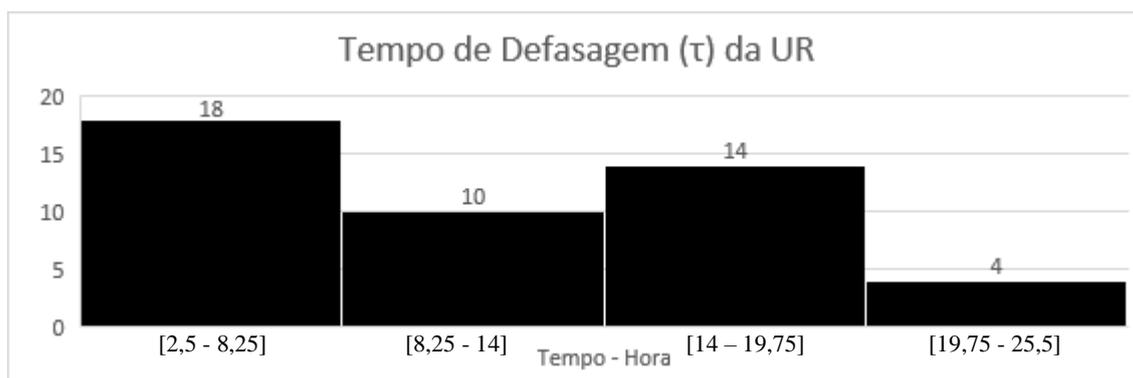


Figura 11: Tempo de defasagem da umidade relativa do ar.

O tempo de defasagem (figura 12) para o saldo de radiação nas grandes concentrações demonstram que no horário de (2,75 - 10,25)hs. e no horário de (17,75 - 25,25)hs. a informação de dependência é grande a cada período de 12 horas.

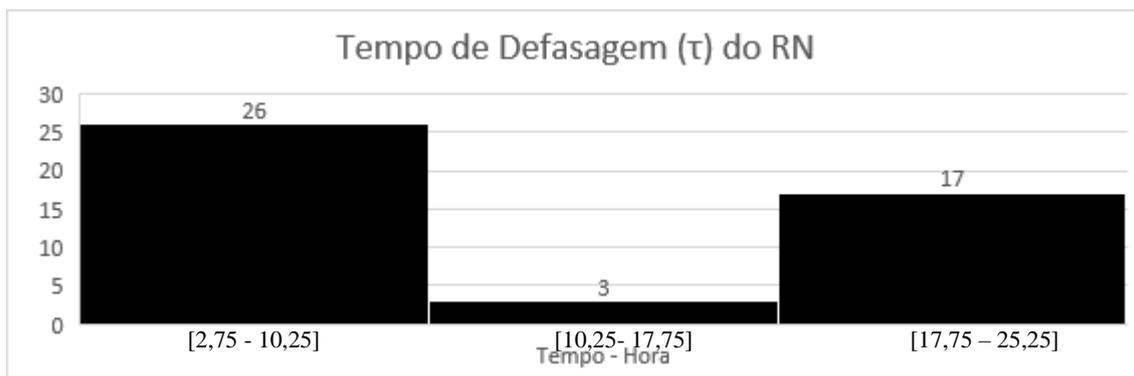


Figura 12: Tempo de defasagem do saldo da radiação.

O tempo de defasagem para a temperatura na figura 13 tem maior evidência nos horários de (2, 5 - 8)hs. e no horário de (13,5 - 19)hs. mostrando grande dependência de informação.

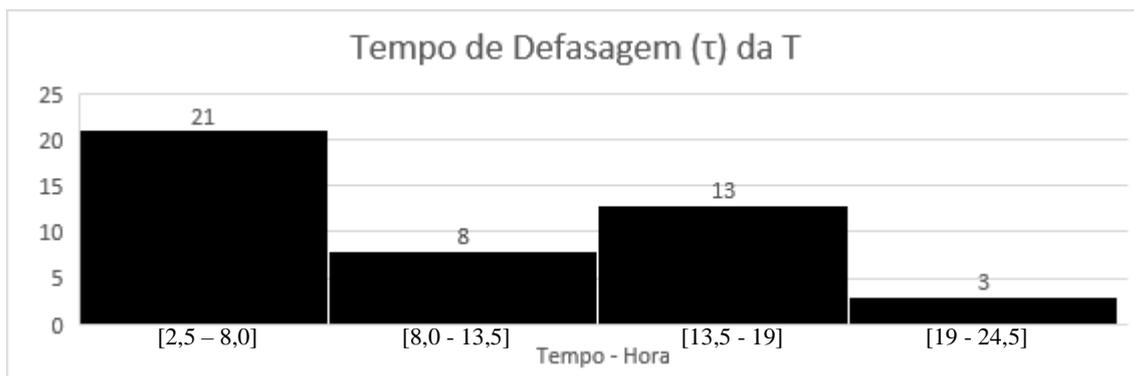


Figura 13: Tempo de defasagem da temperatura.

### 5.2.2. Dimensão de Correlação ( $D_2$ )

Reconstruído o atrator, calcula-se a sua dimensão fractal, ou seja, a dimensão de correlação com o número de variáveis independentes.

Observa-se pelos resultados das figuras 14, 15 e 16 que nos meses de chuva (Novembro á Abril ) a dimensão encontra-se mais alta, em torno de 7 e 8, enquanto nos meses de seca (Julho á Setembro) a dimensão encontra-se por volta de 6 e 8, o que nos permite afirmar que a adição de imprevisibilidade no período de chuva é maior do que na seca.

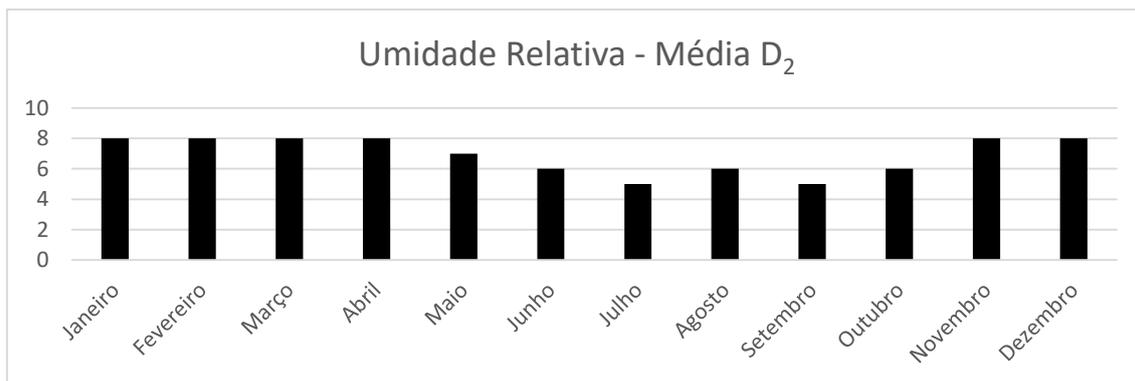


Figura 14: Dimensão de correlação da umidade relativa do ar.

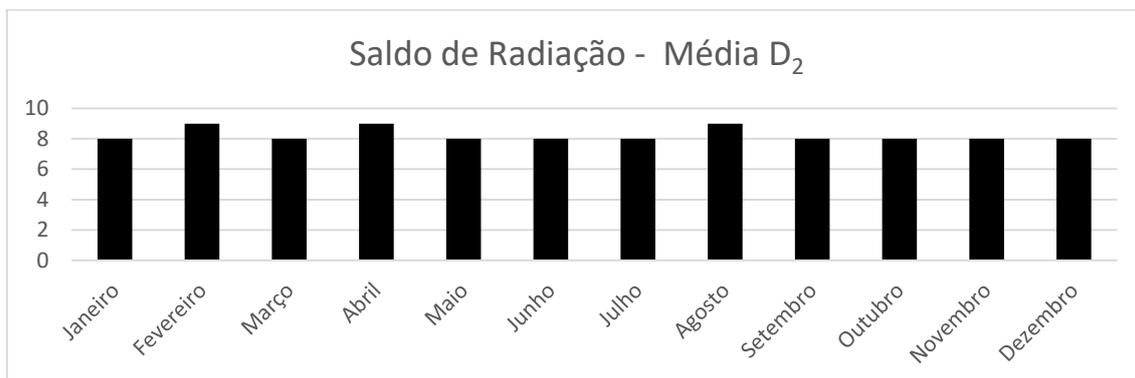


Figura 15: Dimensão de correlação do saldo de radiação.

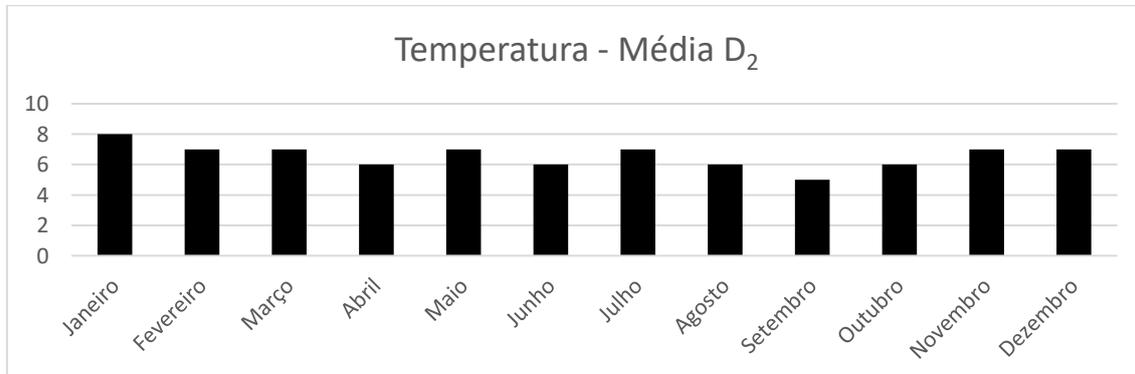


Figura 16: Dimensão de correlação da temperatura.

Estes resultados possibilitam inferir que, dentre as séries temporais das variáveis analisadas e períodos considerados, a figura mostra que o  $R_n$  é a variável mais simples de ser modelada, porque houve uma variabilidade sazonal de  $R_n$ , com os maiores valores de  $D_2$  ( $R_n$ ) no período chuvoso e os menores no período seco, o que está de acordo com a declinação solar anual, em que a média mínima  $R_n$  é em junho, e máxima é em dezembro (VAREJÃO, 2006; REICHARDT & TIMM, 2004, MELLO, 2013). No

entanto, as diferenças de nebulosidade tornam-se estatisticamente significativas a partir das medidas efetuadas no verão e inverno.

### **5.3. Coeficiente de Determinação**

A seguir são mostradas as variáveis micrometeorológicas umidade relativa do ar, saldo de radiação e temperatura, em relação ao coeficiente de determinação, que foi proposto para analisar as variáveis no sentido do quanto mais próxima a série medida está em relação a série prevista. Normalmente, quanto maior  $R^2$ , melhor o modelo ajusta os dados variando de 0 a 1, com isso permite um parâmetro para determinar a confiabilidade das previsões.

#### **5.3.1. Umidade Relativa do Ar**

A média anual para o coeficiente de determinação no período de 2006 a 2010 (tabela 1) foi de 0,73 e no histograma de 0,72. Os maiores valores registrados na tabela 1 no período seco de abril a setembro foi de 0,75 e no histograma a frequência dominante foi de 0,70 a 0,82 com 17 ocorrências, proveniente da estação outono e inverno, onde tem grandes probabilidades de prever os fenômenos existentes, porém com as passagens de frentes frias associadas à fumaça produzida pelas constantes queimadas reduzem a umidade relativa do ar a níveis muito baixos.

Os menores valores concentraram de outubro a março com 0,72 (tabela 1) e no histograma ocorreram na faixa de 0,34 a 0,58 com 6 ocorrências isso ocorre por causa das características das estações primavera e verão, nesse período os dias são mais longos, ocorrem mudanças rápidas nas condições diárias do tempo, levando à ocorrência de chuvas de curta duração e forte intensidade, principalmente no período da tarde, por isso uma menor previsibilidade dos fenômenos.

O período de Transição da tabela 1 é de 0,69 é marcado pelo final das estações bem definidas seca e úmida, nesse espaço que ocorrem grandes mudanças na atmosférica caracterizando essa passagem.

Tem-se algumas medidas que influenciam a possibilidade de previsão da umidade, porque ao amanhecer o ar ainda está saturado (100% de umidade relativa) quando então começa a cair a umidade, atingindo o mínimo no meio da tarde quando a radiação atinge o nível máximo. No entardecer quando a radiação solar diminui a umidade, aumenta progressivamente até atingir a saturação (100%) e assim permanece durante toda a noite.

