



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

**ANÁLISE DE FOURIER E *WAVELET* EM VARIÁVEIS
MICROMETEOROLÓGICAS EM DIFERENTES
TIPOLOGIAS DE OCUPAÇÃO**

MARICÉIA TATIANA VILANI

**Orientadora: Prof^a. Dr^a. Luciana Sanches
Co-orientador: Prof. Dr. José de Souza Nogueira**

Cuiabá, MT, setembro de 2011



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

**ANÁLISE DE FOURIER E WAVELET EM VARIÁVEIS
MICROMETEOROLÓGICAS EM DIFERENTES
TIPOLOGIAS DE OCUPAÇÃO**

MARICÉIA TATIANA VILANI

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

**Orientadora: Prof^a. Dr^a. Luciana Sanches
Co-orientador: Prof. Dr. José de Souza Nogueira**

Cuiabá, MT, setembro de 2011

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

FOLHA DE APROVAÇÃO

**ANÁLISE DE FOURIER E WAVELET EM VARIÁVEIS
MICROMETEOROLÓGICAS EM DIFERENTES TIPOLOGIAS
DE OCUPAÇÃO**

AUTORA: MARICÉIA TATIANA VILANI

Tese de Doutorado defendida e aprovada em _____ de _____ de
2011, pela comissão julgadora:

Prof.^a Dr.^a. Luciana Sanches
Instituto de Engenharia Sanitária – FAET/ UFMT
Orientadora

Prof. Dr. José de Souza Nogueira
Instituto de Física – IF/ UFMT
Co-orientador

Prof. Dr. Moacir Lacerda
Departamento de Ciências Exatas – CCET/ UFMT
Examinador Externo

Prof.^a Dr.^a. Rozilaine Aparecida Pelegrine Gomes de Faria
Departamento de Ciências Exatas – IFMT
Examinador Externo

Prof.^a Dr.^a. Marta Cristina Jesus Albuquerque Nogueira
Instituto de Física – FAET/ UFMT
Examinador Interno

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

DEDICATÓRIA

- À Deus, pela vida, pela fé e força dada em todos os momentos da minha vida;
- À LUCIANA SANCHES, orientadora, por toda sabedoria, incentivo e amizade dadas no decorrer deste trabalho;
- Aos meus pais, minha irmã, e ao meu companheiro pelo apoio e confiança que dedicaram em mim;
- A todos os demais professores e colegas, pelo apoio e amizade.

AGRADECIMENTOS

- À Deus por estar sempre ao meu lado, me dando força e guiando meus caminhos.
- A minha querida orientadora, Professora Dr^a. Luciana Sanches pela excelente orientação na realização deste trabalho de pesquisa, pelo carinho e amizade que para sempre ficarão.
- À minha família, meus pais Vilmar Vilani, Dulce T. Vilani e irmã, Valdirene Vilani, por estarem sempre me apoiando, e me ajudando.
- Ao meu companheiro, Gustavo Manzon Nunes, pela força e apoio.
- Ao Prof. Dr. José de Souza Nogueira (Paraná), pelos seus ensinamentos, amizade, apoio e confiança.
- A todos os demais professores do Doutorado, pelos ensinamentos.
- A todos os demais amigos, que ficarão no meu coração para sempre.
- À todos os que não foram mencionados, e que de alguma forma auxiliaram na realização deste trabalho, meus sinceros agradecimentos.
- Ao Departamento de Física, pela possibilidade de fazer este Doutorado.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	i
LISTA DE TABELAS	iii
LISTA DE ABREVIATURAS	iv
LISTA DE SÍMBOLOS.....	vi
RESUMO.....	viii
ABSTRACT.....	ix
1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 PROBLEMÁTICA.....	1
1.2 JUSTIFICATIVA.....	2
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	4
2.1 CLIMA NA ÁREA URBANA	4
2.2 TÉCNICAS DE PREVISÃO.....	6
2.2.1 Séries Temporais	7
2.2.1.1 <i>Função Autocorrelação</i>	11
2.2.1.2 Métodos de Séries Temporais	14
2.2.1.2.1 <i>Séries de Fourier</i>	14
2.2.1.2.2 <i>Transformada de wavelet</i>	15
2.3 A ANÁLISE DE FOURIER VERSUS TRANSFORMADA DE WAVELET	18
2.4 APLICAÇÕES DE ANÁLISES DE FOURIER E TRANSFORMADA DE WAVELET	21
3 MATERIAL E MÉTODOS	27
3.1 ÁREA DE ESTUDO	27
3.2 INSTRUMENTAÇÃO.....	30
3.3 TRATAMENTO DOS DADOS	30
3.4 ANÁLISES ESTATÍSTICAS.....	32
3.4.1 Função de Autocorrelação	32
3.4.1.1 <i>A Estacionariedade da Série Temporal</i>	33
3.5 MÉTODOS DE SÉRIES TEMPORAIS	35
3.5.1 Série de Fourier e Coeficientes de Fourier	35
3.5.1.2 <i>Erro de Monte Carlo</i>	37
3.5.2 Transformada de <i>wavelet</i>	39
3.5.2.1 <i>Transformada wavelets contínuas</i>	40
3.5.2.2 <i>Wavelet de Morlet</i>	42
3.5.2.1.1 <i>O Espectro de Energia das wavelets</i>	44
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	47
4.1 MICROCLIMA DA ÁREA DE ESTUDO	47

4.2 RESULTADOS OBTIDOS POR ANÁLISES ESTATÍSTICAS	58
4.2.1 Análise de Autocorrelação	58
4.3 RESULTADOS OBTIDOS POR SÉRIES TEMPORAIS	64
4.3.1 Coeficientes de Fourier	64
4.3.2 Transformada de <i>wavelet</i>	81
5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	93
5.1 RECOMENDAÇÕES PARA FUTUROS TRABALHOS	95
6 BIBLIOGRAFIAS	96
6.1 BIBLIOGRAFIAS CITADAS	96
6.2 BIBLIOGRAFIAS CONSULTADAS	105
ANEXOS	107

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Exemplificação dos grupos e subgrupos de técnicas quantitativas	7
Figura 2: Localização das estações climáticas em imagem LANDSAT 7 ETM+ (GeoCover 2000) no centro e cada estação em imagens “QuickBird” nas extremidades, sendo Centro (ponto 1), Seplan (ponto 2), Unicampo (ponto 3) e Chapada (ponto 4).....	29
Figura 3: (a) foto da estação micrometeorológica (b) ilustração da instalação da estação Unicampo	30
Figura 4: Autocorrelação, Estacionário (a) e não Estacionário (b).	34
Figura 5: Exemplos de padrão de decaimento: (a) decaimento exponencial sem oscilações; (b) decaimento exponencial com oscilações e (c) decaimento em onda senoidal.	34
Figura 6: Visualização do <i>wavelet</i> de Morlet, onde a linha lisa é a parte real e a linha tracejada é a parte imaginária.	42
Figura 7: (a) Sinal da Função <i>wavelet</i> de Morlet com largura e amplitude arbitrária, (b) Construção do sinal (azul tracejado) a partir de uma onda seno (verde), modulada por um pacote gaussiano (vermelho).	43
Figura 8: (a) Sinal da <i>wavelet</i> -mãe de Morlet com largura e amplitude arbitrária, (b) Dilatação da Função <i>wavelet</i> de Morlet para $j=2$, (c) Translação e dilatação da <i>wavelet</i> -mãe de Morlet para $j=2$ e $K=0,5$	44
Figura 9: Média diária da radiação solar no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo em 2007.....	51
Figura 10: Média diária da temperatura do ar no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo em 2007.....	54
Figura 11: Média diária da umidade relativa do ar no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo em 2007.....	57
Figura 12: Função de Autocorrelação (PACF) da média mensal da radiação solar (a), temperatura do ar (b) e umidade do ar (c), no Centro ao nível de significância de 5%.	59
Figura 13: Função de Autocorrelação (PACF) da média mensal da radiação solar (a), temperatura do ar (b) e umidade do ar (c), na Chapada ao nível de significância de 5%.	60
Figura 14: Função de Autocorrelação (PACF) da média mensal da radiação solar (a), temperatura do ar (b) e umidade do ar (c), na Seplan, ao nível de significância de 5%.	61
Figura 15: Função de Autocorrelação (PACF) da média mensal da Radiação Solar (a), Temperatura do ar (b) e Umidade do ar (c) na Unicampo, ao nível de significância de 5%.	62
Figura 16: Períodos dominantes da radiação solar do coeficiente A_n , no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.	66
Figura 17: Períodos dominantes da radiação solar do coeficiente B_n , no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.....	68

Figura 18: Períodos dominantes da temperatura do ar do coeficiente A_n , no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.....	70
Figura 19: Períodos dominantes temperatura do ar do coeficiente B_n , no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.....	72
Figura 20: Períodos dominantes da umidade do ar do coeficiente A_n , no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.....	74
Figura 21: Períodos dominantes umidade do ar do coeficiente B_n , no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.....	76
Figura 22: (a) Espectro Horário de energia local da <i>wavelet</i> (WPS) da radiação solar; (b) Espectro Horário global da <i>wavelet</i> (GWP), no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.	83
Figura 23: (a) Espectro Horário de energia local da <i>wavelet</i> (WPS) da temperatura do ar; (b) Espectro Horário global da <i>wavelet</i> (GWP), no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.	84
Figura 24: (a) Espectro Horário de energia local da <i>wavelet</i> (WPS) da umidade do ar; (b) Espectro Horário global da <i>wavelet</i> (GWP), no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.	86
Figura 25: (a) Espectro diário de energia local da <i>wavelet</i> (WPS) da radiação solar; (b) Espectro diário global da <i>wavelet</i> (GWP), no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.	88
Figura 26: (a) Espectro diário de energia local de <i>wavelet</i> (WPS) da temperatura do ar; (b) Espectro diário global da <i>wavelet</i> (GWP), no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.	89
Figura 27: (a) Espectro diário de energia local da <i>wavelet</i> (WPS) da umidade do ar; (b) Espectro diário global da <i>wavelet</i> (GWP), no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.	91

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Descrição das características dos pontos de estudo.....	27
Tabela 2. Limites mínimos e máximos adaptados de Aguiar (2005)	31
Tabela 3: Precipitação mensal (mm) para o ano de 2007, para os quatro pontos de coleta de dados.....	47
Tabela 4: Média mensal±DP, da Radiação solar (W/m^2) para o ano de 2007, para os quatro pontos de coleta de dados	49
Tabela 5: Média mensal ± DP, da temperatura do ar ($^{\circ}C$) para o ano de 2007, para os quatro pontos de coleta de dados	53
Tabela 6: Média mensal ± DP, da umidade do ar (%) para o ano de 2007, para os quatro pontos de coleta de dados	56
Tabela 7: Maior Período, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente A_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo	77
Tabela 8: Menor Período, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente A_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo	78
Tabela 9: Maior Amplitude, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente A_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo	78
Tabela 10: Menor Amplitude, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente A_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo.....	78
Tabela 11: Menor Erro, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente A_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo	78
Tabela 12: Maior período, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente B_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo	79
Tabela 13: Menor período, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente B_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo	79
Tabela 14: Maior amplitude, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente B_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo.....	79
Tabela 15: Menor amplitude, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente B_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo.....	79
Tabela 16: Menor erro, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente B_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo	80

LISTA DE ABREVIATURAS

ACF	Função de autocorrelação
AO	Análise de Ondaleta
AF	Análise de Fourier
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
CLP	Camada limite planetária
CWT	Transformada de <i>wavelet</i> contínua
COI	Cone de Influência
CO ₂	Fluxo de dióxido de Carbono
cos	Função Cosseno
DWT	Transformada de <i>wavelet</i> Discreta
dJ	Dia Juliano
FAC	Função de autocorrelação
FACP	Função Autocorrelação parcial
GWP	Potência global da <i>wavelet</i>
H ₀	Hipótese nula
IBAMA	Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IC	Intervalo de confiança
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
LAI	Índice de Área Foliar
LBA	Experimento de Grande Escala da Biosfera Atmosfera na Amazônia
MC	Monte Carlo
PACF	Função Autocorrelação parcial
PIB	Produto Interno Bruto
PMC	Prefeitura Municipal de Cuiabá
<i>prob</i>	Probabilidade

Ppt	Precipitação pluviométrica
Rsg	Radiação Solar Global
ST	Série Temporal
sen	Função Seno
Seplan	Secretaria Estadual de Planejamento
T	Temperatura do ar
TO	Transformada em Ondeletas
TW	Transformada <i>wavelet</i>
u	Velocidade do vento
UR	Umidade relativa do ar
UNIC	Universidade de Cuiabá
WPS	Espectro de potência, ou energia local da <i>wavelet</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

A	Algoritmo aleatório
A_0	Coefficiente de Fourier
A_n	Coefficiente de Fourier
a	Coefficiente de escala
B_n	Coefficiente de Fourier
b	Coefficiente de deslocamento
C_t	Componente de ciclo
DP	Desvio Padrão
E_t	Erro ou variação aleatória
f_k	Frequência de Fourier
$f(t)$	Função (sinal) no domínio temporal
$f(x)$	Função no domínio x
f_j	Dados experimentais
i	i -ésimo valor de uma série
$\psi_{a,b}(t)$	Função <i>wavelet</i> primitiva ou mãe
Ψ	Operador linear que representa a transformada
δ	Declinação solar
ϕ	Latitude local
j	j -ésimo valor de uma série
J	Dia Juliano
w_0	Frequência utilizada na <i>wavelet</i>
$W_n^x(s)$	Energia de <i>wavelet</i> contínua
k	Parâmetro de forma da distribuição geral dos valores extremos
L	Metade da largura do intervalo de dados
lag	Defasagem em uma série temporal
$L^2(\mathcal{R})$	Espaço das funções finitamente mensuráveis

N	Total de dados contidos em uma amostra ou série
n	Parâmetro de translação
n'	Índice do tempo
P	Período
P_K	Espectro médio de energia de fundo
Δt	Variação de tempo
t	Tempo
\bar{Y}	Média aritmética dos dados na série
Y_t	Valor da variável em um tempo dado
Y_{t-k}	Observações no passado
y_k	Covariância da população
\hat{y}_k	Covariância amostral
y_o	Variância da população
\hat{y}_o	Variância amostral
σ^2	Variância
δt	Espaço temporal de observações seqüenciais em uma série temporal
r_1	Coeficiente da ACF para a defasagem (<i>lags</i>) 1
r_2	Coeficiente da ACF para a defasagem (<i>lags</i>) 2
T_t	Componente de tendência
S	Parâmetro de dilatação
S_t	Componente sazonal
$\hat{\rho}_k$	Função de Autocorrelação
$\hat{\alpha}_k$	Função de Autocorrelação parcial
χ^2_2	Distribuição qui-quadrado com dois graus de liberdade
Z	Variável aleatória

RESUMO

VILANI, M. T. Análise de Fourier e *wavelet* em Variáveis Micrometeorológicas em diferentes Tipologias de Ocupação. Cuiabá, 2011. 135p., Tese (Doutorado) – Física Ambiental. Universidade Federal de Mato Grosso.

O objetivo deste estudo foi aplicar a análise de Fourier e de *Wavelet* para avaliar séries temporais de variáveis meteorológicas, radiação solar global, temperatura e umidade do ar em duas áreas urbanas e duas áreas rurais, para produzir informações adicionais sobre os processos subjacentes, examinando padrões temporais e as relações entre eles durante 2007. Os entornos dos pontos demonstraram sua influência nas variáveis meteorológicas, com maiores médias de temperaturas e precipitação nas estações mais urbanizadas e as menores nas estações mais afastadas. Ao comparar a utilização das duas análises Fourier e *wavelets* observou-se picos de frequência dominante de 24h para ambos os métodos. Entretanto, a *wavelets* foi mais precisa para identificar as escalas maiores e com a análise de Fourier foi possível identificar os períodos menores. Tanto Fourier como a Transformada de *wavelets* indicaram os picos de frequência dominante, entretanto as *wavelets* possibilitaram detectar um padrão espacial, com predominância na estação seca.

Palavras-chave: Microclima, séries temporais, *wavelet* de Morlet.

ABSTRACT

VILANI, M. T. Fourier analysis and wavelet in micrometeorological variables at different types of occupation . Cuiabá, 2011. 135p., Tese (Doctor) - Physical and Environment. Federal University of Mato Grosso.

The objective of this study was to apply Fourier analysis and wavelet to investigate time series of meteorological variables, global solar radiation, temperature and air humidity in two urban and two rural areas, to produce information about the underlying processes, examining patterns and temporal relations between them during 2007. The areas surrounding influences on meteorological variables, presented higher average temperatures and precipitation in most urban areas and smaller in sparse area. Comparing the use of Fourier analysis and wavelets was observed a peak dominant frequency of 24 h for both methods. However, the wavelet was more accurate to identify the major scales and the Fourier analysis was possible to identify the shorter periods. As the Fourier transform, the wavelets indicated peak dominant frequency, however the wavelets possibilities to detect a spatial pattern with predominant peak during the dry season.

Keywords: Microclimate, time series, Morlet *wavelet*.

1 INTRODUÇÃO

1.1 PROBLEMÁTICA

O estudo de mudanças climáticas tem gerado preocupações à comunidade científica, devido a necessidade de conhecimento das possíveis variações e tendências climáticas. Esse conhecimento não se restringe só às regiões rurais, mas às urbanas também, pois torna-se essencial à compreensão dos problemas ambientais e urbanísticos resultantes da ocupação desordenada, auxiliando no planejamento urbano e ambiental, criando índices adequados a determinação do uso e ocupação do solo bem como a preservação e reconstituição de áreas verdes e recursos naturais degradados.

Entre os diversos estudos realizados para o melhor conhecimento de alterações nos padrões do clima global, destaca-se a detecção com base em métodos de estatística de indícios de mudanças climáticas em longas séries temporais, para o melhor conhecimento da dinâmica temporal das séries meteorológicas utilizadas, que tem o intuito de minimizar e corrigir os efeitos climáticos negativos, urbanísticos e de conforto das populações que habitam o meio urbano, contribuindo para o aprimoramento de parâmetros urbanísticos específicos ao clima local.

A análise de Fourier (AF) tradicional pode ser utilizada para caracterizar o ciclo diário de brisas e outros fenômenos de menores escalas de frequência, entretanto apresenta dificuldades, pois tais sinais são característicos de fenômenos (não-estacionários) tipicamente caóticos. Neste contexto é necessário o uso da transformada de *wavelets*.

A partir do trabalho de Joseph Fourier, que no século XIX utilizou senos e cossenos para representar outras funções, é que surgiu as *wavelets* que são usadas na

representação de dados ou de outras funções, elas utilizam a idéia de aproximação usando a superposição de funções.

A transformada em *wavelets* é uma técnica útil para a análise de variáveis atmosféricas a qual analisa séries temporais em três dimensões (tempo, escala e intensidade de energia). Tem sido aplicada nas mais diversas áreas do conhecimento, sendo uma ferramenta qualitativa a serviço da ciência.

A transformada de *wavelet* foi desenvolvida por Morlet na década de 80 que demonstrou as condições de ortogonalidade deste novo operador matemático, oferecendo condições seguras para a aplicação da nova técnica. A idéia central da análise em *wavelet* consiste em decompor um sinal a diferentes níveis de resolução, processo conhecido como multiresolução. Segundo Holanda (2006), a representação de multiresolução fornece uma moldura hierárquica simples para interpretação de informação do sinal. As diferentes resoluções, os detalhes de um sinal geralmente caracterizam diferentes estruturas físicas do mesmo.

A transformada de *wavelet* é a decomposição de uma função, que tem suas variantes contínuas e discretas, é uma função capaz de decompor e descrever outras funções no domínio da frequência, que analisa estas funções em diferentes escalas de frequência e de tempo. Devido a esta decomposição das funções tanto no domínio da frequência quanto no domínio do tempo, torna-se as *wavelets* ferramenta poderosa para a análise de sinais e compreensão de dados.

O avanço em relação a análise de Fourier é que a análise em *wavelets* não é feita segundo a frequência, mas sim segundo a escala. Os algoritmos *wavelet* processam dados em diferentes escalas e resoluções, permitindo que sejam vistos tanto o global quanto os detalhes.

1.2 JUSTIFICATIVA

Discussões sobre os impactos de mudanças climáticas, se concentram como por exemplo, em inundações, fluxos de escoamento superficial, recarga das águas subterrâneas e secas ao longo dos principais rios que afetam o meio urbano. Essas discussões oferecem pouca informações sobre a escala temporal espacial em

diferentes tipologias de uso e ocupação do solo, que são importantes para aplicações no planejamento urbano.

O presente trabalho teve como objetivo investigar as características de variáveis micrometeorológicas como, temperatura do ar, umidade do ar e radiação solar incidente, por meio dos coeficientes de Fourier e transformadas de *wavelets* para quatro pontos de estudo, sendo três em Cuiabá e um em Chapada dos Guimarães com diferentes tipologias de ocupação, no ano de 2007.

Os objetivos específicos do presente estudo foram:

a) Descrever o microclima dos pontos de estudo em função dos elementos naturais e construtivos no entorno dos pontos;

b) Verificação das suposições de Autocorrelação e independência das amostra, conhecendo a relação entre as observações atuais e anteriores, assim com a estacionariedade dos dados;

c) Avaliar as características dos picos dominantes por meio dos coeficientes de Fourier;

d) Avaliar as características dos espectros de *wavelets*, detectando as frequências dominantes;

e) Comparar as características dos métodos de séries temporais empregadas (Fourier e *wavelets*).

Como o estudo de variáveis atmosféricas e do meio ambiente são consideradas como sinais caóticos onde apresentam uma variabilidade complexa, com isto exigem a utilização de técnicas matemáticas robustas de análise para poder observar, caracterizar e compreender os fenômenos atmosféricos que estão atuando.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 CLIMA NA ÁREA URBANA

O clima local, assim como o clima das cidades, sofre profundas alterações que se agravam à medida que a urbanização se intensifica. De acordo com Monteiro (1990), o clima urbano surge como maior expressão de poder de decisão do homem sobre as características atmosféricas e ecológicas de um lugar.

O estudo do clima urbano é de fundamental importância para o desenvolvimento das cidades, pois, são muitas as variáveis envolvendo a forma e a distribuição dos espaços em geral. Pode-se ter essa percepção observando-se a configuração das ruas, a topografia, o tipo de uso das edificações, a diferença de alturas, o tipo de recobrimento do solo, assim como a existência de áreas verdes, condicionando e caracterizando o microclima das cidades (FRANCO, 2010).

De maneira geral, as cidades são mais aquecidas e menos ventiladas que as áreas rurais. Sendo assim, as modificações do clima urbano são altamente variáveis, ou seja, as variações climáticas no ambiente urbano não ocorrem de forma homogênea, assim como não são homogêneas as tipologias de ocupação e uso do solo nas cidades (COX, 2008).

As alterações climáticas das cidades podem ser observadas em diferentes escalas climáticas, como distância horizontal, que de acordo com Oke (2004), pode ser classificada em escala macroclimática (equivalente ao clima regional, decorrente da formação topográfica e da latitude), escala mesoclimática (observa-se a influência da cidade no tempo e no clima do espaço urbano) e escala local (analisa os efeitos da característica das paisagens no clima, tal qual a topografia, porém exclui os efeitos do microclima).

A camada mais próxima do solo é a escala microclimática, onde é típica para microclimas urbanos, sendo também ajustada pelo dimensionamento de elementos

individuais: prédios, árvores, estradas, ruas, pátios, jardins e etc. Oke (1981) observou que correntes de ar vindas das áreas rurais, ao chegarem à cidade, encontram uma atmosfera diferenciada e estratificada com características próprias. Desse modo, ele propõe a divisão da atmosfera urbana em duas camadas, a camada limite do dossel urbano (estratificada abaixo do nível dos telhados), a camada limite da influência urbana (encontra-se acima do nível do telhado) (FRANCO, 2010).

Há fatores que determinam as diferenças entre o ambiente urbano e o rural. Nas cidades, a substituição de materiais naturais por materiais urbanos provocam mudanças nos processos de absorção, transmissão e reflexão da radiação, e, conseqüentemente, causa mudanças no balanço energético, na temperatura do ar, nas taxas de umidade relativa do ar, nas correntes de vento, na precipitação (BARBIRATO, 1998).

Oke (1987) afirma que parte da radiação refletida (albedo) pelo ambiente urbano não chega a ser devolvida para a atmosfera livre, pois as ruas e vias ladeadas por paredes verticais vizinhas entre si, refletem e absorvem a radiação. O albedo médio das cidades é de 0,15, enquanto que o de regiões rurais gira em torno de 0,18 a 0,25 explicando, assim, o maior aproveitamento da absorção da radiação que atinge a superfície urbana (AKBARI, 1999). Tal autor também coloca que a alta concentração de fontes de calor nas cidades, resulta no desenvolvimento das denominadas ilhas de calor urbano, onde sua intensidade é altamente influenciada pelas condições sinóticas atuantes.

Com a diminuição da vegetação na área urbana também diminui as taxas de evapotranspiração, processo de evaporação e transpiração, principal mecanismo através dos quais as árvores contribuem para diminuir a temperatura urbana. As plantas utilizando parte da radiação líquida disponível no sistema diminuem a quantidade de energia disponível para aquecer o ar e também contribuem para o controle de taxas de vapor d'água liberado para o ar atmosférico (SANTMOURIS E ASIMAKOPOULOS, 2001).

Outro parâmetro segundo Freitas et al. (2005) que é altamente modificada pela presença da urbanização é a altura da camada limite planetária (CLP), sendo cerca de 150m mais alta que seria no caso de uma zona vegetada, caso semelhante ocorre na

área urbana quando os dias em que as fontes antropogênicas são menos intensas, e quando a participação dessas fontes é mais efetiva, a diferença pode ultrapassar 400m. A CLP pode ser influenciada até mesmo em regiões relativamente distantes das áreas urbanas. Comparações entre a área urbana e suas vizinhanças indicam que durante o período diurno essas diferenças variam entre 200 600m, dependendo da região, sendo que essas diferenças podem ser explicadas pela alteração do balanço de energia em superfície. Esses autores afirmam também que as diferenças de temperatura encontradas entre as áreas urbanas e suas vizinhanças são altamente dependentes de suas dimensões, sendo que em regiões urbanas relativamente pequenas o efeito de ilha de calor pode ser imperceptível em consequência da rápida mistura com o ar das regiões vizinhas.

2.2 TÉCNICAS DE PREVISÃO

Técnica de previsão é um método que consiste no cálculo matemático ou estatístico empregado para converter dados históricos e parâmetros em quantidades futuras. Existem dois tipos de técnicas de previsão: qualitativas e quantitativas.

As técnicas qualitativas são mais onerosas e que exigem maior trabalho e dedicação que os métodos quantitativos de previsão. Sua aplicação é indicada em situações onde não há disponibilidade de dados históricos consistentes e a interferência e arbítrios humanos se fazem necessários.

São exemplos de técnicas qualitativas: a técnica Delphi, a análise de cenários, o júri executivo de opiniões, a composição de forças de vendas e pesquisa de mercado. Essas técnicas são empregadas em casos onde há ausência de dados históricos.

As técnicas quantitativas são baseadas em modelos matemáticos e estatísticos. As técnicas quantitativas estão divididas em dois grupos: séries temporais e modelos causais. Cada um desses grupos apresenta ainda outras divisões.

As técnicas de Séries temporais utilizam dados históricos para a determinação de padrões que podem se repetir no futuro. São exemplos destas técnicas as médias móveis, o amortecimento exponencial e a decomposição clássica.

Os Modelos Causais têm por objetivo encontrar uma relação entre a variável dependente (dados da série) e outras independentes (fatores externos a série). São exemplos de fatores externos: PIB, inflação, tempo, população, dentre outros. A exemplo de Modelos Causais pode-se citar as técnicas de Regressão Linear Simples e Múltipla (ROCHA, 2008). A Figura 1 ilustra as técnicas quantitativas apresentadas.

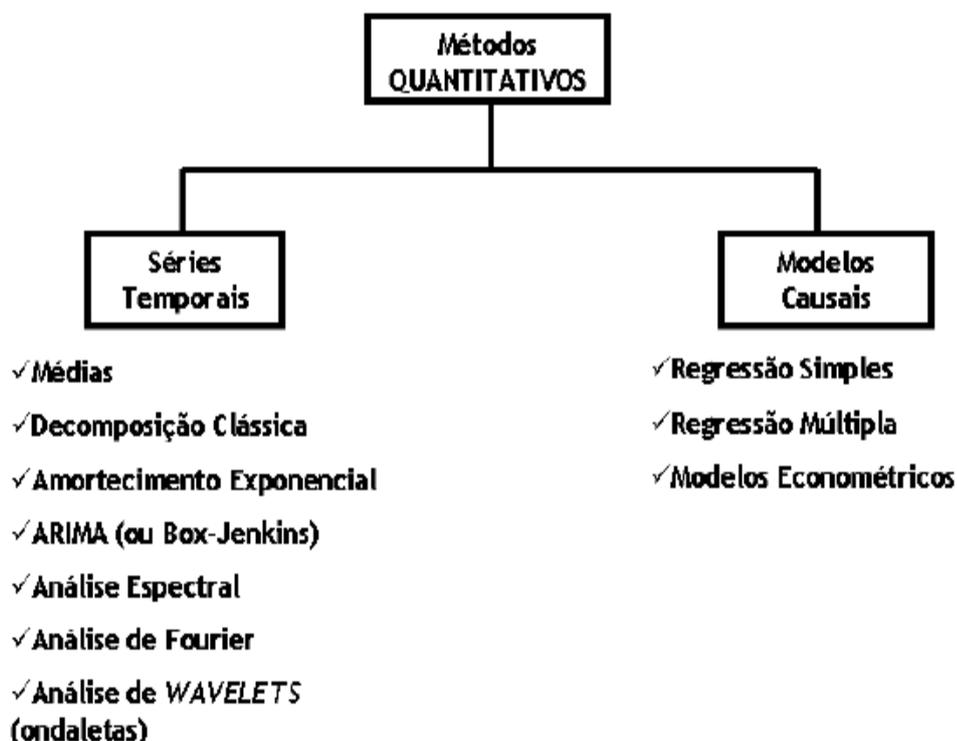


Figura 1: Exemplificação dos grupos e subgrupos de técnicas quantitativas
Fonte: Rocha (2008).

2.2.1 Séries Temporais

Uma série temporal pode ser definida como um conjunto de observações de uma variável dispostas seqüencialmente no tempo. Se Z_t representa o valor da variável aleatória Z no instante t , denota-se a série temporal por Z_1, Z_2, \dots, Z_N onde N é o tamanho da série ou número de observações seriais da variável. As séries temporais podem ser classificadas em discretas, contínuas, determinísticas,

estocásticas, multivariadas (discretas ou contínuas) e multidimensionais. Para caracterizar uma série temporal é necessário que as observações apresentem uma dependência serial, isto é, sejam dependentes no tempo (ZAMINI, 2000). Quando os valores da série podem ser escritos através de uma função matemática $y = f(\text{tempo})$ diz-se que a série é determinística; quando a série envolve além de uma função matemática do tempo também um termo aleatório $y = f(\text{tempo}, \varepsilon)$ chamamos a série de estocástica.

Os principais objetivos apontados por Morettin e Tolo (2006) na análise de séries temporais são:

a) Investigar o mecanismo gerador da série temporal: por exemplo, analisando uma série de alturas de ondas, pode-se querer saber como estas ondas foram geradas;

b) Fazer previsões de valores futuros da série: estas podem ser de curto prazo, como para séries de vendas, produção ou estoque, ou a longo prazo, como para séries populacionais, de produtividade, etc.;

c) Descrever apenas o comportamento da série: neste caso, a construção do gráfico, a verificação da existência de tendência, ciclos e variações sazonais, a construção de histograma e diagramas de dispersão, etc.;

d) Procurar periodicidades relevantes nos dados através de uma análise espectral (a análise espectral consiste em decompor a série temporal dada em componentes de frequência, onde a existência do espectro é a característica que determina a periodicidade dos dados que compõem a série).

Segundo Morettin e Tolo (2006), Oliveira e Favero (2002) a maneira mais tradicional é a decomposição da série a partir de seus principais movimentos como a tendência, ciclo, sazonalidade e variações aleatórias.

Sendo tendência a descrição de um movimento suave, a longo prazo dos dados, para cima ou para baixo. As tendências podem estar relacionadas ao crescimento populacional de uma região, ao aumento das temperaturas devido ao efeito do aquecimento global, entre outros.

Nas variações cíclicas existe um padrão cíclico, quando as variações apresentam certo grau de regularidade. São exemplos de ciclos: as manchas solares, a demanda de bens duráveis, entre outros.

Os fenômenos sazonais estão associados às estações do ano. São semelhantes aos fenômenos cíclicos, mas a diferença fundamental entre eles é o tempo entre duas cristas consecutivas; no caso dos ciclos, esse tempo é diferente de um ano; no caso da sazonalidade, ele é de um ano. O ciclo sazonal também pode receber a denominação de ciclo anual. Como exemplo de eventos sazonais pode-se citar a variação da temperatura ao longo do ano, os artigos de estação, como, sorvetes e ovos de páscoa, entre outros.

São variações aleatórias ou irregularidades aquelas que não apresentam regularidade. Como por exemplo, nas medidas horárias de temperatura do ar sabemos que ao longo de 24 horas teremos a influência do ciclo diário de insolação (componente conhecida), entretanto, vários outros fatores (componentes desconhecidas) estarão influenciando as medidas, como nebulosidade e ventos, sem que possamos saber a contribuição efetiva destes.

Para formar o movimento de uma série temporal, juntamos os componentes isolados, que será representada pela equação 1.

$$Y_t = T_t + C_t + S_t + E_t \quad \text{eq. (1)}$$

em que Y_t é o valor da variável em um tempo dado, T_t o valor da componente de tendência em um tempo dado, C_t o valor da componente de ciclo em um tempo dado, S_t o valor da componente sazonal em um tempo dado e E_t é o erro ou a variação aleatória.

O estudo de séries temporais trabalha com o comportamento dos dados no passado e presente, para que estes forneçam a idéia de possíveis variações dos dados no futuro. A previsão é o principal objetivo do uso de séries temporais (SAFADI e NOGUEIRA, 2004).

As abordagens de previsão de séries temporais encontradas na literatura podem ser organizadas da seguinte forma (SOUZA, 2008):

a) Técnicas Descritivas: Ao se analisar uma ou mais séries temporais a representação gráfica dos dados seqüencialmente ao longo do tempo é fundamental e pode revelar padrões de comportamento importantes, como mencionados acima: tendência, padrões cíclicos, alterações estruturais, observações aberrantes, entre outros.

b) Modelos lineares: incluem modelos probabilísticos, análise espectral, métodos não paramétricos (alisamento e suavização), modelos de espaço de estados, séries multivariadas, estudos longitudinais e processos de longa dependência;

c) Modelos não-lineares: englobam modelos não-lineares gerais (redes neurais artificiais, sistemas nebulosos, filtro de Kalman estendido, modelos híbridos), modelos pré-definidos, modelos com volatilidade variável, entre outros.

Para Wilks (2006), entre outros, existem duas formas fundamentais de análise de séries temporais: análises no domínio do tempo e no domínio da frequência. A primeira busca caracterizar a série de dados considerando o mesmo domínio em que os dados foram coletados/observados, onde o método mais adequado para esta análise é a função autocorrelação.

Análises no domínio da frequência buscam a representação da série temporal em termos da contribuição de cada escala temporal para um dado valor X_t . O conceito de espectro de uma série temporal é análogo ao de um espectro óptico. Este último fornece a repartição da energia, irradiada por determinada fonte, em função da frequência ou comprimento de onda. O espectro de uma série temporal indica a contribuição das oscilações obtidas em várias frequências à variância total da série sob investigação (BLAIN, 2010).

A análise espectral é fundamental em áreas em que o interesse básico é a procura de periodicidade nos dados, definida pela transformada de Fourier, onde considera apenas o espaço frequência em sua análise. Em outras palavras, assume-se que o espectro de uma série temporal é independente da escolha de uma origem temporal t .

Nakken (1998) afirma que variáveis meteorológicas requerem, devido à natureza temporal de seus sinais, investigações baseadas no espaço tempo-frequência a fim de revelar características espectrais, em função do tempo, que a análise de

Fourier não é capaz de detectar. Esse autor afirma também que a análise de *wavelets* ou ondaletas é bastante adequada para investigar tendências não-estacionárias em séries temporais, revelando mudanças abruptas, pontos de quebra e descontinuidade nos sinais desse elemento. *Wavelets* é um método muito comum na análise de picos localizados de variância ou potência em uma série temporal.

Vários trabalhos foram realizados com o estudo de séries temporais, como Dal Pai et al. (2006) realizaram um estudo das séries temporais, com análise diária, média horária e anual, média mensal diária das irradiações difusa de referência, isotrópica e anisotrópica.

Capistrano (2007) analisaram séries temporais de variáveis micrometeorológicas médias em Sinop-MT, em floresta de transição, na estação chuvosa e seca, utilizando a teoria da complexidade, caracterizando o atrator das séries temporais.

Souza (2008) usaram o Filtro de Kalman Estendido para minimização do erro de treinamento de redes neurais função de base radial na previsão de séries temporais financeiras de *Commodities* do agro-negócio, e a evolução diferencial para determinação dos parâmetros de sintonia do Filtro de Kalman.