UR (2006 a 2010)	
Meses	Média R <sup>2</sup>
Janeiro	0,73
Fevereiro	0,72
Março	0,70
Abril	0,77
Maio	0,84
Junho	0,81
Julho	0,74
Agosto	0,76
Setembro	0,55
Outubro	0,74
Novembro	0,65
Dezembro	0,74
Anual	0,73
Chuva (out a mar)	0,72
Seca (abril a set)	0,75
Transição (mar e abril / set e out)	0,69

Tabela 1: Coeficiente de determinação da umidade relativa do ar.

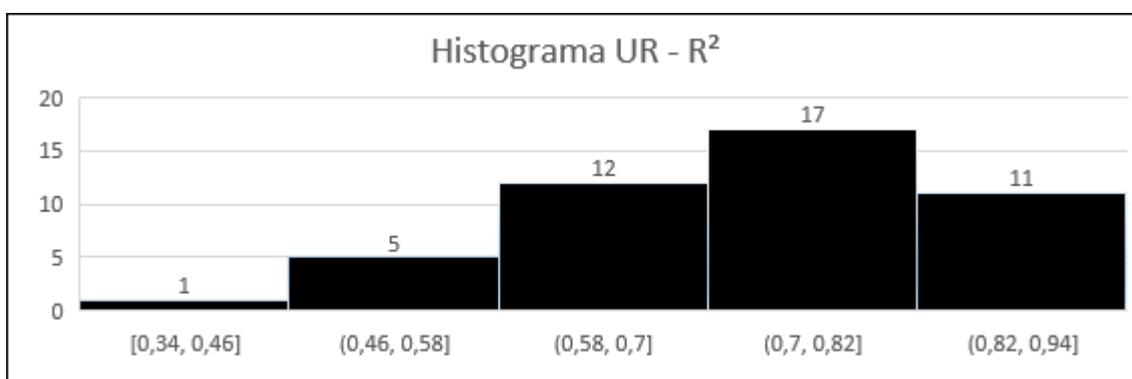


Figura 17: Histograma do coeficiente de determinação da UR.

### 5.3.1.1. Menores Valores de $R^2$ para UR.

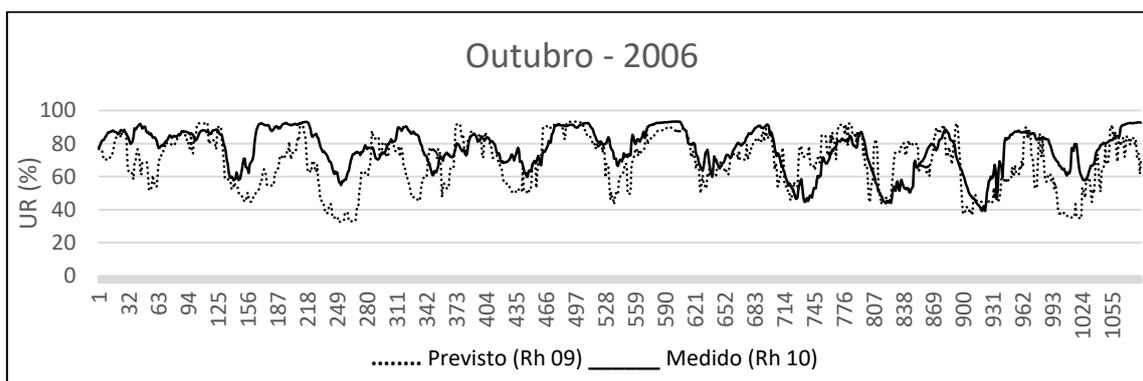


Figura 18: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2006.

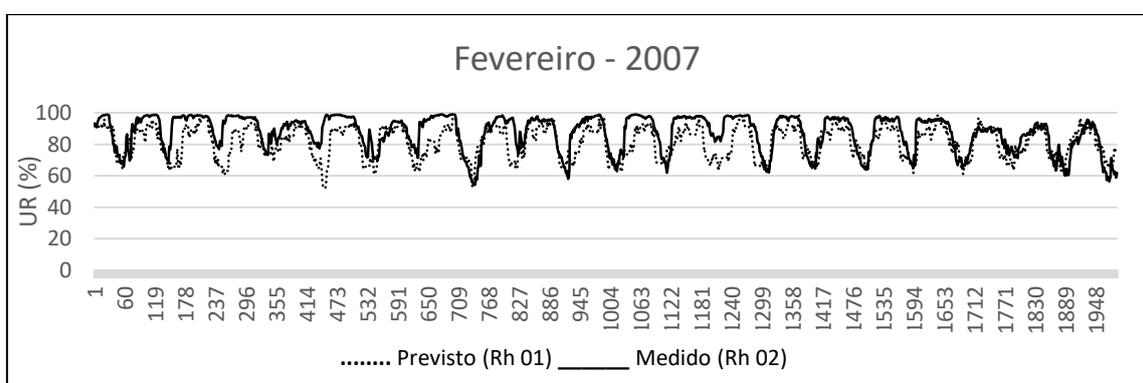


Figura 19: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007.

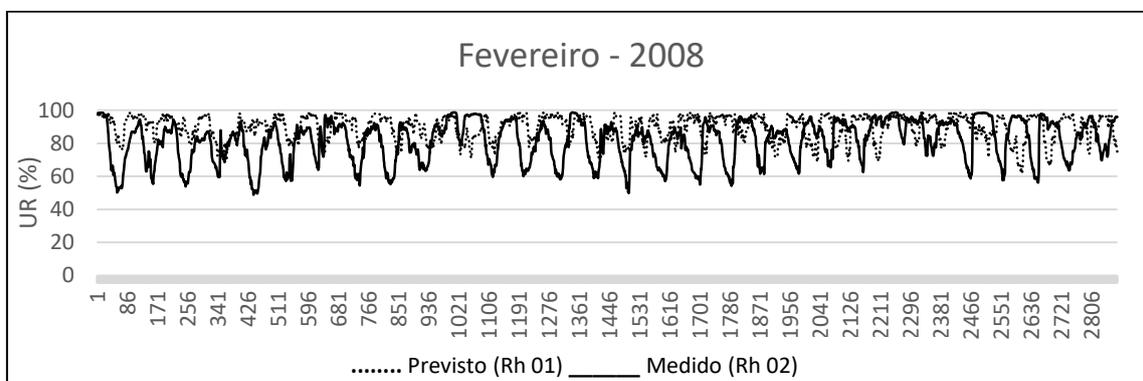


Figura 20: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008.

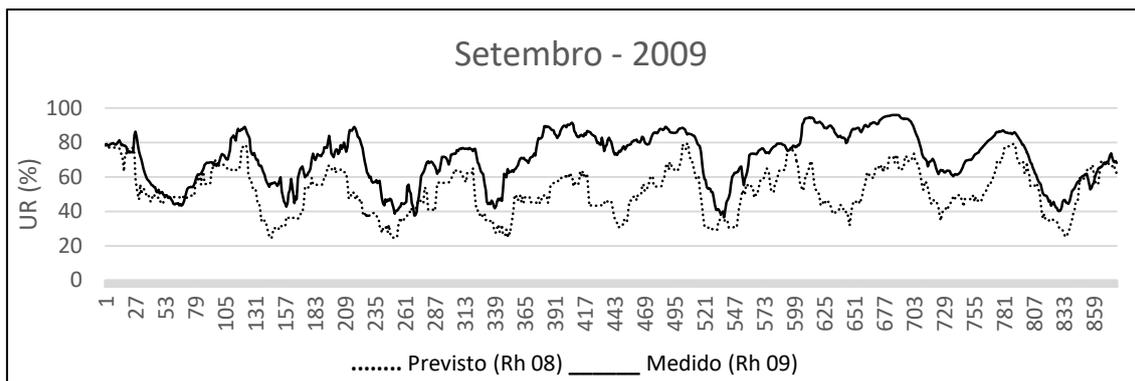


Figura 21: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009.

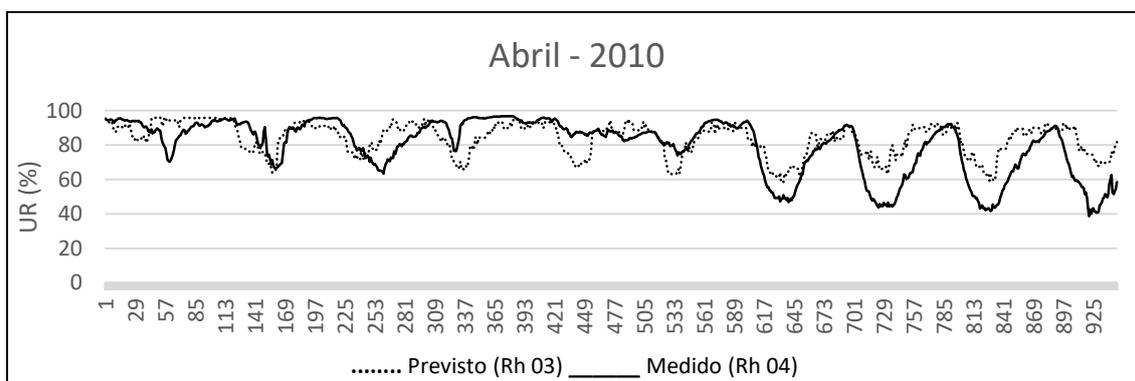


Figura 22: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2010.

Na figura 18, a umidade relativa do ar está entre 32,5% a 93,4%, o  $R^2$  é de 0,53, marcando o mês de outubro. A figura 21, representa o mês de setembro com a umidade relativa do ar variando de 24,4% a 79,5%, início da primavera, tem um aumento da umidade proveniente de transformações nas características das plantas para a reprodução de flores e frutos. Essa transformação tem relação direta com a movimentação de água e ar no solo e por isso influencia o desenvolvimento das plantas, seja regulando a aeração (circulação do ar), suprimindo água (armazenando e circulando), disponibilizando nutrientes, condicionando a sua temperatura, limitando a penetração das raízes e a atividade micro e macrobiótica (KOHNKE,1968).

No período mais chuvoso (figura 20) mês de fevereiro, o  $R^2$  foi de 0,64 e a umidade relativa variou de 52,1% a 98,5%, na figura 19, o valor está entre 60,8% a 98,5%, o  $R^2$  é de 0,50, marcando o verão, é a estação mais quente caracterizada por apresentar dias mais longos que as noites por causa do solstício de verão, clima muito quente e chuvas constantes, em decorrência da rápida evaporação das águas pelo calor do sol.

A estação seca que ocorre após o verão e antes do inverno, marca o mês de abril com a umidade relativa do ar (figura 22) variando entre 58,1% a 96,1%, o  $R^2$  é de 0,55, sendo considerado como um período de transição entre o equinócio e o solstício de inverno. Em alguns tipos de vegetação, ocorre a queda das folhas para adaptação à mudança de clima e também em razão da diminuição da umidade relativa e da fotossíntese diante da menor incidência de iluminação solar.

### 5.3.1.2. Maiores Valores de $R^2$ para UR

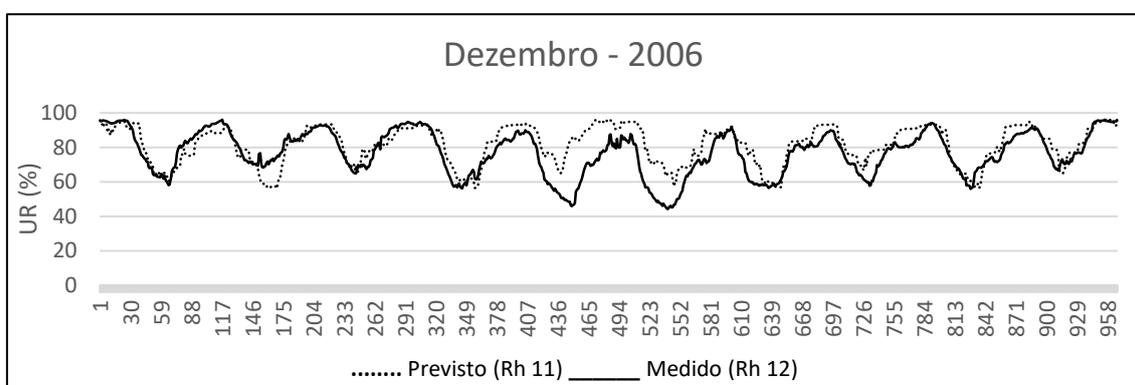


Figura 23: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2006.

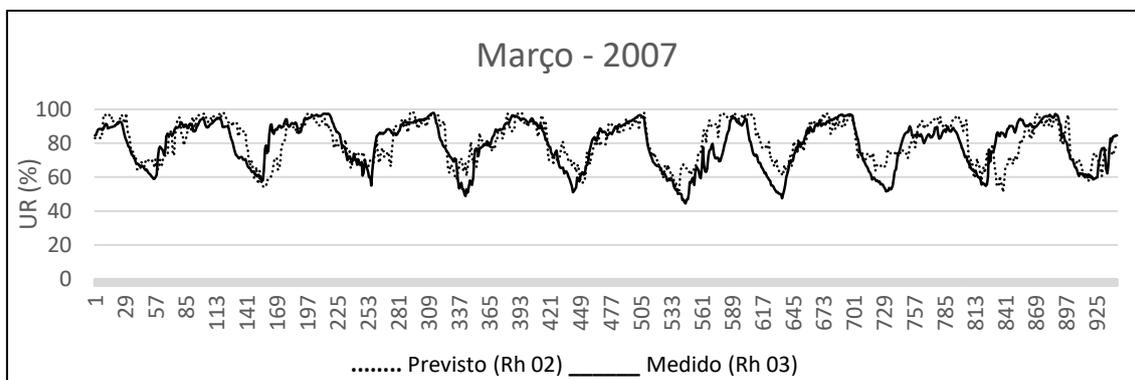


Figura 24: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007.

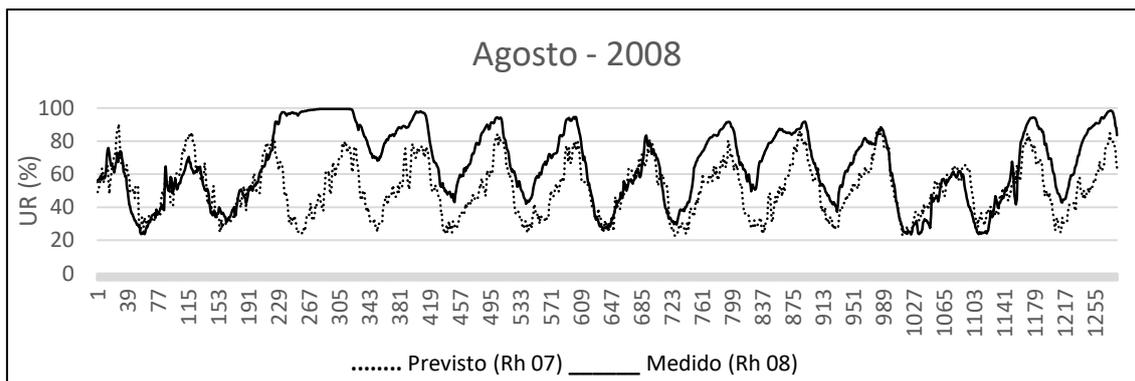


Figura 25: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008.

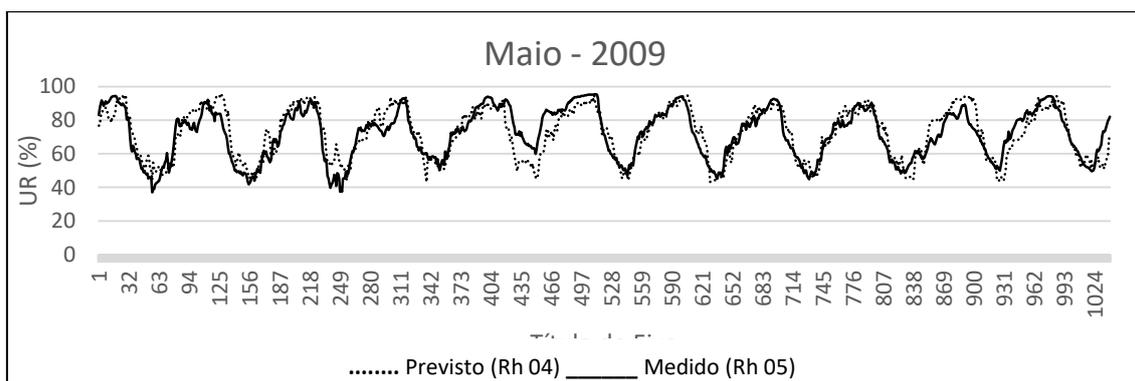


Figura 26: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009.

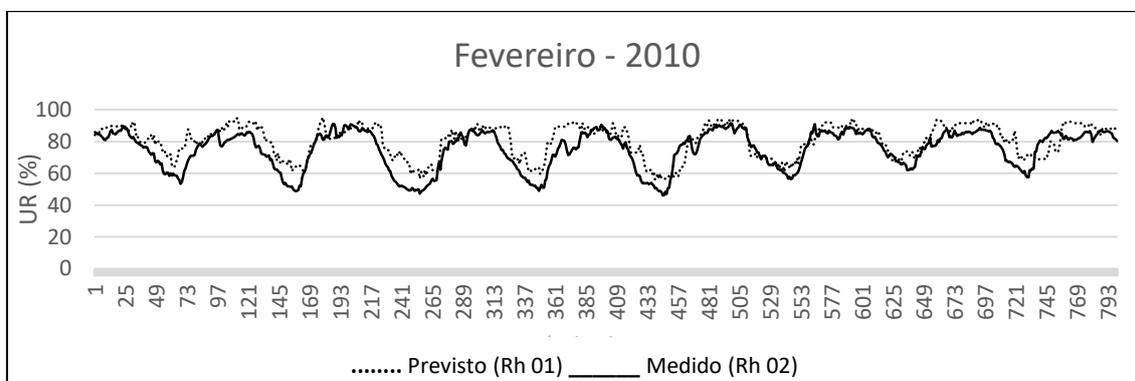


Figura 27: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2010.

A figura 23, representa o mês de dezembro, tem a umidade relativa do ar variando de 56,4% a 96,1%,  $R^2$  de 0,72 e na figura 27, variou de 56% a 95,1%, o  $R^2$  é de 0,77, com altas taxas de umidade por causa do verão quente onde ocorre muita evaporação dos rios e evapotranspiração das plantas. A temperatura ambiente tem importante papel na evaporação da água em dias ensolarados nos vegetais e nos solos,

pois geram um gradiente de pressão de vapor e consequentemente a evaporação se processa mais rapidamente, exercendo forte controle na evapotranspiração.

Em alguns tipos de vegetação, no mês de maio, ocorre a queda das folhas para adaptação à mudança de clima e também em razão da diminuição da umidade relativa (figura 26) variando de 51,1% a 98,5%, com  $R^2$  de 0,72 e na figura 24, variando de 43,0% a 94,9%, o  $R^2$  é de 0,85, isso também ocorre porque há uma menor incidência solar, provocando pouca realização da fotossíntese.

A umidade relativa da figura 25, variou de 22,8% a 90,4%, o  $R^2$  é de 0,73, marcando mês de agosto com a estação do inverno, proveniente de baixa umidade relativa do ar. As quedas bruscas da radiação, registradas nos gráficos, durante o dia, resultam frequentemente do efeito da passagem das nuvens que projetam suas sombras sobre a área de pesquisa.

### 5.3.1.3. Boxplot da Umidade Relativa

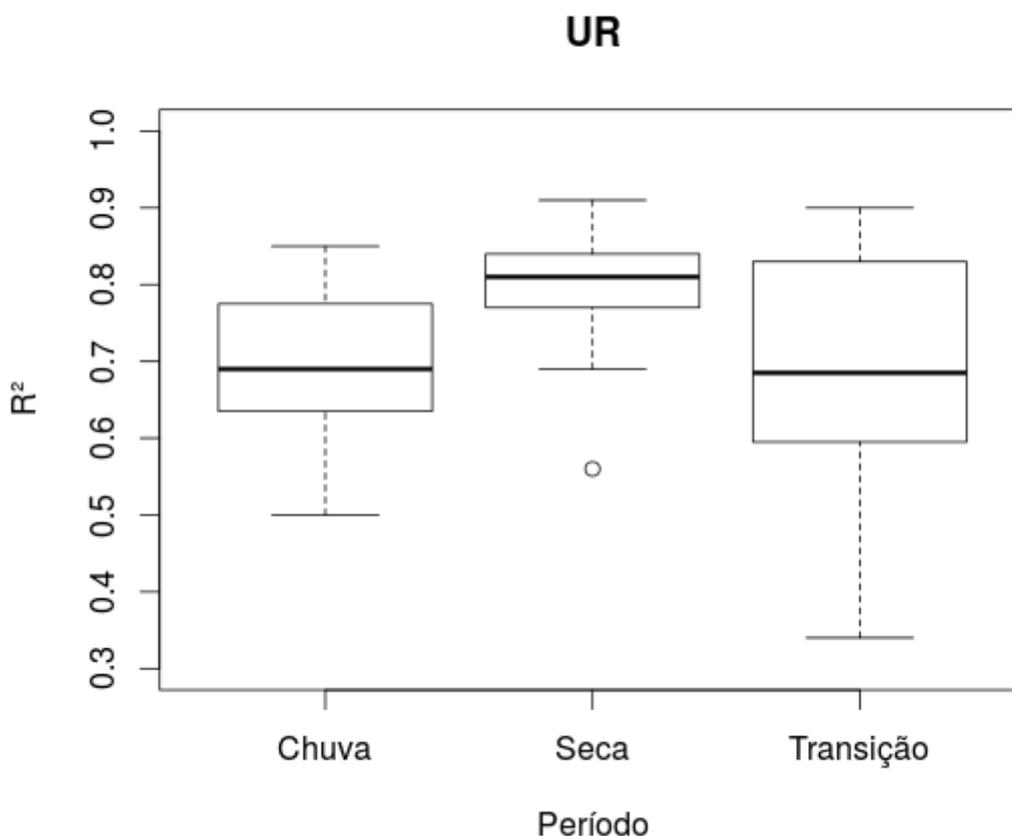


Figura 28: Boxplot - Umidade relativa na estação seca, chuva e transição.

Observando o boxplot da umidade, no período de chuva, a água em razão de seu calor específico, tende a conservar por mais tempo as temperaturas, fazendo com que haja uma menor variação delas, ou seja, a amplitude térmica (diferença entre a maior e a menor temperatura) é menor quanto maior for a umidade, por isso tem-se muita dispersão dos dados porque há um grande número de nebulosidade na atmosfera.

No período de seca os dados se comportam com menor dispersão dos valores, porque não há tanta nebulosidade, os menores valores de umidade estão relacionados com a menor disponibilidade de água no solo, o que causa diminuição na evapotranspiração e conseqüente aumento no fluxo de calor sensível (Wright et al., 1996; Biudes et al., 2009).

### **5.3.2. Saldo de Radiação**

O saldo de radiação representa a energia disponível aos processos físicos e biológicos que ocorrem na superfície terrestre. Essa energia é a diferença entre os fluxos totais da radiação incidente e a “perdida” (emitida e/ou refletida) por uma superfície, medida, normalmente, em plano horizontal. Ao longo do dia, nas horas de brilho solar, o saldo de radiação em uma superfície qualquer tende a ser positivo, pois os fluxos incidentes (global e atmosférico) são superiores às frações refletidas e emitidas. Por outro lado, durante a noite, é comum que esses valores sejam negativos, pois o fluxo incidente passa a ser apenas atmosférico e a energia emitida pela superfície, superior a este, resultando em um saldo de radiação negativo (MONTEITH e UNSWORTH, 1990; PEZZOPANE et al., 1995).

A análise do coeficiente de determinação nas séries de saldo de radiação, evidenciaram uma diferença do tempo de previsão de acordo com as estações do ano.

RN - R <sup>2</sup> (2006 a 2010)	
Meses	Média R <sup>2</sup>
Janeiro	0,81
Fevereiro	0,83
Março	0,83
Abril	0,88
Mai	0,95
Junho	0,96
Julho	0,96
Agosto	0,97
Setembro	0,88
Outubro	0,85
Novembro	0,78
Dezembro	0,84
Anual	0,88
Chuva (out a mar)	0,83
Seca (abril a set)	0,93
Transição (mar e abril / set e out)	0,87

Tabela 2: Coeficiente de determinação do saldo de radiação.