Biudes et al. (2009) aplicaram séries temporais em análise de fluxo de seiva de mangabeira, onde ajustou alguns modelos de séries temporais aos valores de fluxo de seiva obtidos pelo método de balanço no caule, para uma mangabeira sob irrigação e uma não irrigada.

Willems et al. (2011) avaliaram o impacto das mudanças no clima sobre os extremos de precipitação e drenagem urbana, com cenários futuros gerados por séries históricas.

2.2.1.1 Função Autocorrelação

Independente do método ou técnica de previsão que se venha a utilizar é importante conhecer a relação entre as observações atuais e anteriores. Para este propósito existe a análise das funções de Autocorrelação (FAC ou ACF, do inglês *Autocorrelation Function*). Morettin e Tolo (2006) relataram a possibilidade da

utilização de outro parâmetro para facilitar o procedimento de identificação do modelo gerado da série temporal, denominado função Autocorrelação parcial (FACP ou PACF, do inglês *Partial Autocorrelation Function*).

Uma função de Autocorrelação mede a correlação entre as observações real e passada (Y_t e Y_{t-k} , respectivamente) de uma série temporal (admitida estacionária) separadas por k unidades de tempo. Assim, pode-se afirmar que uma FAC é uma medida de associação linear entre o processo e seu passado.

A Autocorrelação pode ser definida como sendo a correlação entre os valores de uma mesma série, deslocados por um determinado *lag*, este coeficiente mede o grau de persistência temporal. A presença de Autocorrelação positiva aumenta a probabilidade de detecção de falsas tendências de elevação; características opostas são observadas na presença de Autocorrelação negativa.

A maior parte da teoria de séries temporais lida com séries estacionárias. Sob o ponto de vista intuitivo, uma série é estacionária se:

- a) não há mudança sistemática da média (tendência);
- b) não há mudança sistemática na variância;
- c) não há variações estritamente periódicas.

A representação gráfica das funções de Autocorrelação ρ_k e k é chamada de correlograma, existem os correlogramas que mostram as funções de Autocorrelação (ACF), representadas por estimativas dos coeficientes $\hat{\rho}_k$, e as funções de Autocorrelação parcial (PACF), representadas por estimativas dos coeficientes $\hat{\alpha}_k$.

Numa análise de série temporal, as principais utilidades deste gráfico são:

- a) Determinar a ordem de dependência dos valores da série temporal em relação aos seus valores passados, denominada ordem auto-regressiva p de um processo auto-regressivo (através do comportamento da PACF);
- b) Determinar a ordem de dependência entre os erros aleatórios (ruído branco) ocorridos no período atual e nos períodos passados, denominado ordem de média móvel q de um processo de média móvel (através do coeficiente de Autocorrelação parcial PACF) (ROCHA, 2008). Sendo que uma sequência é dita ruído branco se

cada valor da série tiver média zero, variância constante, e não apresentar correlação serial.

Variáveis atmosféricas normalmente exibem algum grau de dependência em relação a seus valores anteriores. Segundo Wilks (2006), na terminologia das ciências meteorológicas, essa dependência é usualmente denominada de persistência temporal, podendo ser definida como o condicionamento das probabilidades de ocorrência entre dados sucessivos de uma mesma série temporal. Persistência positiva indica que elevados ou baixos valores de uma variável tendem a serem seguidos por valores também elevados ou baixos.

A existência de persistência tem importantes implicações, tal como o aumento da variância das amostras de uma série. Ao comparar uma série temporal de dados independentes a uma contendo persistência, verifica-se que na série autocorrelacionada os valores adjacentes tendem a ser mais semelhantes do que em uma amostra de dados aleatórios, exibindo, com isso, longos períodos com dados bastante distintos da média populacional (BLAIN, 2010).

A existência de persistência em uma série meteorológica aumenta o número de dados necessários para a realização de uma característica climática. Dessa forma, séries temporais que apresentam tendências de elevação, irão apresentar valores significativos da função autocorrelação.

Segundo Wilks (2006 apud BLAIN, 2010) uma série infinita composta por dados independentes, livres de persistência ou correlação serial, exibirá valores de Autocorrelação iguais a zero. Entretanto, para amostras finitas, ainda que livres de persistência temporal, os valores serão numericamente diferentes de zero. Sob esse aspecto, para um conjunto de dados suficientemente longo, pode-se aceitar que séries de variáveis independentes apresentarão valores de Autocorrelação normalmente distribuídos entre zero e Um.

Outro importante conceito é a estacionariedade, que implica que a média e a função de Autocorrelação de uma série de dados não muda com o tempo. Qualitativamente, uma série estacionária é aquela que está em equilíbrio estatístico, no sentido que contém nenhuma tendência, enquanto que uma série não-estacionária é aquela cujas propriedades mudam com o tempo. Na prática, as séries são

usualmente de 3 tipos: aquelas que exibem propriedades de estacionariedade em longo período, como, por exemplo, as saídas de geradores de ruído. Aquelas que possuem uma razoável estacionariedade em períodos curtos, por exemplo, medidas de turbulência na atmosfera; e séries que são obviamente não estacionárias, no sentido que suas propriedades estão continuamente mudando com o tempo. Exemplos de não-estacionariedade: temperatura em altas e médias latitudes, ventos (apresentam ciclos diurnos e anuais) (CHATFIELD, 1996).

Segundo Carvalho (2005), usualmente o termo estacionariedade é interpretado como “fraca estacionariedade” ou “estacionariedade de covariância”. Neste sentido, estacionariedade implica que a média e a função Autocorrelação de uma série de dados não muda com o tempo.

2.2.1.2 Métodos de Séries Temporais

2.2.1.2.1 Séries de Fourier

Jean-Baptiste Joseph Fourier (1768-1830) foi um matemático e físico Francês, celebrado por iniciar a investigação sobre a decomposição de funções periódicas em séries trigonométricas convergentes, conhecidas como séries de Fourier. No livro *Théorie Analytique de La Chaleur*, escrito em 1822, ele introduziu o conceito conhecido como série de Fourier, em que soluciona o problema de transferência de calor, por equações diferenciais, com utilização de técnicas de séries de senos e cossenos.

A transformada de Fourier é uma ferramenta útil que possibilita determinar a contribuição que cada função seno e cosseno, presentes numa ST, apresentam para a energia total desta série (periódica).

Freqüentemente uma função periódica pode ser representada por meio de funções periódicas simples, nomeadamente, cosseno e seno, sob a forma de uma série chamada série de Fourier da função.

A análise de Fourier transforma uma série temporal estocástica em uma soma de frequências de senos e cossenos. Esta análise é capaz de quantificar as variáveis

associadas a uma determinada frequência ou período. O método tem sido utilizado inúmeras vezes para examinar espectros característicos da turbulência atmosférica e registros do clima (PINHEIRO, 2007).

A análise feita por meio da Série de Fourier é um instrumento de investigação capaz de fornecer importantes informações sobre as dinâmicas de variáveis micrometeorológicas.

2.2.1.2.2 Transformada de wavelet

A análise de séries temporais por *wavelet* pode ser encontrada na literatura por outros termos, tais como Ondaletas, Ondelettes, Ondulas e ainda como ondícula ou ondinha (ROCHA, 2008). Neste trabalho, o termo utilizado para tratar a análise de séries foi *wavelet* ou transformada de *wavelet* (TW), onde o termo *wavelet* fora usado por Alfred Haar em 1909, num conceito semelhante ao atual, sendo desenvolvido mais a frente no final da década de 70 por Jean Morlet, que visava encontrar uma maneira de melhorar o tratamento de sinais geofísicos (HARTER, 2004).

Morlet inicialmente enfrentou críticas de vários opositores, os quais o contestavam quanto a veracidade das informações. Alguns anos depois, Yves Meyer retomou os estudos feitos por Morlet, que contribuiu a enriquecer e amadurecer o desenvolvimento da nova teoria. Foi um estudante de processamento de imagens, Stephane Mallat, o primeiro a desenvolver um algoritmo para calcular a transformada de *wavelet* de forma computacional, abrindo as portas à comunidade de processamento de sinais (BOLZAN, 2004). A partir de então a teoria de *wavelets* foi aplicável em diferentes ramos da ciência, onde alguns autores defendem a opinião de que o estudo de *wavelets* foi o evento matemático de maior relevância na década de 80.

Wavelet é uma forma de onda com duração limitada e um valor médio igual a zero. A transformada de *wavelet* fornece uma representação precisa de um sinal em função de tempo e frequência simultaneamente, bem como permite analisar qualquer tipo de sinal, seja ele não-estacionário ou descontínuo, o que comprova a tese de que para seu uso, não importam as características da série que se esteja analisando. Esta é

inclusive uma grande vantagem que tem motivado a utilização da transformada *wavelet* em larga escala para inúmeras aplicações e de natureza diversas, uma vez que isto não seria possível de se fazer utilizando as técnicas tradicionais existentes para análise de séries temporais (Rocha, 2008; Loh, 2003).

Outra questão é que *wavelets* busca formular funções matemáticas capazes de ampliar o intervalo de dados, de modo a separar os diferentes componentes de frequência existentes na série, possibilitando assim a análise de cada um deles em sua escala correspondente.

Existem dois tipos de transformada de *wavelet*, a transformada contínua CWT (do inglês, *continuous wavelet transform*), a transformada discreta DWT (do inglês, *discrete wavelet transform*) e suas respectivas transformadas inversas, de modo que ambas possibilitam representar uma série temporal no domínio de tempo e frequência (Yates et al., 2006; Furon et al., 2008). Dentre as técnicas de DWT mais conhecidas, está a de Haar, a de Meyer e a biortogonal. Dentre as técnicas de CWT mais conhecida, está o Chapéu Mexicano e a de Morlet, a qual sendo complexa permite também a análise da fase e do módulo do sinal (SÁ et al., 1999).

As *wavelets* discretas são utilizadas para a decomposição e filtragem de qualquer série-temporal. A sua aplicabilidade neste aspecto advém do fato de que estas *wavelets* não provocam redundâncias de coeficientes entre escalas (frequências). As *wavelets* contínuas são utilizadas para visualizar, através do periodograma (diagrama), a relação existente entre as componentes de diferentes frequências em função da escala temporal da série-temporal estudada, onde estas relações são comumente categorizadas como não-lineares (BOLZAN, 2006).

Dessa forma pode-se concluir que a transformada em *wavelets* revela, no tempo, que parte do sinal analisado transporta energia significativa e em quais frequências (escalas) isso acontece (BARBOSA, 2005).

Uma grande dúvida que surge é justamente a questão da escolha da melhor ondaleta-base para a utilização em seus dados. A resposta para tal pergunta seria a de que não existe uma receita básica a ser seguida, mas de certa forma algumas recomendações podem ser estabelecidas:

1. Quanto à forma, o sinal modulador da função *wavelet* -mãe deve refletir as características do sinal analisado. Para o caso de séries temporais com variações bruscas na frequência, ou em forma de degraus, a *wavelet* mais adequada seria a *wavelet* -mãe de *Haar* (muito utilizada na análise de sinais de circuitos eletrônicos).

2. Para analisar séries temporais com variações um pouco mais suaves, uma *wavelet* complexa como a de *Morlet* permite analisar a fase e o módulo do sinal decomposto. Outra *wavelet* -base para este tipo de sinal seria a do *Chapéu Mexicano*. Note que as características desse tipo de sinal são geralmente encontradas em sistemas naturais, ou sistemas geofísicos.

3. Caso deseje-se estudar mudanças de amplitude e de fase, uma *wavelet* complexa seria uma ótima escolha; este tipo de *wavelet* -base ajuda a capturar o comportamento oscilatório dos dados (exemplo, *Morlet*).

4. Caso exista a necessidade de sintetizar dados e/ou fazer compressão de sinal, uma escolha ideal seriam as *wavelets* ortogonais, que representam os sinais de forma mais compacta (exemplo, a *wavelet* -mãe de *Malvar*). De fato, quando da necessidade de uma informação quantitativa sobre um processo, este tipo de *wavelet* -base torna-se a melhor escolha.

5. Caso deseje-se um maior refinamento para os dados. As *wavelets* -mãe de *Daubechies* apresentam uma maior capacidade de análise e síntese muito mais efetiva do que as de *Haar*. Isso se deve ao fato de possuírem maior regularidade (suavidade) e aproximarem muito melhor funções (suaves) no espaço das funções quadraticamente integráveis $L^2(\mathbb{R})$.

6. As *wavelets* -mãe de *Gabor* também se mostram populares em aplicações de segmentação de imagens.

7. Para uma informação quantitativa sobre um determinado processo, funções-base ortogonais, tornam-se a melhor escolha.

De certa forma, e muito provavelmente, essas escolhas estão na realidade associadas a uma maior disponibilidade de *softwares* das funções-base mencionadas acima, principalmente as de *Morlet*, *Haar* e *Daubechies*.

Dentre outras famílias de *wavelets* -base pode-se mencionar a de *Meyer*, utilizada por (YANO et al., 2001b,a), as funções *wavelets* “*packets*” definidas por

(COIFMAN et al., 1992; MAGALHÃES, 2007), entre outras. Contudo, na maioria das aplicações em Geofísica e Ciências Atmosféricas, as funções-base mais utilizadas são as de *Morlet*, *Chapéu Mexicano*, *Daubechies* e *Haar*. No caso da função *wavelet* de *Haar*, esta pode ser considerada como sendo uma *Daubechies* de ordem 2.

Por fim, regras de construção de funções-base estão sendo propostas por vários pesquisadores de acordo com as restrições impostas por determinados processos e de sua aplicabilidade em determinados tipos de sinais (fenômenos). Dessa forma, pode-se concluir que existe a possibilidade de se gerar (desenvolver) uma infinidade de *wavelets* -mãe levando possivelmente a resultados melhores.

2.3 A ANÁLISE DE FOURIER VERSUS TRANSFORMADA DE WAVELET

A análise de Séries por Fourier é um método determinístico que transforma a série temporal original baseada em frequências, as quais serão associadas às componentes senoidais por meio de um somatório. O emprego desta técnica é recomendado em casos onde o objetivo básico é determinar a periodicidade dos dados (a qual está diretamente associada à frequência). Contudo, a transformação de um sinal temporal em um sinal frequencial pode não traduzir exatamente todas as informações temporais implícitas à série. Isto faz com que a aplicação da Análise de Fourier se restrinja às séries com comportamento estacionário, ou ainda em problemas lineares ou funções periódicas. A pergunta que podemos fazer é, porque se faz necessário o uso de outras técnicas de análise, tal como a transformada *wavelets*? Pelo fato de que na transformada de Fourier a transformação do sinal do domínio do tempo para o domínio de frequência, perde-se totalmente a informação sobre a localização temporal (ou espacial). E ao se observar a transformada de Fourier de um sinal, é impossível dizer onde um evento em particular está localizado, pois o que é obtido são apenas as frequências que compõem o sinal (DEPISSOL, 2008).

Restrições como estas, aliadas à notória característica de não linearidade e não estacionariedade presentes muitas séries práticas tornaram-se então um forte estímulo

para o desenvolvimento de novas técnicas capazes de contornar estas limitações. Dentre as técnicas que se originaram a partir de Fourier estão a distribuição de Wigner-Ville, a expansão de Gabor ou transformada de Fourier de curta duração e finalmente a análise de *wavelets*.

O comportamento de uma *wavelet* é comparável ao de uma senóide, porém as senóides apresentam comportamento tipicamente suave e previsível, as *wavelets* diferem pelo fato de se apresentarem de forma irregular e assimétrica. Por este motivo que se faz uma analogia entre a análise de *wavelets* e a análise de séries de Fourier, de modo que na análise de Fourier o sinal original é decomposto em ondas senoidais de várias frequências – via transformada de Fourier, enquanto que na transformada que na análise de *wavelets* este mesmo sinal original é decomposto em versões “deslocadas” (significa que pode ser acrescentado um retardo a esta) e “escaloadas” (significa que a *wavelet* pode ser alongada ou comprimida) (ROCHA, 2008).

Várias razões começaram a motivar os pesquisadores à substituição da análise de Fourier por *wavelets*. Com principais vantagens notadas e inerentes às funções, as quais se adéquam à aproximação ou ajuste de funções finitas, bem como são funções próprias para análise de séries descontínuas. Outro questão, é que a filtragem dos sinais via *wavelets* não desloca nem deforma pontos de máximo, mínimo e inflexões da série que se está analisando.

Notou-se também que a transformada de *wavelet* contínua era uma ferramenta excelente para mapear mudanças de propriedades em séries não estacionárias, uma vez que as *wavelets* são localizadas no tempo (espaço) – contrariando do que ocorria com outras funções ortogonais e trigonométricas. Tornou-se ideal para analisar sinais não estacionários – que apresentavam transitoriedade ou descontinuidade. Se alguma ligeira mudança em uma observação ou componente da série ocorresse, provocaria mudanças significativas em toda a extensão da série de Fourier, caso que não ocorreria em uma série de *wavelets*.

Contudo, as principais características de Fourier versus transformada *wavelet* são:

Para Fourier:

a) A série de Fourier tem a possibilidade de representação de uma série descontínua, na qual não precisa ter todos os dados da pesquisa para obter um resultados real.

b) A série de Fourier são utilizadas às séries de comportamento estacionários ou funções periódicas.

c) Na transformação do sinal do domínio do tempo para o domínio de frequência, perde-se totalmente a informação sobre a localização temporal (ou espacial).

Para *wavelet*:

a) Adequada para análise de séries descontínuas.

b) Adequada para investigar séries não estacionárias.

c) Na transformação do sinal do domínio do tempo para o domínio de frequência, tem-se a informação sobre a localização temporal (ou espacial).

Esta comparação já denota a superioridade de *wavelets* em relação à Fourier, responsável por motivar o uso desta análise em séries temporais, pois em termos de aderência do modelo, ela torna-se perfeita pelo seu poder preditivo.

Contudo, os pontos fracos da análise de *wavelets* são:

a) Dependência do tamanho da janela: pode-se com o método localizar frequências periódicas, porém estas vão depender do tamanho da janela usada na série temporal.

b) Tratamento inconsistente de diferentes frequências: este é considerado o pior problema: para baixas frequências (períodos maiores) existem tão poucas oscilações dentro da janela que a localização da frequência é perdida. Por outro lado, existem tantas oscilações em alta frequência (períodos menores) que a localização da frequência também fica perdida.

Nakken (1998) afirma que variáveis micrometeorológicas requerem, devido à natureza temporal de seus sinais, investigações baseadas no espaço tempo-frequência a fim de revelar características espectrais, em função do tempo, que a análise de Fourier não é capaz de detectar. Esse autor afirma também que a análise de *wavelets* é bastante adequada para investigar tendências não-estacionárias em séries como de

precipitação pluvial, revelando mudanças abruptas, pontos de quebra e descontinuidade nos sinais desse elemento.

Segundo Torrence e Compo (1998) as *wavelets* tem se tornado um método bastante comum na análise de picos localizados de variância ou potência em uma série temporal. Por meio da decomposição desta série temporal em diferentes espaços de tempo e frequência (“*time-frequency space*”) é possível determinar picos de potência em diferentes frequências e períodos. De acordo com Daubechies (1990) a transformada de *wavelet* pode ser usada para análise de séries temporais que contenham variâncias não-estacionárias em diferentes frequências. Essas características descritas por Daubechies (1990), Torrence e Compo (1998) e Nakken (1998) indicam que a análise de *wavelets* é superior à de Fourier na investigação estatística de séries temporais meteorológicas.

2.4 APLICAÇÕES DE ANÁLISES DE FOURIER E TRANSFORMADA DE WAVELET

Na aplicação de Fourier, tem-se como exemplo, Baldocchi (2001) que descreveu as variações temporais de CO₂ e fluxo de vapor de água entre uma floresta temperada (reserva de Oak Ridge, EUA) e a atmosfera, relacionando-as às variações temporais de outras variáveis meteorológicas, tais como fotossíntese, respiração e evaporação, em um intervalo de tempo de dois anos. Detectou-se períodos significativos em escalas de um dia e em cada estação do ano. Destaca-se a capacidade da análise de Fourier de inspecionar modelos de cálculo de CO₂ e vapor da água, localizando seus vários picos espectrais e as lacunas que estão identificadas no registro experimental.

Pinheiro et al. (2011) aplicaram a transformada Fourier na análise de dados de fluxo de calor latente, calor sensível e temperatura, para uma floresta de transição, no período de 1999 a 2005. Verificaram períodos dominantes de 24; 12; 4 e 3,4 horas. Sendo os dois primeiros referente ao movimento de rotação da terra, à periodicidade dia/noite. Quanto aos dois períodos menores estão relacionados com a dinâmica de abertura dos estômatos.

As aplicações da análise de Fourier não são utilizadas apenas para encontrar frequências dominantes de fenômenos naturais, mas também são usadas em outras áreas. Por exemplo, Carvalho et al. (2005), aplicaram a análise na obtenção de um modelo de previsão de produtividade para a cultura do café, em sete municípios do Estado de Minas Gerais.

Na medicina há estudos para avaliar a utilidade da análise de Fourier como método para detecção de defeitos localizados na camada de fibras nervosas da retina, mostrado por Medeiros et al. (2003). Na psicologia, Santos e Simas (2002) discutem alguns aspectos conceituais básicos da análise de Fourier enquanto ferramenta que fundamenta a perspectiva de filtros ou canais múltiplos de frequências espaciais no estudo do processamento visual da forma.

Na física, Carlin et al. (2004) estudaram a capacidade de alunos em reconhecer padrões básicos de transformadas de Fourier para manipular filtros, com intuito de obter alguns efeitos desejados na imagem final do processamento de imagens. Já Lima et al. (2007) caracterizaram a composição das escamas de um fóssil de peixe originado de rocha sedimentar do Membro Romualdo, utilizando as técnicas de difração de raios-X em policristais e espectroscopia na região do infravermelho através das transformadas de Fourier.

Quanto às transformadas de *wavelets* nas diversas áreas do conhecimento existem aplicações, como por exemplo no estudo de sinais geofísicos, número de manchas solares (BOLZAN, 2004), sistemas hidrológicos (NORDEMANN, 1998), visão computacional e humana, previsão de terremotos e maremotos, fractais, bancos de filtros, distinção celular (células normais vs patológicas), modelos para trato auditivo, processamento de imagens (OLIVEIRA et al., 2002-a), descontaminação de sinais (*denoising*) (TASWELL, 2000), detecção de rupturas e bordas, tons musicais, neurofisiologia, detecção de curtos eventos patológicos (por exemplo, crises epiléticas) e análise de sinais biomédicos (eletrocardiogramas (REDDY et al., 1992), mamografias, eletroencefalogramas etc.), espalhamento em banda larga, modelagem geométrica, reconhecimento de alvos, óptica, análise de transitório e falhas em linhas de potência, Metalurgia (rugosidade de superfícies), visualização volumétrica, previsão de comportamento de mercados financeiros, solução de

equações diferenciais ordinárias e parciais (OLIVEIRA et al., 2002a), assim como estudos na área ambiental, como turbulência atmosférica (NETO et al., 2001), monitoramento de coberturas vegetais utilizando produtos MODIS (ANTUNES et al., 2010).

Chapa et al. (1998), aplicaram a transformada *wavelet* de Morlet aos índices de nuvens frias (CCI) para detectar periodicidades em atividades convectivas na América do Sul.

Torrence e Webster (1999) aplicaram as transformadas *wavelet* de Morlet e de Chapéu Mexicano a dados de temperatura da Superfície do Mar, na região do Niño (1871-1996) e do Índice de Oscilação Sul, obtido da pressão ao nível do mar (1871-1994) entre o Pacífico leste e oeste.

Vitorino (2002) aplicou a transformada *wavelet* em dados de pressão ao nível do mar e de radiação de onda longa emergente sobre a América do Sul e oceanos adjacentes para o período de 1979 a 1996.

Drago (2002) utilizou as transformadas de *wavelets* discretas no estudo de variáveis hidro-meteorológicas na estação seca no noroeste de Malta. Fez um estudo do efeito barométrico invertido, com dados de 1993 a 1996.

Reboita e Krusche (2003) aplicaram a transformada de *wavelet* às séries de temperatura do ar e precipitação, do período de 1º de janeiro de 1991 a 31 de dezembro de 2000, medidas no município de Rio Grande.

Kitagawa et al. (2003) utilizaram o método de *wavelets* discretas para gerar dados de flutuações da velocidade artificial do vento.

Razdan (2004) fez um estudo de 1994 a 2000 de duas séries temporais, o índice de bolsa de valores de Bombaim e índice de troca National Stock, utilizando o espectro de *wavelets*, onde também calculou o coeficiente de correlação de ondas, mostrando que esta correlação depende da escala.

Harter (2004) ao analisar a precipitação em Pelotas-RS através de *wavelets* nos invernos de 1995 a 2002, verificou que as características atmosféricas associadas às oscilações intrasazonais nas bandas de precipitação, apresentam um caráter extremamente variado, sendo que os fenômenos que influenciam as oscilações, entre 2 e 10 dias podem ser os sistemas frontais que se formam. As oscilações de

periodicidade entre 30 e 80 dias podem estar relacionadas com a interação da oscilação de Madden e Julian com sistemas de larga escala. As oscilações de periodicidade entre 10 e 30 dias podem estar relacionadas com bloqueios atmosféricos, jato subtropical, além de interações de sistemas frontais e vórtices ciclônicos em altos níveis com sistemas de larga escala.

Lark et al. (2004) analisaram a variação espacial das emissões de óxido nitroso (N_2O) no solo com ondas, e as devidas implicações para a amostragem, utilizaram um processo de *wavelet* esparsas, transformação discreta, para representar a variação intermitente do N_2O .

Maraun et al. (2004) avaliaram a análise de *wavelets* cruzadas de séries temporais bivariadas, onde desenvolveram um teste estatístico de significância baseada em simulações de Monte Carlo, entre os anos de 1900-1995.

Mackenzie (2007) traça em seu trabalho um panorama de aplicações que utilizam o conceito e ferramentas *wavelets*, como a indústria de animação com alguns filmes inovadores e famosos pela forma como é feita o tratamento de imagens (como por exemplo, *A Bug's Life* e *Toy Story* da Disney e Pixar). Outro exemplo citado é o uso de ferramentas *wavelets* pelo FBI norte-americano para codificar sua base de dados com mais de 30 milhões de impressões digitais. Ainda segundo Mackenzie (2007), nossos olhos executam por natureza o processamento *wavelets*, já que, “nossos olhos podem ver em diferentes escalas de resolução: uma floresta pode ser vista como um sólido verde a partir de um jato, ou o espectador poderia apreciar com maior detalhe as árvores, galhos e folhas, caso ele estivesse num carro e mais próximo”.

Trabalhos como Osowski et al. (2007) estudaram a previsão da poluição diária observando dados de NO_2 , CO , SO_2 e poeira, assim com parâmetros como vento, temperatura, umidade e pressão, aplicaram o estudo de *wavelets* discretas juntamente com redes neurais (tipo máquina vetoriais), trabalhando no modo de regressão, para a região norte da Polônia de 2003.

Kayano e Blain (2007) utilizaram a análise de *wavelets* para investigar picos de variâncias em séries mensais de precipitação, Temperatura mínima do ar e temperatura máxima do ar, em Campinas (1890-2006). Com picos não significativos

em 0,6, 3,5. Estes picos resultam de variâncias significativas localizadas em esparsos e curtos intervalos de tempo espalhados no período de 117 anos. Nas séries de temperatura mínima mostram um forte pico significativo em 31,2 anos, que decorre de potências significativas observadas ao longo do período de análise.

Furon et al. (2008) aplicaram a análise de *wavelets* em dados de fluxos de CO₂, N₂O e temperatura do solo de três meses dos anos de 2000 a 2004, para duas práticas de manejos agrícolas.

Capilla (2008) identificou a tendência da variável temperatura do ar, pela análise de séries em área urbana do Mediterrâneo para o ano de 1938, utilizou o método de *wavelets* (método de Daubechies) que detecta características locais que podem ser suavizadas usando outros métodos.

Rocha (2008) avaliou o impacto da decomposição *wavelet* sobre o erro de uma combinação de previsões para uma determinada série temporal, usou a técnica *denoising*, que é a eliminação de trechos substancialmente ruidosos da série.

Rehman et al. (2009) fizeram um estudo com dados meteorológicos para um período de 16 anos entre 1990 a 2005, na Arábia Saudita, utilizando coeficientes de correlação das séries temporais pelo método de *wavelets*.

Barichivich et al. (2009) estudaram sinais do clima nos anéis de árvores para três espécies em elevadas altitudes no semi-árido dos Andes, verificando a sua resposta à variabilidade regional e em grande escala, usou correlações com precipitação e temperatura e análise de *wavelets*.

Pezzi et al. (2009) analisaram as previsões sazonais da precipitação na América do Sul utilizando as *wavelets*, assim como Beecham et al. (2010), que identificaram as características temporais e variabilidade da precipitação medida na Austrália, durante o período de 1925-2002. Por meio do espectro de *wavelets* encontraram frequências dominantes (0,25 – 1 ano) para 3, 6 e 12 h de intensidade de precipitação em uma ordem cíclica de 5 a 10 anos, com possível influência do El Niño.

Ozger et al. (2010) desenvolveram um modelo de lógica fuzzy *wavelet* para simular valores de umidade do solo, baseado na equação de balanço hídrico, que compara o modelo proposto com o modelo convencional.

Blain (2010) investigou por meio da análise de *wavelets* as séries temporais de precipitação pluvial, temperatura do ar máxima e mínima para vários pontos do estado de São Paulo no período de 1948 a 2007.

As *wavelets* também são utilizadas no estudo de inteligência artificial, como a construção de modelos no processo de chuva-vazão, desenvolvido por Nourani et al. (2011).

Hong (2011) estudou o impacto do clima de monções asiáticas sobre o intercâmbio do carbono e da água, fazendo uma análise de *wavelets* de Morlet e suas implicações da modelagem do ecossistema, em três anos de estudo (2006, 2007 e 2008).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

O estudo se desenvolveu com dados climáticos de instrumentos meteorológicos em três pontos da cidade de Cuiabá e um na cidade de Chapada dos Guimarães. A Tabela 1 descreve as características dos pontos de estudo.

Tabela 1. Descrição das características dos pontos de estudo

Cidade	Ponto	Coordenadas	Altitude	Descrição
Cuiabá	Centro	15°36'1"S; 56°5'29"O	187 m	Área de alta densidade construtiva na zona central urbana
	Seplan	15°33'59"S; 56°4'30"O	239 m	Área de média densidade construtiva próxima a lagoa Paiaguás
	Unicampo	15°45'45"S; 56°3'57"O	202 m	Área de transição entre urbana e rural
Chapada dos Guimarães	Chapada	15°27'32"S; 55°45'15"O	809 m	Área urbana de baixa densidade construtiva e clima característico de regiões serranas

O município de Cuiabá possui uma área de 3.538,17 km² (IBGE, 2009), sendo que a área urbana ocupa 254,57 km² (PMC, 2009), limitando-se ao norte, com os municípios de Acorizal, Rosário Oeste e Chapada dos Guimarães, ao leste com Chapada dos Guimarães, ao sul com Santo Antônio do Leverger e a oeste com Várzea Grande. É um entroncamento rodoviário-aéreo-fluvial, interligando o norte do Brasil e o oeste da América do Sul e está cercado por três biomas: o Amazônico, o cerrado e o pantanal. O clima de Cuiabá, segundo Maitelli (2005), é do tipo tropical quente e semiúmido, com duas estações definidas pela distribuição das chuvas: estação chuvosa (primavera-verão) e estação seca (outono-inverno). Os

índices pluviométricos variam de 1200 a 1500 mm (GOMES, 2010). Segundo este autor Chapada possui um clima do tipo Aw, conforme classificação de Koppen, a precipitação anual pode atingir 2000 mm, com a maior parte das chuvas de dezembro a fevereiro.

A Figura 2 apresenta os pontos, **Centro** (ponto 1), **Seplan** (ponto 2), **Unicampo** (ponto 3) e **Chapada** (ponto 4).

Centro localizada na Rua Manoel Ferreira de Mendonça, n. 260, bairro Bandeirantes. Instalada num bairro central da cidade de Cuiabá, com edificações predominantes térreas, horizontais e ocupação quase total dos terrenos, os instrumentos foram posicionados acima da linha dessas edificações.

Seplan localizada na Rua C, Secretaria Estadual de Planejamento, Centro Político Administrativo. Instalada num local distante 4 km do ponto **Centro**, destinado a edifícios governamentais predominantemente com 2 e 3 pavimentos, com ocupação parcial dos terrenos e que mantém áreas ajardinadas e sombreadas no entorno das edificações, os instrumentos foram posicionados acima da linha de cobertura dessas edificações.

Unicampo localizada na estrada Cuiabá Santo Antonio de Leverger, km 15, sede do Unicampo. Instalada numa área rural distante 18 km do ponto **Centro**, na sede campestre da UNIC, com ocupação predominante de áreas gramadas e sombreadas no entorno de uma única edificação, os instrumentos foram posicionados sobre a torre de uma caixa d'água metálica.

Chapada localizada na Rua Penn Gomes, n. 89, bairro Jardim Bom Clima. Instalada numa área urbana de Chapada dos Guimarães e distante 39 km em linha reta do ponto **Centro**, com ocupação predominante residencial de baixa densidade, com predominância de áreas gramadas e sombreadas no entorno das edificações, os instrumentos foram posicionados ao nível da cobertura da edificação.

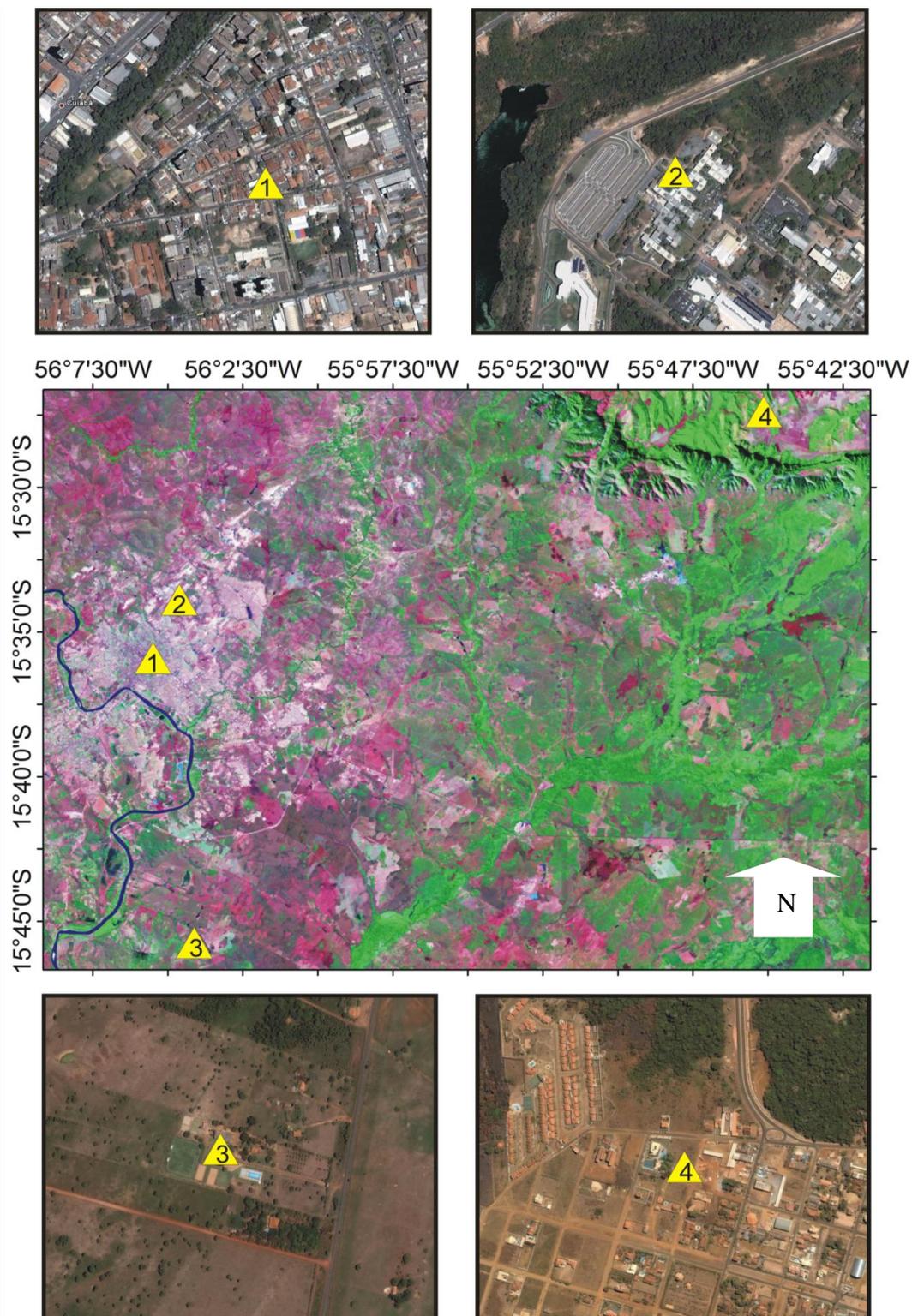


Figura 2: Localização das estações climáticas em imagem LANDSAT 7 ETM+ (GeoCover 2000) no centro e cada estação em imagens “QuickBird” nas extremidades, sendo **Centro** (ponto 1), **Seplan** (ponto 2), **Unicampo** (ponto 3) e **Chapada** (ponto 4).

Fonte: Gomes (2010).