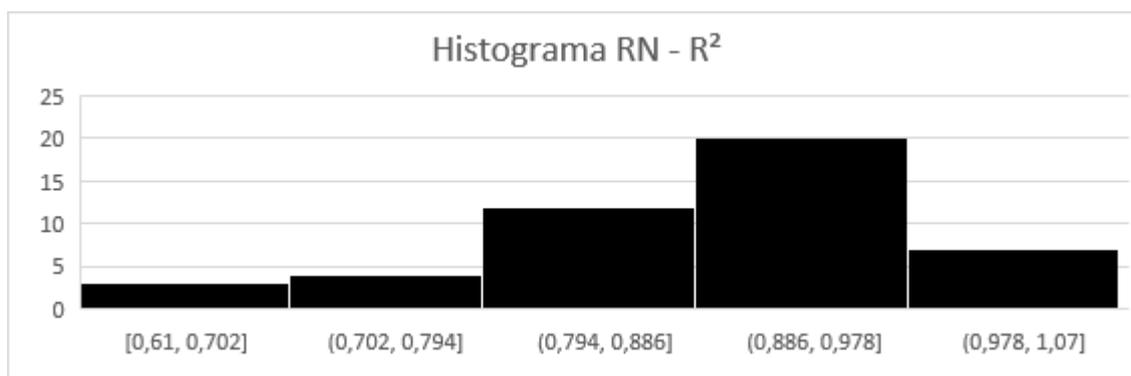


Figura 29: Histograma coeficiente de determinação do RN.

A média anual para o coeficiente de determinação no período de 2006 a 2010 na tabela 2 e no histograma foi de 0,88. As maiores médias dos coeficientes foram registrados na tabela 2, com o período seco de abril a setembro no valor de 0,93 e no histograma o percentual de 20 frequências variou de 0,88 a 0,97, proveniente da estação outono e inverno, onde tem grande instabilidade da radiação solar causada pelos fenômenos existentes, como as entradas de massas de ar.

As menores médias concentraram de outubro a março com 0,83 na tabela 2 e no histograma ocorreram na faixa de 0,61 a 0,79 com 7 frequências, porque tem características das estações primavera e verão, nesse período os dias são mais longos,

porém ocorrem grandes estabilidades com a nebulosidade carregadas de vapor que condensam formando as chuvas.

O período de Transição da tabela 2, é de 0,87 marcado pelo final das estações bem definidas seca e úmida, nesse espaço que ocorrem grandes mudanças na atmosfera.

Outra tendência observada na previsão é que a radiação solar incidida nas áreas é drasticamente reduzida nos estratos inferiores da vegetação, à medida que aumenta a densidade do dossel. O maior desenvolvimento da vegetação Cambará provoca maior sombreamento, que resulta em menor incidência de radiação no estrato arbóreo inferior em comparação com a área medida. (AUMOND, 2007)

### 5.3.2.1. Menores Valores de $R^2$ para RN

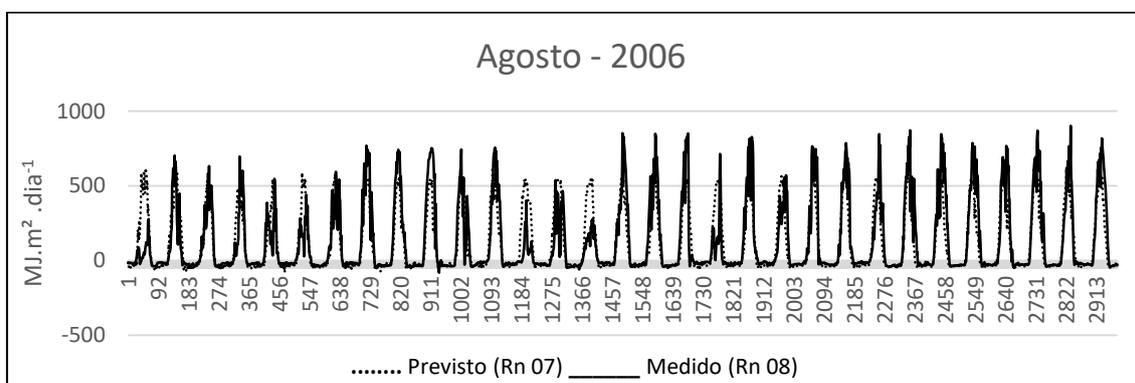


Figura 30: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2006.

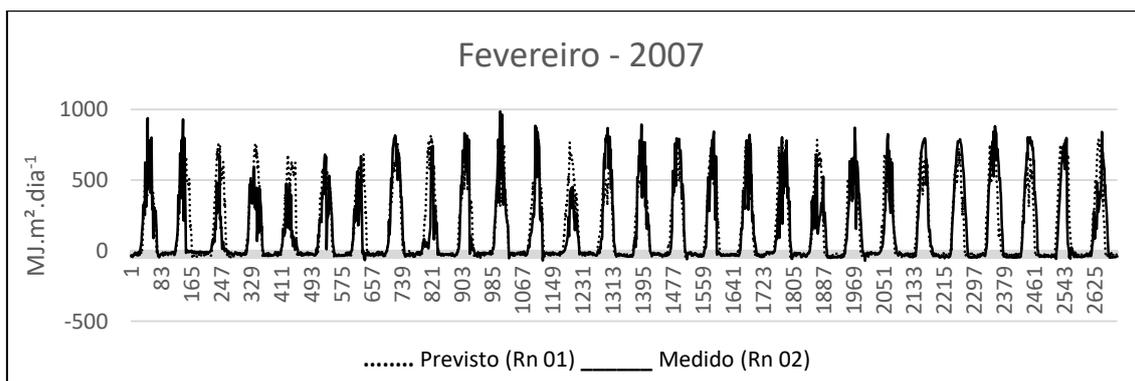


Figura 31: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007.

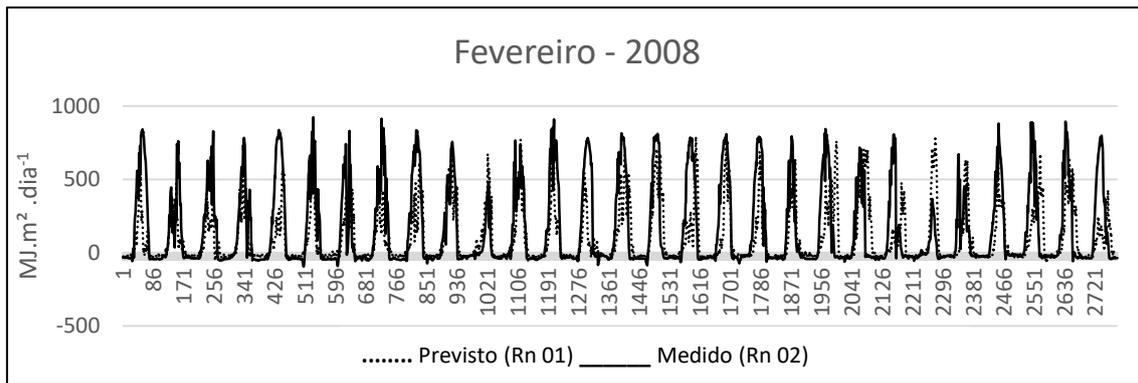


Figura 32: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008.

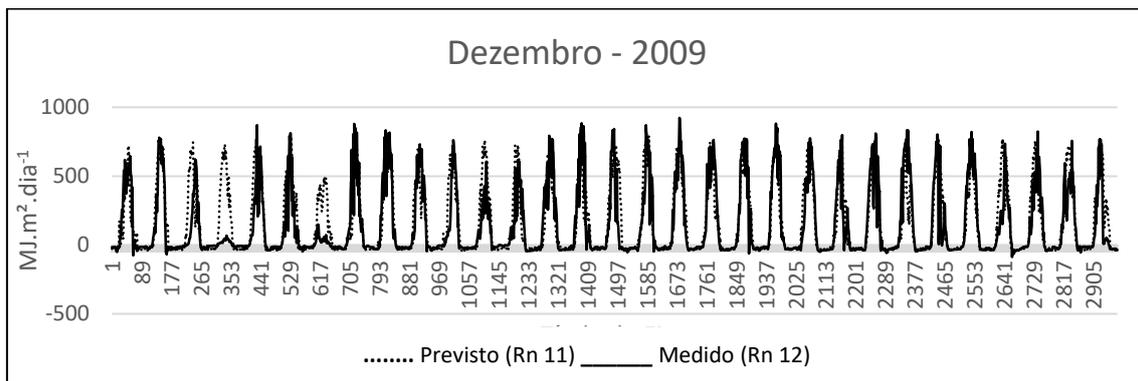


Figura 33: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009.

Na figura 30, o saldo de radiação está entre  $1,01\text{MJ.m}^{-2}\text{d}^{-1}$  a  $6,25\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ , o  $R^2$  é de 0,81, com mês de agosto provocando menor incidência de radiação pois a posição da terra está no Trópico de Câncer e também porque dependendo da superfície irregular, rugosa, preparada adequadamente, a radiação sofrerá uma reflexão difusa e diferenciada pela manhã e pela tarde, diminuindo em cada ponto da superfície o tempo de exposição e o nível de intensidade luminosa acima do ponto de saturação. (AUMOND, 2003)

A intensidade de radiação e o ângulo de incidência da radiação solar constituem elementos críticos para os vegetais nos trópicos. De acordo com a figura 33, o saldo de radiação está entre  $1,15\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$  a  $8,18\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ , o  $R^2$  é de 0,72 marcando a estação verão chuvosa, no mês de fevereiro, com pancadas de chuva no final da tarde, devido a uma maior nebulosidade na floresta evitando uma maior perda no BOL e maior ganho do BOC, fazendo com que diminua o transporte de energia na floresta e consequentemente uma menor previsibilidade.

No entanto, a figura 32, que também está no mês de fevereiro, tem um resultado diferente na previsão, o saldo varia de  $1,5\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$  a  $8,17\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ , o  $R^2$  de 0,82, porém com dados do ano seguinte, o que permite afirmar as transformações do El Niño provocando alterações nas previsibilidades a cada ano. Já na figura 31, a estação verão é marcada com a radiação por volta de  $1,45\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$  a  $7,92\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ ,  $R^2$  0,71, recebendo grande incidência de radiação, com o mês de dezembro, pois o sol nessa época do ano, encontrava-se em sua declinação máxima para o hemisfério sul ( $-23^{\circ}27'$ ) na linha do equador, é a fase que a terra encontra-se mais perto do sol (periélio) e os dias são mais longos, porém com o aumento do albedo, diminui a radiação, pois reenvia para o espaço. (MOURA 1999).

### 5.3.2.2. Maiores Valores de $R^2$ para RN

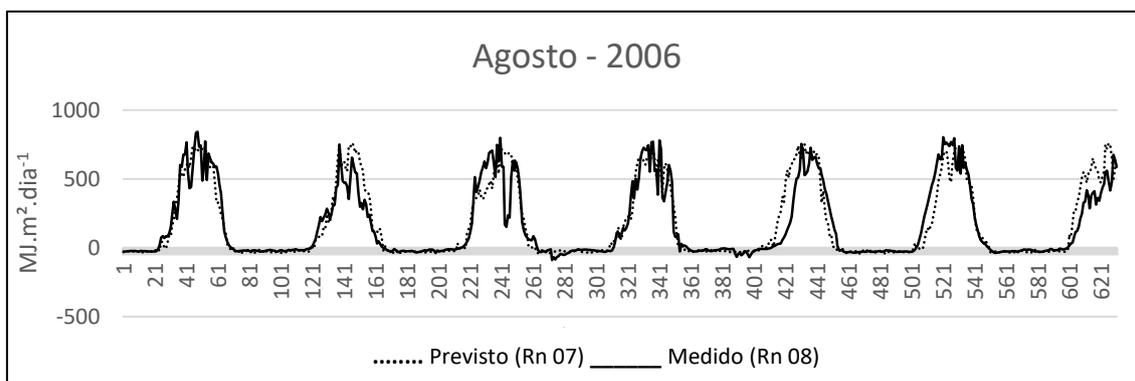


Figura 34: Estão representadas as séries medidas e previstas 2006.

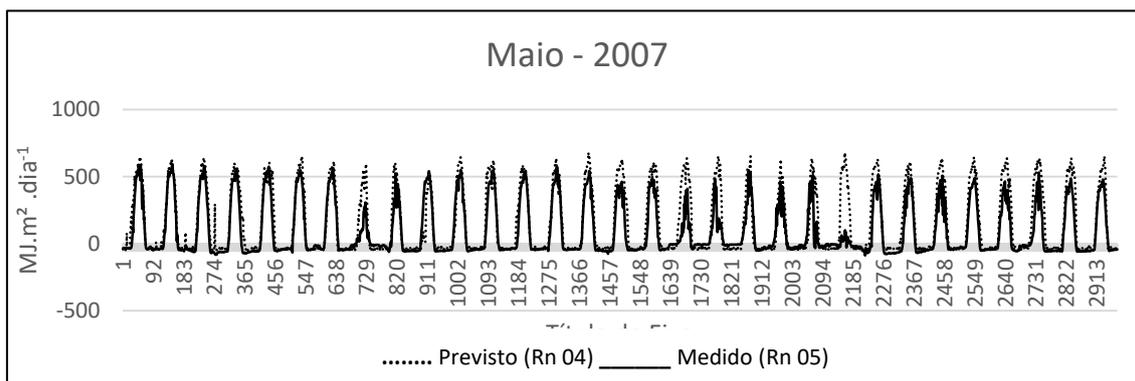


Figura 35: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007.