3.2 INSTRUMENTAÇÃO

A radiação solar global (Rsg), temperatura do ar (T), umidade relativa do ar (UR) e precipitação pluviométrica (Ppt), foram medidas por instrumentos meteorológicos automáticos do modelo WM 918 com Dataloger e console Vantage Pro2 do Fabricante Davis Instruments, programadas para armazenamento de dados a cada 30 minutos durante o ano de 2007 (Figura 3).

Visando a segurança desses instrumentos, para o ponto **Centro** foram instalados a 4,20m de altura, **Seplan** a 10,50m de altura, **Unicampo** a 7,60m de altura e **Chapada** a 7,40m de altura (Figura 3). Os dados da precipitação na **Unicampo** não foram utilizadas, pois as medições foram incoerentes.



Figura 3: (a) foto dos instrumentos meteorológicos (b) ilustração da instalação dos instrumentos na Unicampo.

Fonte: Gomes (2010).

3.3 TRATAMENTO DOS DADOS

Os dados meteorológicos foram medidas no ano de 2007 nos quatro.

Para o cálculo da média \pm DP da temperatura do ar e umidade relativa do ar foram considerados os dados diurnos e noturnos, para a radiação solar global somente os dados diurnos (período das 7:00 até 19:00).

Optou-se ao não preenchimento de falhas e sim a rejeição de dados considerados errôneos dentro de um limite mínimo e máximo adotado para cada variável estudada (Tabela 2).

Tabela 2. Limites mínimos e máximos adaptados de Aguiar (2005)

Variáveis	Valores	Valores	Unidades de medidas
	Mínimos	Máximos	
Rsg	0	1300	W/m ²
T	15	45	°C
UR	18	100	%

Na análise micrometeorológica foram calculadas a média horária mensal, média mensal e média estacional, com 365 dados para cada ponto de estudo. Duas estações climáticas foram definidas para a região: uma estação chuvosa (outubro a março) e uma estação seca (abril a setembro). Segundo Gomes (2010) a definição foi feita considerando seis meses para cada estação, em função da média anual de precipitação das normais climatológicas de 1931 a 1969 e a de 1961 a 1990.

Para a análise de Autocorrelação foram calculados a média mensal dos dados para cada variável, com 365 dados para cada ponto de estudo

Para as análises dos períodos de Fourier foram utilizados em dias julianos, 354 dados para **Centro**, 302 **Chapada**, 365 **Seplan** e 365 **Unicampo**; utilizou-se dados horários (de hora em hora) para cada ponto de estudo.

Na transformada de *wavelets* foram preenchidos os dados por equações de regressão estimadas por dados de anos anteriores e posteriores com 365 dados para cada ponto de estudo; para análise horária utilizou-se os dados horários (de hora em hora) por dia Juliano e na análise diária obteve-se uma média para cada dia.

3.4 ANÁLISES ESTATÍSTICAS

3.4.1 Função de Autocorrelação

Representa-se um ACF por um conjunto de coeficientes ρ_k , que medem justamente a Autocorrelação entre Y_t e Y_{t-k} resultantes da divisão da covariância da população nas defasagens k pela variância da população, conforme equação 2:

$$\rho_k = \frac{COV(Y_t, Y_{t-k})}{VAR(Y_t)} = \frac{E[(Y_t - \mu)(Y_{t-k} - \mu)]}{\sigma^2} = \frac{y_k}{y_0} \quad \text{eq. (2)}$$

em que y_k é a covariância da população no *lag* (intervalo) k e y_0 é a variância da população.

Como usualmente trabalha-se com amostra, então o coeficiente de Autocorrelação agora amostral $\hat{\rho}_k$ é resultante da divisão da covariância amostral nas defasagens k (\hat{y}_k) pela variância amostral (\hat{y}_0), conforme a equação 3:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{y}_k}{\hat{y}_0} = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_{t-k} - \bar{Y})^2} \quad \text{eq. (3)}$$

em que, \bar{Y} é a média de todos os N valores da série.

Este parâmetro, agora representado por α_k , mede também a correlação entre duas observações seriais Y_t e Y_{t-k} , sendo que os efeitos das defasagens sobre Y_t permanece constantes. A representação da PACF α_k é apresentada na equação 4:

$$\alpha_k = CORR\left[Y_t - E(Y_t | Y_{t-1}, \dots, Y_{t+k}), Y_{t-k} - E(Y_{t-k} | Y_{t-1}, \dots, Y_{t-k+1})\right] \quad \text{eq. (4)}$$

A representação gráfica de ρ_k e k é chamada de correlograma amostral da ACF, sendo que para cada intervalo (*lag*) k é calculado um ρ_k e, portanto a seqüência de pares (k, ρ_k) , $k = 1, 2, \dots$, é denominada uma função de Autocorrelação.

O correlograma traça um limite assintótico, determinado um intervalo no qual as estatísticas da função de Autocorrelação e de Autocorrelação parcial devem variar. Este intervalo de confiança (*IC*) é determinado pela equação 5:

$$IC = \pm 1,96(\sqrt{1/N}) \quad \text{eq. (5)}$$

em que o valor de 1,96 corresponde a um intervalo relacionado à uma distribuição normal com um nível de significância de 5%, sendo que este IC possui os limites superior e inferior, onde dentro destes limites a Autocorrelação é considerada significativa (GODOY, 2007).

3.4.1.1 A Estacionariedade da Série Temporal

A análise das estatísticas básicas das séries estacionárias permite separar a estacionariedade em dois grupos:

(1) estacionariedade no amplo senso: médias, variâncias e covariâncias constantes no tempo.

(2) estacionariedade no estrito senso: probabilidade de uma dada flutuação no processo em torno da média é a mesma em qualquer momento do processo.

Na prática, aceita-se que as séries observadas sejam séries fracamente estacionárias, situações nas quais garante-se apenas médias e variâncias invariantes no tempo.

O correlograma gráfico representativo de uma Autocorrelação pode ser utilizado como um indicador de não-estacionariedade de séries temporais. Para identificar uma correlação em estacionário e não-estacionário (Figura 4), temos duas situações, se $\hat{\rho}_k - \text{Cair Abruptamente (a)}$ diz-se (**Estacionário**), $\hat{\rho}_k - \text{Cair Lentamente (b)}$ diz-se (**Não Estacionário**), verifica-se que se os valores dos coeficientes de Autocorrelação caem lentamente, à medida que *k* (número de *lags*) aumenta, ou, de outra forma, que apresentam valores inicialmente altos que não caem

rapidamente para um valor estatisticamente igual a zero, indica que a série é não estacionária e precisa ser diferenciada (FAVA, 2000).

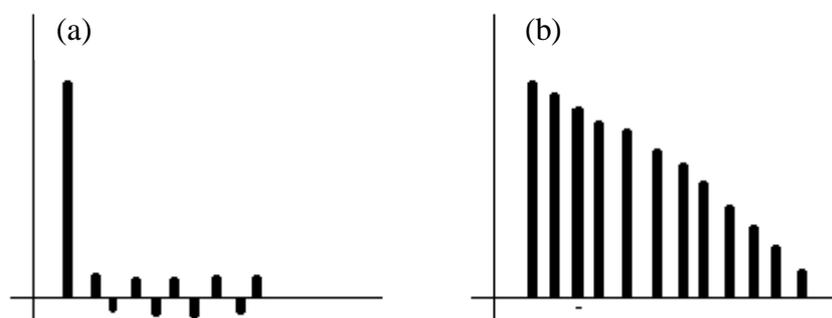


Figura 4: Autocorrelação, estacionário (a) e não estacionário (b).
Fonte: Maia (2003).

A figura 5 apresenta os padrões de decaimento.

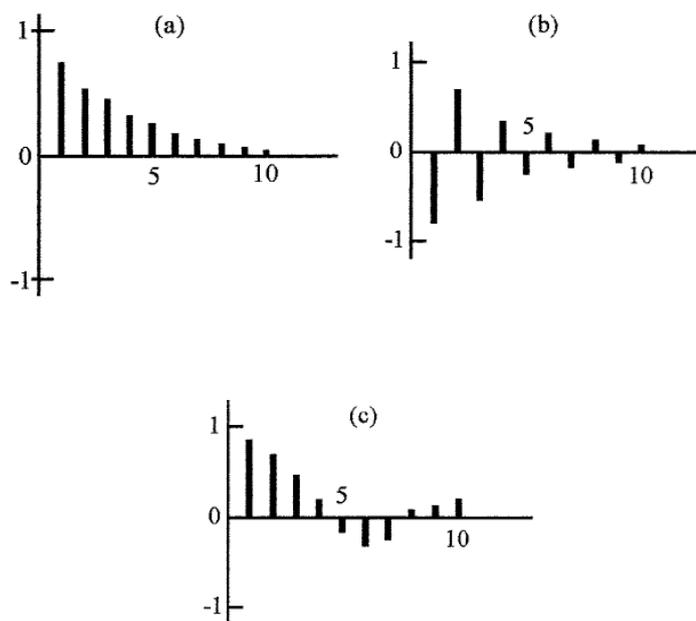


Figura 5: Exemplos de padrão de decaimento: (a) decaimento exponencial sem oscilações; (b) decaimento exponencial com oscilações e (c) decaimento em onda senoidal.

Fonte: Maia (2003).

A linhas que saem do limite de -1 a 1 nos correlogramas representam limites de significância estatística, acima dos quais as Autocorrelações são consideradas

significativamente diferentes de zero, também definido como dentro do limite do ruído branco.

Segundo Rocha (2008), são exemplos de séries temporais não-estacionárias as séries sazonais ou com tendência linear ou exponencial.

3.5 MÉTODOS DE SÉRIES TEMPORAIS

3.5.1 Série de Fourier e Coeficientes de Fourier

Seja

$$f(x) = \frac{A_0}{2} + A_1 \cos x + A_2 \cos 2x + A_3 \cos 3x + \dots + B_1 \operatorname{sen} x + B_2 \operatorname{sen} 2x + B_3 \operatorname{sen} 3x + \dots$$

Ou compactamente,

$$f(x) = \frac{A_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} [A_n \cos(nx) + B_n \operatorname{sen}(nx)] \quad \text{eq. (6)}$$

Chamada **Série de Fourier**, em que A_0 , A_n e B_n são os **coeficientes de Fourier** relacionados com as propriedades periódicas da função $f(x)$. Onde, A_n e B_n são coeficientes representados pelas seguintes equações:

$$A_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(t) \cos(nt) dt \quad \text{eq. (7)}$$

$$B_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(t) \operatorname{sen}(nt) dt \quad \text{eq. (8)}$$

Para a validade da equação 6, a condição imposta foi que a função $f(x)$ seja contínua, embora seja possível obter representações satisfatórias no caso de funções descontínuas, onde não precisam ter todos os dados da pesquisa para obter um resultado real (BARBOZA, 2006).

No caso de função periódica, com o intervalo $[-\pi, \pi]$, $\operatorname{sen} x$ é ímpar e $\cos x$ é uma função par de x . Se $f(x)$ é constante, A_n será 0, se $f(x)$ for ímpar, todo $B_n = 0$.

Ou seja:

$$f(x) = \frac{A_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} A_n \cos nx - \text{par} \quad \text{eq. (9)}$$

$$f(x) = \sum_{n=1}^{\infty} B_n \text{sen} nx - \text{ímpar} \quad \text{eq. (10)}$$

Estas propriedades possuem intervalo de validade da função que varia de 0 a 2π . Para este trabalho a variável x seria o tempo, logo a função $f(x)$ vale num intervalo correspondente ao número de dados dispostos ao longo do tempo. Segundo a teoria das séries de Fourier, se o intervalo de validade da função for de 0 a $2L$, onde $2L$ corresponderia ao número de dados disponível, pode-se escrever:

$$f(x) = \frac{A_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} \left[A_n \cos \frac{n\pi x}{L} + B_n \text{sen} \frac{n\pi x}{L} \right] \quad \text{eq. (11)}$$

onde

$$A_n = \frac{1}{L} \int_0^{2L} f(t) \cos \frac{n\pi t}{L} dt, \quad n=0, 1, 2, 3 \dots \quad \text{eq. (12)}$$

$$B_n = \frac{1}{L} \int_0^{2L} f(t) \text{sen} \frac{n\pi t}{L} dt, \quad n=0, 1, 2, 3 \dots \quad \text{eq. (13)}$$

As equações 12 e 13 são válidas quando tem-se a expressão analítica de $f(t)$. Para dados experimentais, que são discretos, ou seja, um dado em cada tempo, os coeficientes A_n e B_n podem ser calculados por:

$$A_n = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^{2L} f_j \cos \frac{n\pi j}{L} \quad \text{eq. (14)}$$

$$B_n = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^{2L} f_j \text{sen} \frac{n\pi j}{L} \quad \text{eq. (15)}$$

Em que, $n = 0, 1, 2, 3, \dots$, f_j são os dados experimentais, L é a metade da largura do intervalo de dados. Os cálculos neste trabalho utilizaram as equações 14 e 15 (PINHEIRO, 2011).

Os períodos foram calculados por meio da equação 16:

$$P = \frac{\Delta t}{n} \quad \text{eq. (16)}$$

Sendo, P o período (em dias); Δt a quantidade de dias correspondente a cada série temporal analisada (com Δt aproximadamente 30, para séries de um mês) e n é a ordem do coeficiente correspondente ao pico.

Para assumirmos o ruído de fundo como ruído vermelho no caso de Fourier, Temos que calcular a Autocorrelação e verificar se para $lag=1$ a mesma é diferente de zero.

3.5.1.2 *Erro de Monte Carlo*

O método da transformada de Fourier pode ser visto como uma adaptação do método de Monte Carlo. A diferença é que o conjunto de dados de entrada é gerado por uma sequência senoidal e não randômica (BRESOLIN, 2005).

O método de Monte Carlo (MC) surgiu oficialmente no ano de 1949 com o artigo *The Monte Carlo Method* de autoria dos matemáticos John Von Neumann e Stanislaw Ullam, este método permite simular qualquer processo cujo andamento dependa de fatores aleatórios. Também em problemas matemáticos que não tenham a menor relação com questões aleatórias pode-se inventar um modelo probabilístico artificial que permita resolver estes problemas.

O método de MC consiste na solução de um problema através de um processo aleatório, de maneira que os parâmetros do processo escolhido sejam as variáveis desconhecidas a calcular. Pela determinação dos dados estatísticos do processo aleatório, faz-se a aproximação das variáveis desconhecidas.

A base do método Monte Carlo é a utilização de funções de probabilidade obtidas a partir da teoria apropriada. Os principais componentes de uma simulação de Monte Carlo são:

- a) Função densidade de probabilidade: sistema físico em questão;
- b) Geradores de números aleatórios;
- c) Regra de amostragem;
- d) Contagem: os resultados de interesse são armazenados;

e) Estimativa de erro: uma estimativa de erro estatístico como função do número de testes pode ser avaliada;

f) Paralelismo e vetorização: algoritmos que permitem que o método Monte Carlo seja implementado com mais eficiência e rapidez podem ser avaliados, (XAVIER, 2006).

De acordo com Hromkovic (2001), existem três classes de algoritmos Monte Carlo: Erro-Unilateral, Erro-Bilateral e Erro-Não-Limitado.

Erro-Unilateral: Seja P um problema e A um algoritmo aleatório, A é um algoritmo Monte Carlo de Erro-Unilateral que resolve P se

1. Para toda configuração x que é solução de P , $prob(A(x) = SIM) \geq \frac{1}{2}$, e

2. Para toda configuração x que não é solução de P , $prob(A(x) = Não) = 1$

Ou seja, sempre que a resposta é NÃO, o algoritmo garante a certeza da resposta. Contudo, se a resposta for SIM, o algoritmo não garante que a resposta está correta. A probabilidade de fracasso é zero, para pelo menos uma das saídas SIM ou NÃO.

Erro-Bilateral: Um algoritmo aleatório A é um algoritmo de Monte Carlo de Erro-Bilateral que computa o problema F se existe um número real ϵ , tal que para toda instância x de F , $prob(A(x) = F(x)) \geq \frac{1}{2} + \epsilon$. A probabilidade de falha é não-nula para as saídas SIM ou NÃO.

Erro-Não-Limitado: Um algoritmo aleatório A é um algoritmo de Monte Carlo se para qualquer entrada x do problema F , $prob(A(x) = F(x)) \geq \frac{1}{2}$

Para avaliar o erro das estimativas estimou-se o desvio padrão das amostras, que é uma medida da dispersão dos valores estimados em relação à média, equação 17:

$$DP = \sqrt{\frac{1}{N-1} \left\{ \sum_{j=1}^N [\pi_{Tj}]^2 - \frac{1}{N} \left[\sum_{j=1}^N \pi_{Tj} \right]^2 \right\}} \quad \text{eq. (17)}$$

em que N o número total de amostras e π as amostras, o erro padrão (SE), é uma medida do erro cometido pelas estimativas em relação à média da amostra, dado pela equação 18:

$$SE = \frac{DP}{\sqrt{N}} \quad \text{eq. (18)}$$

As estimativas feitas com simulação Monte Carlo não possuem um padrão bem definido de convergência para o valor verdadeiro. Com isto o erro das estimativas diminui com a raiz quadrada do número de amostras N , logo o ideal é ter uma amostra grande, para atingir uma precisão aceitável.

Segundo Lira (2008), quanto menor o erro padrão, maior será a precisão das estimativas obtidas.

3.5.2 Transformada de *wavelet*

Wavelets são funções obtidas a partir de uma função protótipo – a *wavelet* mãe – $\psi(t) \in L^2(\mathfrak{R})$, por meio de dilatações (ou contrações) e translações (deslocamentos). O objetivo primordial em se realizar essas operações é o de obter uma família de funções, base para descrever outras funções pertencentes a $L^2(\mathfrak{R})$. Introduzindo as dilatações por meio de um fator de escalamento a e translações por meio de uma variável b , deduz-se a forma geral de uma família de *wavelets* (Equação 19) (DEPIZZOL, 2008; MEYER, 1993).

Segundo Sá et al. (1999) esse conjunto de funções com forma de pequenas ondas são geradas por dilatações, $\psi(t) \rightarrow \psi(2t)$, e translações, $\psi(t) \rightarrow \psi(t+1)$ (transladar ou deslocar significa movê-la para frente ou para trás no eixo do sinal, de uma função simples geradora $\psi(t)$, a “*wavelet* -mãe”). Esta deve ser quadraticamente integrável dentro de um intervalo de tempo real ou espaço $L^2(\mathfrak{R})$, isto é, apresentar energia finita, com energia média zero, sendo a condição de admissibilidade da função. Matematicamente, a função *wavelet* primitiva ou mãe numa escala a e posição b é expressa pela equação 19:

$$\psi_{a,b}(t) = a^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{eq. (19)}$$

Onde a é denominado fator de escalamento (contração a aumenta e dilatação a diminui), sendo a e b reais com $a \neq 0$ e b o fator de translação. A formulação

matemática se baseia então no cálculo para obtenção da frequência crítica (a qual leva em consideração as dilatações – compressões de frequência e translações – tempo de uma série original), que irá dividir a série original em duas subséries: uma de baixas frequências e outra de altas frequências. Na transformada de *wavelets*, quando o parâmetro de escala a aumenta ($a > 1$), a *wavelet* se expande e carrega apenas informação sobre o comportamento dos grandes períodos (baixas frequências); analogamente, quando a diminui ($a < 1$), a *wavelet* se contrai e carrega apenas informação sobre o comportamento dos pequenos períodos (altas frequências) (DEPIZZOL, 2008; FURON, 2008).

As *wavelets* filhas são geradas da seguinte forma:

$$\psi_b(t) = \psi_o(t - b) \rightarrow \text{Translação} \quad \text{eq. (20)}$$

$$\psi_a(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi_o\left(\frac{t}{a}\right) \rightarrow \text{Escalamento} \quad \text{eq. (21)}$$

As equações 20 e 21 apresentam as *wavelets* filhas geradas pela translação e pela mudança de escala, respectivamente.

A equação 19 inclui o termo de normalização $a^{-1/2}$, logo a transformada é definida pela equação 22:

$$(W_\psi f)(a, b) = \frac{1}{|a|^{1/2}} \int f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad \text{eq. (22)}$$

Onde a função temporal $f(t)$ constitui a série de dados a ser analisada. (KITAGAWA et al., 2003; RAZDAN, 2004; ROCHA, 2008; PEZZI et al., 2009; BAUBEAU et al, 2009; REHMAN et al., 2009; NOURANI et al., 2011; HONG et al., 2011).

3.5.2.1 Transformada *wavelets* contínuas

Seja $f(t)$ e $g(t)$ duas funções em $L^2[a, b]$. Então é possível definir o produto interno destas funções como:

$$\langle f(t), g(t) \rangle = \int_a^b f(t).g(t) dt \quad \text{eq. (23)}$$

A partir desta definição, o conceito da transformada de *wavelet* contínua (CWT) pode ser introduzido, de forma que o produto interno é visto como uma correlação cruzada entre um sinal $f(t)$ e uma família de funções com características variantes (por exemplo, forma e largura), conhecidas como funções *wavelets*. Tais funções são versões dilatadas ou contraídas por uma variável contínua a , denominada escala, e por uma variável b , denominada translação, ambas relacionadas a uma função base denominada *wavelet* -mãe (ROCHA, 2008). Assim, a CWT pode ser representada pela equação 24:

$$CWT(a,b) = \Psi(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi_{a,b}(t)dt \quad \text{eq. (24)}$$

Sendo Ψ o operador linear que representa a transformada, $\psi_{a,b}(t)$ a chamada *wavelet* primitiva ou mãe (equação 19), que ao substituir na equação 24, obtém-se:

$$CWT(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad \text{eq. (25)}$$

$$CWT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad \text{eq. (26)}$$

Deste modo, a transformada contínua pode ser interpretada como a soma sobre todo domínio temporal do sinal multiplicado por versões escalonadas e deslocadas de uma função *wavelet* $\psi_{a,b}(t)$ adequadamente escolhida, as quais originam uma série de coeficientes *wavelets* em função da escala (frequência) e da posição (tempo) (MARAUN et al., 2004; ROCHA, 2008; REHMAN et al., 2009; BEECHAM et al., 2010; NOURANI et al., 2011; HONG et al., 2011).

De acordo com Nakken (1998), a *wavelet* mãe utilizada deve ter um padrão semelhante ao sinal de estudo. Sob o mesmo aspecto, Torrence e Compo (1998) afirmam que tipos de *wavelets* contínuas como a de Morlet, são indicadas para o estudo de séries temporais com características oscilatórias sendo, com isso, apropriadas para analisar a amplitude e a fase do sinal sob avaliação. Dessa forma, a função *wavelet* mãe adotada foi a de Morlet.

3.5.2.2 Wavelet de Morlet

A *wavelet* de Morlet pertence a família de *wavelets* complexas não-ortogonais e é definida pela equação 27, que é aproximada pela equação 22.

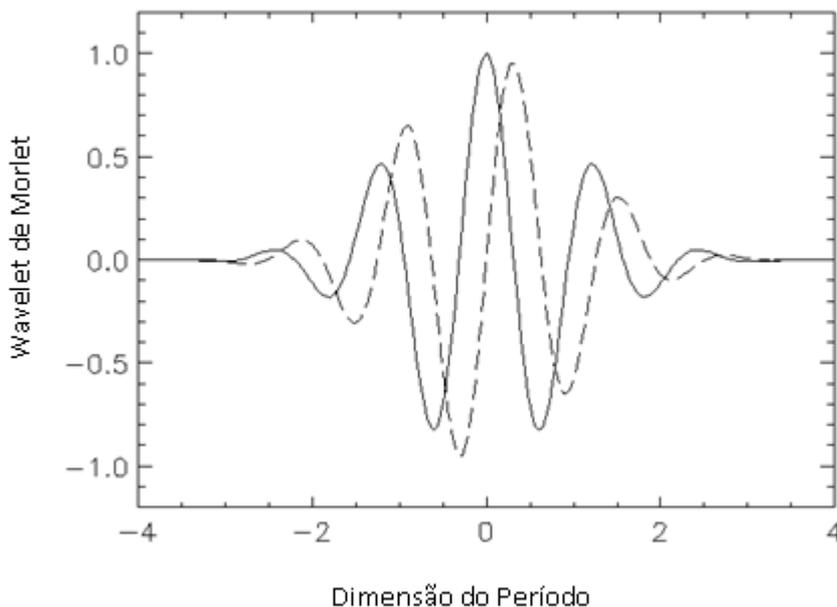


Figura 6: Visualização do *wavelet* de Morlet, onde a linha sólida é a parte real e a linha tracejada é a parte imaginária.

Fonte: Depizzol (2008).

$$\psi(t) = \pi^{-0,25} e^{iw_0 t} e^{-1/2t^2}, \text{ para } w_0 \geq 5 \quad \text{eq. (27)}$$

em que ψ é o valor da *wavelet* para um parâmetro não-adimensional, t e w_0 é a frequência (fornece o número de oscilações dentro da própria *wavelet*), conforme Torrence e Compo (1998) adota-se $w_0=6$ para satisfazer a condição de admissibilidade, significando este valor que os erros devido a média não iguais a zero são menores que os erros típicos de arredondamento e t refere-se ao período ou escala temporal de análise (adimensional).

Torrence e Compo (1998); Guedes et al. (2005) e Maraun et al. (2004) descrevem que a *wavelet* de Morlet pode ser entendida como uma função periódica

cuja amplitude é modulada por uma gaussiana. Sendo que, o envelope Gaussiano é definido pela segunda exponencial do produto da equação 27, enquanto a onda exponencial complexa é a primeira exponencial, definida como função de *wavelet* básica.

Autores como Torrence e Compo (1998), Torrence e Webster (1999), Nakken (1998), Reboita (2004), Guedes et al. (2005), Kayano e Blain (2007) e Blain (2010) utilizaram essa *wavelet* mãe na análise de séries temporais da precipitação.

A Figura (6) mostra o sinal da Função *wavelet* de Morlet para $w_0=6$, com a parte real em linha sólida e a parte imaginária em linha tracejada. As figuras 7 (a, b) apresentam respectivamente, o sinal da função *wavelet* base de Morlet (linha azul contínua) de largura e amplitude arbitrária e a construção da *wavelet* de Morlet (linha azul tracejada) a partir de uma onda seno (verde), modulada por um pacote gaussiano (vermelho) (BARBOSA, 2005).

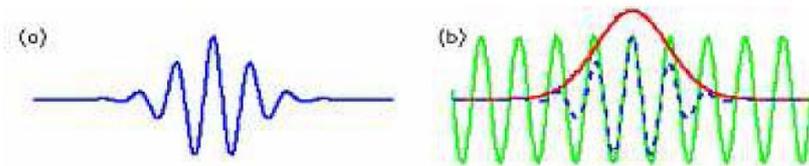


Figura 7: (a) Sinal da Função *wavelet* de Morlet com largura e amplitude arbitrária, (b) Construção do sinal (azul tracejado) a partir de uma onda seno (verde), modulada por um pacote gaussiano (vermelho).

Fonte: Barbosa (2008).

Na realidade, a utilidade primordial da análise em *wavelets* está na sua possibilidade de atuar como função base para a decomposição de outras funções pertencentes ao espaço $L^2(R)$. As funções bases em *wavelets* cobrem e descrevem completamente este espaço de uma forma mais sofisticada que as bases senoidais dos

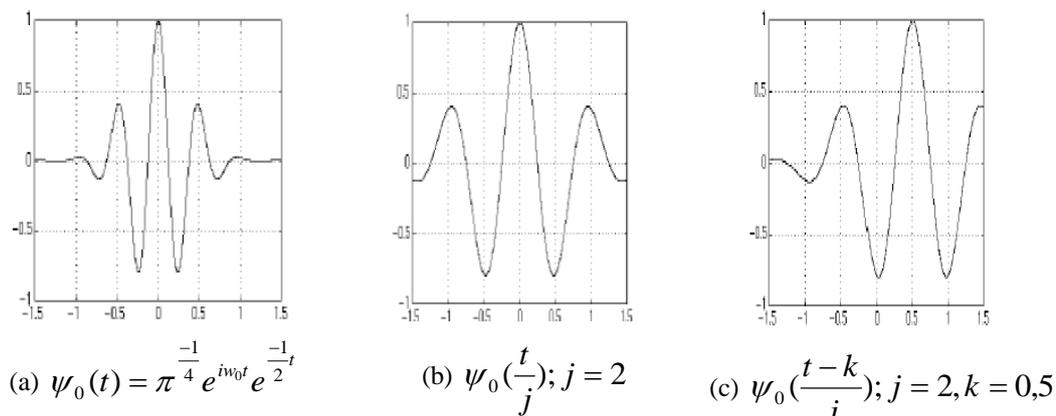


Figura 8: (a) Sinal da *wavelet* -mã de Morlet com largura e amplitude arbitrária, (b) Dilatação da Função *wavelet* de Morlet para $j=2$, (c) Translação e dilatação da *wavelet* -mã de Morlet para $j=2$ e $K=0,5$.

Fonte: Barbosa (2008).

É importante observar que mesmo dilatando (comprimindo) e transladando, o sinal da função *wavelet* de Morlet não perde sua estrutura característica do sinal original. Isso é altamente requerido, em virtude da modulação do sinal em estudo para todas as frequências presentes na série, dando origem assim, ao processo de multiresolução. Este processo permite construir a maioria das *wavelets* ortogonais, que está intimamente relacionada com o algoritmo piramidal usado na decomposição e reconstrução de *wavelets* (OLIVEIRA, 2002-a).

No presente estudo, a análise de *wavelets* foi aplicada utilizando o algoritmo elaborado por C. Torrence disponível em <http://paos.colorado.edu/research/wavelets>, na linguagem utilizada pelo Software Matlab.

3.5.2.1.1 O Espectro de Energia das *wavelets*

Segundo Maraun et al. (2004) o espectro de energia de *wavelets* (WPS) pode ser definida como a transformação *wavelet* da função autocorrelação.

A energia da *wavelet* contínua (CWT) define-se de acordo com a equação 28:

$$W_n^X(s) = \sqrt{\frac{\delta t}{s}} \sum_{n'=1}^j x_{n'} \psi_o \left[\left(n' - n \right) \frac{\delta t}{s} \right] \quad \text{eq. (28)}$$

em que, $|W_n^X(s)|^2$ é a energia da *wavelet* contínua do sinal $x(t)$, S é o parâmetro de dilatação usado para mudar a escala, n é ao parâmetro de translação usado para deslizar no tempo. O fator $S^{-1/2}$ é a normalização para manter constante o total da energia da *wavelet* escalonada, ψ_o significa a função de *wavelet* e n' é o índice do tempo.

Uma importante observação é que devido a transformada de *wavelet* não ser completamente localizada no tempo, o resultado final possui efeitos de bordas e, por isso, a utilidade de se usar o Cone de Influência (COI), em que os efeitos de borda podem ser desprezados. Este conceito será mostrado com mais detalhes à posteriori.

A determinação do nível de significância dos picos espectrais, tanto na análise de Fourier quanto na de *wavelets*, exige a escolha de um espectro de fundo apropriado. Nessa decisão, assume-se que diferentes realizações de um processo geofísico distribuem-se aleatoriamente ao redor desse valor espectral esperado (Torrence e Compo, 1998). Para diversos fenômenos físicos, esse espectro de fundo pode ser baseado em processos de ruído branco ou vermelho.

Para a significância estatística de um pico no espectro de *wavelets*, pode-se utilizar a hipótese nula (H_0) em que se considera o sinal como ruído vermelho ou branco com dado “espectro de energia de fundo” (P_k), definido (BLAIN, 2010) pela equação 29:

$$P_k = \frac{1 - g}{1 + g^2 - 2g \cos(2\pi k / N)} \quad \text{eq. (29)}$$

para $g = \frac{r_1 + \sqrt{r_2}}{2} = 0 \dots N/2$, em que r_1 e r_2 são os coeficientes da Autocorrelação para as defasagens (*lags*) 1 e 2 da série com N número de pontos no tempo. A equação 18 mostra a forma de se calcular o espectro de energia de fundo do ruído vermelho em função da Autocorrelação da série temporal analisada, sendo P_k será constante para todo k . Assim, tem-se: ($k = 0, 1, \dots, N/2$) é o índice das bandas de

frequências de Fourier f_k , com $f_k = k/(ndt)$, sendo que dt é o intervalo de amostragem da série temporal.

A distribuição de nulidade para a WPS, associada à H_0 , pode então ser descrita pela expressão 30.

$$\left| \frac{W_n(S)}{\sigma^2} \right|^2 = \frac{1}{2} P_x \chi_2^2 \quad \text{eq. (30)}$$

Torrence e Compo (1998), Torrence e Webster (1999) e Grinsted et al. (2004), entre outros, utilizam o nível de significância de 5%, ou percentil 0,95 da χ_2^2 , para a condução do teste de hipótese.

O nível de confiança de 95% (equivalente ao nível de significância do teste de hipótese de 5%) no espectro de energia da *wavelet* implica em dizer que esta energia tem que ser aproximadamente 3 vezes maior que o seu espectro de fundo de ruído vermelho (P_K) para ser considerada significativa (BARBOSA, 2008).

Segundo Barbosa (2008), quanto ao espectro de energia pede-se concluir que: “A transformada em *wavelets* revela, no tempo, que parte do sinal analisado transporta energia significativa e em quais frequências (escalas) isso acontece”.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 MICROCLIMA DA ÁREA DE ESTUDO

A Tabela 3 apresenta média mensal da precipitação acumulada em 2007 no **Centro, Chapada e Seplan**.

No **Centro** a precipitação acumulada máxima mensal foi 246,8mm em novembro e os mínimos em junho e agosto, meses sem chuva. O acumulado da estação úmida foi 1080mm e anual 1322,6mm.

Na **Chapada** a precipitação acumulada mensal máxima foi 156,6mm em março e o mínimo 0,6mm em junho. Apesar de ser o único ponto em que choveu todos os meses do ano, a média da estação seca foi 202,4mm a menor entre todos os pontos.

A precipitação na **Seplan** acumulada mensal máxima foi 244,2mm em novembro e as mínimas em junho e agosto, meses em que não houve precipitação. O acumulo da estação úmida foi 170,7mm e anual 1285mm

Tabela 3: Precipitação mensal (mm) para o ano de 2007, para os quatro pontos de coleta de dados.

Mês	Centro	Chapada	Seplan
Jan	164,4	156,4	137,2
Fev	228,6	141,6	178,6
Mar	139,0	156,6	136,2
Abr	198,4	147,8	198,6
Mai	22,0	17,8	30,2
Jun	0	0,6	0
Jul	18,2	16,4	29,2
Ago	0	11,2	0
Set	4,00	8,6	2,6
Out	167,4	142,8	167,0
Nov	246,8	96,0	244,2
Dez	133,8	-	161,2

Segundo Gomes (2010), as atividades humanas e as alterações da natureza e da morfologia da superfície terrestre provocam alterações dos balanços de energia, de massa (de componentes atmosféricos) e de momento na interface atmosfera-superfície terrestre, o que conduz a modificações na camada limite atmosférica e a conseqüentes alterações dos processos meteorológicos.

Carraça e Collier (2008) afirmam que é reconhecido que as áreas urbanas influenciam as distribuições de temperatura, os padrões do vento e a qualidade do ar. Além disso, as áreas urbanas podem afetar o desenvolvimento das nuvens e da precipitação, e dentre as causas de modificação da precipitação convectiva induzida pela urbanização, a maioria dos estudos sugere que a desestabilização atmosférica associada à ilha de calor urbana e à rugosidade da superfície é a mais significativa, assumindo em geral maior importância do que aspectos microfísicos ou o aumento da umidade.

Na Tabela 4 tem-se para a variável radiação solar, a média mensal, média da estação úmida e seca e diferença percentual entre as estações, nos quatro pontos de estudo **Centro, Chapada, Seplan e Unicampo**.

No **Centro** os padrões mensais apontam para a menor incidência de radiação em julho $257,2 \text{ W/m}^2$ (período do inverno) e maior incidência, em janeiro $359,3 \text{ W/m}^2$ (período do verão). Quanto as estações houve padrões de sazonalidade, evidenciando o efeito da diminuição da radiação na estação seca, com média estacional de $314,5 \text{ W/m}^2$ na úmida, e de $270,9 \text{ W/m}^2$ na estação seca, com uma diferença de 13,9% de radiação solar a mais na estação úmida em relação a seca, com média anual de $286,9 \text{ W/m}^2$.

Na **Chapada** os padrões mensais de Rsg apontam para a menor incidência de radiação em junho $147,7 \text{ W/m}^2$ e maior incidência, em fevereiro $294,1 \text{ W/m}^2$. A média da radiação na estação úmida foi $264,7 \text{ W/m}^2$ e a média da estação seca $212,6 \text{ W/m}^2$, confirmando padrões de sazonalidade, com uma diferença de 19,69% de radiação solar a mais na estação úmida em relação a seca, com $238,6 \text{ W/m}^2$ de média anual.

Na **Seplan** a média mensal máxima da radiação solar foi $404,3 \text{ W/m}^2$ em março e a mínima $328,8 \text{ W/m}^2$ em outubro, com padrões de sazonalidade que

evidenciam o efeito da diminuição da radiação na estação seca, com média estacional $355,5 \text{ W/m}^2$ na úmida e $344,2 \text{ W/m}^2$ na seca, com uma diferença de 3,18% de radiação solar a mais na estação úmida em relação a seca, com média anual de 349,0%.

Para **Unicampo** a média mensal da radiação aponta para a maior incidência, em março $418,0 \text{ W/m}^2$, sendo o maior valor registrado entre todos os pontos, e a menor radiação no mês de outubro $339,8 \text{ W/m}^2$. A máxima registrada em março coincide com o término do período das chuvas. Também apresenta sazonalidade das estações, com média de $371,0 \text{ W/m}^2$ na estação úmida e $354,5 \text{ W/m}^2$ na estação seca, com média anual de $362,3 \text{ W/m}^2$, apresentado a maior média anual da radiação solar entre todos os pontos.

Tabela 4: Média mensal \pm DP, da Radiação solar (W/m^2) para o ano de 2007, para os quatro pontos de coleta de dados

Mês	Centro	Chapada	Seplan	Unicampo
Jan	359,28 \pm 241,08	240,48 \pm 244,13	348,64 \pm 283,24	375,70 \pm 294,60
Fev	285,61 \pm 255,71	294,11 \pm 227,38	349,42 \pm 284,97	358,26 \pm 291,64
Mar	308,87 \pm 278,32	281,72 \pm 283,18	404,29 \pm 300,30	418,04 \pm 316,92
Abr	290,51 \pm 281,74	265,70 \pm 260,96	391,26 \pm 277,25	397,42 \pm 293,77
Mai	260,99 \pm 238,60	173,27 \pm 187,43	345,70 \pm 246,38	347,08 \pm 257,66
Jun	260,01 \pm 241,79	147,71 \pm 165,95	331,70 \pm 230,12	358,19 \pm 247,70
Jul	257,17 \pm 227,88	160,75 \pm 165,65	330,09 \pm 238,67	346,05 \pm 248,87
Ago	295,81 \pm 269,70	268,19 \pm 239,26	396,48 \pm 254,90	404,68 \pm 276,87
Set	260,90 \pm 246,26	259,89 \pm 235,21	342,72 \pm 244,82	350,88 \pm 263,87
Out	267,14 \pm 233,01	229,86 \pm 217,82	328,85 \pm 266,28	339,75 \pm 273,83
Nov	315,45 \pm 239,28	275,20 \pm 268,46	361,62 \pm 287,94	366,26 \pm 287,63
Dez	350,58 \pm 279,21	266,87 \pm 273,65	375,96 \pm 293,76	391,82 \pm 285,20
estação úmida	314,49	264,71	355,52	370,98
estação seca	270,90	212,58	344,21	354,54
diferença úmida/seca	13,86%	19,69%	3,18%	4,43%
Total	286,91	238,64	349,03	362,26

Ao comparar os quatro pontos, na **Unicampo** houve a maior radiação ($362,3 \text{ W/m}^2$) seguida no **Seplan** ($349,0 \text{ W/m}^2$), **Centro** ($286,9 \text{ W/m}^2$), e a menor em **Chapada** ($238,6 \text{ W/m}^2$), sendo esta última com a maior diferença entre as estações seca e úmida (19,69%). A diferença de radiação solar entre o **Centro** e a **Chapada**

foi a maior em relação aos demais pontos. Verificou-se que a radiação solar nos quatro pontos de estudo apresentaram maiores valores na estação úmida e menores valores na seca, o que se justifica pois segundo Varejão-Silva (2006), para as latitudes afastadas do equador, os maiores valores de fluxo de radiação acontecem na estação úmida (período do verão) e os menores na estação seca (período do inverno).

A variação diária da radiação solar (R_{sg}) é representada na Figura 9 para os quatro pontos de estudo **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**, tem-se para os quatro pontos uma redução considerável nos dias julianos 91 a 273, de abril a setembro, pertencentes a estação seca. O ponto **Chapada** se destaca com uma redução considerável na estação seca dos demais pontos de estudo, o que pode ser explicado, pois segundo Gomes (2010) no ano de 2007 **Chapada** apresentou 37,6% de dias nublados, 62,4% de parcialmente nublados e nenhum dia limpo, ou seja, fatores como a nebulosidade interferem na passagem da radiação solar sobre a superfície, pois as nuvens são muito eficientes na absorção da radiação solar. Segundo Rocha et al. (2004) mudanças sazonais na cobertura das nuvens são os principais fatores que determinam a variação da radiação solar incidente.

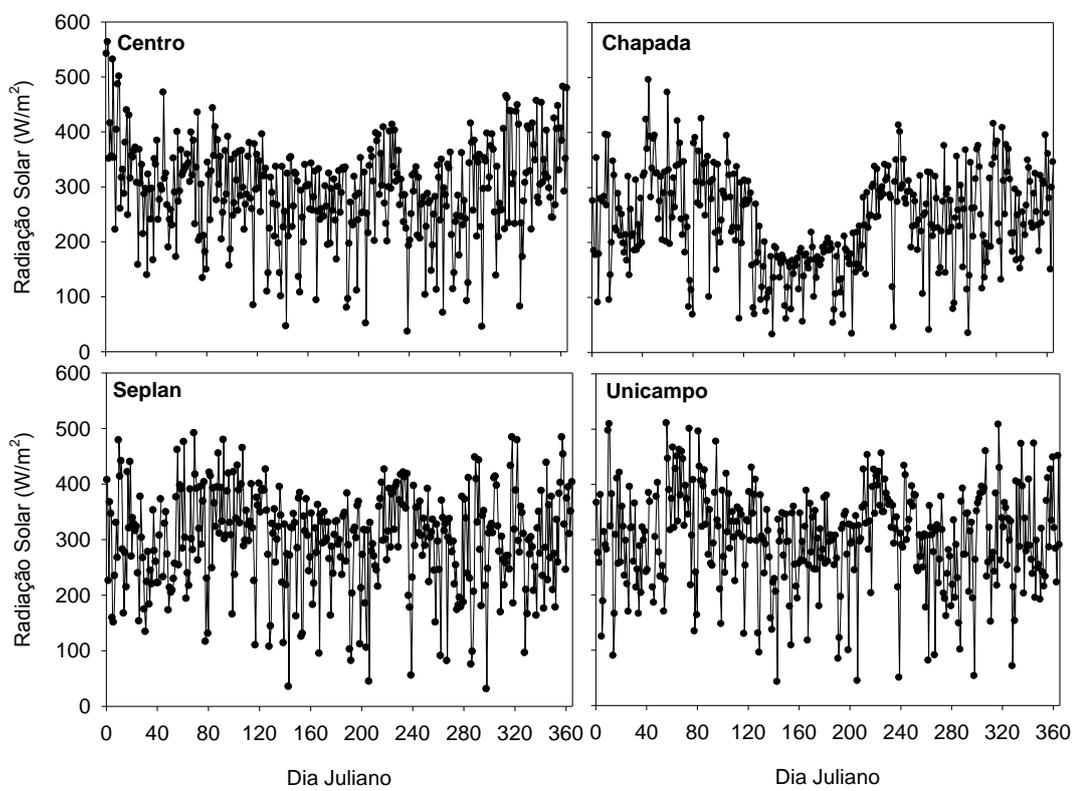


Figura 9: Média diária da radiação solar no **Centro, Chapada, Seplan e Unicampo** em 2007.

Segundo Angelocci et al. (2002), a radiação solar é a maior fonte de energia para a terra, sendo também o principal elemento meteorológico, pois é ela que desencadeia todo o processo meteorológico afetando todos os outros elementos (temperatura, pressão, vento, chuva, umidade, etc.). É um elemento primordial no entendimento da variação dos demais. A energia solar é a fonte primária de energia para todos processos terrestres, desde a fotossíntese, responsável pela produção vegetal e manutenção da vida na presente forma, até o desenvolvimento de furacões, tempestades, enfim, pela circulação geral da atmosfera e oceanos.

Na Tabela 5 tem-se para a variável temperatura do ar, a média mensal, média da estação úmida e seca e diferença percentual entre as estações, nos quatro pontos de estudo **Centro, Chapada, Seplan e Unicampo**.

No **Centro** a máxima média horária de T foi 36,3°C em setembro às 15h e a mínima média horária 19,5°C em julho às 7h, com maior média mensal 30,5°C em

setembro e menor 24,5°C em julho. No período úmido a média foi 27,8°C e seca 26,5°C, com diferença de 4,5% da T a mais na estação úmida em relação a seca, com temperatura média anual de 27,1°C.

Na **Chapada** a máxima horária de T foi 36,1°C em setembro às 14h e a mínima média horária 18,0°C em julho às 6h, com maior média mensal 29,2°C em setembro e a menor 23,5°C em julho. No período seco a média foi 25,4°C e no período úmido foi 27,0°C com diferença de 5,8% da T a mais na estação úmida em relação a seca, apresentando média anual de 26,2°C.

Na **Seplan** a máxima média horária de T foi 35,3°C em setembro às 16h e a mínima média horária 19,2°C em julho às 7h. A maior média mensal foi 30,2°C em setembro e a menor 24,2°C em julho, com média 26,8°C no período úmido e 25,4°C no período seco, com diferença de 5,6% da T a mais na estação úmida em relação a seca, sendo a média anual 26,6°C.

Na **Unicampo** a máxima média horária de T foi 35,5°C em setembro às 16h e a mínima média horária 18,5°C em julho às 7h. Com maior média no mês de setembro 29,7°C e menor em julho 23,6°C. A média estacional foi 26,7°C na úmida e 24,7°C na seca, com diferença de 7,8% da T a mais na estação úmida em relação a seca, e média anual 26,5°C.

No comparativo dos quatro pontos para a variável temperatura do ar, temos que o **Centro** apresentou a maior média anual (27,1°C) e as maiores médias das estações úmida (27,8°C) e seca (26,5°C). **Chapada** apresentou a menor média anual (26,2°C) e a menor média mensal (23,5°C) em julho, e por análise de médias horárias, é a segunda mais quente nos horários de pico (13 às 15h) e a mais fria nos horários de início da manhã às 6 e 7 horas. Verificou-se que os maiores valores foram na estação úmida, pois segundo VILANI et al. (2006) o conteúdo de água na atmosfera regula a sua temperatura levando-a a variações mais suaves do que na estação seca.

Tabela 5: Média mensal \pm DP, da temperatura do ar ($^{\circ}$ C) para o ano de 2007, para os quatro pontos de coleta de dados

Mês	Centro	Chapada	Seplan	Unicampo
Jan	27,52 \pm 1,24	27,28 \pm 1,28	27,02 \pm 2,60	27,00 \pm 2,64
Fev	27,06 \pm 1,34	23,99 \pm 2,49	26,38 \pm 2,79	26,23 \pm 2,74
Mar	28,03 \pm 1,88	27,16 \pm 1,67	27,23 \pm 3,31	26,87 \pm 3,32
Abr	28,01 \pm 1,88	27,05 \pm 1,67	27,28 \pm 3,42	27,03 \pm 3,47
Mai	24,79 \pm 4,30	23,78 \pm 3,90	24,21 \pm 5,32	23,77 \pm 5,41
Jun	25,63 \pm 2,54	24,45 \pm 2,13	25,26 \pm 4,64	24,64 \pm 4,78
Jul	24,48 \pm 4,54	23,51 \pm 4,21	24,18 \pm 5,99	23,62 \pm 6,01
Ago	25,64 \pm 4,05	24,69 \pm 3,56	25,44 \pm 5,97	24,71 \pm 6,13
Set	30,50 \pm 3,06	29,20 \pm 2,79	30,16 \pm 4,99	29,69 \pm 5,22
Out	28,97 \pm 2,48	28,06 \pm 2,23	28,29 \pm 4,07	28,16 \pm 4,13
Nov	27,45 \pm 1,63	27,91 \pm 1,66	26,67 \pm 3,10	26,52 \pm 3,22
Dez	27,58 \pm 0,87	27,58 \pm 1,13	26,57 \pm 2,73	26,53 \pm 2,84
estação úmida	27,77	27,00	26,84	26,70
estação seca	26,51	25,44	25,35	24,68
diferença úmida/seca	4,54%	5,75%	5,56%	7,57%
Total	27,10	26,22	26,62	26,52

De acordo com os dados a temperatura do ar no **Centro** foi maior tanto na estação seca como úmida, considerado este ponto como ilha de calor, devido a maior quantidade de áreas edificadas e impermeabilizadas, assim como grande quantidade de tráfego de carros. Segundo Maitelli (1994) foi caracterizada a ilha de calor em Cuiabá/MT, onde verificou-se que a modificação dos parâmetros da superfície e da atmosfera pela urbanização altera de maneira significativa o clima citadino. De acordo com Oliveira (1993), quanto maior a concentração de usos, isto é, elementos contendo atividades industriais, comerciais e de prestação de serviços, maior será a transmissão de calor e de poluentes para a atmosfera e, consequentemente, maiores serão as modificações ocasionadas no clima; enquanto que parques e áreas com único uso apontam para menores alterações no clima.

Segundo Gomes (2010), a temperatura do ar em uma localidade pode variar com o decorrer do tempo conforme o local analisado, onde a quantidade de insolação recebida, a natureza da superfície, a distância dos corpos hídricos, o relevo, a natureza dos ventos predominantes e as correntes oceânicas podem influenciar na temperatura sobre a superfície da terra ou parte dela.

Na Figura 10 tem-se a variação diária da temperatura do ar nos quatro pontos de estudo, onde observa-se também para os quatro pontos que houve redução considerável nos dias julianos 91 a 273, de abril a setembro, pertencentes a estação seca, considerado nesta estação como inverno, ocasionando assim uma redução na temperatura do ar.

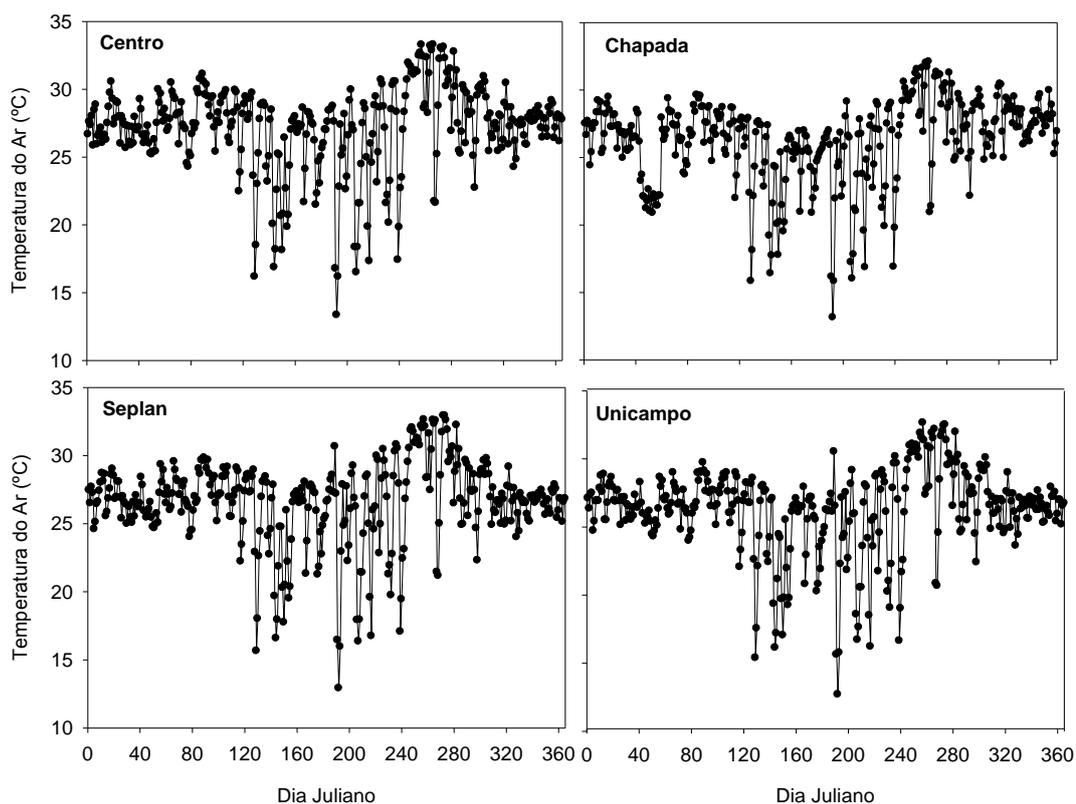


Figura 20: Média diária da temperatura do ar no **Centro, Chapada, Seplan e Unicampo** em 2007.

Na Tabela 6 tem-se para a variável umidade do ar, a média mensal, média da estação úmida e seca e diferença percentual entre as estações, nos quatro pontos de estudo **Centro, Chapada, Seplan e Unicampo**.

No **Centro** a variável UR apresentou uma sazonalidade característica, com maiores picos registrados a noite durante a estação chuvosa (novembro a fevereiro) com máxima média horária 88,71% em fevereiro às 7h e mínima média horária 26,77% em setembro às 15h. A máxima média mensal foi 78,1% em fevereiro e a

mínima de 40,7% em setembro. Com média estacional de 71,94% na úmida e 57,66% na seca, com diferença de 19,8% da UR a mais na estação úmida em relação a seca, sendo a média anual de 63,8%.

Na **Chapada** as médias horárias da UR também apresentaram suas máximas e mínimas horárias em fevereiro e setembro respectivamente. A máxima média mensal da umidade relativa do ar foi 86,2% em fevereiro e a mínima 45,7% em setembro. Com média estacional de 76% na estação úmida e 63,1% na estação seca, com diferença 17% da UR a mais na estação úmida em relação a seca, e média anual de 69,6%.

Na **Seplan** a máxima média mensal da UR foi 77,6% em fevereiro e a mínima 36,2% em setembro. A média da estação seca foi 56,2% e uma diferença de 22,37% da UR a mais na estação úmida em relação a seca, com 68,1% de média anual.

Na **Unicampo** as médias horárias da UR também apresentaram suas máximas e mínimas em fevereiro e setembro, com o maior pico registrado no período noturno de janeiro e menor abaixo de 20% em setembro. A máxima média mensal foi 81% em fevereiro e a mínima foi 39,1% em setembro, caracterizando a sazonalidade da região, com 71,5% de média anual.

Comparando os quatro pontos de estudo, temos que a maior média anual da umidade do ar (71,5%) foi na **Unicampo**, com maiores valores nas estações seca e úmida na **Chapada**, assim como menor diferença sazonal (17%). A menor média anual foi **Centro** (63,8%) com a segunda menor diferença sazonal (19,8%). O ponto mais rural apresentou a maior média mensal de UR que pode ser explicado pelo aumento da evaporação de área sem pavimentação. Alterações da evapotranspiração vegetal são indicativos de alterações dos mecanismos inerentes ao ciclo da água e ao balanço de energia local, tanto de origens naturais quanto provocadas pela atividade humana e o uso desordenado dos recursos naturais (FRAGA, 2009). No entanto Chapada que é uma área urbana também se destacou por valores elevados de UR, o que pode ser justificado pela grande quantidade de nuvens que houve neste local.

No mês de setembro houve um diferencial nos valores de UR, valores menores para **Unicampo** e **Seplan** ao comparar com os demais pontos. Uma justificativa é que nesta época ocorre muitas queimadas, principalmente nas regiões mais rurais,

ocasionando assim menores valores de UR, pois o fogo afeta diretamente a físico-química e a biologia dos solos, alteram a química da atmosfera e influem negativamente nas mudanças globais, tanto no efeito estufa, deteriorando a qualidade do ar como no aumento da concentração de partículas de aerossóis.

Tabela 6: Média mensal \pm DP, da umidade do ar (%) para o ano de 2007, para os quatro pontos de coleta de dados

Mês	Centro	Chapada	Seplan	Unicampo
Jan	74,70 \pm 4,74	79,63 \pm 1,28	74,66 \pm 11,63	77,48 \pm 11,83
Fev	78,13 \pm 5,77	86,20 \pm 2,49	77,55 \pm 12,41	80,97 \pm 12,32
Mar	71,36 \pm 8,11	77,51 \pm 1,67	71,43 \pm 15,00	75,93 \pm 15,15
Abr	71,09 \pm 6,32	77,55 \pm 1,67	70,62 \pm 14,09	73,79 \pm 14,71
Mai	66,75 \pm 9,45	72,63 \pm 3,90	65,50 \pm 16,66	69,18 \pm 17,07
Jun	60,25 \pm 11,44	66,39 \pm 2,13	57,27 \pm 19,36	62,23 \pm 20,08
Jul	58,20 \pm 13,04	63,16 \pm 4,21	55,03 \pm 19,71	59,16 \pm 20,17
Ago	48,96 \pm 13,54	53,08 \pm 3,56	44,82 \pm 19,94	49,21 \pm 21,22
Set	40,70 \pm 10,63	45,70 \pm 2,79	36,22 \pm 16,15	39,07 \pm 17,43
Out	61,15 \pm 13,50	66,26 \pm 2,23	58,68 \pm 18,72	60,49 \pm 19,39
Nov	73,06 \pm 8,17	71,94 \pm 1,66	71,51 \pm 13,53	74,18 \pm 14,34
Dez	73,23 \pm 4,50	74,72 \pm 1,13	73,15 \pm 11,99	75,88 \pm 13,14
estação úmida	71,94	76,04	72,33	75,91
estação seca	57,66	63,08	56,15	60,69
diferença úmida/seca	19,85%	17,04%	22,37%	20,04%
Total	63,84	69,56	68,06	71,48

Para Carvalho (2005) as variações da umidade relativa do ar estão mais relacionadas com a pressão de vapor d'água e com a temperatura. A marcha semanal da umidade relativa do ar segue uma periodicidade inversa à temperatura, quando a temperatura é máxima a umidade relativa é mínima, e vice-versa, (VAREJÃO, 2006). Devido a isto que a área mais urbanizada apresenta valores baixos de umidade, pois nesta área ocorre um aumento da temperatura, ocasionado pela pavimentação e entornos. Segundo Santamouris (2001), a evapotranspiração contribui para o aumento da taxa de vapor d'água liberado para o ar atmosférico, sendo o principal mecanismo através da qual as árvores contribuem para diminuir a temperatura urbana.

Ainda para Ometto (1981) o vapor d'água pode ser também um elemento equalizador de energia do meio, amenizando, devido a isso, as trocas energéticas e, como armazenador de energia e pela condição de estar dissociado no ar atmosférico, possibilita sua movimentação juntamente com o deslocamento do ar.

A variação diária da umidade do ar (UR) é representada na Figura 11 para os quatro pontos de estudo **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**, com redução considerável nos dias julianos 91 a 273, de abril a setembro, pertencentes a estação seca, estação esta que ocorre uma grande redução da umidade do ar, devido a escassez de chuvas.

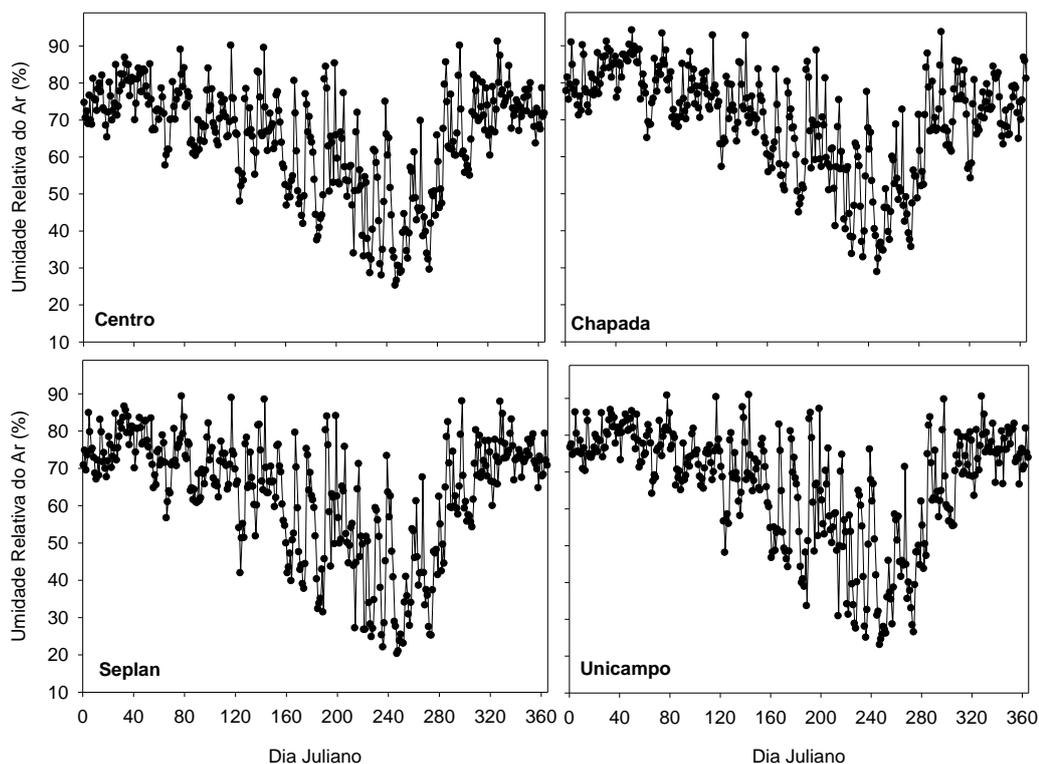


Figura 31: Média diária da umidade relativa do ar no **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo** em 2007.

4.2 RESULTADOS OBTIDOS POR ANÁLISES ESTATÍSTICAS

4.2.1 Análise de Autocorrelação

Nesta análise verificamos a persistência temporal dos dados, que mede a dependência dos erros aleatórios atuais, com erros aleatórios anteriores. Assim como, a estacionariedade dos dados.

Os gráficos abaixo representam os correlogramas, onde no eixo das abcissas estão os *lags*, que corresponde aos meses (1 a 12 meses), e no eixo das ordenadas os coeficientes de Autocorrelação parcial, onde as linhas horizontais representam os limites IC do ruído branco, acima dos quais as Autocorrelações são consideradas significativamente diferentes de zero.

Na Figura 12 são apresentados os correlogramas, para as três variáveis de estudo no **Centro**.

Observa-se na Figura 12 que todos os coeficientes da função Autocorrelação das três variáveis meteorológicas permanecem abaixo do limite do ruído branco, ou seja, dados significativamente próximos de zero, indicando baixa persistência temporal, e quanto a estacionariedade dos dados, todos tiveram um decaimento mais abrupto, indicando serem dados estacionários.

Nas figuras seguintes, 13, 14 e 15 os coeficientes da Autocorrelação das três variáveis meteorológicas, para **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo** respectivamente, também permanecem abaixo do limite do ruído branco, indicando baixa persistência temporal. Quanto a estacionariedade, as variáveis também mostraram ter caimento abrupto dos coeficientes, indicando com isto que todas as variáveis apresentaram comportamento estacionário.

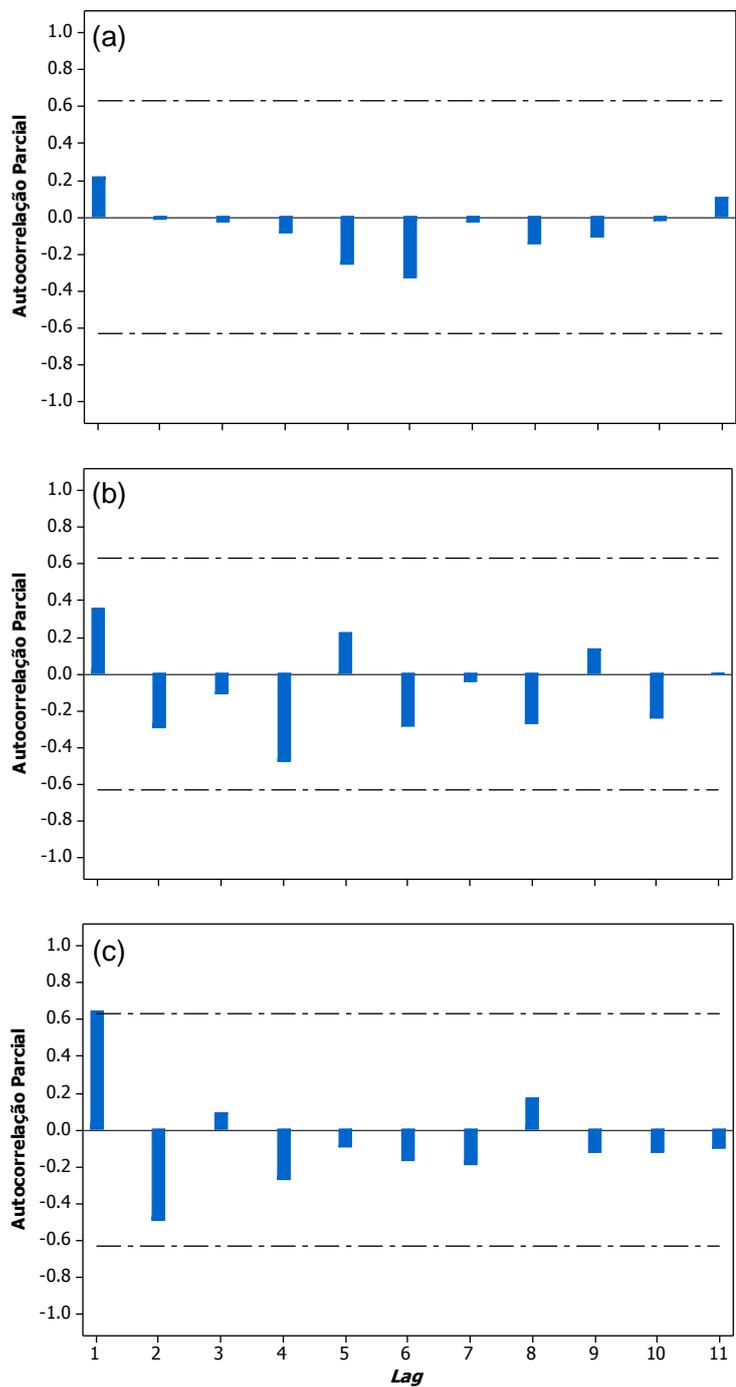


Figura 42: Função de Autocorrelação (PACF) da média mensal da radiação solar (a), temperatura do ar (b) e umidade do ar (c), no **Centro** ao nível de significância de 5%.

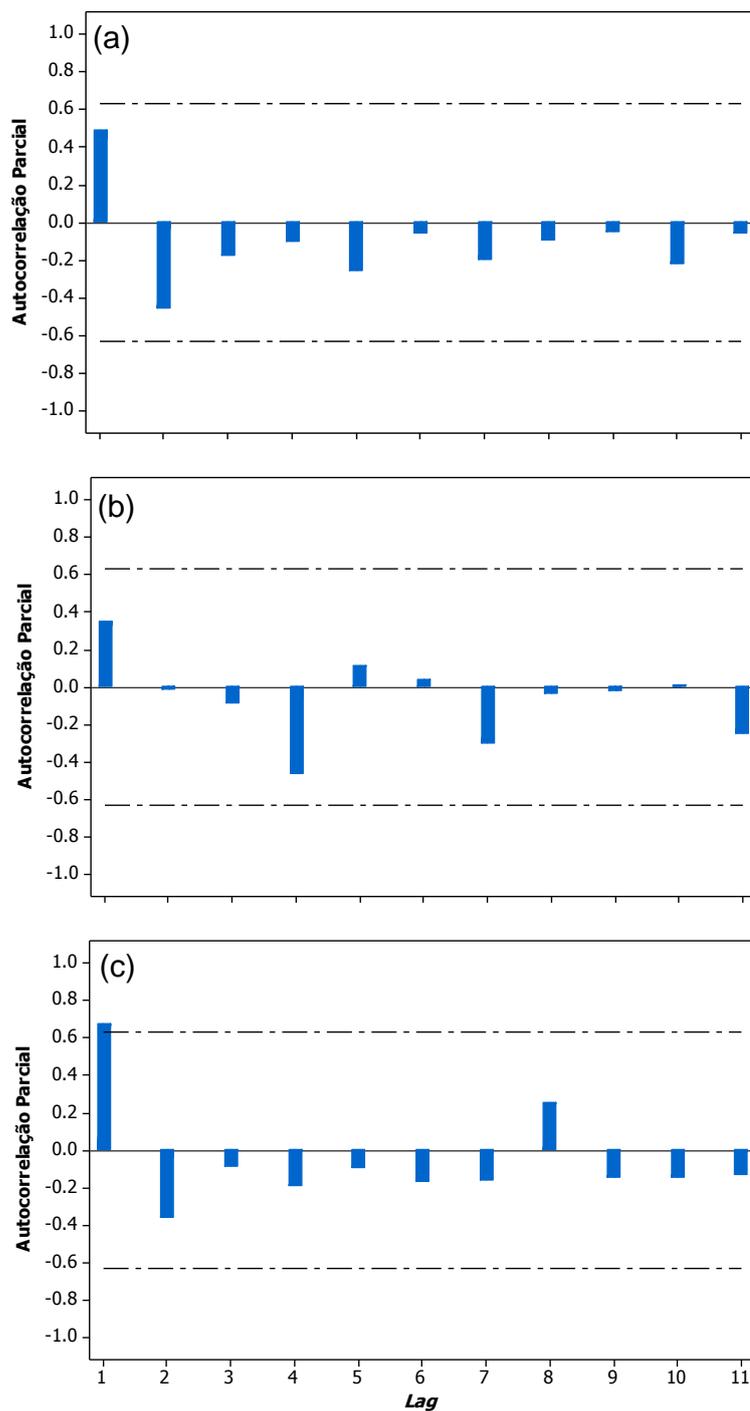


Figura 13: Função de Autocorrelação (PACF) da média mensal da radiação solar (a), temperatura do ar (b) e umidade do ar (c), na **Chapada** ao nível de significância de 5%.

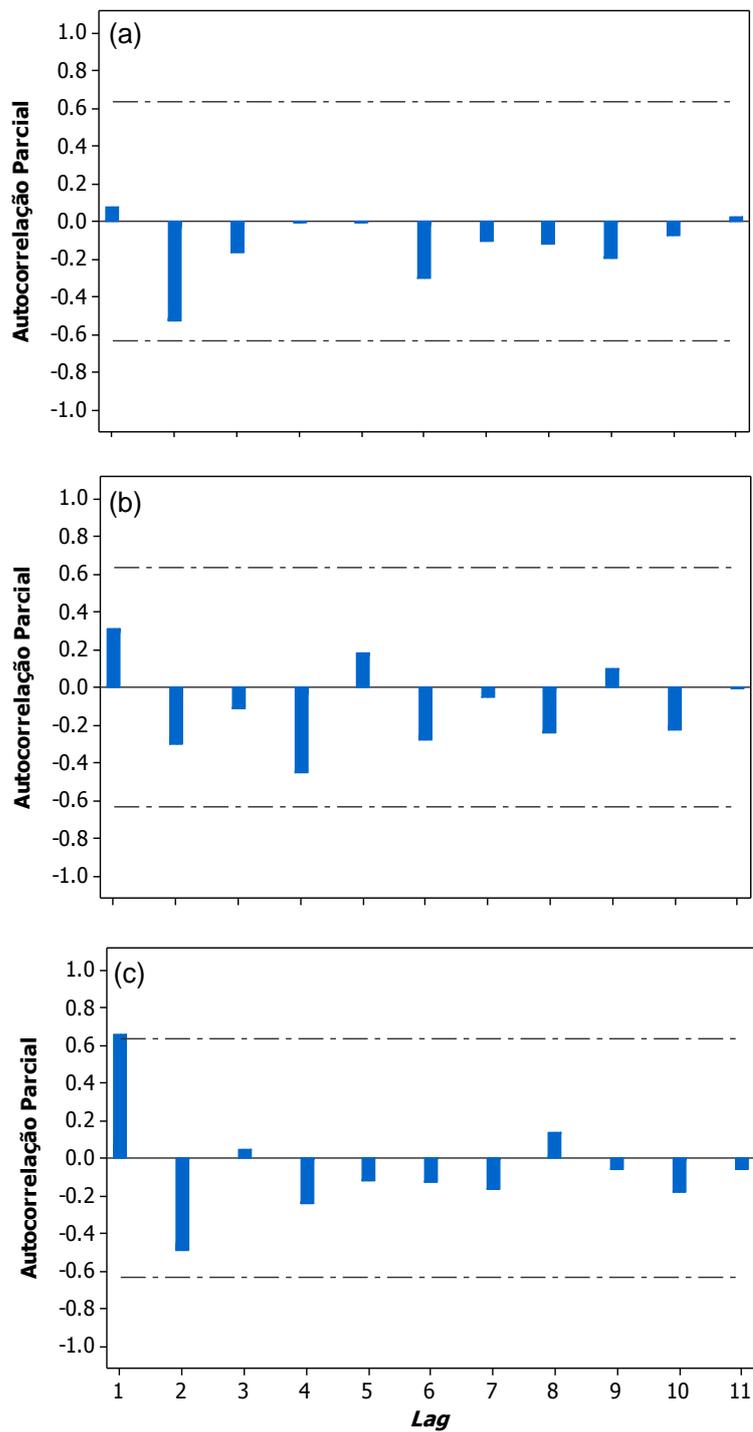


Figura 54: Função de Autocorrelação (PACF) da média mensal da radiação solar (a), temperatura do ar (b) e umidade do ar (c), na **Seplan**, ao nível de significância de 5%.