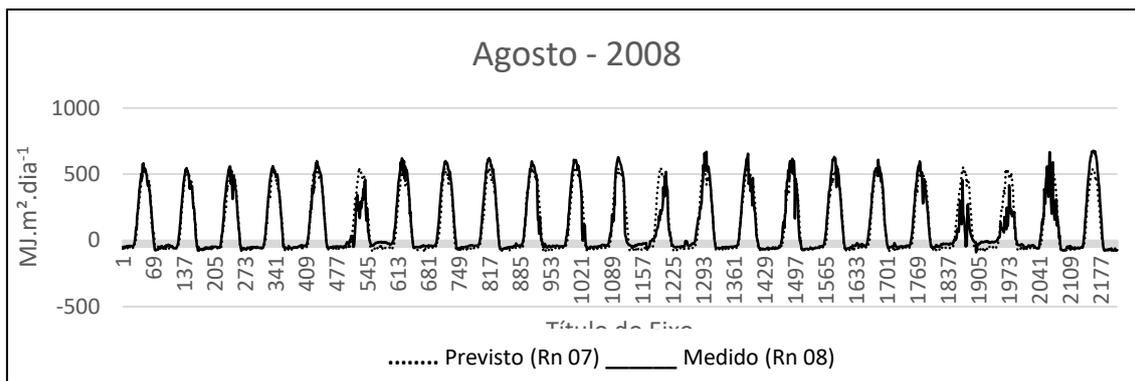


Figura 36: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008.

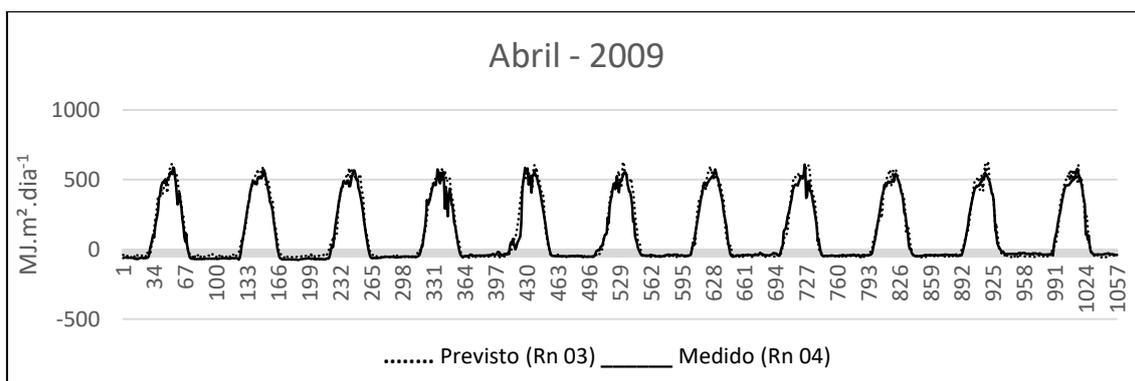


Figura 37: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009.

A figura 34, tem o saldo de radiação variando de  $1,02 \text{ MJm}^{-2} \text{ d}^{-1}$  a  $7,62 \text{ MJm}^{-2} \text{ d}^{-1}$ ,  $R^2$  de 0,85, mês de agosto, e na figura 36, tem o saldo de radiação variando de  $1,02 \text{ MJm}^{-2} \text{ d}^{-1}$  a  $5,54 \text{ MJm}^{-2} \text{ d}^{-1}$ ,  $R^2$  de 0,98 marcando a estação inverno, onde o sol está voltado para o Trópico de Câncer verticalmente em ( $23^{\circ}27' \text{ N}$ ), nesse período ocorre uma instabilidade por causa da massa de ar, porém na zona tropical tal característica não se verifica na prática. Por exemplo, é possível termos dentro do inverno um verão, ou seja, um período, de aquecimento momentâneo.

As grandes concentrações de aerossóis (névoa seca) durante o período seco, ajudam a explicar em grande parte a diminuição da radiação durante esse período, pois podem atenuar até 70 % da radiação incidente (Artaxo et al., 2005) uma vez que coincidem com a época de grande incidência de queimadas nas regiões próximas ao Pantanal, porém não é afetado na figura 35, o saldo de radiação está na faixa de  $1,25 \text{ MJm}^{-2} \text{ d}^{-1}$  a  $6,86 \text{ MJm}^{-2} \text{ d}^{-1}$ ,  $R^2$  de 0,98 possibilitando um tempo grande na previsão seca de maio.

Em baixos níveis de intensidade luminosa a taxa fotossintética varia em proporção direta com a duração de radiação incidente na superfície foliar dia e noite. Esse fato ocorre na figura 37 tendo a mesma duração de intensidade solar dia e noite, variando o saldo de  $1,05\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$  a  $6,35\text{MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ ,  $R^2$  de 0,89, onde ocorrem grandes competições de sobrevivência da vegetação, fazendo com que as folhas caem para adaptação da dinâmica da floresta.

Porém, os processos de inundação com a submersão total da planta afetam a fase fotoquímica nas folhas, com isso há uma diminuição das reações a nível cloroplastídico e conseqüentemente uma redução no fornecimento de energia gerada pelo fotossistema afetando os processos fotossintéticos subsequentes, como resultado imediato há uma redução no crescimento que pode ser irreversível após a drenagem da água (ISHIDA et al., 2002).

### 5.3.2.3. Boxplot do Saldo de Radiação

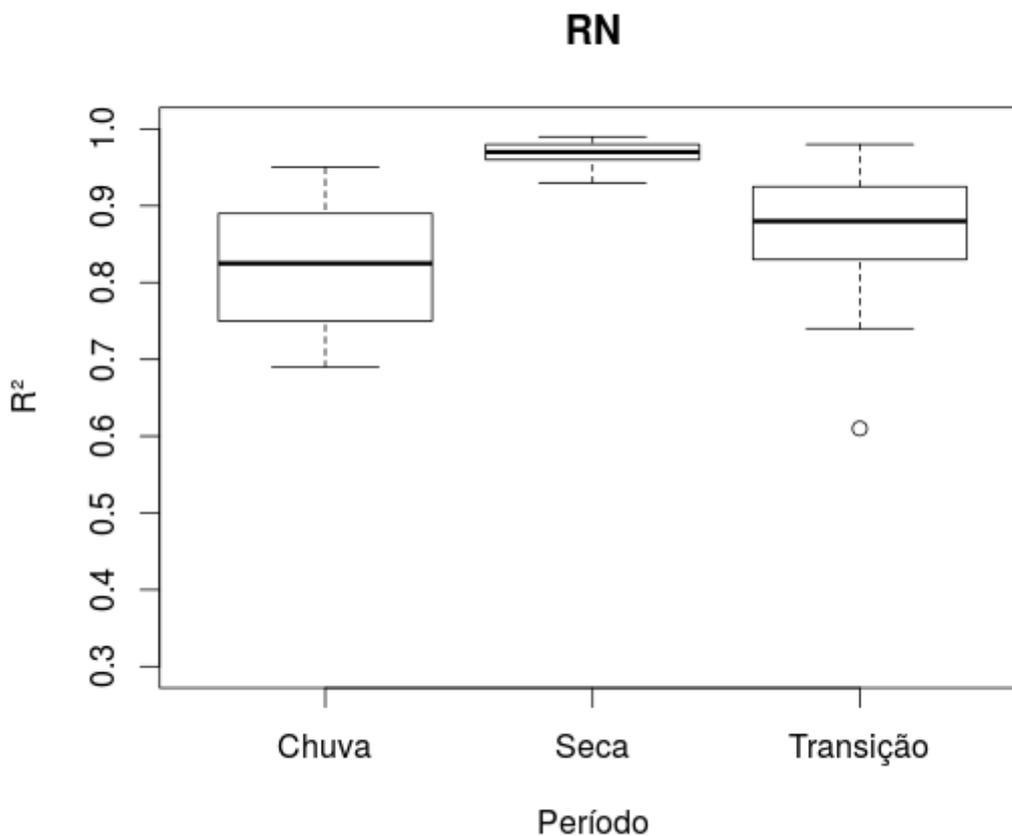


Figura 38: Boxplot Saldo de Radiação na estação seca, chuva e transição.

A figura 38 mostra que há uma diferença significativa entre prever saldo de radiação nos períodos de chuva, seca e transição. Sendo que o gráfico mostra o período da seca como o mais significativo. Isso ocorre principalmente porque nesse período não há muita presença de nuvens, assim o saldo é mais determinado pela radiação global e calor sensível do que pelas outras parcelas. Por isso ficou evidente que a vegetação também tem influência na radiação solar, não é uma relação linear simples de causa e efeito, mas tem um efeito de retroalimentação em que ambos componentes interagem mutuamente de forma complexa, dinâmica e heterogênea ao longo do processo dinâmico do Pantanal.

### 5.3.3. Temperatura

As temperaturas máximas e mínimas que ocorrem no Pantanal, estão associadas a outras variáveis meteorológicas que foram descritas nas seções anteriores como o saldo de radiação e a umidade relativa do ar.

A média anual para o coeficiente de determinação no período de 2006 a 2010 na tabela 3 e no histograma foi de 0,78. As maiores médias dos coeficientes foram registrados na tabela 3, período seco de abril a setembro no valor de 0,83 e no histograma o percentual de 30 frequências variou de 0,72 a 0,98, proveniente de uma tendência na estação verão, altas temperaturas, estão relacionados com a maior disponibilidade de energia solar.

As menores médias concentraram de outubro a março com 0,73 na tabela 3 e no histograma ocorreram na faixa de 0,46 a 0,59 com 4 frequências. A redução nos valores da temperatura do ar na estação seca em ambos os locais, além da menor disponibilidade de energia radiante, pode ter sido resultado da ocorrência de frentes frias. Nestas situações de eventos de frentes frias, ocorrem quedas bruscas da  $R_g$ , devido à presença de nebulosidade. Durante esses eventos, a temperatura máxima pode ser 10°C mais baixa que a máxima temperatura do dia anterior. Além disso, dependendo do volume de ar frio, a temperatura pode demorar de 2 a 3 dias para retornar aos valores registrados antes da passagem da frente fria (Fisch, 1996; MELLO, 2013).

O período de Transição da tabela 3, é de 0,75 % é marcado pelo final das estações bem definidas seca e úmida, nesse espaço que ocorrem grandes mudanças na atmosfera.

T - R <sup>2</sup> (2006 a 2010)	
Meses	Média R <sup>2</sup>
Janeiro	0,65
Fevereiro	0,70
Março	0,65
Abril	0,76
Mai	0,75
Junho	0,93
Julho	0,89
Agosto	0,89
Setembro	0,77
Outubro	0,81
Novembro	0,83
Dezembro	0,74
Anual	0,78
Chuva (out a mar)	0,73
Seca (abril a set)	0,83
Transição (mar e abril / set e out)	0,75

Tabela 3: Coeficiente de determinação da temperatura.

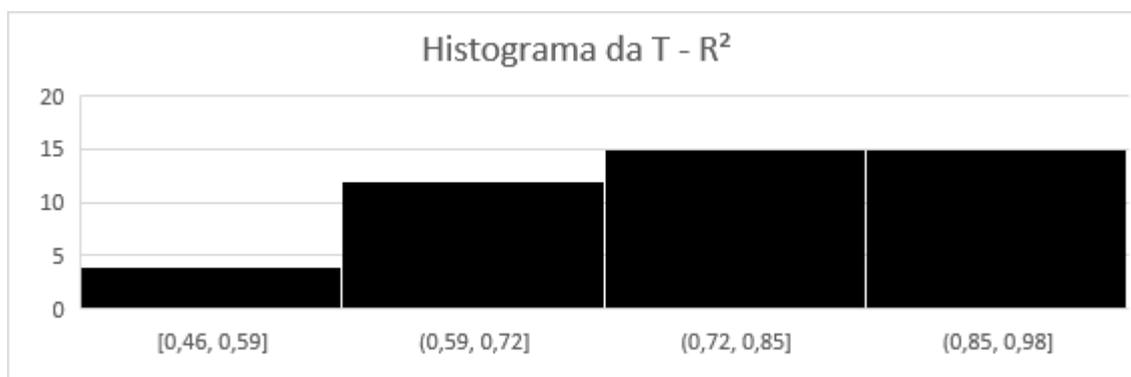


Figura 39: Histograma do coeficiente de determinação da T.