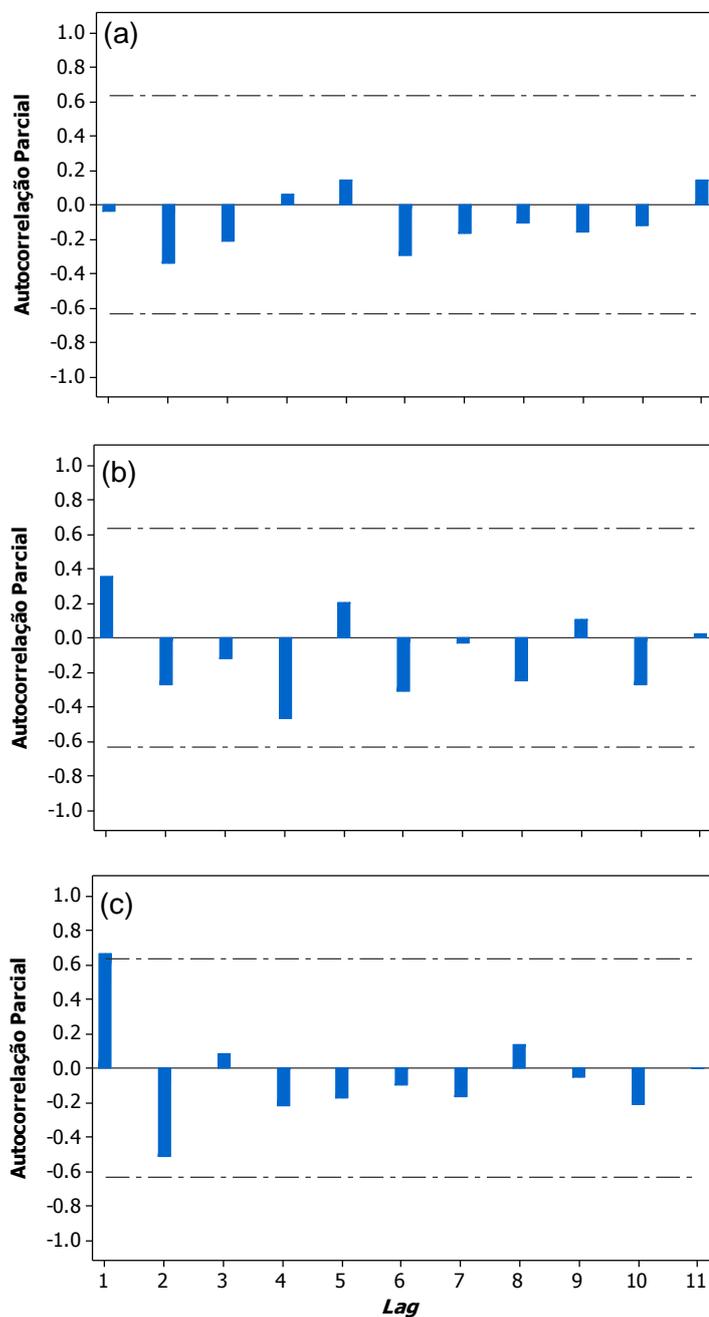


Figura 65: Função de Autocorrelação (PACF) da média mensal da Radiação Solar (a), Temperatura do ar (b) e Umidade do ar (c) na **Unicampo**, ao nível de significância de 5%.

Dessa forma, de acordo com a análise das figuras (12, 13, 14 e 15) de Autocorrelação para os quatro pontos de estudo pode-se afirmar que a probabilidade

de ocorrência de um dado valor X_t das variáveis de estudo (radiação solar, temperatura do ar e umidade do ar) não foi significativamente condicionada por valores X_{t-i} (anteriores), com $i \in \mathbb{Z}$.

Os resíduos mensais das séries analisadas podem, portanto, serem analisados como sendo independentes entre si. Em outras palavras, a probabilidade de ocorrência associada à um dado valor mensal de qualquer uma das três variáveis meteorológicas é dentro da significância adotada, independente dos valores temporalmente precedentes desse elemento meteorológico.

Observa-se em todas as figuras que o coeficiente de Autocorrelação para a variável umidade do ar relativo ao primeiro mês ou defasagem/*lag* indica uma determinada condição de grau mais elevado de persistência temporal, observada nos totais de umidade do ar no mês 1 (*lag* 1), com maior probabilidade de ser observada no mês adjacente, este comportamento pode ser explicado pelo aumento da disponibilidade de água no sistema devido a maior frequência e intensidade das precipitações, característico da estação úmida, ocasionando desvios maiores nas estimativas.

Quanto à estacionariedade das séries, ao analisarmos os correlogramas dos quatro pontos de estudo, para as três variáveis se constata que o coeficiente de Autocorrelação diminui rapidamente para zero quando o valor de *lags* aumenta, pode-se concluir que a série é estacionária. Em caso contrário, se o coeficiente de Autocorrelação diminui lentamente para zero, pode-se dizer que a série é não-estacionária (RUSSO, 2010). Ou seja, os momentos estatísticos tendem a ser semelhantes no decorrer do tempo, não mudando bruscamente, com fraca tendência. Com isto podemos observar que as séries das três variáveis para os quatro pontos de estudo não apresentaram tendência, indicando baixo crescimento ou decréscimo ao longo do tempo.

Blain (2010), ao analisar a variável precipitação pluvial mensal no estado de São Paulo também verificou baixa persistência temporal, onde praticamente todos os coeficiente de Autocorrelação permanecem dentro do limite do ruído branco, com propriedades próximas a uma série aleatória. Este mesmo autor ao analisar a variável temperatura mínima do ar para seis pontos de estudo verificou para alguns pontos

elevadas persistência temporal, em que a probabilidade de ocorrência de um determinado valor anual dessa variável é consideravelmente condicionada pelos dados de temperatura mínima do ar de anos anteriores. Ao analisar a temperatura máxima do ar obteve para algumas localidades uma fraca auto-correlação temporal, com a grande maioria dos coeficientes de Autocorrelação situados dentro dos limites de ruído branco.

Nesse aspecto, é interessante ressaltar que segundo Vincent et al. (2005), apesar de algumas localidades da América do Sul apresentarem tendências de elevação em seus valores diários de temperatura máxima do ar (1960 a 2000), não foi possível estabelecer uma coerência espacial na variabilidade temporal dessa variável meteorológica entre todos os pontos analisados.

4.3 RESULTADOS OBTIDOS POR SÉRIES TEMPORAIS

4.3.1 Coeficientes de Fourier

Os resultados observados a seguir se referem a uma análise mensal dos picos dos coeficientes A_n e B_n , dos quatro pontos de estudo (**Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**), para cada variável (radiação solar, temperatura do ar e umidade relativa do ar), apresentadas no anexo.

Na Figura 16 são apresentados para o coeficiente A_n os períodos dominantes, da variável radiação solar para os quatro pontos de estudo.

No **Centro** o maior período foi 1,03, correspondente ao valor (24,72h) em janeiro, em que nos demais meses este período foi 1,00 (24h). Quanto ao menor período foi 0,28 (7h) também em janeiro, com variação igual 0,50 (12h) e 0,33 (8h) para os demais meses. Sendo a maior amplitude 367,03 em dezembro e menor 41,56 em janeiro, com menor erro 0,003 em setembro.

Na **Chapada** o maior período foi 1,02, correspondente (24,48h) em novembro, e demais meses o período foi 1,00 (24h), com menor período 0,17 (4h) em junho. A maior amplitude foi 325,01 em março e menor 24,17 em julho, com menor erro 0,02 em setembro.

Na **Seplan**, obteve para período, maior valor 1,00 (24h), para todos os meses e menor valor 0,33 (8h) em abril, junho, julho, agosto e setembro, com maior amplitude no valor de 346,62 em março e menor valor de 30,12 em julho, com menor erro de 0,05 em agosto.

Na **Unicampo**, o maior período foi 1,04, que corresponde a (24,96h) em janeiro, e nos demais meses o período em evidência foi 1,00 (24h), e menor 0,33 (8h), na maioria dos meses. Quanto a amplitude, o maior valor foi 367,68 em março, e menor valor 11,07 em julho, com menor erro 0,11 em setembro.

Observa-se que esses períodos maiores (1,02; 1,03 e 1,04) foram evidentes em meses correspondente ao da estação úmida, o que pode ser justificado pois nesta estação ocorre as maiores flutuações das variáveis meteorológicas, devido a precipitação que é acentuada.

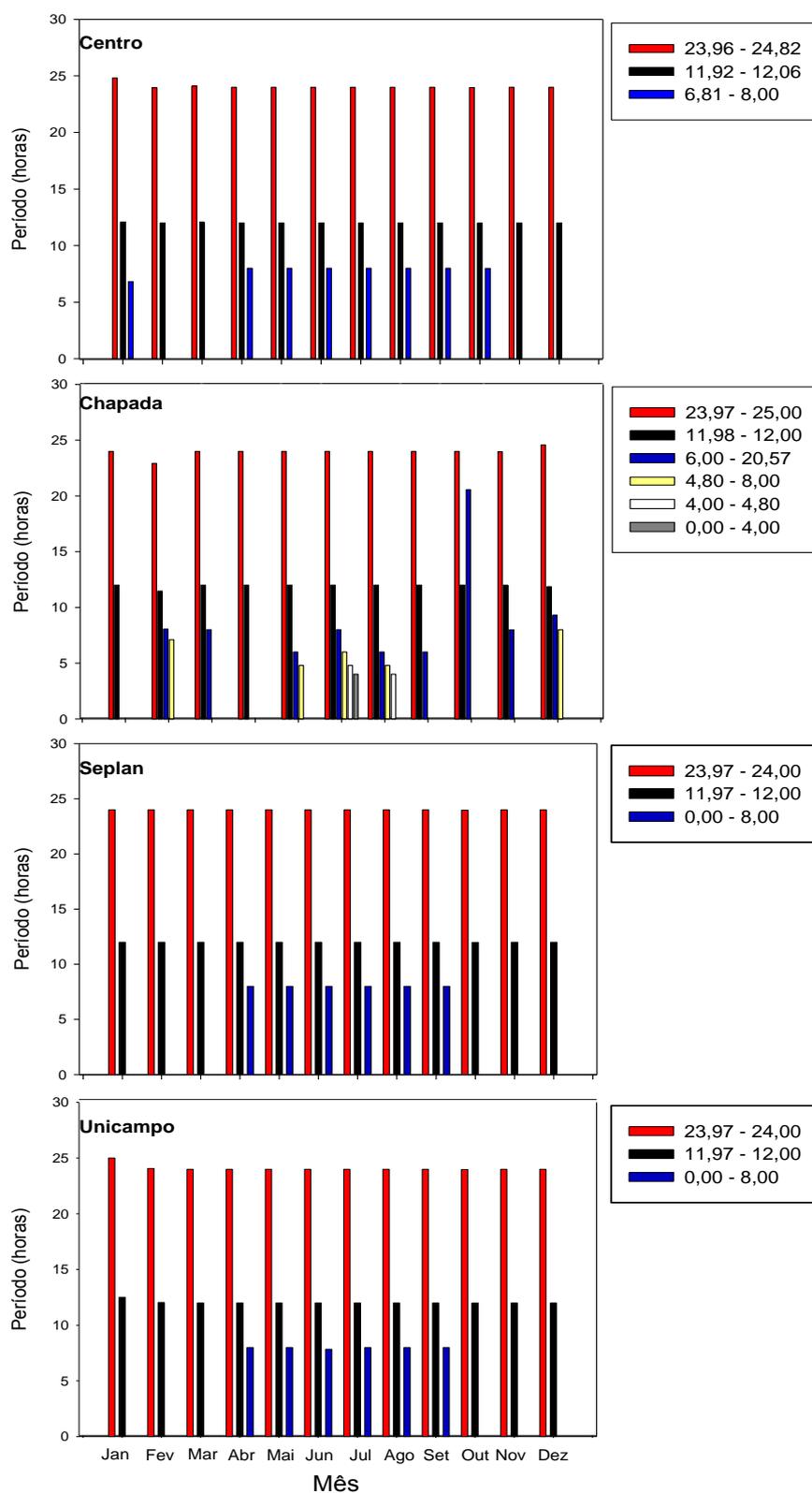


Figura 16: Períodos dominantes (valor mínimo e máximo) da radiação solar do coeficiente A_n , no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.

Ao comparar os quatro pontos quanto a análise dos picos da radiação solar global do coeficiente An , o maior período em evidência foi de 1,00 (24h) para os quatro pontos e menor período 0,17 (4h) em junho, para **Chapada**. Quanto a amplitude o maior valor foi 367,68 em março para **Unicampo**, onde para dois dos demais pontos **Chapada** e **Seplan** o mês de março também foi o que apresentou a maior amplitude, para a menor amplitude 11,07 em julho na **Unicampo**, com menor erro 0,003 em setembro no **Centro**.

Na Figura 17 são apresentados para o coeficiente Bn os períodos dominantes, da variável radiação solar para os quatro pontos de estudo.

No **Centro** o maior valor do período foi 3,44 (83h) em maio e menor valor no período 0,17 (4h) em maio e junho. A maior amplitude foi 249,40 em março e menor valor 2,04 em julho, com menor erro 0,09 em junho.

Na **Chapada** o maior período foi 2,82, em março e menor valor 0,17 (4h) em março, junho e agosto, maior amplitude de 272,95 em fevereiro e menor valor 2,14 em julho, com menor erro de 0,04 em setembro.

Na **Seplan** o maior período foi 1,00 (24h), para a maioria dos meses e menor valor 0,25 (6h) em dezembro. A amplitude obteve maior valor de 142,41 em fevereiro e menor valor de 15,07 em setembro, com menor erro de 0,16 em maio e outubro.

Na **Unicampo** o maior período foi 2,78 (65h) em setembro e menor valor 0,18 (4h) em abril. Com amplitude maior no valor de 202,35 em fevereiro e menor valor 3,94 em abril, com menor erro de 0,01 em agosto.

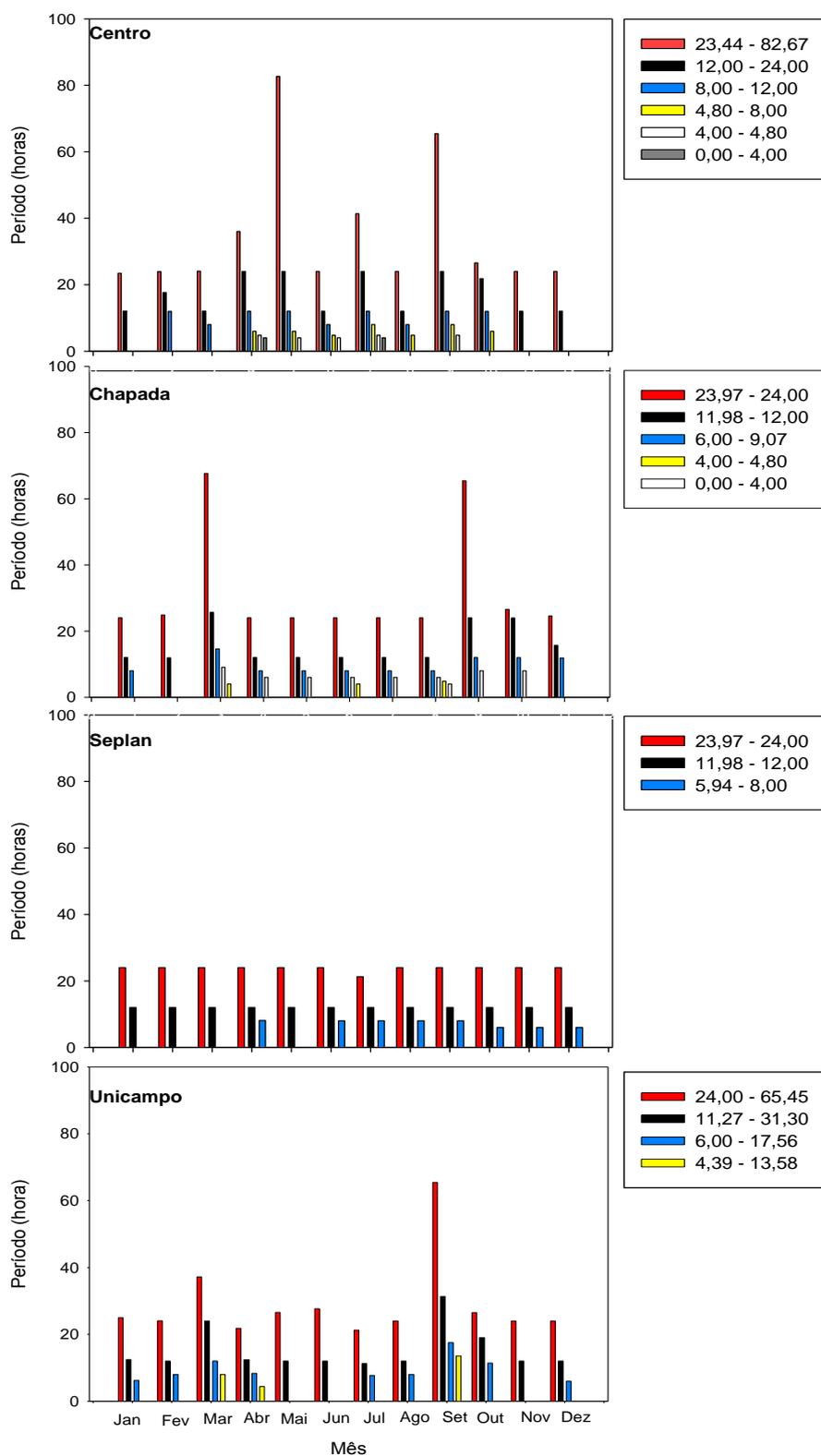


Figura 77: Períodos dominantes (valor mínimo e máximo) da radiação solar do coeficiente B_n , no **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**.

Ao comparar os quatro pontos na análise dos picos da radiação solar para o coeficiente Bn , o maior período foi 3,44 (83h) no mês de maio para **Centro**, onde evidenciou-se para a maioria dos meses nos demais pontos o período 1,00 (24h) e menor valor de 0,17 (4h) para a maioria dos meses, nos pontos **Centro** e **Chapada**. Quanto a amplitude o maior valor foi 272,95 em fevereiro na **Chapada**, onde na **Seplan** e **Unicampo** em fevereiro também observou-se as maiores amplitudes, com menor valor de 2,04 em julho no **Centro**, sendo na **Chapada** também a menor amplitude em julho. O menor erro da amplitude foi para **Unicampo** 0,01 em agosto.

De acordo com Pinheiro (2007), o erro tem influência na análise de pico, pois quanto menor o erro, mais influência tem o pico e mais significativo é a amplitude.

Na Figura 18 são apresentados para o coeficiente An os períodos dominantes, da variável temperatura do ar para os quatro pontos de estudo.

No **Centro**, a maior amplitude foi 3,35 em janeiro e menor valor de 0,29 em fevereiro, com período maior 1,76 em janeiro que corresponde a (42h) e menor 0,28 (7h) também em janeiro. Quanto ao erro o maior valor foi de 0,35 em janeiro que corresponde à menor amplitude e menor erro 0,005 em outubro.

Na **Chapada**, a maior amplitude foi 5,18 em agosto e menor 3,21 em janeiro, com maior período 3,88 em agosto que corresponde à (93h) e menor 0,25 (6h) nos meses de maio e junho. O menor erro 0,001 foi para o mês de março com amplitude de 3,82.

Na **Seplan** o maior período foi 5,17 em maio, que corresponde a (124h) e menor 0,48 (12h) em abril, para a amplitude o maior valor foi 3,23 em maio e menor 0,34 em fevereiro. O menor erro foi 0,009 em outubro.

Unicampo, obteve o maior período 6,00 em Setembro, que corresponde a (144h), e menor valor 0,48 (12h) em dezembro, onde a maior amplitude foi no valor de 3,36 em julho e menor valor de 0,28 em setembro, cujo menor erro foi 0,012 no em março.

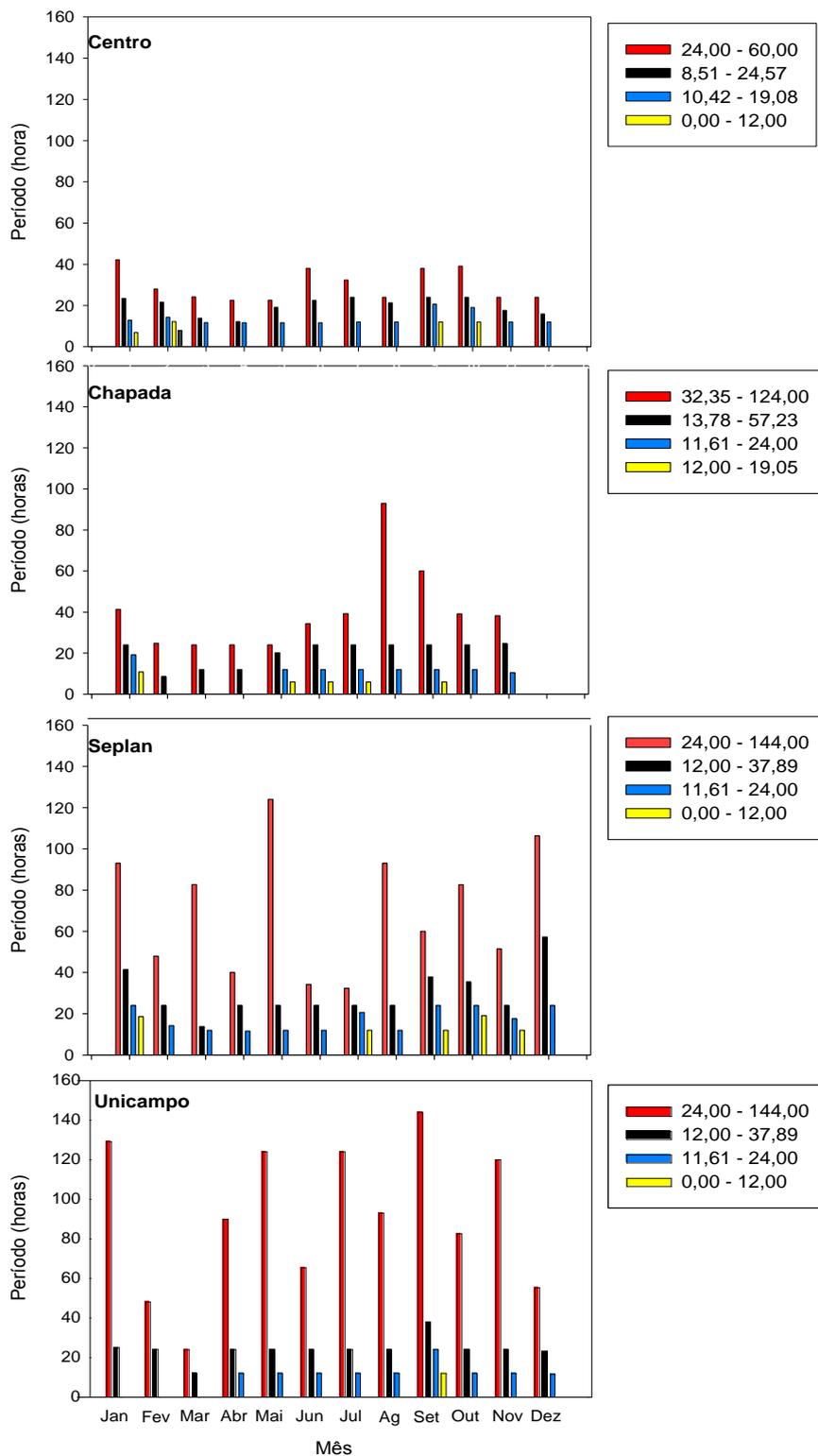


Figura 18: Períodos dominantes (valor mínimo e máximo) da temperatura do ar do coeficiente An , no **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**.

Ao comparar os pontos de estudo observa-se, quanto aos picos da temperatura do ar do coeficiente An , que a maior amplitude foi 5,18 em agosto na **Chapada** e menor valor 0,28 na **Unicampo** em setembro, no entanto, em dois pontos **Centro** e **Seplan** os menores valores foram em fevereiro. Para o período de maior valor foi 6,00 em setembro, que corresponde à (144h) na **Unicampo** e menor valor de 0,48 (12h) em abril na **Seplan** e dezembro na **Unicampo**, e **Centro** em janeiro às 7h e **Chapada** em maio e junho às 6h. Em que o menor erro 0,001 foi em março na **Chapada**.

De forma geral, os pontos mais urbanizados (**Centro** e **Chapada**) apresentaram predominância de períodos menores, o que pode ser justificado pela instalação das estações meteorológicas, pois estes pontos estiveram instalados em menores altura, o que pode ter influenciado nas medições da variável temperatura do ar, assim como interferência dos entornos.

Na Figura 19 são apresentados para o coeficiente Bn os períodos dominantes, da variável temperatura do ar para os quatro pontos de estudo.

No **Centro** a maior amplitude foi 5,21 em agosto com menor valor 0,03 em fevereiro, onde o maior período foi em dezembro com valor de 1,72, que corresponde a (41h) e menor valor 0,25 (6h) em agosto e setembro, quanto ao erro o menor valor foi 0,003 em agosto, que corresponde ao valor da maior amplitude.

Na **Chapada**, o maior período foi 3,44 em julho, que corresponde a (83h) e menor 0,23 (5h) em dezembro, com maior amplitude 3,80 em junho e menor valor da amplitude 0,19 em março, com menor erro 0,005 em junho.

Na **Seplan**, o maior período foi 4,67, que corresponde a (112h) em fevereiro, e menor de 0,50 (12h) em Outubro, a maior amplitude foi de 5,23 em agosto e menor 0,08 em outubro, com menor erro 0,004 em abril.

Na **Unicampo**, o maior período foi 5,17 (124h) em maio, e menor valor 0,25 (6h) em agosto e setembro, com maior amplitude no valor de 5,25 em agosto e menor valor de 0,39 em setembro, com o menor erro no valor de 0,005 em dezembro.

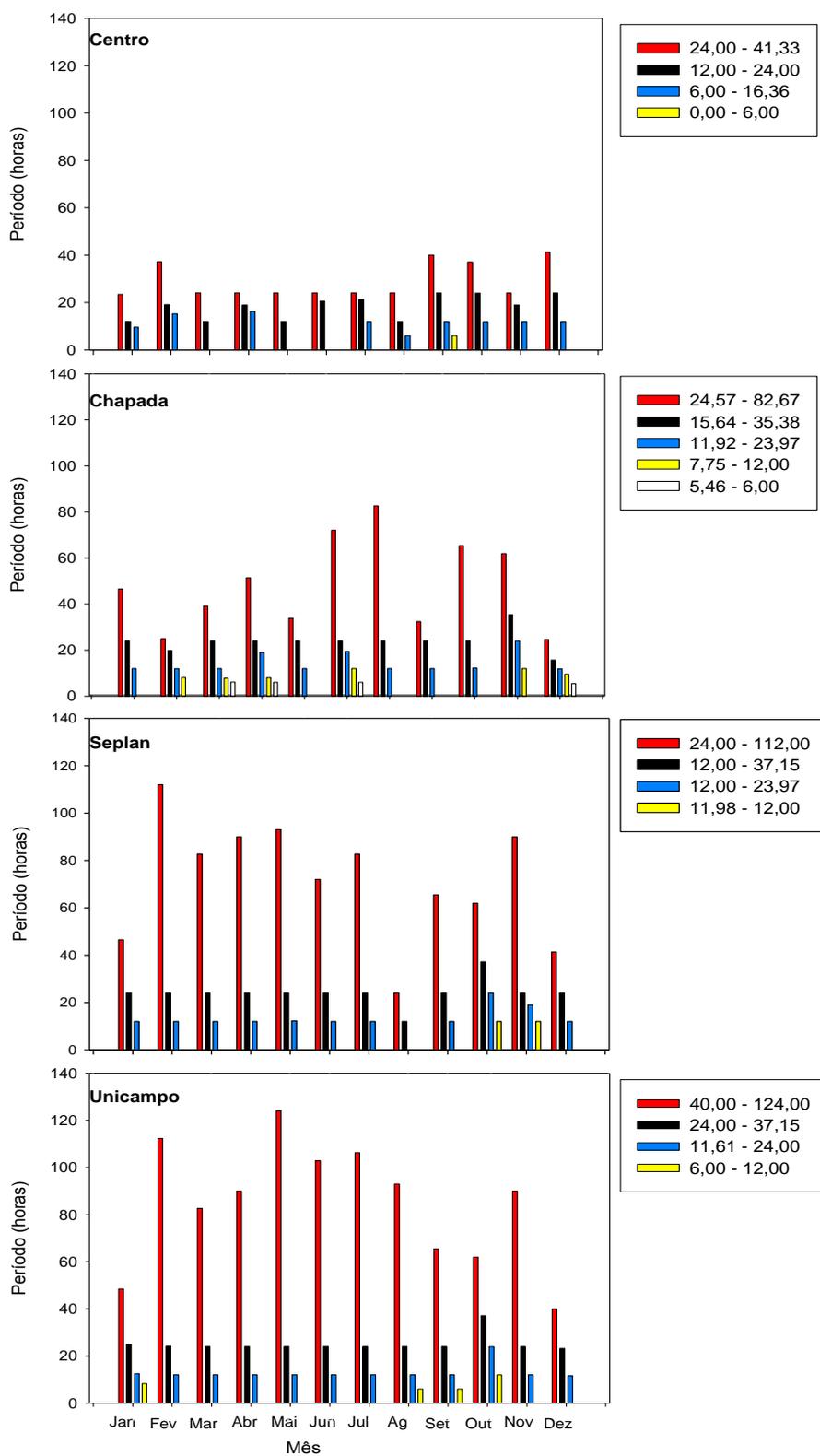


Figura 19: Períodos dominantes (valor mínimo e máximo) temperatura do ar do coeficiente B_n , no **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**.

Ao comparar os pontos de estudo, observa-se quanto aos picos da temperatura do ar do coeficiente Bn , que o maior período foi 5,17 (124h) em maio na **Unicampo** e menor valor 0,23 (5h) em dezembro na **Chapada**. Da amplitude tem-se que o maior valor foi 5,25 em agosto na **Unicampo**, com maiores valores de amplitude para os demais pontos também em agosto e menor valor de amplitude 0,03 em fevereiro para **Centro**, com menor erro no valor de 0,003 em agosto no **Centro**.

Também para o coeficiente Bn observamos que os pontos mais urbanizados (**Centro** e **Chapada**) apresentaram predominância de períodos menores, onde pode ser justificado pela instalação das estações meteorológicas, pois nestes pontos estiveram instalados em menores altura, o que pode ter influenciado nas medições da variável temperatura do ar, assim como interferência dos entornos.

Na Figura 20 são apresentados para o coeficiente An os períodos dominantes, da variável umidade do ar para os quatro pontos de estudo.

No **Centro**, o maior período foi 3,10 em dezembro, que corresponde a (74h) e menor em janeiro, com valor de 0,28 (7h). A maior amplitude foi em abril, com valor de 12,50 e menor -0,67 em fevereiro, cujo menor erro foi 0,002 em janeiro.

Na **Chapada**, apresentou valores de maior período 5,17 em maio, que corresponde a (124h) e menor em julho, com valor de 0,25 (6h). A maior amplitude foi 18,44 em junho e menor 0,94 em setembro, cujo menor erro foi 0,034 em maio.

Na **Seplan**, o maior período foi 5,00 (120h) em novembro e menor 0,50, (12h) para todos os meses, exceto em janeiro. A amplitude apresentou maior valor 11,95 em abril e menor valor 1,83 em fevereiro, cujo menor erro foi 0,0001 em junho.

Unicampo obteve o maior período de 5,17, que corresponde a (124h) em maio e menor valor 0,50 (12h) em praticamente todos os meses, exceto fevereiro. Quanto a amplitude o maior valor foi 15,17 em abril e menor 1,897 em janeiro, cujo menor erro foi 0,019 que corresponde a maior amplitude de abril.

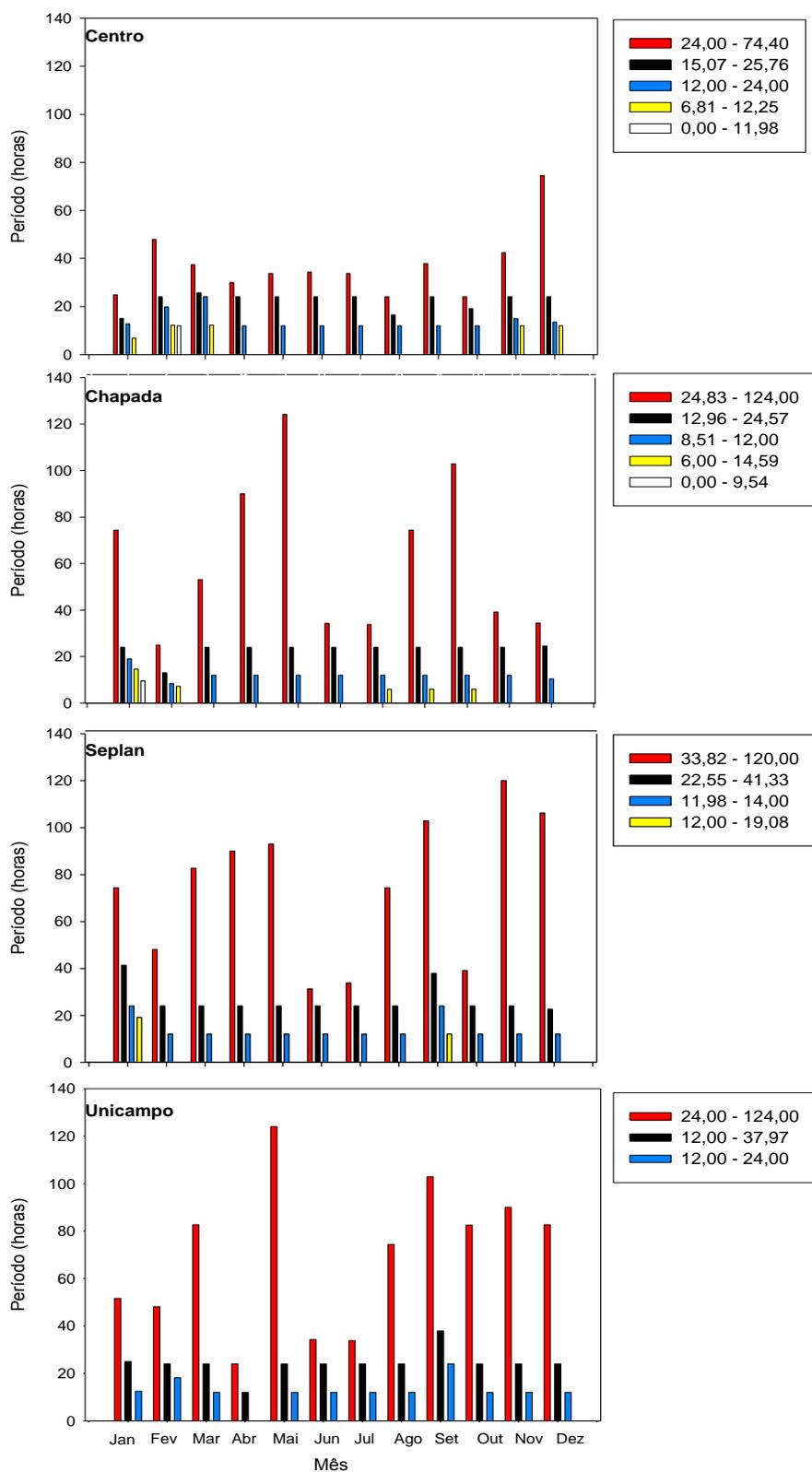


Figura 20: Períodos dominantes (valor mínimo e máximo) da umidade do ar do coeficiente An , no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.

Para a análise dos picos da umidade do ar, do coeficiente An verificou-se que entre os quatro pontos, o maior período foi 5,17 (124h), em maio para **Chapada** e **Unicampo**, o menor período no mês de julho de 0,25, 6h no ponto chapada. Uma análise mensal mostrou que em geral o menor período que mais apareceu nos meses foi o de 0,50, 12h. A maior amplitude 18,443 foi em junho para **Chapada** e menor valor de -0,67 em fevereiro no **Centro**, em que o menor erro foi 0,0001 em junho na **Seplan**.

Observamos que o ponto mais urbanizado (**Centro**) apresentou predominância de períodos menores, onde pode ser justificado pela instalação da estação meteorológica, instalado em menor altura, o que pode ter influenciado nas medições da variável umidade do ar, assim como interferência dos entornos.

Na Figura 21 são apresentados para o coeficiente Bn os períodos dominantes, da variável umidade do ar para os quatro pontos de estudo.

No **Centro**, o maior período foi 2,58 (62h) em outubro e menor 0,25 (6h) em abril. A maior amplitude ficou em junho, 14,70 e menor em novembro, no valor de 0,31, cujo menor erro foi 0,012 em outubro.

Na **Chapada** o maior período foi 4,43 (107h) em agosto, e menor valor 0,20 (5h) em fevereiro, com amplitude variando entre o maior valor de 13,27 em agosto e menor valor de 0,10 em abril, cujo menor erro foi 0,008 em maio.

Na **Seplan** o maior período foi 4,67 (112h) em fevereiro, e menor período de 0,5 (12h) em de todos os meses, exceto julho. A amplitude maior foi 16,51 em junho e menor valor 1,92 em outubro, com menor erro 0,023 em março.

Na **Unicampo** o maior período foi 5,38 (130h) em janeiro e o menor 0,35 (8h) em janeiro com maior valor da amplitude 16,10 para junho e menor 1,57 em abril, com o menor erro 0,001 em março.

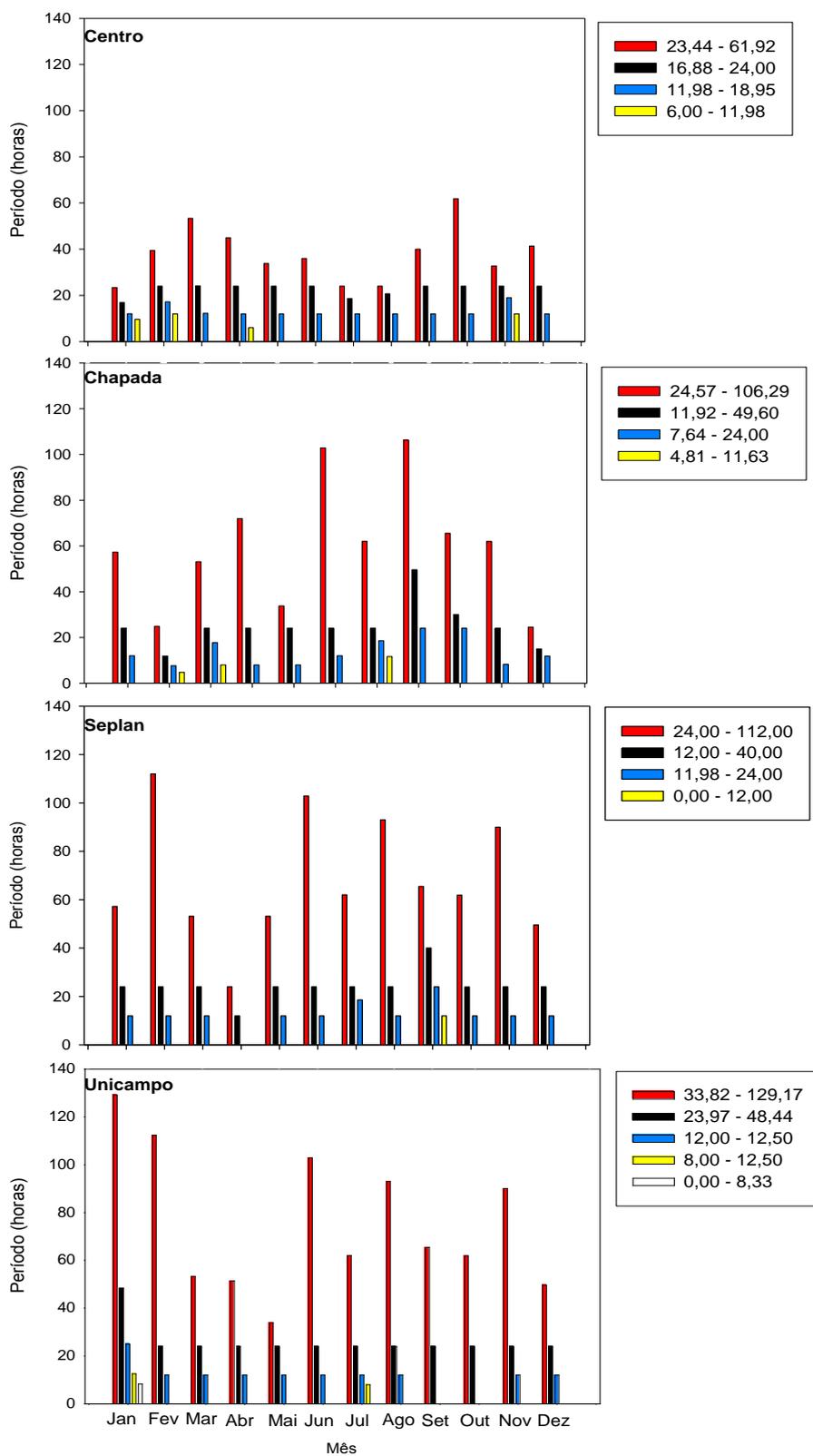


Figura 81: Períodos dominantes (valor mínimo e máximo) umidade do ar do coeficiente B_n , no Centro, Chapada, Seplan e Unicampo.

Para a análise dos picos da umidade do ar, do coeficiente Bn verificou-se que entre os quatro pontos, o maior período foi 5,38 (129h) em janeiro na **Unicampo** e menor valor de 0,20 (5h) na **Chapada** em fevereiro. Quanto a amplitude o maior valor foi 16,51 em junho na **Seplan** e menor valor de 0,10 em abril na **Chapada** e menor erro 0,001 em março na **Unicampo**.

Também para o coeficiente Bn observamos que os pontos mais urbanizados (**Centro** e **Chapada**) apresentaram predominância de períodos menores, onde pode ser justificado pela instalação das estações meteorológicas, instalados em menores alturas, o que pode ter influenciado nas medições da variável umidade do ar, assim como interferência dos entornos.

Dentre as três variáveis (radiação solar, temperatura do ar e umidade do ar) para o coeficiente An , observou-se que a variável temperatura do ar apresentou maior período 6,00 (144h) em setembro na **Unicampo** (Tabela 7), onde este ponto de estudo apresentou maiores valores de período para as demais variáveis de estudo, o menor período foi 4h em junho para a variável radiação solar na **Chapada** (Tabela 8). Quanto à amplitude a maior variação foi na **Chapada** nas diferentes variáveis de estudo (Tabela 9) e menores valores de amplitude das diferentes variáveis para o **Unicampo** (Tabela 10), sendo o menor erro para a umidade do ar em junho, estação seca na **Seplan** (Tabela 11).

Tabela 7: Maior Período, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente An da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo

Variável	Maior Período	Mês	Ponto de estudo
radiação Solar	24h	todos	Centro, Chapada, Seplan, Unicampo
temperatura do ar	144h	setembro	Unicampo
umidade do ar	124h	maio	Chapada, Unicampo

Tabela 8: Menor Período, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente An da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo

Variável	Menor Período	Mês	Ponto de estudo
radiação Solar	4h 8h	junho todos	Chapada Centro, Chapada, Seplan, Unicampo
temperatura do ar	6h 12h	junho abril dezembro	Centro, Chapada Seplan Unicampo
umidade do ar	12h	todos	Centro, Chapada, Seplan, Unicampo

Tabela 9: Maior Amplitude, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente An da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo

Variável	Maior Amplitude	Mês	Ponto de estudo
radiação Solar	367,64	março	Chapada, Seplan, Unicampo
temperatura do ar	5,18	agosto	Chapada
umidade do ar	18,44	junho	Chapada

Tabela 10: Menor Amplitude, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente An da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo

Variável	Menor Amplitude	Mês	Ponto de estudo
radiação Solar	11,07	julho	Unicampo
temperatura do ar	0,28	setembro fevereiro	Unicampo Chapada, Seplan
umidade do ar	0,67	fevereiro	Centro

Tabela 11: Menor Erro, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente An da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo

Variável	Menor Erro	Mês	Ponto de estudo
radiação Solar	0,003	setembro	Centro
temperatura do ar	0,001	março	Chapada
umidade do ar	0,0001	junho	Seplan

Dentre as três variáveis (radiação solar, temperatura do ar e umidade do ar) para o coeficiente Bn , observou-se que o maior período foi para a umidade do ar com valor de 5,38 (129h) em janeiro na **Unicampo**, assim como temperatura do ar também apresentou maior período na **Unicampo** em maio com valor de 5,17 (124h) (Tabela 12), e os menores períodos para as quatro variáveis de estudo estiveram na **Chapada**, aproximadamente as 6h (Tabela 13). Quanto à amplitude os meses de

maiores variações foram agosto para a variável temperatura do ar, nos quatro pontos, para radiação solar global o mês de maior amplitude foi fevereiro para os pontos de **Chapada, Seplan e Unicampo** (Tabela 14). Para as menores amplitudes o ponto Chapada foi o que apresentou as menores variações, para as variáveis umidades do ar, radiação solar global (Tabela 15). Na **Unicampo** ocorreram os menores erros, principalmente para umidade do ar e radiação solar global, possivelmente porque neste ponto houve maiores médias dessas variáveis, devido as característica de ser área rural (Tabela 16).

Tabela 12: Maior período, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente B_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo

Variável	Maior Período	Mês	Ponto de estudo
radiação Solar	84h	maio	Centro
temperatura do ar	124h	maio	Unicampo
umidade do ar	129h	janeiro	Unicampo

Tabela 13: Menor período, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente B_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo

Variável	Menor Período	Mês	Ponto de estudo
radiação Solar	4h	todos	Centro, chapada
temperatura do ar	5h	dezembro	Chapada
umidade do ar	5h	fevereiro	chapada

Tabela 14: Maior amplitude, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente B_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo

Variável	Maior Amplitude	Mês	Ponto de estudo
radiação Solar	272,95	fevereiro	Chapada, Seplan, Unicampo
temperatura do ar	5,25	agosto	Centro, Chapada, Seplan, Unicampo
umidade do ar	16,51	Junho	Seplan

Tabela 15: Menor amplitude, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente B_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo

Variável	Menor Amplitude	Mês	Ponto de estudo
radiação Solar	2,04	julho	Centro, Chapada
temperatura do ar	0,03	fevereiro	Centro
umidade do ar	0,09	abril	chapada

Tabela 16: Menor erro, mês e ponto de estudo correspondente, do coeficiente B_n da transformada de Fourier, para as três variáveis de estudo

Variável	Menor Erro	Mês	Ponto de estudo
radiação Solar	0,008	agosto	Unicampo
temperatura do ar	0,003	agosto	Centro
umidade do ar	0,001	março	Unicampo

Tanto para os coeficientes A_n como B_n os maiores períodos foram aproximadamente às 24h, 124h e 144h na maioria dos pontos de estudo, os menores estiveram entre 2h, 4h, 6h, 8h e 12h aproximadamente. Numa análise de Fourier, cada pico deve representar um fenômeno diferente. Fatores como variação diária da radiação solar no período de 1 dia (24h) e 12 h podem ser um dos motivos, pois ocorrem processos de inversão térmica.

Contudo, quanto à maior amplitude observou-se de modo geral que tanto para a variável temperatura do ar quanto para a umidade do ar os maiores valores foram em meses da estação seca, para a variável radiação solar global os maiores valores de amplitude foram em meses da estação úmida, sendo que os pontos **Unicampo**, **Chapada** e **Seplan** foram os de maiores amplitudes entre as variáveis.

Períodos dominantes na metade do dia tendem a ser máximos, pois justamente é quando a radiação líquida incidente é máxima, deve-se ao ciclo diário da incidência de radiação solar. Para áreas rurais pode-se justificar que os períodos dominantes na primeira metade do dia (7 às 12h) e na segunda metade do dia (12 às 18h) devem-se à dinâmica de abertura dos estômatos. Vários fatores como água, luz, CO_2 e temperatura influenciam o mecanismo estomático de abertura e fechamento, onde as plantas precisam abrir os estômatos para absorver o CO_2 para a realização da fotossíntese, mas também necessitam fechá-los para evitar a perda de água. A regulação temporal da abertura estomática funciona da seguinte maneira, à noite quando não há fotossíntese a abertura estomática fica pequena, nas manhãs ensolaradas com água abundante e quando a radiação solar incidente na folha favorece altas taxas de fotossíntese, a demanda por CO_2 dentro da folha é alta e por isso o poro estomático permanece amplamente aberto, e por volta do meio-dia os estômatos diminuem sua abertura pelas células guardas, por causa do aumento de

radiação líquida incidente. No entanto, tais justificativas podem servir para áreas urbanas, tendo em vista que nestas áreas existem coberturas vegetadas.

Para Pinheiro (2007) em seu estudo realizado em floresta de transição, obteve quatro frequências dominantes para as variáveis estudadas numa escala de tempo de um dia: 24h, 12h, 4h e 3,4h, onde as frequências dominantes encontradas para o fluxo de calor sensível, fluxo de calor latente e temperatura correspondente ao período de 1 dia e 12h podem ser atribuídos à variações diárias da radiação solar, devido ao movimento de rotação da terra. Já os valores correspondentes a 4h e 3,4h podem ser explicados em função da dinâmica dos estômatos. De acordo com este autor a dinâmica estomatal se coloca como o segundo fator mais importante para a compreensão do comportamento das variáveis micrometeorológicas durante o dia, existem outros fatores igualmente importantes como os ciclos anuais e o efeito El Niño que podem interferir nas frequências. Quanto à sazonalidade, o autor não observou uma dependência dos valores dos coeficientes com os meses do ano, onde no período da seca os valores foram menores do que nos outros períodos, indicando uma menor amplitude de variação dos valores das variáveis microclimáticas desse período.

4.3.2 Transformada de *wavelet*

A Potência Global (GWP), no eixo das ordenadas (eixo y) refere-se ao período em dias, e o eixo da abscissa (eixo x) representa a variância (energia) associada com cada período em dias (BOLZAN, 2004), onde é possível verificar a importância da análise de picos de variância espectral com base no espaço tempo-frequência. De forma semelhante à análise de Fourier, a GWP analisa o sinal apenas com base no domínio frequência, indicando o ciclo diário conhecido.

Para o espectro de energia (WPS), no eixo x é mostrado o comprimento temporal em dias da série (dias julianos), no eixo y representa os períodos em dias presentes na série; a escala de cores indica a energia associada a cada período da série. WPS indica a amplitude observada (níveis de cores) no tempo (eixo das

abscissas), de acordo com o período (equivalente à frequência) que contribuiu para a série temporal.

Contornos tracejados correspondem a valores de variância normalizados variando de 1 a 10, conforme representado na barra horizontal. Contornos sombreados englobam áreas com variâncias significativas ao nível de 95% de confiança.

Para WPS os picos significativos de variância são indicados por contornos negros. A linha contínua em forma de cone, variando em ambos os eixos. A região compreendida por essa linha é denominada de influência de cone (COI), em que o efeito da borda diminui a confiabilidade da análise, ou seja, os períodos fora deste cone devem ser negligenciados por não possuírem uma confiança estatística adequada (BARBOSA, 2005).

As Figuras 22 a 24 apresentam as aplicações de análises horárias de *wavelets* para os pontos **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**, para cada variável.

Por meio da GWP da variável radiação solar (Figura 22), além de 1 dia de pico significativo, verifica-se no **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo** que não houve detecção de picos significativos, com variância menor na **Chapada**. Contudo, a WPS apresenta potências significativas, temporalmente ocorridas entre 50 e 100 dias, variando entre março a abril, com escalas temporais de 16 a 32 dias na **Chapada**, e no final da série entre 200 a 300 dias, correspondendo aos meses de julho a novembro, com variâncias mais significativas nas escalas de 8 a 16 dias, para os quatro pontos.

Observa-se que o ponto Chapada possui um espectro de energia enfraquecido no período de 1 dia, nos dias julianos de 100 a 200, ocorrência de queda que pode ser evidenciada na análise micrometeorológica, visto que nestes dias julianos, que pertencem a estação seca apresentam uma grande cobertura de nuvens.

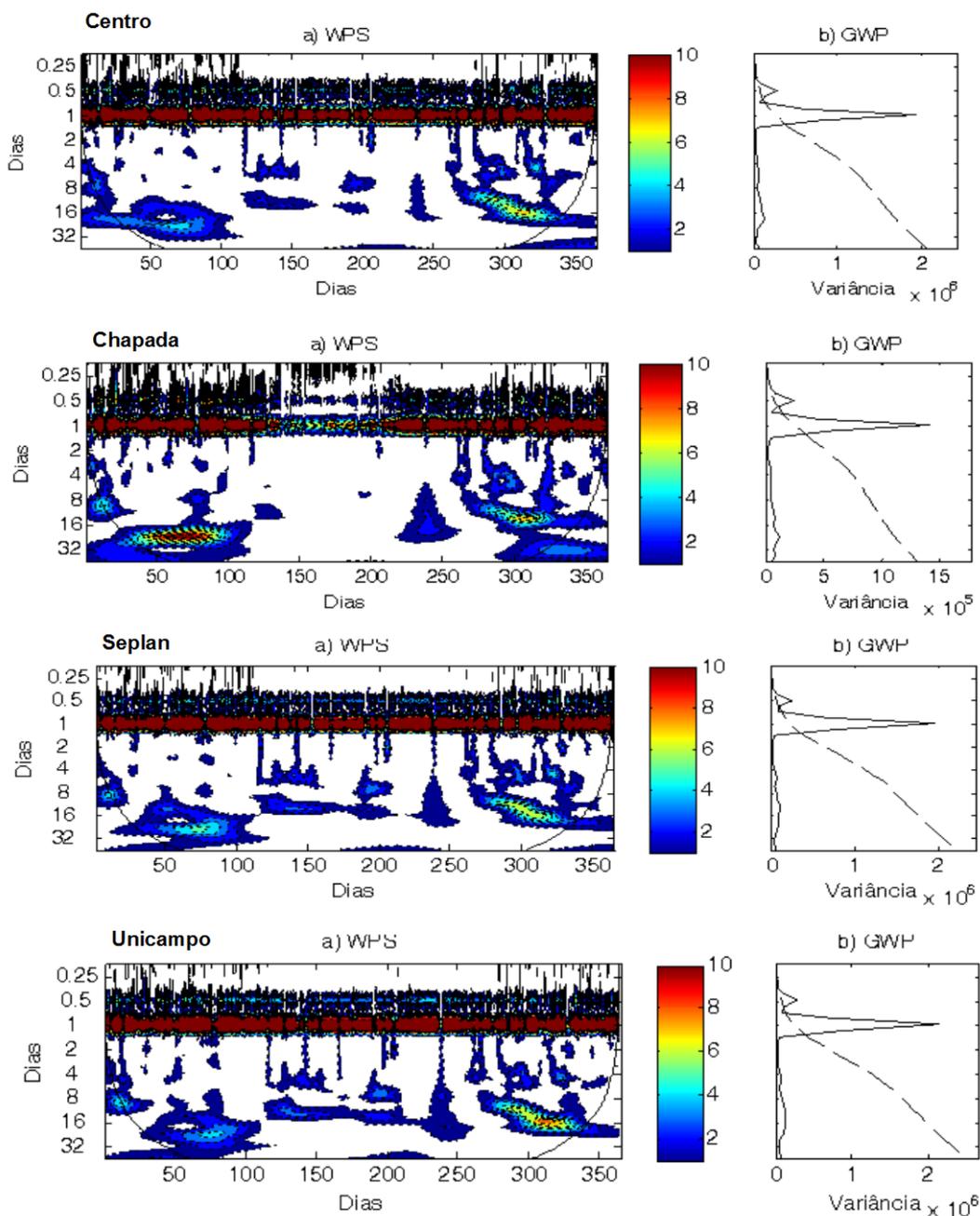


Figura 92: (a) Espectro Horário de energia local da *wavelet* (WPS) da radiação solar; (b) Espectro Horário global da *wavelet* (GWP), no **Centro, Chapada, Seplan e Unicampo**.

Observa-se que a variável temperatura do ar (Figura 23) nos quatro pontos de estudos tem grande intensidade de energia na alta escala de frequência 24h, com potências temporalmente significativas de forma esparsa para o ano todo, com escalas temporais variando de 4 a 32 dias (WPS), o que se verifica em GWP, picos

significativos variando entre 4 a 32 dias, com variância mais acentuada para **Centro** e **Seplan** (GWP) e **Chapada**.

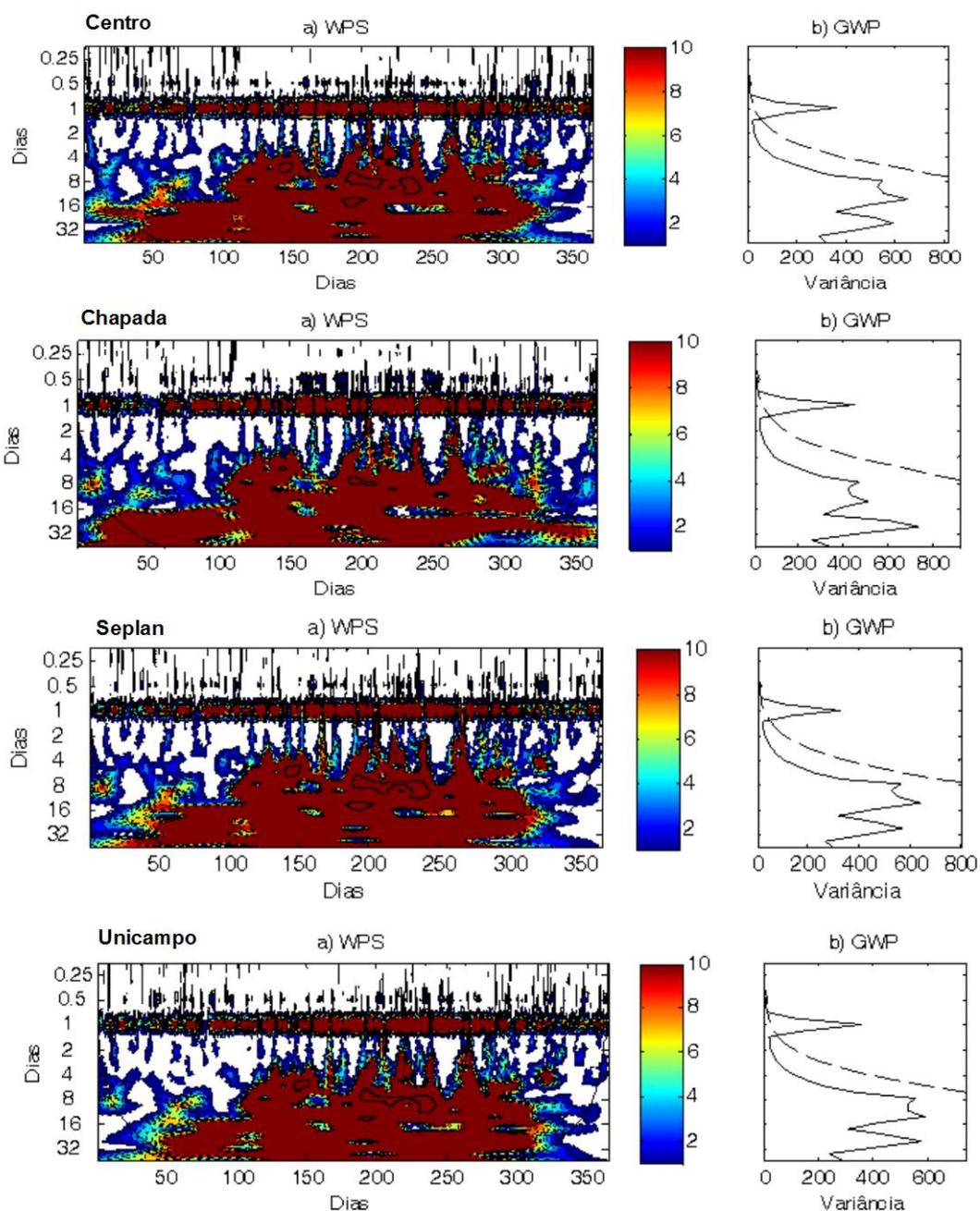


Figura 23: (a) Espectro Horário de energia local da *wavelet* (WPS) da temperatura do ar; (b) Espectro Horário global da *wavelet* (GWP), no **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**.

Quanto à variável umidade do ar (Figura 24) o período dominante também foi 24h (WPS), com atenuantes da umidade no decorrer dos meses. Percebe-se em GWP que o pico de máxima variância esteve associada justamente com o período de 1 dia. Além disso, após esse máximo de variância ocorreu uma forte queda e aumento posteriormente, em direção a períodos cada vez maiores, acima de 4 dias, temporalmente com maiores variâncias na **Chapada** e **Seplan**.

Dentre as variáveis micrometeorológicas na análise horária, tem-se que o período dominante em WPS para todas as variáveis foi 24h, com escala temporal média de 6 a 28 dias, com espectro de energia esparsa pelo ano todo. Quanto à variâncias maiores em GWP, para a variável temperatura do ar, foi no **Centro** e **Seplan** e **Chapada**, umidade do ar na **Chapada** e **Seplan** e radiação solar valores iguais no **Centro**, **Seplan** e **Unicampo**. Segundo Kayano e Blain (2007) apud Blain (2010) variações das escalas de 0,25 -1 dias, indicam uma possível modulação de variações de alta frequência pelas de baixa frequência.

Holanda (2006) a partir de dados horários dos componentes de ventos zonal e meridional à superfície na localidade do Aeroporto Zumbi dos Palmares em Maceió-AL para o ano de 1996 também verificou por meio das transformadas *wavelets* frequências dominantes de 24h (ciclo diário), distribuídas durante todo o ano de estudo.

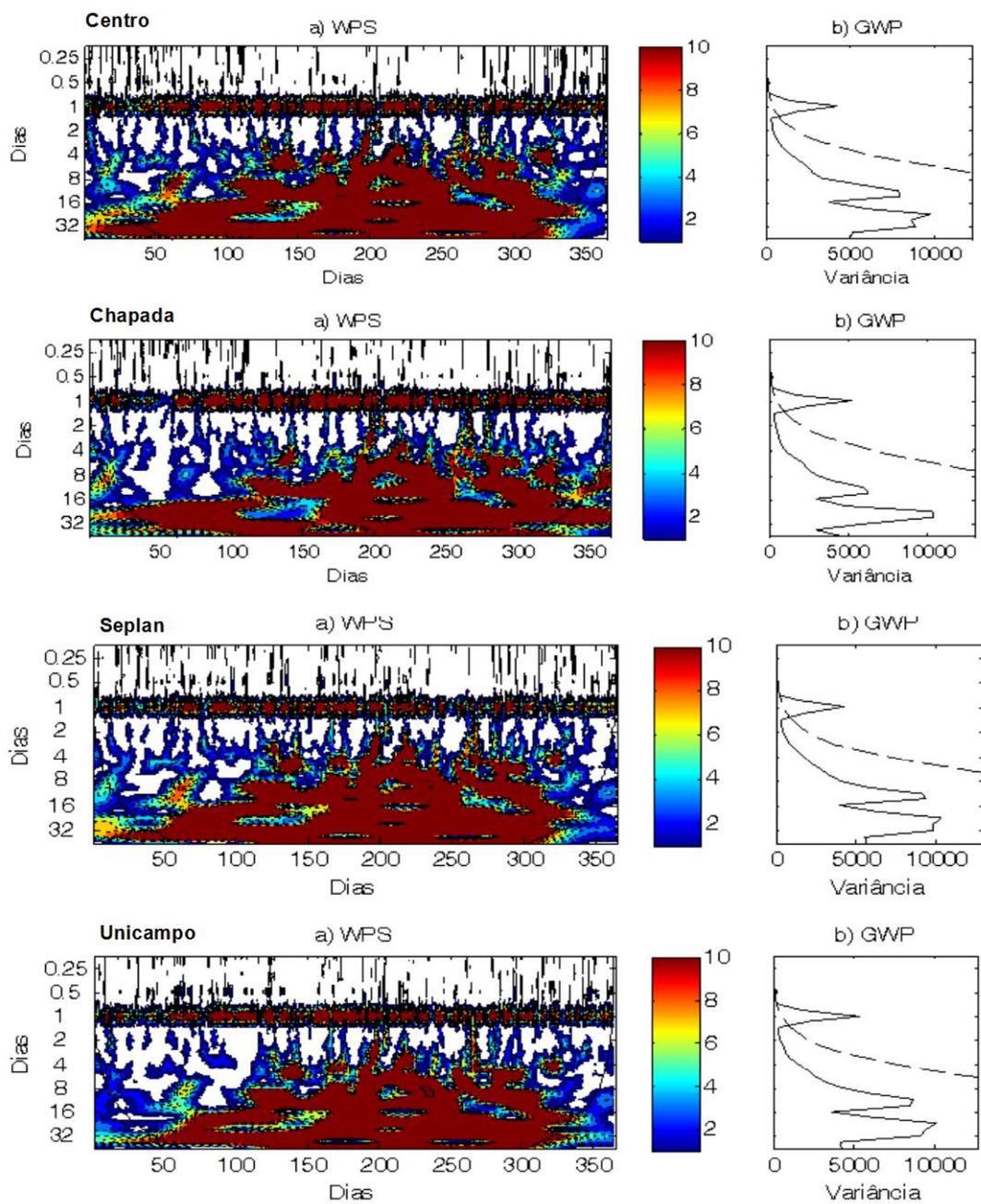


Figura 104: (a) Espectro Horário de energia local da *wavelet* (WPS) da umidade do ar; (b) Espectro Horário global da *wavelet* (GWP), no **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**.

Ao aumentar a escala de horária para diária, a *wavelet* se expande e carrega apenas informação sobre o comportamento dos grandes períodos que correspondem as baixas frequências (Furon, 2008). Com isto, nas Figuras 25 a 27 são apresentadas as aplicações de análises diárias de *wavelets* no **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**, para cada variável.

Em WPS para a variável radiação solar (Figura 25) observa-se períodos significativos entre 16 e 32 dias, temporalmente localizados entre os dias julianos 50 a 100 (fevereiro a abril), com evidência de contornos no **Centro**, **Chapada** e **Seplan**, e no mesmo período para os dias julianos 250 a 300 (setembro a outubro) no **Centro**, **Seplan** e **Unicampo**. Na **Chapada** período significativo em torno de 64 dias variando no decorrer do ano todo, principalmente nos meses que correspondem à estação seca. Período significativo de 8 a 16 dias nos dias julianos de 100 a 150 (abril a maio) na **Seplan** e **Unicampo**. Em GWP evidenciou-se períodos significativos, com maior variância em **Chapada** e **Unicampo**.

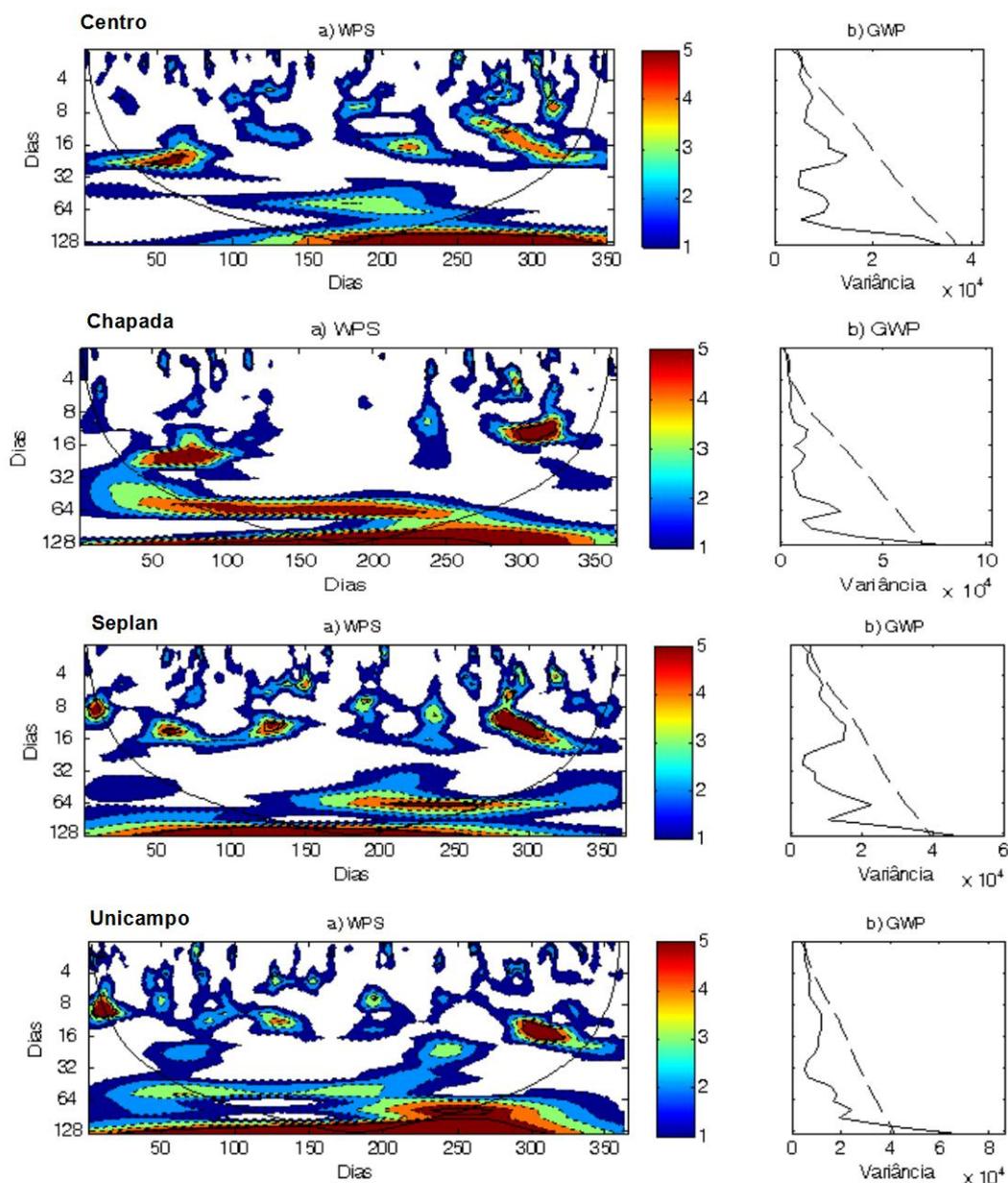


Figura 25: (a) Espectro diário de energia local da *wavelet* (WPS) da radiação solar; (b) Espectro diário global da *wavelet* (GWP), no **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**.

Para a variável temperatura do ar (Figura 26), observa-se para os quatro pontos de estudo que os períodos dominantes variam entre 4 e 16 dias entre o dia 100 pertencente a abril, depois de 150 a 250 pertencentes aos meses de junho a setembro (meses da seca), período significativo de 64 dias variando entre os dias 100 a 250,

onde tais picos significativos podem ser visualizados em GWP, com maiores variâncias no **Centro, Seplan e Unicampo**.

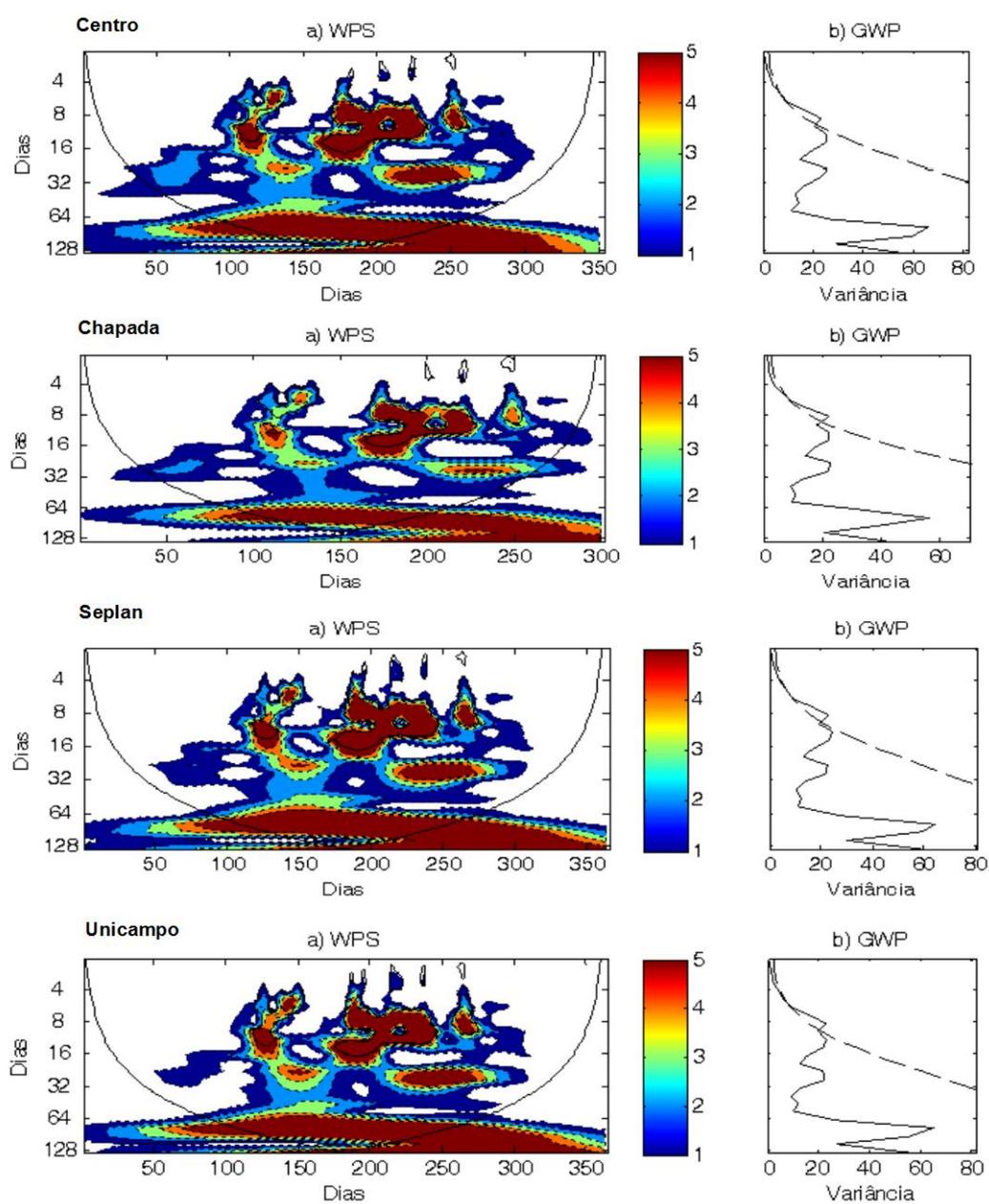


Figura 26: (a) Espectro diário de energia local de *wavelet* (WPS) da temperatura do ar; (b) Espectro diário global da *wavelet* (GWP), no **Centro, Chapada, Seplan e Unicampo**.