### 5.3.3.1. Menores Valores de $R^2$ para T

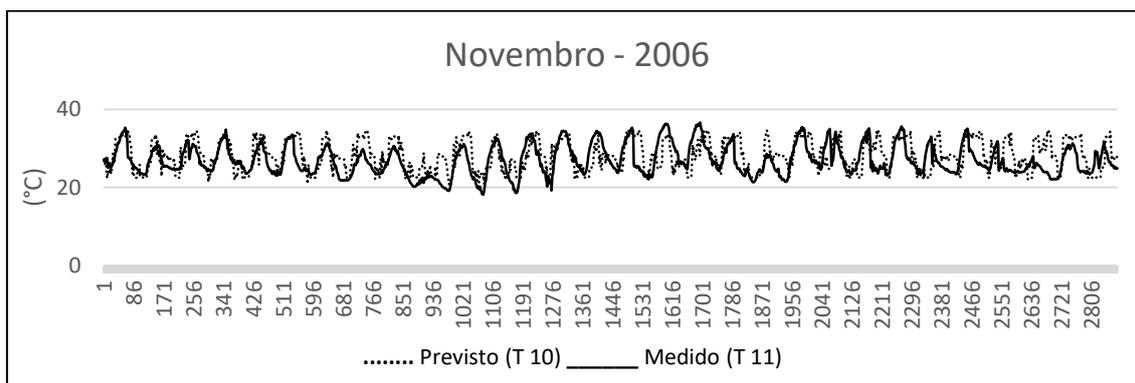


Figura 40: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2006.

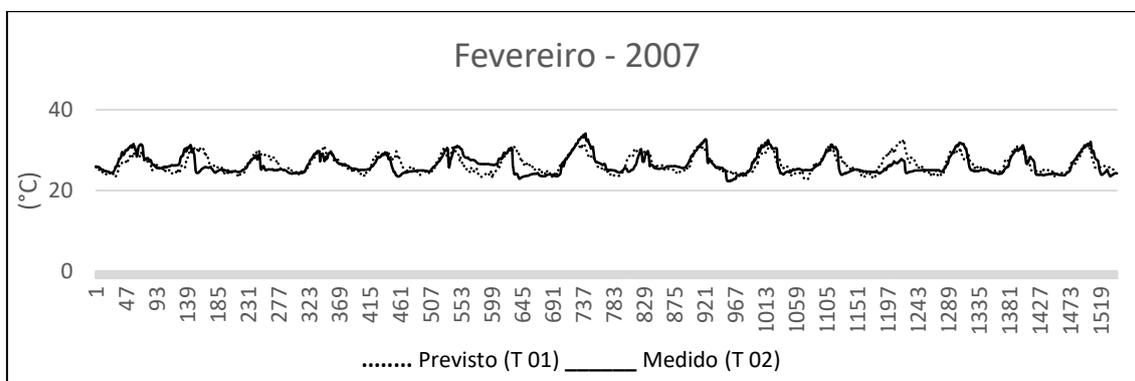


Figura 41: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007.

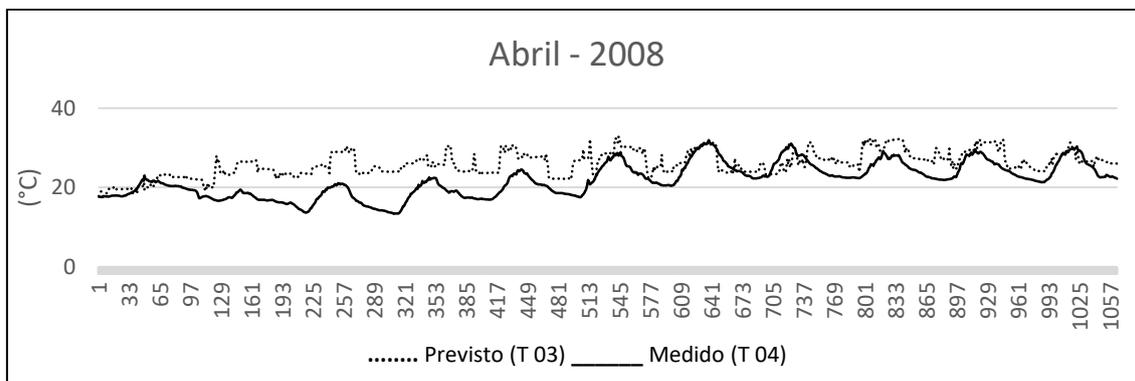


Figura 42: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008.

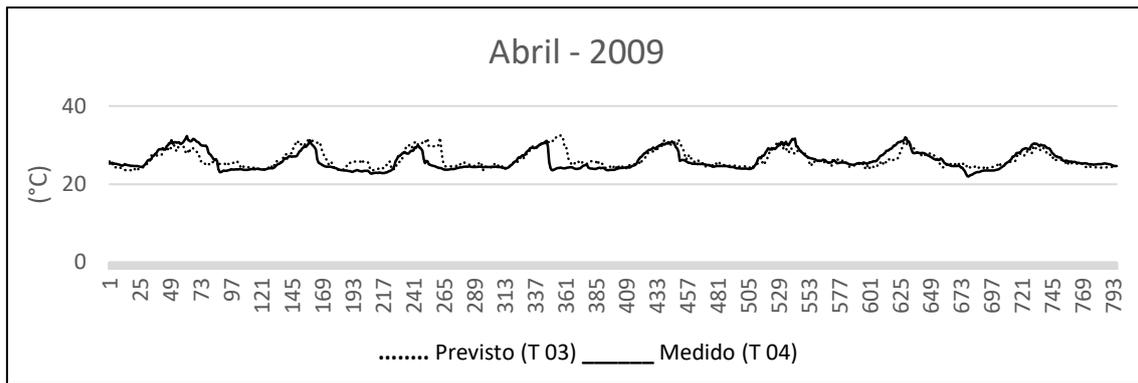


Figura 43: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009.

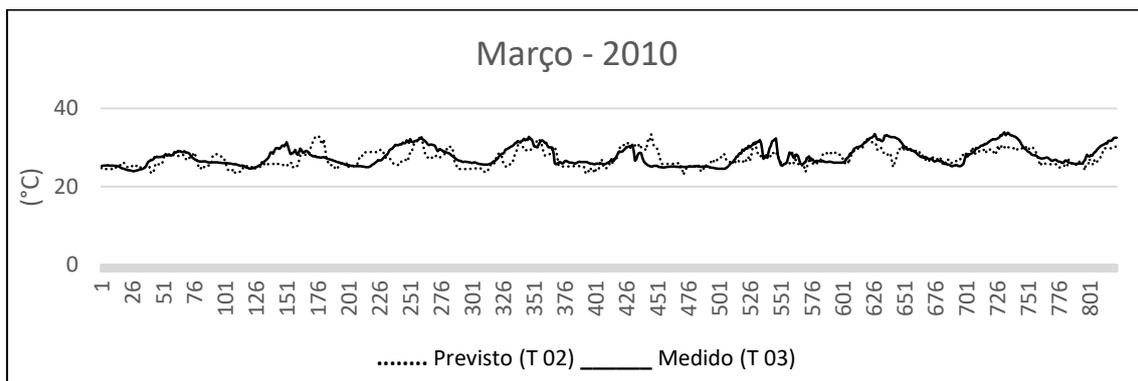


Figura 44: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2010.

A primavera é início de grandes temperaturas mostradas com a figura 40, variando de 20,8°C a 34,9°C e  $R^2$  de 0,81, tendo a mesma duração do dia e da noite, onde as altas temperaturas no mês de novembro, são necessárias para a realização da fotossíntese como alimento para as plantas e reprodução de flores e frutos dessa época, favorecendo as análises da previsão.

No gráfico das figuras 41 e 44 que representam a estação verão, as temperaturas variaram de 22,7°C a 32,6°C,  $R^2$  de 0,61, no mês de fevereiro e a outra variou de 23°C a 33,4°C e  $R^2$  de 0,59, no mês de março. Essas mudanças ficaram evidentes, porque as temperaturas mínimas ocorrem pela madrugada e os máximos de temperaturas ocorrem no começo ou meio da tarde a partir do pico da radiação solar, porém a advecção de massas de ar pode compensar ou mesmo sobrepor-se à influência da radiação sobre a temperatura podendo, por exemplo, causar a queda da temperatura num início de tarde, apesar do céu claro, dificultando a previsão.

As diferenças de temperaturas registradas nas figuras 42 e 43 do mês de abril, que variaram de 17,8°C a 32,8°C,  $R^2$  de 0,58 em 2008 e do próximo ano, variando de 20,3°C a 36°C e  $R^2$  de 0,89, se devem à variabilidade ambiental que começa se estabelecer entre os anos de medição. O desenvolvimento vegetal das espécies arbóreas (Cambará) torna mais amena a incidência da radiação solar sobre a superfície do solo, resultando na predominância de temperaturas mais amenas, porém a falta de cobertura vegetal pode aumentar as temperaturas.

### 5.3.3.2. Maiores Valores de $R^2$ para T

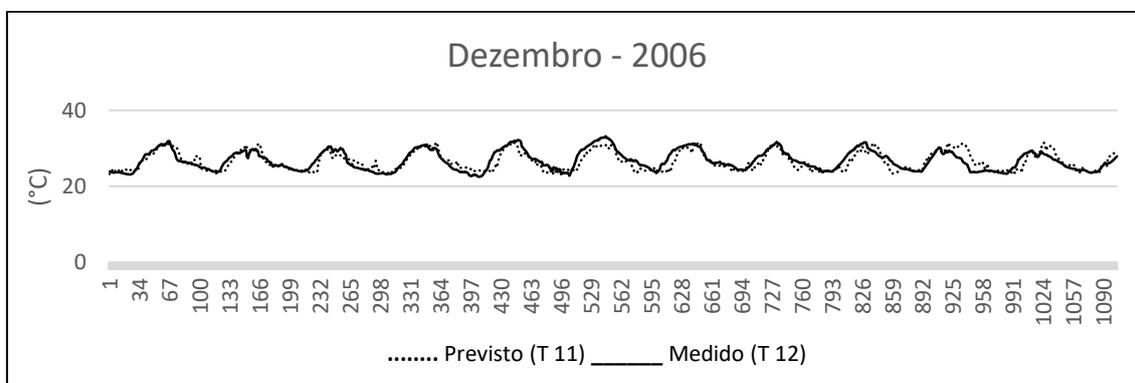


Figura 45: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2006.

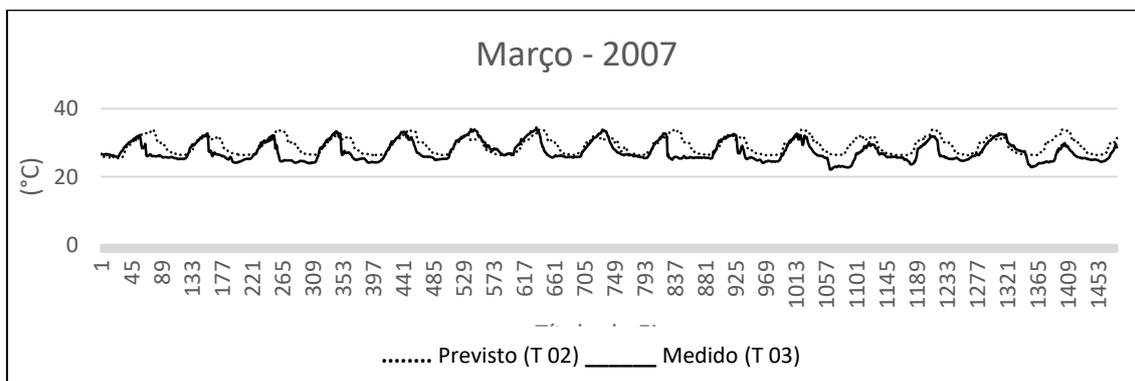


Figura 46: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2007.

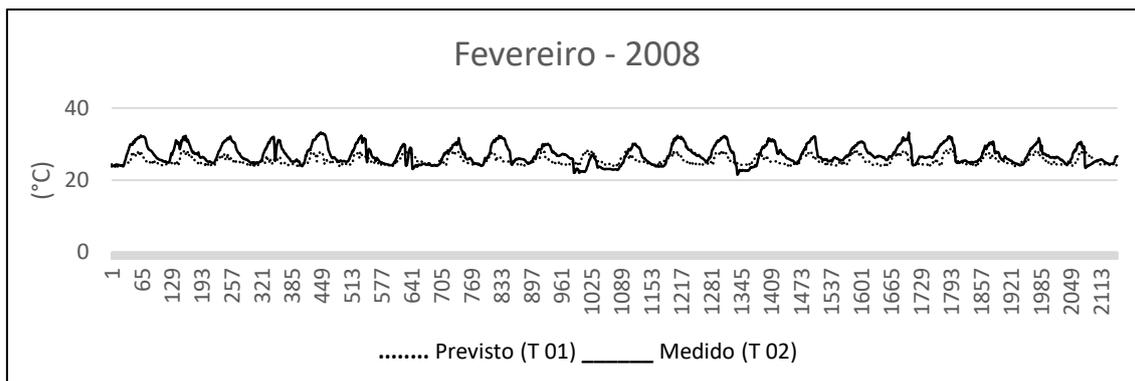


Figura 47: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2008.

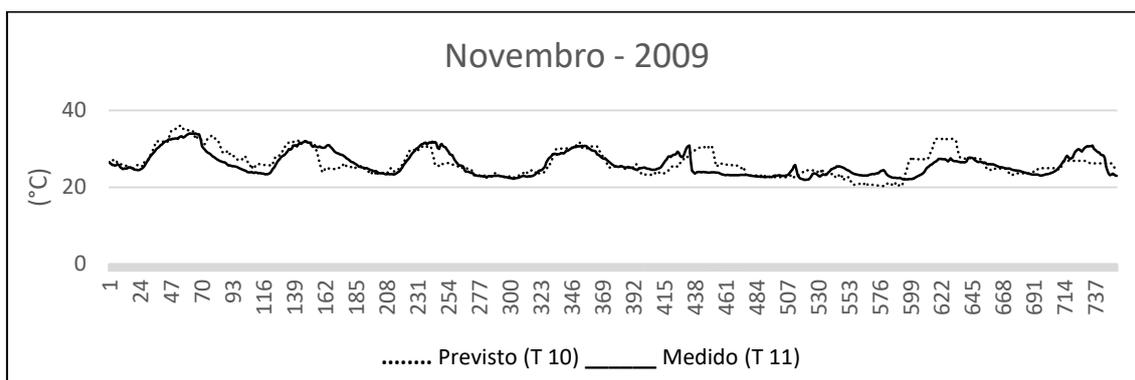


Figura 48: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2009.

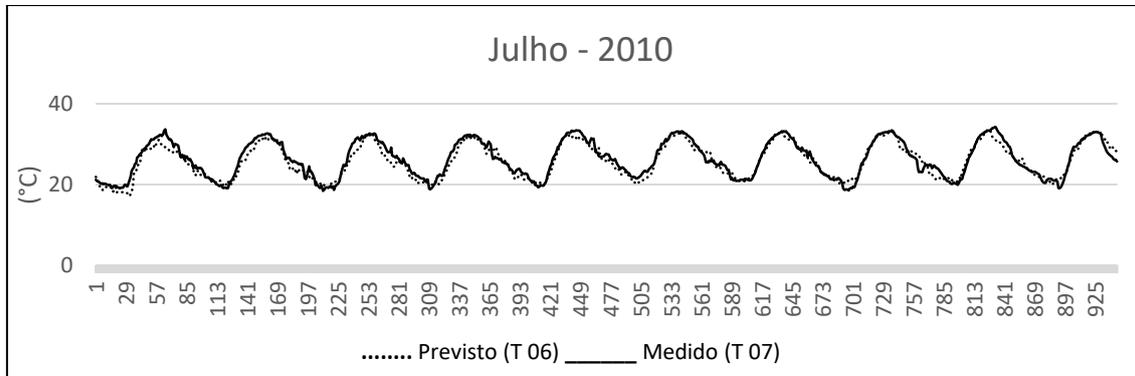


Figura 49: Estão representadas as séries medidas e previstas de 2010.

As grandes temperaturas do verão, também estão relacionadas ao aquecimento das águas do Pacífico Sul, e, em geral, à elevação das temperaturas globais, porém na figura 45, a temperatura variou de 23,3°C a 31,6°C,  $R^2$  de 0,83, obtendo grande previsão dos dados no mês de dezembro, mas seguiu a média na variação das temperaturas. Já na figura 46, a temperatura variou de 25,5°C a 33,9°C e  $R^2$  de 0,62, com grandes temperaturas no mês de fevereiro, porém a previsão foi menor. Na figura 47, a temperatura variou de 23,5°C a 30,1°C e  $R^2$  de 0,63, acompanhando a menor previsão dos dados, decorrentes de grande umidade relativa do ar ocasionada pela evaporação, com pancadas de chuvas no final da tarde.

Na primavera (figura 48), as temperaturas são altas variando de 20,3° C a 36°C e  $R^2$  de 0,59, em decorrência de florescimento e produção de frutos nas plantas, porém a instabilidade das nuvens não consegue satisfazer a previsão.

No período seco, a temperatura da figura 49, variou de 17,2°C a 33,7°C e  $R^2$  de 0,95, marcando o inverno de baixas temperaturas influenciada pela pouca incidência de raios solares e alta nebulosidade que diminui a amplitude da variação porque durante o dia as nuvens bloqueiam a radiação solar, reduzindo o aquecimento e à noite as nuvens retardam a perda de radiação pela superfície e o ar e reirradiam calor para a Terra.

### 5.3.3.3. Boxplot de Temperatura

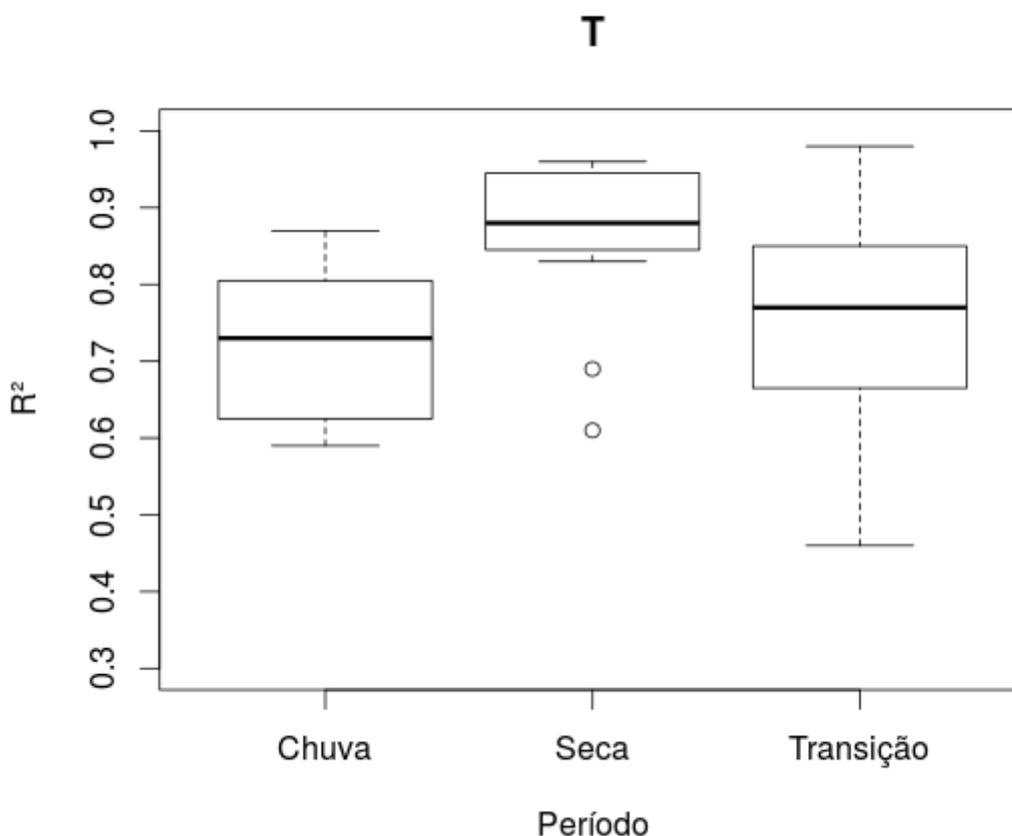


Figura 50: Boxplot – Temperatura na estação seca, chuva e transição.

Essa figura 50, apresenta que houve diferença significativa em fazer a previsão de temperatura nos períodos de chuva, seca e transição. Sendo que o gráfico mostra o período da seca como o mais significativo. Isso ocorre principalmente porque nesse período não há grandes massas de ar, frente fria, assim a temperatura é mais determinada pela radiação e evapotranspiração.

## 6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho os objetivos propostos foram alcançados, pois o software desenvolvido atendeu as expectativas de fazer a previsão de forma automática. A automatização desse software foi eficaz, pois os processos antes desempenhados por pessoas passaram a ser realizados por máquinas, onde foi substituído o esforço e a qualificação humana, por uma tecnologia que permite a execução dos dados.

Outra vantagem do software foi a de eliminar possíveis erros, causados por uma análise manual, e assim ganhar velocidade no desempenho dos resultados e obter análises de previsões mais confiáveis.

Os custos envolvidos no pré-processamento e treinamento do modelo, quanto à predição das variáveis, são baixos, principalmente no ambiente computacional, pois controlar as rotinas no software é essencial no tempo dos processos, o que leva aproximadamente 2 minutos para o resultado da previsão de alguns dias. Esse fato é importante para o pesquisador visto que, numa decorrência de um evento natural extremo é possível minimizar os efeitos de catástrofes, possibilitando a criação de políticas para adaptação do clima na região do Pantanal.

A utilização do TISEAN para a implementação do software, foi essencial, porque as técnicas (matriz de correlação, informação mútua, expoente de Lyapunov e predição não linear simples) já são implementadas dentro do programa. A utilização da técnica de reconstrução dos atratores com o tempo de defasagem apropriado permitiu a realização das análises de forma simples e rápida e forneceu resultados coerentes com as características dos atratores. A dimensão de correlação obtida a partir da técnica de falsos vizinhos permitiu a determinação da dimensão de imersão. O expoente de Lyapunov encontrado permitiu a determinação do quanto pode-se realizar a previsão de forma confiável.

Para tanto, no período de 2006 a 2010 as três variáveis microclimáticas foram possíveis de previsão dos dados com o coeficiente de determinação acima de 0,70 no períodos de seca, já nos períodos de chuva e transição, a precisão dos dados diminui em ocorrência de outros aspectos que influenciam no clima, sendo que, no período chuvoso, as massas de ar têm grande instabilidade nos dados fazendo com que a previsão tenha

pequenos erros nos parâmetros de entrada, no entanto, os atratores conseguem acompanhar a frequência na mudança dessas perturbações.

## 6.1 TRABALHOS FUTUROS

Algumas sugestões para dar continuidade a este trabalho, referente à aplicação da análise da previsão dos dados a curto prazo;

- Montar uma estrutura de Banco de Dados para a previsão em tempo real: verificar o tempo necessário para a integração do banco de dados com o resultado da previsão;
- Reestruturar a Informação Mútua (tempo de defasagem ( $\tau$ )): realizar de forma automática a melhor escolha do tempo de previsão;
- Desenvolver uma técnica que possa encontrar o melhor expoente de Lyapunov;
- Melhorar a técnica para o coeficiente angular automático;
- Analisar outras técnicas de previsão como redes neurais e lógica *fussy* para comparar técnicas de previsão em tempo real.

## 7. REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

ABDULACK, S. A.; SZMOSKI R. M.; VAN KAN M. T.; VOSGERAU R. A. **Os opostos se atraem? Uma investigação a partir de sistemas dinâmicos.** Revista Brasileira de Ensino de Física, vol. 33, nº 1, São Paulo Jan./Mar. 2011.

AYOADE, J.O. **Introdução a Climatologia para os trópicos.** 3ª ed. São Paulo: Bertrand Brasil, 1991. 332p. (tradução Professora Maria Juraci Zani dos Santos)

ARIEIRA, J.; NUNES DA CUNHA, C. **Fitossociologia de uma floresta inundável monodominante de *Vochysia divergens* Pohl (Vochysiaceae), no Pantanal Norte, MT, Brasil.** Acta Botanica Brasilica, v.20, p.569-580, 2006.