Ao analisar a variável umidade do ar (Figura 27) observa-se em WPS picos significativos nas escalas de 8 a 16 dias, temporalmente localizados entre os dias 150

a 160 (junho) como 200 a 220 (julho a agosto), períodos dominantes de 16 e 32 dias variando entre os dias 220 a 250 (agosto a setembro), e período dominante de 64 a 128, sendo que este comportamento espectral ocorre nos quatro pontos de estudo, com picos pouco significativos em GWP, com menor variância na **Chapada**.

Observa-se que entre os dias Julianos 1 a 90, pertencentes a estação úmida, ocorre uma quebra de ciclos de períodos grandes, a qual pode ser justificado que a chuva quebra a predominância de períodos da análise sazonal.

Da análise diária dentre as variáveis micrometeorológicas, tem-se que o período dominante em WPS para todas as variáveis foi aproximadamente uma média de 19 dias, com variação temporal de energias maiores pelos meses da estação seca (abril a setembro). Quanto à variâncias maiores em GWP, no **Centro** foi para temperatura do ar, na **Chapada** para a radiação solar, **Seplan** para temperatura do ar e umidade do ar e **Unicampo** para as três variáveis.

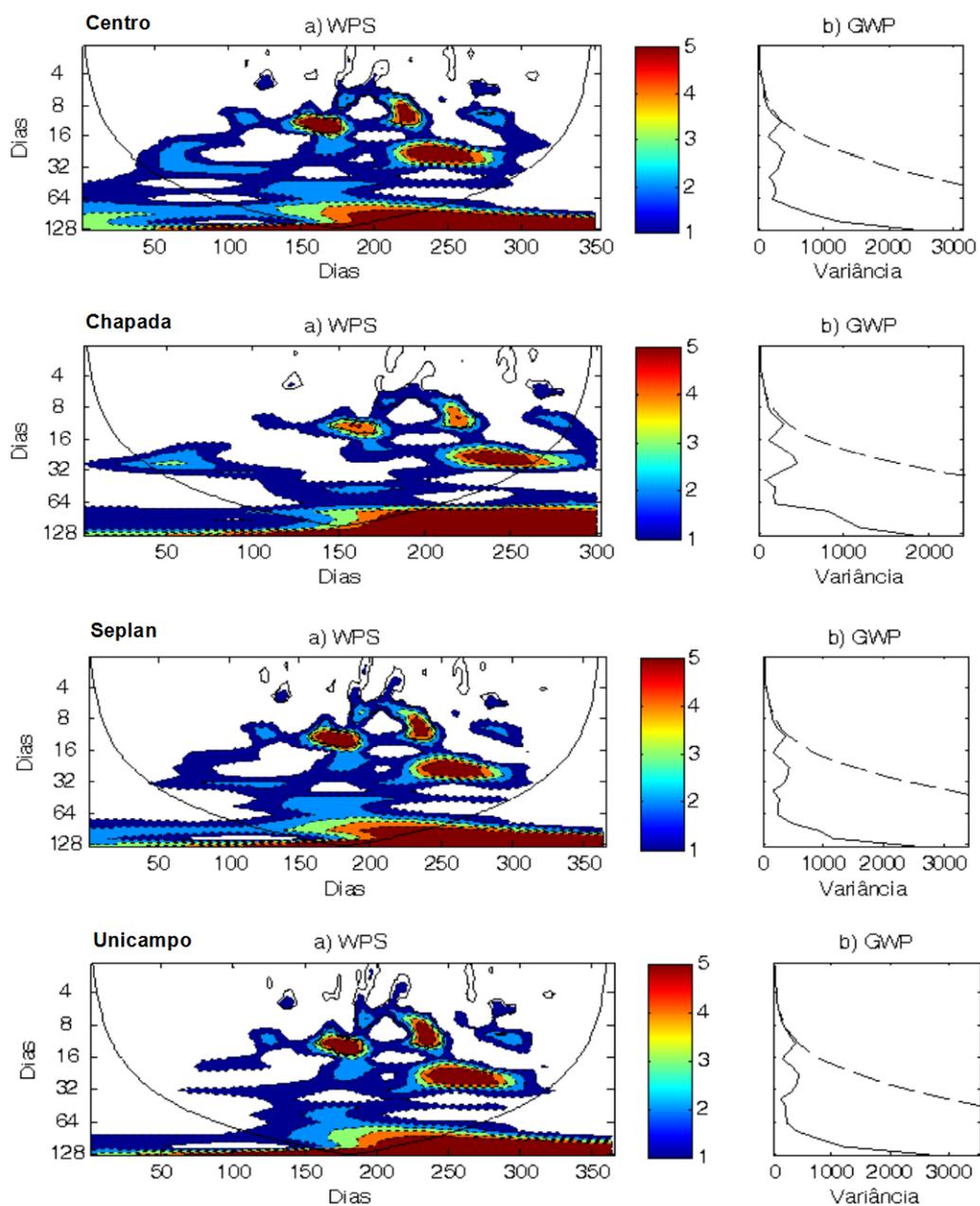


Figura 27: (a) Espectro diário de energia local da *wavelet* (WPS) da umidade do ar; (b) Espectro diário global da *wavelet* (GWP), no **Centro**, **Chapada**, **Seplan** e **Unicampo**.

Segundo Holanda (2006) em seu estudo como componente zonal do vento (1996) a alta frequência de 24 h nos primeiros e nos últimos três meses, podem estar associadas a brisa marítima e terrestre que é mais intensa, e isso, está associado a

ocorrências em fase de outros fenômenos de menores escalas de frequência entre 3 e 20 dias (vórtices ciclônicos, frentes, etc).

Alves (2007) ao detectar as oscilações que atuam na cobertura de nuvens sobre a Amazônia Central em 12 anos (1983-1994), observou por meio da transformada *wavelet* período predominante correspondente à oscilação anual. Com flutuações em torno de 2 a 4 dias predominantes nos meses de junho a agosto, e de 5 a 14 dias nas pré-estações seca e chuvosa. Os períodos entre 25 a 65 dias atuam mais fortemente na pré-estação chuvosa e na estação chuvosa. Ressaltando que as frentes frias podem favorecer ou induzir a convecção em grande parte da Amazônia diretamente ou indiretamente. As variações mais significativas na cobertura de nuvens centrada na alta frequência (4, 6 e 8 dias) ocorrem na porção ocidental da Amazônia; enquanto que as variações na baixa frequência (escalas intra-sazonais de 30 e 45 dias) se processam na porção oriental da Amazônia.

Os resultados obtidos neste estudo via análise em *wavelets* demonstram consistência com os resultados encontrados na literatura. Kayano e Blain (2007) ao analisarem o sinal espectral da precipitação pluvial mensal de Campinas, observaram que os picos de variância indicados pela GWP, mesmo quando significativos, ocorreram de forma esparsa ao longo do sinal temporal. Blain (2010) ao fazer um estudo em vários pontos do estado de São Paulo verificou que a análise de *wavelets* não indicou marcantes periodicidades nos dados de temperatura mensal do ar observados.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Na análise do microclima:

No comparativo dos dados em relação ao ponto mais urbanizado, o **Centro**, pela característica de seus fatores climáticos, tem os maiores valores de médias tanto anuais, como mensal e estacionais (úmida e seca) na temperatura do ar, por consequência para os menores valores de umidade relativa do ar.

Unicampo apresentou a maior média de radiação solar anual, assim como mensal e estacional.

Seplan apresenta a segunda maior média anual de radiação solar e de temperatura, com menor mensal de umidade relativa do ar.

Chapada se destaca por menor média anual de radiação solar em junho e menor média mensal de temperatura em julho, e por consequência maiores valores de médias mensal e estacionais de umidade do ar, o que se justifica devido a grande nebulosidade que ocorreu neste ponto.

Obteve-se as maiores médias anuais de temperaturas e precipitação nos pontos mais urbanizados e as menores nos pontos mais afastados, isso indica uma possível influência nas variáveis meteorológicas produzida pelos elementos naturais e construtivos do entorno dos pontos.

Na Autocorrelação:

Observamos que no geral todas as variáveis para os quatro pontos de estudo apresentam independência dos valores temporalmente precedentes, com dados abaixo do limite do ruído branco de caráter aleatório, ou seja baixa persistência temporal.

Quanto a estacionariedade dos dados, todos tiveram um comportamento estacionário, os dados apresentaram um caimento abrupto, indicando com isto uma fraca estacionariedade.

Na análise de Fourier:

Pela análise de Fourier, pode-se concluir que este instrumento estatístico é capaz de fornecer informações importantes sobre a dinâmica das variáveis microclimáticas.

Foram encontradas frequências dominantes para as variáveis estudadas numa escala de tempo: 144h, 124h, 24h, 12h, 8h, 6h, 4h. As frequências com amplitudes dominantes tanto em An e Bn foi 1 dia e 12h, que podem ser atribuídos à variações diária da radiação solar, devido ao movimento de rotação da terra. Já os valores correspondentes a 8h, 6h e 4h provavelmente necessitem de serem descritos em função de outros fenômenos.

Observaram-se que as áreas mais urbanizadas apresentaram predominância de períodos menores, para variáveis como a temperatura do ar e umidade do ar, o que pode ser atribuída as alturas de instalação dos instrumentos meteorológicos, instalados em alturas menores, diminuindo assim o movimento de advecção.

Na Transformada *wavelet*:

A Transformada de *wavelet* foi bastante coerente à análise das variáveis micrometeorológicas mediante a caracterização de fenômenos de grande escala de frequência, em particular, para o ciclo diário. Com grande intensidade de energia na alta escala de frequência de 24h no decorrer do ano todo, para os quatro pontos de estudo (análise horária), com energia mais significativa para as três variáveis referente aos meses da estação seca.

Quanto as variâncias mais acentuadas para análise horária, o **Centro** foi para temperatura e radiação; **Chapada**, temperatura e umidade; **Seplan**, para as três variáveis e **Unicampo**, radiação.

Na análise diária os períodos dominantes variaram entre 4, 8, 16, 32, 64 e 128 dias.

As variâncias mais acentuadas para análise diária no **Centro** foi para a temperatura do ar; **Seplan**, temperatura do ar, umidade do ar; **Unicampo**, para as três variáveis e **Chapada** para a radiação Solar.

Quanto aos grandes períodos, podem estar associados aos processos que ocorrem numa mesoescala, como os fenômenos de circulação atmosférica.

Comparação de Fourier com a Transformada *wavelet*:

A Transformada de *wavelets* é mais utilizada para escalas maiores, geralmente usada para mais de um ano, com isto, a utilização com duas análises Fourier e *wavelets* é considerável, pois só com as *wavelets* não seria possível identificar os períodos menores.

Tanto Fourier como a Transformada de *wavelets* indicaram os picos de frequência dominante, entretanto as *wavelets* deram uma visão sazonal, tornando-se uma ferramenta de análise robusta de séries-temporais.

Períodos dominantes tanto por Fourier como as *wavelets* são importantes para especificar o sistema, visto que mesmo em diferentes tipologias de ocupação obteve-se valores de períodos dominantes semelhantes, relacionados com a influência das estações climáticas e características próprias do sistema.

5.1 RECOMENDAÇÕES PARA FUTUROS TRABALHOS

De acordo com as conclusões, recomenda-se:

- Aplicação das *wavelets* em dados micrometeorológicos em séries históricas longas em meio urbano, assim como diferentes ecossistemas;
- Aplicação de outras técnicas de *wavelets* em dados micrometeorológicos;
- Fazer estudos mais aprofundados sobre a justificativa dos períodos dominantes;
- Verificar se a posição do sol interfere na complexidade dos períodos dominantes da temperatura ou umidade do ar.

6 BIBLIOGRAFIAS

6.1 BIBLIOGRAFIAS CITADAS

AGUIAR, R.G. **Fluxos de massa e energia em uma floresta tropical no sudoeste da Amazônia**. 2005, 59f., Dissertação (Mestrado em Física e Meio Ambiente), Universidade Federal de Mato Grosso, 2005.

ALVES, M.A.; MACHADO, L.A.T.; PRASAD, G.S.S.D.. Estudo da variabilidade da cobertura de nuvens altas na Amazônia Central. **Acta Amazônica**, v. 31, p. 71-80, 2007.

ANGELOCCI, L.R.; PEREIRA, A.R.; SENTELHAS, P.C. **Agrometeorologia-Fundamentos e aplicações Práticas**. 1.ed., Guaíba/RS: Livraria e Editora Agropecuária Ltda., 475p, 2002.

ANTUNES, J.F.G; ESQUERDO, J.C.D.M.; LAMPARELLI, R.A.C. Monitoramento da dinâmica da vegetação do Pantanal utilizando a transformada de Wavelet em Séries temporais de produto MODIS. **Anais 3º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal**, Cáceres, MT, Embrapa Informática Agropecuária, p. 447-457, 2010.

AKBARI, H., KONOPACKI, S., POMERANTZ, M., Cooling energy savings potential of reflective roofs for residential and commercial buildings in the United States. **Energy (Oxford)**, v.24, nº.5, p.391-407, 1999.

BAUBEAU, P.; CAZELLES, B. French economic cycles: a wavelet analysis of French retrospective GNP series. **Clometrica**, v.3, p. 275-300, 2009.

BALDOCCHI, D.D.; FALGE, E; WILSON, K. A spectral analysis of biosphere-atmosphere trace gas flux densities and meteorological variables across hour to multi-year time scales. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 107, p. 1-27, 2001.

BARICHIVICH, J.; SAUCHYN, D. J.; LARA, A. Climate signals in high elevation tree-rings from the semiarid Andes of North-central Chile: Responses to regional and large-scale variability. **Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology**, v.281, p.320-333, 2009.

BARBIRATO, G. M. **Aplicação do modelo de balanço de energia para a análise do ambiente térmico Urbano de Maceió, AL**. 1998. 173f. Tese (Doutorado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 1998.

BARBOZA, A. C. B.; BLITZKOW, D. **Ondaletas: Histórico e Aplicações**. São Paulo, 2008. (notas de aula).

BARBOZA, E. B. M. **Estudo da Variabilidade de Séries Temporais Ambientais através de Espectros de Assimetria Implementados em Software Científico Livre**. 2006. 110f. Dissertação- Programa de Pós Graduação em Computação Aplicada, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE-14670-TDI/1223, 2006.

BARBOZA, E. B. M. ROSA, R. R., VIJAYKUMAR, N. L., BOLZAN, M. J. A., TOMASELLA, J. **Caracterização por Ondeletas de Processos Físicos Não-Lineares**. Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional. São Paulo, SP, Brasil, 2005. Disponível em: <http://www.sbmac.org.br/>. Acesso em 15 de junho de 2011.

BIUDES, M. S.; CAMPELO JÚNIOR, J. H.; ESPINOSA, M. M.; NOGUEIRA, J. S. Uso de séries temporais em análise de fluxo de seiva de mangabeira. **Ciência e Natura**, v.31, n.1, p.65-77, 2009.

BOLZAN, M. J. A. Transformada em ondeleta: Uma necessidade. **Revista Brasileira de Ensino de Física**, v. 26, n. 1, p.37-41, 2004.

BOLZAN, M. J. A. Análise da Transformada em ondeletas aplicadas em sinal geofísico. **Revista Brasileira de Ensino de Física**, v. 28, n.4, p.563-567, 2006.

BLAIN, G. C. **Precipitação pluvial e temperatura do ar no Estado de São Paulo: periodicidades, probabilidades associadas, tendências e variações climáticas**. 2010. 195f. Tese (Doutorado em Agronomia), Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2010.

BEECHAM, S.; CHOWDHURY, R.K. Temporal characteristics and variability of point rainfall: a statistical and wavelet analysis. **International Journal of Climatology**, v.30, p.458-473, 2010.

BRESOLIN, C. S. **Análise de Sensibilidade aplicada a uma planta térmica de geração de potência**. 2005. 85f. Dissertação- Programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2005.

CAPILLA, C. Time series analysis and identification of trends in a Mediterranean urban area. **Global and Planetary Change**, v.63, p.275-281, 2008.

CARVALHO, S. O. **Análise bioclimática como ferramenta para implementação do plano diretor do campus central da UFRN**. 2005. 174f. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo), Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2005.

CARVALHO, L.G; SEDYAMA, G.C; CECON, P.R.; ALVES, H.M.R. Aplicação da análise harmônica por séries de Fourier para a previsão de produtividade da cultura do café no Estado de Minas Gerais. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v.25, n.3, p.732-741, 2005.

CARRAÇA M.G.D.; COLLIER, C.G.; **Influência da morfologia urbana na distribuição da precipitação na Grande Manchester, Cidades e Alterações Climáticas. Que futuro?**. CEG, Universidade de Lisboa, p.15-16, 2008.

CARLIN, N.; SANTO, E.M.; JORGE, F.O.; SOUZA, F.A.; BECHTOLD, I.H.; GUASQUES, L.R. Processamento de imagens: conceitos básicos relacionados com o fenômeno de difração e uso de um computador óptico. **Revista brasileira Ensino de Física**, v.26, n.3, 2004.

CAPISTRANO, V.B. **Análise de Séries temporais de variáveis micrometeorológicas medidas em Sinop-MT utilizando a teoria da Complexidade**. 2007. 91f. Dissertação (Mestrado em Física e Meio Ambiente), Departamento de Física, Universidade Federal do Mato Grosso, Cuiabá, 2007.

CHAPA, R.S.; RAO, V.B.; PRASAD, G.S.S.D. Application of Wavelet transform to meteosat-derived cold cloud index data over South America. **Monthly Weather Review**, v.126, p.2466-2481, 1998.

COIFMAN, R. R.; MEYER, Y.; WICHERHAUSER, M. V. **Wavelets and their applications**. Jone and Bartlett, 1992. Cap. Wavelet analysis and signal processing. ISBN: 9781905209316.

COX, E. P. **Interação entre clima e superfície Urbanizada: O caso da cidade de Várzea Grande/MT**. 2008. 157f. Dissertação (Mestrado em Física e Meio Ambiente)- Departamento de Física, Universidade Federal do Mato Grosso, Cuiabá, 2008.

CHATFIELD, C. **The Analysis of Time Series: An introduction**. Chapman & Hall, fifth edition, NY. 283 pp, 1996.

DAL PAI, A. ESCOBEDO, J.F. Série temporal diária média horária e anual média mensal diária da irradiação solar difusa anisotrópica. **Energia na Agricultura**, Botucatu, v.21, n.2, p.1-15, 2006.

DAUBECHIES, I.; The wavelet transform time-frequency localization and signal analysis, **IEEE Transactions Information Theory**, Barcelona, v.36, p.961-1004, 1990.

DRAGO, A.F.; BOXALL, S.R. Use of the Wavelet transform on hydro-meteorological data. **Physics and Chemistry of the Earth**, v.27, p.1387-1399, 2002.

DEPIZZOL, D. B. **Análise de Ondaletas aplicadas a Sinais de Turbulência na camada limite Superficial**. 2008. 121f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental), Universidade Federal do Espírito Santo, 2008.

FAVA, V.L. **Metodologia de Box-Jenkins para modelos univariados**. Manual de econometria:nível intermediário, São Paulo: Atlas, 308p, 2000.

FURON, A.C.; RIDDLE, C.W.; SMITH, R.; WARLAND, J.S. Wavelets analysis of wintertime and spring thaw CO₂ and N₂O fluxes from agricultural fields. **Agricultural and Forest Meteorology**, v.48, p.305-317, 2008.

FRAGA, C.I.M. **Evapotranspiração e fator de desacoplamento em área de cambarazal no pantanal**. Cuiabá. 71f. Dissertação (Mestrado em Física e Meio Ambiente), Universidade de Mato Grosso, 2009.

FRANCO, F. M. **Configuração Urbana e sua Interferência no Microclima local: Estudo de caso no bairro do Porto em Cuiabá-MT**. Cuiabá. 137f. Dissertação (Mestrado em Física e Meio Ambiente), Universidade de Mato Grosso, 2010.

FREITAS, E.D.; DA SILVA DIAS, P.L. Alguns efeitos de área urbanas na geração de uma ilha de calor. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v.20, n.3, p.355-366, 2005.

GUEDES, R.L.; ANDREOLI, R.V.; KAYANO, M.T.; OYANA, M.D.; ALVES, M.A.S. Série temporal de precipitação mensal de Fortaleza, Brasil: Comparação entre observações e dados de reanálise do NCEP/NCAR. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, v.20, n.1. p.83-92, 2005.

GODOY, E. V. **Apostila de Métodos Estatísticos**. Centro Universitário Fundação Santo André. 55p, 2007.

GOMES, F. J. D. **Relação entre Variáveis Meteorológicas e Cobertura do céu na região central de Cuiabá e entorno**. 2010. 64f. Dissertação (Mestrado em Física e Meio Ambiente), Universidade de Mato Grosso, Cuiabá, 2010.

GRINSTED, A.; MOORE, J.C.; JEVREJEVA, S. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series. **Nonlinear processes in geophysics**, v.11, p.561-566, 2004.

HARTER, I.B. **Análise de precipitação em Pelotas-RS utilizando Transformada Wavelet de Morlet**. Pelotas. 2004. 96f. Dissertação (Mestrado em Meteorologia), Universidade Federal de Pelotas, 2004.

HOLANDA, S. C.; GOMES FILHO, M. F.; FEDOROVA, N.; GOMES, B. **Transformada Wavelet aplicada à análise de dados horários de Vento à**

superfície para o AZP/AL, XIV Congresso Brasileiro de Meteorologia, Florianópolis-SC, 5p, 2006.

HONG, J.; KIM, J. Impacto of the Asian monsoon climate on ecosystem carbon and water exchanges: a Wavelet analysis and its ecosystem modeling implications. **Global Change Biology**, v.17, p.1900-1916, 2011.

HROMKOVIC, J. **Algorithms for Hard problems: introduction to combinatorial optimization, randomization, approximation, and heuristics**. Book, S.I.: Springer-Verlag London Berlin Heidelberg New York, 2001.

LARK, R.M.; MILNE, A.E.; ADDISCOTT, T.M.; GOULDING, K.W.T.; WEBSTER, C.P.; FLAHERTY, S.O. Analysing spatially intermittent variation of nitrous oxide emissions from soil with Wavelets and the implications for sampling. **European Journal of Soil Science**, v.55, p.601-610, 2004.

LIMA, R.J.C.; SARAIVA, A.A.F.; LANFREDI, S.; NOBRE, M.A.L.; FREIRE, P.T.C.; SASAKI, J. M. Caracterização espectroscópica de peixe do período cretáceo (Bacia do Araripe). **Química Nova**, São Paulo, v.30, n.1, 2007.

LIRA, S.A. **Efeitos do erro amostral nas estimativas dos parâmetros do modelo fatorial ortogonal**. 2008. 195f. Tese (Doutorado em Ciências), Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008.

LOH, R.H. **Time Series Forecast With Neural Network and Wavelet Techniques**. The University of Queensland. Note Class, 49p, 2003.

MACKENZIE, D. Wavelets: seeing the forest and the trees. **National Academy of Sciences**, 500p, 2007.

MAGALHÃES, H.O. **Análise de Sinais para Engenheiros: Uma abordagem via Wavelet**. 1º edição, (S. I.): BRASPORT, 268p, ISBN 9788574522838, 2007.

MAIA, S. F. **Construção de Modelos Box-Jenkins**. Universidade Federal da Paraíba, Programa de Pós-Graduação em Economia, Notas de aula, 2003.

MAITELLI, G.T. **Uma abordagem tridimensional de clima urbano em área tropical continental: o exemplo de Cuiabá-MT**. 1994. 220f. Tese (Doutorado em Geografia), Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1994.

MAITELLI, G.T.; **Interações atmosfera-superfície: o clima**. In: MORENO, G.; TEREZA HIGA, T.C.S.; MAITELLI, G.T. (Org.). Geografia de Mato Grosso Território, Sociedade, Ambiente, Cuiabá: Entrelinhas, p.238-249, 2005.

MARAUN, D.; KURTHS, J. Cross Wavelet analysis: significance testing and pitfalls. **Nonlinear Processes in Geophysics**. v.11, p.505-514, 2004.

MEDEIROS, F.A.; SUSANNA, J, R. **Análise de Fourier para detecção de defeitos localizados na camada de fibras nervosas da retina com a polarimetria a laser**. Arquivos Brasileiros de Oftalmologia. v.66, n.6, 2003.

MEYER, Y. **Wavelets: algorithms and applications**. Philadelphia: SIAM, 258p, 1993.

MONTEIRO, C. A. F. Por um suporte teórico e prático para estimular estudos geográficos de clima urbano no Brasil. **Revista do Departamento de Geociências da UFSC**, Florianópolis, n. 9, p.7-19, 1990.

MORETTIN, P.A; TOLOI, C. M. **Análise de Séries Temporais**. 2. ed. São Paulo: Edgard Blucher, 535p., 2006.

NAKKEN, M. Wavelet analysis of rainfall-runoff variability isolating climatic from anthropogenic patterns. **Environmental Modelling & Software**, Camberra, v.14, p.283-295, 1998.

NETO, R.C.; ZANANDREA, A.; RAMOS, F.M.; ROSA, R.R.; BOLZAN, M.J.A.; SÁ, L.D.A. Multiscale analysis from turbulent time series with wavelet transform. **Physica A**, v.295, p.215-218, 2001.

NOURANI, V.; KISI, O.; KOMASI, M. Two hybrid Artificial Intelligence approaches for modeling rainfall-runoff process. **Journal of Hydrology**. v.402, p.41-59, 2011.

NORDEMANN, D.J.R. Periodicidades, tendências e previsão a partir da análise espectral dinâmica da série dos níveis do rio Paraguai, em Ladário (1900/1995). **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.33, p.1787-1790, 1998.

OLIVEIRA, P. M. P. **Metodologia do desenho urbano considerando os atributos bioclimatizantes da forma urbana e permitindo controle do conforto ambiental, do consumo energético e dos impactos ambientais**. IAU-UnB, Brasília, Notas de aula, 1993.

OLIVERA, M. A. & FAVERO, L.P.L. **Uma breve descrição de algumas técnicas para análise de séries temporais: Séries de Fourier, Wavelets, Arima, Modelos Estruturais para séries de tempos e redes neurais**. V I SEMEAD Ensaio mqi.USP. São Paulo. 13p, 2002.

OLIVEIRA, H. M.; FALK, T. K. TÁVORA, R.F.G. Decomposição de Wavelets sobre Corpos Finitos. **Revista da Sociedade Brasileira de Telecomunicações**, v.17, n.1, 2002-a.

OKE, T. R. Canyon Geometry and the nocturnal urban heat island: comparison of scale model and field observations. **Journal of Climatology**, v.1, p.237-254, 1981.

OKE, T. R. Siting and exposure of meteorological instruments at urban sites. In: **Air Pollution Modeling and its Application XVII**, Borrego, C. and A.-L. Norman, (eds.), Springer, 746p, 2004.

OMETTO, J.C. **Bioclimatologia Vegetal**. São Paulo SP: Agronômica Ceres, v.1, 440p, 1981.

OSOWSKI, S.; GARANTY, K. Forecasting of the daily meteorological pollution using Wavelets and support vector machine. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v.20, p.745-755, 2007.

OZGER, M.; MISHRA, A.K.; SINGH, V.P. Estimating Palmer Drought Severity Index using a wavelet fuzzy logic model based on meteorological variables. **International Journal of Climatology**, DOI: 10.1002/joc.2215, 2010.

PEZZI, L.P.; KAYANO, M.T. Na analysis of the seasonal precipitation forecasts in South America using wavelets. **International Journal of Climatology**, v.29, p.1560-1573, 2009.

PINHEIRO, M. R. **Frequências Dominantes de Variáveis Micrometeorológicas de uma Floresta de Transição do Norte de Mato Grosso**. Cuiabá, 2007. 74p. Dissertação (Mestrado em Física e Meio Ambiente), Universidade de Mato Grosso, 2007.

PINHEIRO, M.R.; PAULO, S.R. Utilização da análise de FOURIER no estudo de variáveis micrometeorológicas de uma floresta de transição do norte de Mato Grosso. **Acta Amazonica**, v.41, n.1, p.39-46, 2011.

KAYANO, M. T.; BLAIN, G. C. Análisis de ondeletas de series mensuales de precipitación, temperaturas máximas y mínimas mensuales en Campinas. In: **Congreso Venezolano de Agrometeorología**, v.4, Maracay, Anais, Maracay: Svagro, ICD-ROM, 2007.

KITAGAWA, T.; NOMURA, T. A Wavelet-based method to generate artificial Wind fluctuation data. **Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics**. v. 91, p.943-964, 2003.

RAZDAN, A. Wavelet correaltion coefficient of 'strongly correlated' time series. **Physica A.**, v. 333, p.335-342, 2004.

REBOITA, M. S. **Elementos da variabilidade climática no extremos sul do Brasil, no período de 1990 a 2001**. 2004. 211f. Dissertação (Mestrado em

Engenharia Oceânica), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Rio Grande, 2004.

REBOITA, M.S. **Introdução à Estatística Aplicada à Climatologia, parte III – Análise de séries temporais**. Projeto PAE, Universidade de São Paulo, Notas de Aula, São Paulo, 39p., 2005.

REBOITA, M.S.; KRUSCHE, M. Climate of southern Brazil described by temperature and precipitation variation periods. In: **Simposio de Cambio Global: hacia una visión sistêmica**, Punta Arenas, Chile. Anais. p.94-95, 2003.

REDDY, B.; ELKO, P.; CHRISTENSON, D.; ROWLANDSON, G. Detection of p-waves in resting ECG: A Preliminary Study. **Proc. Of Computers in Cardiology Conf.**, IEEE Computer Soc., CA, p. 87-90, 1992.

REHMAN, S.; SIDDIQI, A.H. Wavelet based correlation coefficient of time series of Saudi meteorological data. **Chaos, Solitons and Fractals**, v.39. p.1764-1789, 2009.

ROCHA, H. R.; GOULDEN, M. L.; MILLER, S. D. C.; MENTON, M. C.; PINTO, L. D. V. O.; FREITAS, H. C.; FIGUEIRA, A. M. S. Seasonality of water and heat fluxes over a tropical forest In: **East Amazonia, Ecological Applications**, v.14, n.4, p.S22-S32, 2004.

ROCHA, V. B. **Uma abordagem de Wavelets Aplicada à Combinação de previsões: Uma análise teórica e experimental**. 2008. 155f. Dissertação (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia), Curitiba, 2008.

RUSSO, S.; ILGNER, N. O.; BASSO, F. M. **Construção de Modelos e previsão para explicação da entrada turística no porto Mauá/Alba Posse**. Notas de aula. 2010.

SÁ, L. D. A.; BOLZAN, M. J. A.; PRASAD, G. S. D. Percentagem do Fluxo Turbulento associado à ocorrência de Estruturas coerentes e sua variação em função da Instabilidade Atmosférica acima do Pantanal (Estação seca). **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.14, n.1, p.87-96, 1999.

SÁFADI, T.; NOGUEIRA, D. A. Previsão de preços na bovinocultura de corte. Disponível em http://dae2.ufla.br/revista/Revista%20V2%20N1%20jan_jun%202000_3.pdf. Acesso em diversas datas em 2004.

SANTAMOURIS, M.; ASIMAKOPOULOS, D. N. Energy and Climate in the urban built environment. London: **James & James**, 402p, 2001.

SANTOS, N.A. dos; SIMAS, M.L. de B. Processamento visual da forma: análise de sistema linear e alguns paradigmas psicofísicos. **Psicologia: Reflexão Crítica**, Porto Alegre, v.15, n.3, p. 529-536, 2002.

SOUZA, R. C. T. **Previsão de séries temporais utilizando rede neural treinada por filtro de kalman e evolução diferencial**. 2008. 98f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas), Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2008.

TASWELL, C. The What, How, and Why of Wavelet Shrinkage Denoising, **Computing in Science & Engineering**, p.12-19, 2000.

TORRENCE, C; COMPO, Y.G.P. A practical guide to wavelet analysis. **Bulletins of American Meteorological Society**, Boston, v.79, p.61-78, 1998.

TORRENCE, C; WEBSTER, P. Interdecadal changes in the ENSO-monsoon system, **Journal of Climate**, Washington, v.12, p.2679-2690, 1999.

VAREJÃO-SILVA, M. A. **Meteorologia e Climatologia**, Versão digital 2. Recife, Brasil, 449p, 2006.

VICENT, L.A.; PETERSON, T.C.; BARROS, V.R.; MARINO, M.B.; RUSTICUCCI, M.; CARRASCO, G.; RAMIREZ, E.; ALVES, L.M.; AMBRIZZI, T.; BERLATO, M.A.; GRIMM, A.M.; MARENGO, J.A.; MOLION, L.; MONCUNILL, D.F.; REBELLO, E.; ANUNCIAÇÃO, Y.M.T.; QUINTANA, J.; SANTOS, J.L.; BAEZ, J.; CORONEL, G.; GARCIA, J.; TREBEJO, I.; BIDEGAIN, M.; HAYLOCK, M.R.; KAROLY, D. Observed trends in índices of daily temperature extremes in South America 1960-2000. **Journal of Climate**, Washington, v.18, p.5011-5023, 2005.

VILANOVA, S.R.F.; MAITELLI, G.T. A importância da conservação de áreas verdes remanescentes no centro político administrativo de Cuiabá-MT. **UNICIÊNCIAS**, v.13, 17p., 2009.

VITORINO, M.I. **Análise das oscilações intrasazonais sobre a América do Sul e oceanos adjacentes utilizando a análise de ondeletas**. São José dos Campos, 2002. 313f. Tese (Doutorado em Meteorologia), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, IMPE, 2002.

VILANI, M.T.; SANCHES, L.; PINHEIRO, M.R.; JUNIOR, O.B.P. Estimativa da radiação de onda longa incidente em uma floresta semidecídua tropical da Bacia Amazônica. **Ciência e Natura**, UFSM, v.32, n.1, p.65-81, 2006.

XAVIER, O. P. F. **Método de Monte Carlo aplicado a solução da transferência de calor por radiação**. 2006. 66f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica), Curitiba, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 2006.

ZAMINI, A. **Redes neurais e regressão dinâmica: um modelo híbrido para previsão de curto prazo da demanda de gasolina automotiva no Brasil**. 2000. 85f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica: teoria de controle e estatística), Rio de Janeiro, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2000.

WILLEMS, P.; ARNBJERG-NIELSEN, K.; OLSSON, J., NGUYEN, V.T.V. Climate change impact assessment on urban rainfall extremes and urban drainage: Methods and shortcomings. **Atmospheric Research**, doi:10.1016/j.atmosres., 2011.

WILKS, D. S. **Statistical methods in the atmospheric sciences**. 2. ed., San Diego: Academic Press, 629p, 2006.

YANO, J. -I.; MONCRIEFF, M. W.; WU, X. Wavelet analysis of simulated tropical convective cloud systems. Part ii: Decomposition of convective-scale and mesoscale structure. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v.58, n.8, p.868 – 876, 2001a.

YANO, J. -I.; MONCRIEFF, M. W.; WU, X. YAMADA, M. Wavelet analysis of simulated tropical convective cloud systems. Part i: Basic analysis. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v.58, n.8, p.850 – 867, 2001b.

YATES, T.T.; SI, B.C.; FARRELL, R.E.; PENNOCK, D.J. Wavelet spectra of nitrous oxide emissions from hummocky terrain during spring snowmelt. **Soil Science Society of America Journal**, v.70, p.1110-1120, 2006.

6.2 BIBLIOGRAFIAS CONSULTADAS

BUSSAB W. O.; MORETTIN P. A. **Estatística Básica**. 5. ed. São Paulo: Saraiva, 526p, 2003.

CALLEGARI-JACQUES S. M. **Bioestatística: princípios e aplicações**. 1. ed. Porto Alegre: Artmed, 530p, 2003.

CORBELLA, O.D.; MAGALHÃES, M.A.A.A. Conceptual differences between the bioclimatic urbanism for Europe and for the tropical humid climate Renewable. **Energy**, v. 33, n.5, p.1019-1023, 2008.

CHRISTOFOLETTI, A.; **Modelagem de Sistemas Ambientais**; Editora Blucher, 1. ed., São Paulo, 256p, 1999.

FIGUEIREDO, D. G. **Análise de Fourier e Equações Diferenciais Parciais**. Coleção Euclides, IMPA/CNPq, Rio de Janeiro, 42p, 1986.

GALLON, M.M.P. **Um estudo sobre a dinâmica de sistemas complexos a partir de séries temporais de dados microclimatológicos para uma floresta de Transição no Noroeste de Mato Grosso.** Cuiabá, 2005. 115f. Dissertação (Mestrado em Física e Meio Ambiente), Cuiabá, Universidade Federal de Mato Grosso.

GUIMARÃES, R. C.; CABRAL, J. A. S. *Estatística.* Lisboa: McGraw-Hill, 1997.
MARTINS, G. A. **Estatística geral e aplicada.** São Paulo: Atlas, 2001.

MARENGO, J. A. **Mudanças Climáticas Globais e seus Efeitos sobre a Biodiversidade: Caracterização do Clima Atual e Definição das Alterações Climáticas para o Território Brasileiro ao longo do Século XXI. Série Biodiversidade,** v. 26, 2. ed., 2007.

MEZZOMO, D. **Modelos prognósticos da temperatura mínima média numa região homogênea do Rio Grande do Sul.** 2005. 89f. Dissertação (Mestrado em Meteorologia), Universidade Federal de Pelotas, Rio Grande do Sul, 2005.