AUMOND, J. J. **Adoção de uma nova abordagem para a recuperação de área degradada pela mineração.** Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, Santa Catarina, Florianópolis, 2007.

BACKES, A.; BRUNO, O. M. **Técnicas de Estimativa da Dimensão Fractal: Um Estudo Comparativo,** INFOCOMP Journal of Computer Science, vol. 4, nº 3, 2005, p. 50-58.

BIUDES, M. S.; CAMPELO JUNIOR, J. H.; NOGUEIRA, J. S.; SANCHES, L. **Estimativa do balanço de energia em cambarazal e pastagem no norte do Pantanal pelo método da razão de Bowen.** Revista Brasileira de Meteorologia, v.24, n.2, p.135-143, 2009.

BIUDES, M. S.; NOGUEIRA, J. S.; DALMAGRO, H. J.; MACHADO, N. G.; DANELICHEN, V. H. M.; SOUZA, M. C. **Mudança no microclima provocada pela conversão de uma floresta de cambará em pastagem no norte do Pantanal.** Revista de Ciências Agro-Ambientais, v.10, p.61-68, 2012.

BRASIL. Ministério do Interior. **Estudos hidrológicos da Bacia do Alto Paraguai.** Relatório Técnico. Rio de Janeiro, Departamento Nacional de Obras e Saneamento (DNOS), 1974. v.1 284p.

CAPISTRANO, V. B. **Análise de Séries Temporais de Variáveis Microclimatológicas Medidas em Sinop Mato Grosso Utilizando a Teoria da**

**Complexidade.** 2007. 47p. Dissertação (Mestrado em Física Ambiental) - Universidade Federal de Mato Grosso, Cuiabá.

CAMPOS, G. C.; SILVA, C. C.; KALHIL J. B. **Transposição didática do sistema de Lorenz via Simulação Computacional.** Latinsucs Education. Vol. 9, No. 1, Mar. 2015. ISSN 1870- 9095.

CHAPMAN, P.; CLINTON, J.; KERBER, R.; KHABAZA, T.; REINARTZ, T.; SHEARER, C.; WIRTH, R. **CRISP-DM 1.0: step-by-step data mining guide.** Illinois: SPSS, 2000.

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C.E.M. & CLARKE, R.T. **Variabilidade temporal no regime hidrológico da bacia do rio Paraguai.** Revista Brasileira de Recursos Hídricos, Porto Alegre, 8(1):201-211.

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C.E.M. & CLARKE, R.T. 2001. **Further evidence of changes in the hydrological regime of the river Paraguay: part of a wider phenomenon of climate change?** Journal of Hydrology 245: 218-238.

CUNHA G. G. A.; DIAS C. R., **Aplicação de Mineração de Dados em Base Odontológica,** Revista Eletrônica da Faculdade Metodista Granbery - <http://re.granbery.edu.br> - ISSN 1981 0377 Faculdade de Sistemas de Informação - N. 3, JUL/DEZ 2007

CUNHA N.; JUNK W. J. **Year-to-year changes in water level drive the invasion of Vochysia divergens in Pantanal glassland.** Applied Vegetation Science 7(1):103-110, 2004

DIZIKES, P. *When Butterfly Effect Took Flight.* 2011. Disponível em : <https://www.technologyreview.com/s/422809/when-the-butterfly-effect-took-flight/> Acesso em: 02 dez 2016.

FIGUEIREDO, J. C. B., **Equações Diferenciais Não Lineares com Três Retardos: Estudo Detalhamento das Soluções.** Tese de Doutorado – Instituto de Física da Universidade de São Paulo, Departamento de Física Nuclear, São Paulo, 2000

FREITAS, W. B. **As teorias do caos e da complexidade na gestão estratégica.** Dissertação (Mestrado em Administração) - Universidade Municipal de São Caetano do Sul, São Caetano do Sul, 2005.

GUARIENTI, G. S. S., **Desenvolvimento de uma Técnica Computacional de Processamento Espaço-Temporal aplicada a Séries de Precipitação.** Dissertação (Mestrado em Física Ambiental) – Instituto de Física, Universidade Federal de Mato Grosso, Cuiabá, 2015.

GIOVANNINI, F.; KRUGLIANSKAS, I. **Organização eficaz: como prosperar em um mundo complexo e caótico, usando um modelo de racional de gestão.** São Paulo: Nobel, 2004.

GRASSBERGER, P. & PROCACCIA, I. **Measuring the Strangeness of Strange Attractors.** *Physica D*, v. 9, p.189-208, 1983.

HAMILTON, S.K.; SIPPEL, S.J. & MELACK, J.M. 1996. **Inundation patterns in the Pantanal wetland of South America determined from passive microwave remote sensing.** *Archiv für Hydrobiologie* 137(1): 1-23

HARRIS, M. B.; TOMAS, W. M.; MOURÃO, G.; SILVA, C. J.; GUIMARÃES, E.; SONODA, F.; FACHIM, E. **Desafios para proteger o Pantanal brasileiro: ameaças e iniciativas em conservação.** *Megadiversidade*, 2005. p. 565- 574

HEGGER R.; KANTZ H.; SCHREIBER T. (1999). **"Aplicação prática de métodos de séries temporais não-linear: O pacote TISEAN".** *Chaos* . 9 : 413. 1999.

HOFMANN, G. S.; HASENACK, H.; OLIVEIRA, L. F. B. de; CORDEIRO, J. L. P. **O clima na Reserva Particular do Patrimônio Natural SESC Pantanal.** Rio de Janeiro: SESC, 2010. 90 p. (Conhecendo o Pantanal, 5).

ISHIDA, F.Y.; OLIVEIRA, L.E.M.; CARVALHO, C.J.R.; ALVES, J.D.; **Efeitos da inundação parcial e total sobre o crescimento, teor de clorofila e fluorescência de *Setaria anceps* e *Paspalum repens*.** *Ciênc. Agrotec.*, Lavras, v.26, n.6.p.1152-1159. nov/dez, 2002

JUNIOR, G. F. O. **Caos e Sincronização em Circuitos Eletrônicos com Realimentação Atrasada**, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2012.

JIANG, J. J.; ZHANG, Y.; MCGILLIGAN, C. **Chaos in Voice, From Modeling to Measurement**. Journal of Voice, Vol. 20, No. 1, p. 2-17, 2006

KANTZ & SCHREIBER (2004). *Análise de séries temporais não-linear*. Cambridge University Press. ISBN 0-521-52902-6

KONHKE, H. **Soil physics**. New York: McGraw-Hill, 1968. 224 p.

Kennel, M.B., Brown, R. & Abarbanel, H.D.I., 1992, **Determining embedding dimension from phase-space reconstruction using a geometrical construction**, Physics Review A, v.25:6.

MARTINIANO A.; FERREIRA R. P., FERREIRA A., FERREIRA A., SASSI R. J. **Utilizando uma Rede Neural Artificial para Aproximação da Função de Evolução do Sistema de Lorenz** Revista Produção e Desenvolvimento, v.2, n.1, p.26-38, jan./abr., 2016. ISSN: 2446-9580

MELLO, G. J. **Previsão micrometeorológica no Pantanal Mato-Grossense pela teoria de sistemas dinâmicos**. Tese (Doutorado em Física Ambiental) – Instituto de Física, Universidade Federal de Mato Grosso, Cuiabá, 2013.

MONTEIRO, L. H. A. **Sistemas Dinâmicos** – 2. ed. São Paulo: Livraria da Física, 2006.

MONTEIRO, L. H. **Sistemas Dinâmicos** – 3ª ed. São Paulo: Livraria da Física, 2011

MONTEITH, J.L.; UNSWORTH, M.H. **Principles of environmental physics**. 2.ed. London: Edward Arnold, 1990. 291p.

MOURA, H. L. **Análise da influência do ruído na obtenção de atratores e parâmetros determinísticos da teoria do caos aplicada em uma seção de riser de um leito fluidizado circulante**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Química, Campinas, São Paulo, 2013.

MOURA, M. A. L.; BORBA, J. C. C.; ALMEIDA, C. T. **Estimativas da Evapotranspiração pelo Método de Penman-Monteith em Áreas de Pastagens e Florestas na Amazônia**, XII Congresso Brasileiro de Agrometeorologia, Anais II, Fortaleza-CE, 2001. 469-70p.

NETO, C. C. **Controle de caos utilizando o método da realimentação com estados defasados estendidos aplicado em um pêndulo não-linear**. Graduação Engenharia Mecânica – Universidade Federal do Rio de Janeiro – Escola Politécnica, Rio de Janeiro, 2016

NUNES DA CUNHA, C.; JUNK, W. J. **Year-to-year changes in water level drive the of *Vochysia divergens* in Pantanal glassland**. *Applied Vegetation Science*, v.7, p.103-110, 2004.

NUNES, M. C. M.; NEVES, S. M. A. S.; NEVES R. J.; NERY, J. T. **Comportamento da precipitação pluvial no município de Cáceres Pantanal Mato-Grossense no período de 1971 a 2011**. Científica, Jaboticabal: v.44, n. 3, p. 271-278, 2016.

NUNES C., C. & JUNK, W.J. 2001. **Distribution of wood plant communities along the flood gradient in the Pantanal of Poconé, Mato Grosso, Brazil**. *International Journal of Ecology and Environmental* 27: 63-70

OTT, E. **Chaos in dynamical systems**. Cambridge: Cambridge University Press, 1993. 385 p.

PACKARD, N.J., CRUTCHFIELD, J.P., FROMER, J.D. & Shaw, R.S., 1980, **Geometry from a time series**, *Phys. Res. Ltrs.*, v.115, pp.712-716.

PARKER, T. S.; CHUA, L. O. **Chaos: A tutorial for engineers**. *Proceedings of the IEEE*, V.75, n. 8, p. 982-1008, 1987.

PEZZOPANE, J.E.M.; PEDRO JÚNIOR, M.J.; ORTOLANI, A.A.; MEYER, N. **Radiação líquida e temperatura de folha no interior de estufa com cobertura plástica, durante o período noturno**. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, Santa Maria, v.3, p.1-4, 1995.

RAVINDRA, B. & HAGEDORN, P., 1999, **State-space reconstruction of non-linear vibrating systems**, *Proceedings of PACAM 99 - Sixth Pan American Congress of*

Applied Mechanics / DINAME 99 - 8<sup>th</sup> International Conference on Dynamic Problems in Mechanics, Rio de Janeiro, Brazil, January 4-8, v.8, pp.1259-1262.

RUELLE, D., 1979, **Ergodic theory of differentiable dynamical systems**, Math. Inst. Hautes Etudes Sci., v.5:27.

ROJAS, J. F. *et al.*, **Física computacional: Uma proposta educativa**, Revista Mexicana de Física **55**, 97-111 (2009).

SAVI, Marcelo Amorin. **Dinâmica Não-Linear e Caos**. Rio de Janeiro: E-papers Serviços Editoriais Ltda, 2006.

SCHREIBER, T.; SCHMITZ, A. Surrogate times series. **Physica D**, v.142, p.346-382, 2000.

TAKENS, F., 1981, Detecting strange attractors in turbulence, Lecture notes in Math., v.898, Springer-Verlag, New York, pp. 366-381.

VAREJÃO-SILVA, Mário Adelmo. **Meteorologia e climatologia**. Brasília, DF: Gráfica e Ed. Pax., 2001. 532 p.

VIANA, Marcelo. “ **Diretor do Instituto IMPA foi o primeiro matemático do mundo a receber o grande prêmio Científico Lous D.**” Entrevista concedida por Ascom do MCTIC. Brasília: Ministério da Ciência, Tecnologia, Inovações e Comunicações, 2016. < Disponível em: [http://www.mcti.gov.br/noticia//asset\\_publisher/epbV0pr6eIS0/content/-e-o-reconhecimento-do-trabalho-e-das-pesquisas-do-impa-diz-viana-sobre-premio](http://www.mcti.gov.br/noticia//asset_publisher/epbV0pr6eIS0/content/-e-o-reconhecimento-do-trabalho-e-das-pesquisas-do-impa-diz-viana-sobre-premio)> Acesso em 01 dez. 2016.

VILLATE, J. **Introdução aos Sistemas Dinâmicos: uma abordagem prática com Maxima**. Porto: Universidade do Porto, 2005. Disponível em : <[http://villate.org/doc/sistemasdinamicos/sistdinam-1\\_2.pdf](http://villate.org/doc/sistemasdinamicos/sistdinam-1_2.pdf)> Acesso em: 02 dez. 2016.

WILBER, Ken. **Uma teoria de tudo**. 3. ed. São Paulo: Cultrix, 2007.