NOBRE, C.A. **Modelos e cenários para a Amazônia: o papel da ciência. Mudanças climáticas globais: possíveis impactos nos ecossistemas do país.** *Parcerias estratégicas*, n.12, p.239-258, 2001.

OLIVEIRA, P.J. de; ROCHA, E.J. da; FISCH, G.; KRUIJT, B.; RIBEIRO, J.B.M. Meteorological effects of a cold spell event over Amazonia: a case study. *Acta Amaz.*, Manaus, v.34, n.4, 2004.

PEREIRA, A.R.; ANGELOCCI, L. R.; SENTELHAS, P.C. **Agrometeorologia.** Fundamentos e Aplicações Práticas. 1. ed., Guaíba-RS: Livraria e Editora, 478p, 2002.

KAPLAN, W. **Cálculo Avançado,** Edgard Blücher. Editora e EDUSP, São Paulo, Brasil, 450p, 1972.

KING, M. D.; KAUFMAN, Y. J.; TANDRÉ, D.; NAKAJIMA, T.; Remote sensing of Tropospheric Aerosols From Space: Past, Present, and Future; **Bulletin of the American Meteorological Society.** v.80, n.11, 1999.

RIZZINI, C. T. **Tratado de Fitogeografia do Brasil.** Rio de Janeiro: Âmbito Cultural Edições Ltda, 747p, 1992.

SILVA, J. G. R. **Estudo de Cicloestratigrafia nos Depósitos Eopermianos do grupo Itararé, bacia do Paraná, nos estados de Santa Catarina e do Rio Grande do Sul, baseado em dados de testemunho e de perfis de Raios Gama.** 2001. 305f. Dissertação (Mestrado Geociências), Cuiabá, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2001.

ANEXOS

COEFICIENTES DA TRANSFORMADA DE FOURIER

Tabela 17: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável temperatura do ar, no Centro.

Mês	An				Bn			
	Periodo	horas	Amplitude	Erro	Periodo	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	1,758	42,20	0,656	0,099	0,977	23,44	2,564	0,035
	0,977	23,44	3,354	0,035	0,502	12,06	0,969	0,157
	0,533	12,79	0,452	0,045	0,400	9,59	0,480	0,260
	0,284	6,81	0,435	0,346				
Fevereiro	1,165	27,96	0,294	0,106	1,553	37,28	-0,282	0,035
	0,902	21,65	0,451	0,035	0,799	19,17	-0,341	0,157
	0,595	14,28	0,382	0,030	0,635	15,25	0,027	0,260
	0,508	12,20	1,093	0,061				
Março	0,329	7,89	0,364	0,039				
	1,004	24,10	1,368	0,060	1,004	24,10	3,743	0,034
	0,576	13,83	0,485	0,068	0,502	12,05	1,190	0,152
Abril	0,486	11,67	0,561	0,071				
	0,938	22,50	2,748	0,138	1,000	24,00	2,969	0,089
	0,508	12,20	0,375	0,161	0,789	18,95	0,350	0,157
Maio	0,484	11,61	1,072	0,073	0,682	16,36	-0,072	0,086
	0,939	22,55	2,503	0,106	1,000	24,00	3,420	0,043
	0,795	19,08	0,655	0,125	0,500	12,00	0,766	0,121
Junho	0,484	11,63	0,660	0,147				
	1,579	37,89	0,573	0,048	1,000	24,00	4,528	0,126
	0,938	22,50	3,108	0,072	0,857	20,57	1,096	0,267
Julho	0,484	11,61	0,889	0,049				
	1,348	32,35	1,361	0,030	1,000	24,00	4,333	0,281
	1,000	24,00	2,737	0,080	0,886	21,26	1,090	0,046
Agosto	0,500	12,00	0,731	0,055	0,500	12,00	1,040	0,175
	1,000	24,00	3,241	0,109	1,000	24,00	5,213	0,003
	0,886	21,26	1,033	0,229	0,500	12,00	1,291	0,085
Setembro	0,500	12,00	0,649	0,006	0,250	6,00	0,362	0,034
	1,579	37,89	0,910	0,059	1,667	40,00	0,757	0,037
	1,000	24,00	2,950	0,118	1,000	24,00	0,313	0,157
	0,857	20,57	0,272	0,107	0,500	12,00	0,254	0,198
Outubro	0,500	12,00	0,899	0,022	0,250	6,00	0,289	0,035
	1,629	39,11	0,898	0,010	1,548	37,15	0,252	0,069
	0,999	23,97	2,596	0,005	0,999	23,97	3,432	0,005
	0,794	19,05	0,978	0,019	0,499	11,98	0,856	0,055
Novembro	0,499	11,98	0,737	0,034				
	1,000	24,00	0,196	0,057	1,000	24,00	2,614	0,035
	0,732	17,56	0,483	0,078	0,789	18,95	0,706	0,018
Dezembro	0,500	12,00	0,711	0,149	0,500	12,00	1,071	0,210
	1,000	24,00	2,297	0,114	1,722	41,33	0,912	0,055
	0,660	15,83	0,407	0,187	1,000	24,00	3,129	0,122
	0,500	12,00	0,660	0,038	0,500	12,00	1,024	0,076

Tabela 18: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável temperatura do ar, na Chapada.

Mês	A_n				B_n			
	Período	horas	Amplitude	Erro	Período	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	1,722	41,33	0,497	0,082	1,938	46,50	0,632	0,075
	1,000	24,00	2,310	0,015	1,000	24,00	2,894	0,102
	0,795	19,08	0,437	0,073	0,500	12,00	1,001	0,072
	0,449	10,78	0,321	0,067				
Fevereiro	1,035	24,83	3,738	0,005	1,035	24,83	1,594	0,238
	0,355	8,51	0,497	0,072	0,828	19,87	0,674	0,316
					0,497	11,92	1,486	0,047
					0,336	8,05	0,297	0,051
Março	1,000	24,00	3,819	0,001	1,632	39,16	0,258	0,075
	0,500	12,00	1,375	0,021	1,000	24,00	2,832	0,105
					0,500	12,00	0,718	0,203
					0,323	7,75	0,315	0,027
Abril	1,000	24,00	3,997	0,036	2,143	51,43	0,446	0,041
	0,500	12,00	1,373	0,024	1,000	24,00	2,186	0,112
					0,789	18,95	0,412	0,025
					0,333	8,00	0,367	0,049
Maio	1,000	24,00	3,783	0,011	1,409	33,82	0,629	0,214
	0,838	20,11	1,129	0,157	1,000	24,00	2,876	0,282
	0,500	12,00	1,196	0,101	0,500	12,00	0,471	0,029
	0,250	6,00	0,365	0,009				
Junho	1,429	34,29	0,780	0,029	3,000	72,00	0,982	0,026
	1,000	24,00	5,015	0,040	1,000	24,00	3,802	0,005
	0,500	12,00	1,752	0,056	0,811	19,46	0,641	0,135
	0,250	6,00	0,429	0,175	0,500	12,00	0,550	0,105
Julho					0,250	6,00	0,357	0,112
	1,632	39,16	1,223	0,016	3,444	82,67	1,901	0,074
	1,000	24,00	4,313	0,248	1,000	24,00	3,757	0,112
	0,500	12,00	1,615	0,107	0,500	12,00	0,655	0,116
Agosto	0,246	5,90	0,463	0,098				
	3,875	93,00	2,503	0,251	1,348	32,35	0,724	0,145
	1,000	24,00	5,179	0,127	1,000	24,00	0,268	0,010
	0,500	12,00	1,707	0,018	0,500	12,00	0,692	0,020
Setembro	2,500	60,00	1,198	0,026	2,727	65,45	1,607	0,068
	1,000	24,00	4,817	0,211	1,000	24,00	0,563	0,062
	0,500	12,00	1,775	0,156	0,508	12,20	0,712	0,127
	0,250	6,00	0,567	0,191				
Outubro	1,629	39,11	1,015	0,013	2,580	61,92	1,270	0,015
	0,999	23,97	3,731	0,023	1,474	35,38	0,972	0,092
	0,499	11,98	1,284	0,140	0,999	23,97	2,488	0,023
					0,499	11,98	0,400	0,215
Novembro	1,593	38,22	0,963	0,360	1,024	24,57	0,327	0,066
	1,024	24,57	3,706	0,406	0,652	15,64	0,971	0,083
	0,434	10,42	0,333	0,013	0,494	11,86	1,098	0,238
					0,398	9,56	0,546	0,161
				0,228	5,46	0,225	0,086	

Tabela 19: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável temperatura do ar, em Seplan.

Mês	A_n				B_n			
	Período	horas	Amplitude	Erro	Período	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	3,875	93,00	1,040	0,109	1,938	46,50	0,437	0,011
	1,722	41,33	0,722	0,047	1,000	24,00	2,496	0,109
	1,000	24,00	1,595	0,085	0,500	12,00	0,773	0,212
	0,775	18,60	0,472	0,075				
Fevereiro	2,000	48,00	0,624	0,106	4,667	112,00	0,792	0,021
	1,000	24,00	1,695	0,034	1,000	24,00	2,516	0,289
	0,596	14,30	0,336	0,109	0,500	12,00	0,932	0,084
Março	3,444	82,67	0,655	0,126	3,444	82,67	0,225	0,126
	0,574	13,78	2,296	0,098	1,000	24,00	3,133	0,025
	0,500	12,00	0,666	0,039	0,500	12,00	0,944	0,019
Abril	1,667	40,00	0,503	0,039	3,750	90,00	0,792	0,004
	1,000	24,00	2,500	0,081	1,000	24,00	3,037	0,060
	0,484	11,61	0,957	0,044	0,500	12,00	0,793	0,310
Maio	5,167	124,00	3,233	0,096	3,875	93,00	0,659	0,028
	1,000	24,00	1,993	0,253	1,000	24,00	3,689	0,094
	0,500	12,00	0,633	0,012	0,508	12,20	0,934	0,109
Junho	1,429	34,29	0,872	0,107	3,000	72,00	0,983	0,029
	1,000	24,00	2,320	0,189	1,000	24,00	4,690	0,096
	0,500	12,00	0,966	0,156	0,500	12,00	0,971	0,073
Julho	1,348	32,35	1,410	0,054	3,444	82,67	2,203	0,098
	1,000	24,00	2,017	0,035	1,000	24,00	4,308	0,061
	0,861	20,67	0,780	0,232	0,500	12,00	0,817	0,219
	0,500	12,00	0,633	0,095				
Agosto	3,875	93,00	2,832	0,042	1,000	24,00	5,233	0,036
	1,000	24,00	2,275	0,109	0,500	12,00	1,131	0,020
	0,500	12,00	0,782	0,109				
Setembro	2,500	60,00	1,269	0,044	2,727	65,45	1,631	0,161
	1,579	37,89	0,928	0,230	1,000	24,00	4,478	0,058
	1,000	24,00	2,101	0,037	0,500	12,00	1,028	0,088
	0,500	12,00	0,746	0,015				
Outubro	3,440	82,56	1,522	0,056	2,580	61,92	0,283	0,069
	1,474	35,38	0,884	0,009	1,548	37,15	0,996	0,033
	0,999	23,97	2,076	0,123	0,999	23,97	0,081	0,176
	0,794	19,05	0,919	0,053	0,499	11,98	0,791	0,023
Novembro	2,143	51,43	0,541	0,077	3,750	90,00	1,152	0,246
	1,000	24,00	1,816	0,208	1,000	24,00	2,604	0,186
	0,732	17,56	0,447	0,044	0,789	18,95	0,608	0,067
	0,500	12,00	0,512	0,016	0,500	12,00	1,001	0,038
Dezembro	4,429	106,29	0,490	0,098	1,722	41,33	0,852	0,015
	2,385	57,23	0,499	0,276	1,000	24,00	2,947	0,021
	1,000	24,00	1,797	0,079	0,500	12,00	0,947	0,066

Tabela 20: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável temperatura do ar, no Unicampo.

Mês	An				Bn			
	Período	horas	Amplitude	Erro	Período	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	5,382	129,17	0,933	0,013	2,018	48,44	0,702	0,061
	1,042	25,00	2,192	0,025	1,042	25,00	2,283	0,071
					0,521	12,50	0,576	0,009
					0,347	8,33	0,360	0,013
Fevereiro	2,006	48,14	0,605	0,015	4,681	112,33	0,716	0,073
	1,003	24,07	1,428	0,107	1,003	24,07	2,801	0,027
					0,501	12,04	1,172	0,108
Março	1,000	24,00	2,854	0,012	3,444	82,67	0,471	0,096
	0,500	12,00	0,708	0,232	1,000	24,00	2,852	0,051
					0,500	12,00	1,128	0,023
Abril	3,750	90,00	1,326	0,056	3,750	90,00	0,681	0,016
	1,000	24,00	3,113	0,119	1,000	24,00	2,753	0,100
	0,500	12,00	0,924	0,028	0,500	12,00	0,914	0,014
Maio	5,167	124,00	3,158	0,058	5,167	124,00	4,055	0,018
	1,000	24,00	2,571	0,028	1,000	24,00	3,192	0,174
	0,500	12,00	0,625	0,059	0,500	12,00	0,912	0,075
Junho	2,727	65,45	0,782	0,053	4,286	102,86	1,549	0,024
	1,000	24,00	3,340	0,068	1,000	24,00	4,494	0,009
	0,500	12,00	0,769	0,071	0,500	12,00	0,909	0,042
Julho	5,167	124,00	3,362	0,046	4,429	106,29	2,085	0,039
	1,000	24,00	2,886	0,159	1,000	24,00	4,326	0,069
	0,500	12,00	0,779	0,226	0,500	12,00	0,943	0,185
Agosto	3,875	93,00	2,738	0,026	3,875	93,00	1,123	0,084
	1,000	24,00	3,197	0,027	1,000	24,00	5,248	0,070
	0,500	12,00	0,898	0,124	0,500	12,00	1,116	0,024
					0,250	6,00	0,406	0,007
Setembro	6,000	144,00	2,839	0,248	2,727	65,45	0,430	0,112
	1,579	37,89	0,279	0,077	1,000	24,00	4,582	0,175
	1,000	24,00	2,916	0,016	0,500	12,00	0,996	0,017
	0,500	12,00	1,038	0,116	0,250	6,00	0,389	0,094
Outubro	3,440	82,56	1,260	0,037	2,580	61,92	1,283	0,070
	0,999	23,97	2,780	0,084	1,548	37,15	0,499	0,131
	0,499	11,98	0,743	0,071	0,999	23,97	3,313	0,146
					0,499	11,98	0,768	0,119
Novembro	5,000	120,00	1,394	0,043	3,750	90,00	1,165	0,092
	1,000	24,00	2,473	0,159	1,000	24,00	2,383	0,141
	0,500	12,00	0,607	0,034	0,500	12,00	1,057	0,064
Dezembro	2,308	55,38	0,637	0,066	1,667	40,00	0,649	0,005
	0,968	23,23	2,232	0,051	0,968	23,23	2,824	0,050
	0,484	11,61	0,564	0,178	0,484	11,61	0,985	0,022

Tabela 21: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável Umidade do ar, no Centro.

Mês	An				Bn			
	Período	horas	Amplitude	Erro	Período	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	1,034	24,82	12,388	0,171	0,977	23,44	10,430	0,248
	0,628	15,07	1,935	0,002	0,703	16,88	2,103	0,486
	0,533	12,79	1,865	0,187	0,502	12,06	3,210	0,088
	0,284	6,81	1,374	0,137	0,400	9,59	2,186	0,046
Fevereiro	1,997	47,93	2,099	0,126	1,645	39,47	1,793	0,204
	0,999	23,96	11,162	0,018	0,999	23,96	8,136	0,104
	0,822	19,74	-0,673	0,206	0,717	17,21	1,956	0,242
	0,508	12,20	1,645	0,061	0,499	11,98	3,652	0,026
Março	0,499	11,98	3,203	0,168				
	1,556	37,35	1,689	0,499	2,223	53,36	-0,996	0,166
	1,073	25,76	1,787	0,279	1,004	24,10	14,324	0,691
	1,004	24,10	4,415	0,144	0,510	12,25	4,840	0,023
Abril	0,510	12,25	1,602	0,065				
	1,250	30,00	2,493	0,011	1,875	45,00	1,859	0,022
	1,000	24,00	12,495	0,005	1,000	24,00	9,716	0,116
	0,500	12,00	4,447	0,358	0,500	12,00	2,039	0,150
Maio					0,250	6,00	1,142	0,029
	1,409	33,82	1,780	0,056	1,409	33,82	3,467	0,349
	1,000	24,00	11,065	0,041	1,000	24,00	11,351	0,051
	0,500	12,00	3,199	0,247	0,500	12,00	2,903	0,076
Junho	1,429	34,29	2,572	0,201	1,500	36,00	0,806	0,094
	1,000	24,00	11,812	0,381	1,000	24,00	14,696	0,075
	0,500	12,00	3,217	0,025	0,500	12,00	3,450	0,025
Julho	1,409	33,82	5,058	0,479	1,000	24,00	12,334	0,013
	1,000	24,00	10,201	0,189	0,775	18,60	2,081	0,043
	0,500	12,00	3,067	0,551	0,500	12,00	2,056	0,477
Agosto	1,000	24,00	10,739	0,172	1,000	24,00	13,469	0,104
	0,689	16,53	1,889	0,353	0,861	20,67	1,868	0,071
	0,500	12,00	3,078	0,238	0,500	12,00	2,654	0,027
Setembro	1,579	37,89	3,921	0,784	1,667	40,00	0,556	0,321
	1,000	24,00	7,299	0,011	1,000	24,00	11,341	0,018
	0,500	12,00	2,597	0,042	0,500	12,00	0,780	0,501
Outubro	0,999	23,97	8,949	0,058	2,580	61,92	5,172	0,232
	0,794	19,05	3,644	0,258	0,999	23,97	13,031	0,012
	0,499	11,98	2,838	0,304	0,499	11,98	1,918	0,381
Novembro	1,765	42,35	3,440	0,313	1,364	32,73	0,488	0,057
	1,000	24,00	9,210	0,145	1,000	24,00	8,431	0,092
	0,625	15,00	2,135	0,144	0,789	18,95	2,563	0,065
	0,500	12,00	2,324	0,311	0,500	12,00	0,312	0,311
Dezembro	3,100	74,40	4,315	0,324	1,722	41,33	2,970	0,068
	1,000	24,00	9,225	0,057	1,000	24,00	10,783	0,064
	0,564	13,53	1,760	0,193	0,500	12,00	3,204	0,052
	0,500	12,00	3,486	0,181				

Tabela 22: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável Umidade do ar, na Chapada.

Mês	A_n				B_n			
	Período	horas	Amplitude	Erro	Período	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	3,100	74,40	2,976	0,096	2,385	57,23	2,632	0,194
	1,000	24,00	8,040	0,029	1,000	24,00	11,099	0,243
	0,795	19,08	2,403	0,235	0,500	12,00	3,085	0,024
	0,608	14,59	2,120	0,146				
	0,397	9,54	1,645	0,106				
Fevereiro	1,035	24,83	12,830	0,217	1,035	24,83	5,705	0,579
	0,540	12,96	1,801	0,202	0,497	11,92	4,921	0,761
	0,355	8,51	2,213	0,052	0,318	7,64	1,426	0,568
	0,303	7,27	1,809	0,194	0,200	4,81	0,679	0,253
Março	2,214	53,14	3,484	0,207	2,214	53,14	2,812	0,078
	1,000	24,00	10,961	0,376	1,000	24,00	11,318	0,287
	0,500	12,00	4,295	0,107	0,738	17,71	2,089	0,130
					0,333	8,00	1,908	0,209
Abril	3,750	90,00	5,584	0,184	3,000	72,00	2,425	0,232
	1,000	24,00	15,964	0,099	1,000	24,00	0,095	0,136
	0,500	12,00	4,604	0,177	0,333	8,00	1,285	0,215
Maio	5,167	124,00	5,112	0,034	1,409	33,82	2,961	0,013
	1,000	24,00	14,759	0,299	1,000	24,00	9,568	0,231
	0,500	12,00	4,295	0,126	0,333	8,00	1,120	0,008
Junho	1,429	34,29	2,808	0,230	4,286	102,86	5,046	0,279
	1,000	24,00	18,443	0,133	1,000	24,00	13,170	0,263
	0,500	12,00	4,917	0,368	0,500	12,00	1,129	0,017
Julho	1,409	33,82	5,125	0,455	2,583	62,00	5,927	0,281
	1,000	24,00	14,953	0,691	1,000	24,00	10,901	0,090
	0,500	12,00	4,582	0,314	0,775	18,60	1,893	0,067
	0,246	5,90	1,897	0,067	0,484	11,63	1,657	0,097
Agosto	3,100	74,40	5,632	0,156	4,429	106,29	4,638	0,478
	1,000	24,00	15,633	0,055	2,067	49,60	2,557	0,320
	0,500	12,00	4,372	0,330	1,000	24,00	13,266	0,016
	0,250	6,00	1,388	0,341				
Setembro	4,286	102,86	6,363	0,108	2,727	65,45	3,075	0,259
	1,000	24,00	11,909	0,075	1,250	30,00	4,331	0,081
	0,500	12,00	4,246	0,417	1,000	24,00	10,265	0,126
	0,250	6,00	0,945	0,083				
Outubro	1,629	39,11	3,532	0,095	2,580	61,92	4,507	0,130
	0,999	23,97	13,163	0,517	0,999	23,97	10,270	0,320
	0,499	11,98	4,006	0,484	0,344	8,26	0,459	0,101
Novembro	1,433	34,40	4,123	0,314	1,024	24,57	5,965	0,418
	1,024	24,57	13,153	0,425	0,623	14,96	4,540	0,350
	0,434	10,42	1,393	0,049	0,494	11,86	3,411	0,214

Tabela 23: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável Umidade do ar, no Seplan.

Mês	A_n				B_n			
	Periodo	horas	Amplitude	Erro	Periodo	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	3,100	74,40	2,974	0,013	2,385	57,23	2,485	0,042
	1,722	41,33	2,711	0,259	1,000	24,00	9,994	0,134
	1,000	24,00	7,767	0,371	0,500	12,00	2,700	0,125
	0,795	19,08	2,167	0,135				
Fevereiro	2,000	48,00	3,184	0,156	4,667	112,00	4,287	0,041
	1,000	24,00	9,093	0,110	1,000	24,00	9,523	0,117
	0,500	12,00	1,828	0,122	0,500	12,00	4,245	0,213
Março	3,444	82,67	3,710	0,249	2,214	53,14	3,727	0,023
	1,000	24,00	10,415	0,180	1,000	24,00	13,138	0,194
	0,500	12,00	3,676	0,137	0,500	12,00	3,462	0,096
Abril	3,750	90,00	6,013	0,033	1,000	24,00	11,572	0,187
	1,000	24,00	11,948	0,356	0,500	12,00	2,596	0,049
	0,500	12,00	4,767	0,104				
Maio	3,875	93,00	8,925	0,238	2,214	53,14	3,476	0,153
	1,000	24,00	10,716	1,105	1,000	24,00	12,788	0,241
	0,500	12,00	3,519	0,140	0,500	12,00	2,739	0,079
Junho	1,304	31,30	3,822	0,634	4,286	102,86	7,341	0,413
	1,000	24,00	10,319	0,000	1,000	24,00	16,509	0,002
	0,500	12,00	4,179	0,177	0,500	12,00	3,106	0,065
Julho	1,409	33,82	5,449	0,065	2,583	62,00	7,451	0,145
	1,000	24,00	8,541	0,334	1,000	24,00	14,397	0,297
	0,500	12,00	3,067	0,010	0,775	18,60	2,203	0,214
Agosto	3,100	74,40	7,956	0,375	3,875	93,00	6,688	0,186
	1,000	24,00	7,826	0,092	1,000	24,00	13,704	0,524
	0,500	12,00	3,282	0,455	0,500	12,00	2,604	0,058
Setembro	4,286	102,86	7,756	0,170	2,727	65,45	3,573	0,433
	1,579	37,89	4,520	0,108	1,667	40,00	3,487	0,608
	1,000	24,00	5,864	0,426	1,000	24,00	11,208	0,039
	0,500	12,00	2,229	0,093	0,500	12,00	1,960	0,226
Outubro	1,629	39,11	3,105	0,375	2,580	61,92	5,367	0,041
	0,999	23,97	9,007	0,008	0,999	23,97	14,513	0,150
	0,499	11,98	2,905	0,763	0,499	11,98	1,924	0,064
Novembro	5,000	120,00	7,341	0,028	3,750	90,00	5,906	0,254
	1,000	24,00	8,011	0,416	1,000	24,00	9,359	0,128
	0,500	12,00	1,838	0,103	0,500	12,00	3,013	0,025
Dezembro	4,429	106,29	2,454	0,184	2,067	49,60	2,019	0,024
	0,939	22,55	8,179	0,209	1,000	24,00	10,468	0,212
	0,500	12,00	2,576	0,029	0,500	12,00	3,287	0,029

Tabela 24: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável Umidade do ar, em Unicampo.

Mês	A_n				B_n			
	período	horas	Amplitude	Erro	período	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	2,153	51,67	2,489	0,225	5,382	129,17	3,164	0,017
	1,042	25,00	10,364	0,055	2,018	48,44	3,099	0,024
	0,521	12,50	1,897	0,087	1,042	25,00	9,702	0,167
					0,521	12,50	2,125	0,055
				0,347	8,33	1,613	0,689	
Fevereiro	2,006	48,14	2,867	0,211	4,681	112,33	3,837	0,026
	1,003	24,07	8,642	0,035	1,003	24,07	11,625	0,227
	0,759	18,22	2,099	0,307	0,501	12,04	5,621	0,205
Março	3,444	82,67	3,349	0,049	2,214	53,14	3,584	0,153
	1,000	24,00	13,790	0,204	1,000	24,00	1,854	0,061
	0,500	12,00	3,817	0,049	0,500	12,00	4,373	0,001
Abril	1,000	24,00	15,173	0,019	2,143	51,43	1,574	0,196
	0,500	12,00	3,916	0,037	1,000	24,00	10,482	0,326
					0,500	12,00	3,474	0,164
Maio	5,167	124,00	9,019	0,144	1,409	33,82	3,859	0,013
	1,000	24,00	13,036	0,129	1,000	24,00	11,851	0,004
	0,500	12,00	4,235	0,501	0,500	12,00	2,870	0,054
Junho	1,429	34,29	2,935	0,541	4,286	102,86	8,219	0,119
	1,000	24,00	15,006	0,078	1,000	24,00	16,099	0,055
	0,500	12,00	3,531	0,205	0,500	12,00	3,032	0,049
Julho	1,409	33,82	5,690	0,017	2,583	62,00	8,957	0,087
	1,000	24,00	11,789	0,853	1,000	24,00	13,867	0,611
	0,500	12,00	3,768	0,045	0,500	12,00	2,848	0,110
					0,333	8,00	1,841	0,208
Agosto	3,100	74,40	8,437	0,461	3,875	93,00	6,515	0,343
	1,000	24,00	11,781	0,211	1,000	24,00	14,688	0,066
	0,500	12,00	4,156	0,450	0,500	12,00	2,349	0,012
Setembro	4,286	102,86	7,207	0,172	2,727	65,45	3,871	0,262
	1,579	37,89	3,654	0,369	1,000	24,00	12,582	0,401
	1,000	24,00	8,461	0,289				
Outubro	3,440	82,56	8,548	0,046	2,580	61,92	4,945	0,309
	0,999	23,97	12,184	0,354	0,999	23,97	13,443	0,527
	0,499	11,98	3,576	0,019				
Novembro	3,750	90,00	6,848	0,066	3,750	90,00	5,557	0,209
	1,000	24,00	11,055	0,511	1,000	24,00	8,667	0,051
	0,500	12,00	2,605	0,212	0,500	12,00	3,444	0,400
Dezembro	3,444	82,67	4,429	0,202	2,067	49,60	2,257	0,021
	1,000	24,00	10,793	0,182	1,000	24,00	10,880	0,162
	0,500	12,00	3,538	0,512	0,500	12,00	3,858	0,361

Tabela 25: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável Radiação Solar Global, no Centro.

Mês	An				Bn			
	Período	horas	Amplitude	Erro	Período	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	1,034	24,82	153,654	2,422	0,977	23,44	109,262	6,347
	0,502	12,06	41,563	0,608	0,502	12,06	121,900	10,182
	0,284	6,81	46,030	0,564				
Fevereiro	0,999	23,96	327,379	0,655	0,999	23,96	48,377	1,649
	0,499	11,98	159,483	1,077	0,736	17,66	24,631	2,128
					0,499	11,98	70,431	0,480
Março	1,004	24,10	263,781	1,242	1,004	24,10	249,396	2,130
	0,502	12,05	-44,239	6,013	0,502	12,05	190,394	0,630
					0,335	8,03	65,684	0,666
Abril	1,000	24,00	323,644	0,223	1,500	36,00	20,176	0,089
	0,500	12,00	191,221	2,060	1,000	24,00	41,998	1,702
	0,333	8,00	72,504	3,393	0,500	12,00	41,023	0,405
					0,250	6,00	32,376	3,321
					0,200	4,80	36,038	1,388
				0,167	4,00	21,773	0,630	
Maio	1,000	24,00	290,172	1,399	3,444	82,67	20,109	0,361
	0,500	12,00	167,372	0,019	1,000	24,00	35,758	0,834
	0,333	8,00	46,748	2,696	0,500	12,00	32,373	1,718
					0,250	6,00	16,573	1,562
					0,167	4,00	15,228	2,432
Junho	1,000	24,00	277,784	2,436	1,000	24,00	43,087	0,939
	0,500	12,00	145,824	0,652	0,500	12,00	48,998	1,023
	0,333	8,00	64,374	1,008	0,333	8,00	23,876	0,182
					0,200	4,80	25,560	0,945
					0,167	4,00	21,703	0,088
Julho	1,000	24,00	262,463	0,019	1,722	41,33	33,812	0,880
	0,500	12,00	151,339	1,633	1,000	24,00	44,867	1,367
	0,333	8,00	50,265	1,145	0,500	12,00	48,476	0,657
					0,333	8,00	25,841	1,152
					0,200	4,80	20,057	1,585
				0,167	4,00	2,040	0,391	
Agosto	1,000	24,00	326,664	0,148	1,000	24,00	55,948	1,481
	0,500	12,00	185,297	0,618	0,500	12,00	55,167	2,448
	0,333	8,00	58,125	0,953	0,333	8,00	20,421	0,478
					0,200	4,80	8,834	3,275
Setembro	1,000	24,00	289,440	0,198	2,727	65,45	21,437	0,277
	0,500	12,00	161,561	0,503	1,000	24,00	32,839	0,524
	0,333	8,00	52,310	0,003	0,500	12,00	25,464	0,823
					0,333	8,00	18,951	0,418
				0,200	4,80	11,315	1,669	
Outubro	0,999	23,97	296,530	1,911	1,106	26,54	31,982	1,440
	0,499	11,98	154,090	2,578	0,911	21,85	54,752	0,680
	0,333	7,99	44,021	1,838	0,499	11,98	27,364	0,299
				0,250	5,99	16,327	0,772	
Novembro	1,000	24,00	330,760	1,770	1,000	24,00	71,976	1,192
	0,500	12,00	119,198	2,028	0,500	12,00	72,768	2,248
Dezembro	1,000	24,00	367,030	2,019	1,000	24,00	109,704	0,563
	0,500	12,00	172,647	0,178	0,500	12,00	93,922	0,251

Tabela 26: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável Radiação Solar Global, na Chapada.

Mês	A_n				B_n			
	Período	horas	Amplitude	Erro	Período	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	1,000	24,00	286,004	0,884	1,000	24,00	106,134	3,437
	0,500	12,00	131,901	0,696	0,500	12,00	109,952	1,523
					0,333	8,00	53,603	3,259
Fevereiro	0,955	22,92	214,447	0,124	1,035	24,83	272,947	1,349
	0,478	11,46	73,273	1,216	0,497	11,92	171,634	0,667
	0,336	8,05	57,948	4,691				
	0,296	7,10	38,177	2,087				
Março	1,000	24,00	325,009	0,948	2,818	67,64	31,170	2,848
	0,500	12,00	206,670	0,386	1,069	25,66	45,847	2,632
	0,333	8,00	90,561	0,384	0,608	14,59	44,778	4,524
					0,378	9,07	29,859	5,268
Abril					0,167	4,00	23,202	0,288
	1,000	24,00	275,221	1,499	1,000	24,00	98,228	0,892
	0,500	12,00	147,345	0,814	0,500	12,00	124,709	0,891
					0,333	8,00	93,240	0,086
Maio					0,250	6,00	47,003	0,677
	1,000	24,00	159,340	0,844	1,000	24,00	78,458	0,302
	0,500	12,00	73,964	2,248	0,500	12,00	91,001	0,855
	0,250	6,00	45,157	3,392	0,333	8,00	70,790	0,831
Junho	0,200	4,80	34,768	2,202	0,250	6,00	31,141	2,016
	1,000	24,00	145,082	2,259	1,000	24,00	54,055	0,883
	0,500	12,00	56,481	0,714	0,500	12,00	72,911	0,701
	0,333	8,00	31,161	0,919	0,333	8,00	59,200	0,132
Julho	0,250	6,00	63,442	1,919	0,250	6,00	30,785	0,631
	0,200	4,80	60,071	1,099	0,167	4,00	14,173	0,636
	0,167	4,00	36,892	1,769				
	1,000	24,00	159,526	0,246	1,000	24,00	10,906	0,194
Agosto	0,500	12,00	74,542	0,080	0,500	12,00	59,480	0,139
	0,250	6,00	46,163	1,203	0,333	8,00	2,137	0,988
	0,200	4,80	41,440	1,011	0,250	6,00	36,359	0,393
	0,167	4,00	24,171	3,003				
Setembro	1,000	24,00	283,631	0,545	1,000	24,00	9,987	0,662
	0,500	12,00	142,989	0,584	0,500	12,00	82,742	0,584
	0,250	6,00	49,361	0,675	0,333	8,00	65,695	1,879
					0,250	6,00	38,881	0,786
Outubro					0,200	4,80	24,514	3,624
					0,167	4,00	28,726	0,674
	1,000	24,00	274,401	1,953	2,727	65,45	30,234	1,100
	0,500	12,00	147,182	1,480	1,000	24,00	63,179	0,038
Novembro	0,857	20,57	45,041	0,019	0,500	12,00	10,763	0,055
					0,333	8,00	34,613	0,082
	0,999	23,97	254,226	3,459	1,106	26,54	81,854	1,712
	0,499	11,98	139,013	0,906	0,999	23,97	57,050	5,414
Dezembro	0,333	7,99	45,720	2,608	0,499	11,98	76,968	1,072
					0,333	7,99	44,864	2,157
	1,024	24,57	112,979	2,849	1,024	24,57	258,703	0,482
	0,494	11,86	120,149	0,718	0,652	15,64	65,094	6,184
Outubro	0,387	9,30	59,318	1,149	0,494	11,86	110,457	2,863
	0,333	8,00	50,797	4,997				

Tabela 27: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável Radiação Solar Global, no Seplan.

Mês	An				Bn			
	Periodo	horas	Amplitude	Erro	Periodo	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	1,000	24,00	311,577	4,419	1,000	24,00	128,700	1,549
	0,500	12,00	110,425	0,940	0,500	12,00	105,815	0,316
Fevereiro	1,000	24,00	296,572	1,717	1,000	24,00	142,406	0,643
	0,500	12,00	117,514	0,548	0,500	12,00	124,345	0,919
Março	1,000	24,00	346,624	0,912	1,000	24,00	130,868	0,356
	0,500	12,00	151,198	2,957	0,500	12,00	107,698	0,873
Abril	1,000	24,00	328,550	0,292	1,000	24,00	23,262	0,288
	0,500	12,00	171,867	0,428	0,500	12,00	30,598	1,081
	0,333	8,00	41,872	3,885	0,337	8,09	25,178	1,489
Maio	1,000	24,00	297,006	0,414	1,000	24,00	34,220	0,161
	0,500	12,00	153,770	0,750	0,500	12,00	28,457	0,465
	0,333	8,00	30,808	1,755				
Junho	1,000	24,00	289,761	0,689	1,000	24,00	50,533	0,510
	0,500	12,00	153,989	0,105	0,500	12,00	44,891	0,776
	0,333	8,00	35,546	0,049	0,333	8,00	16,380	0,564
Julho	1,000	24,00	279,147	1,672	0,886	21,26	51,022	0,540
	0,500	12,00	143,642	4,255	0,500	12,00	39,230	1,206
	0,333	8,00	30,122	1,380	0,333	8,00	15,253	0,779
Agosto	1,000	24,00	340,929	0,624	1,000	24,00	53,402	0,748
	0,500	12,00	172,891	0,761	0,500	12,00	48,253	1,203
	0,333	8,00	32,197	0,499	0,333	8,00	16,217	0,729
Setembro	1,000	24,00	292,590	0,932	1,000	24,00	37,376	2,341
	0,500	12,00	152,086	2,940	0,500	12,00	22,064	0,413
	0,333	8,00	36,788	0,853	0,333	8,00	15,066	0,453
Outubro	0,999	23,97	290,081	0,092	0,999	23,97	51,975	0,256
	0,499	11,98	144,288	0,304	0,499	11,98	40,597	0,161
					0,250	5,99	22,048	0,769
Novembro	1,000	24,00	314,959	1,090	1,000	24,00	100,330	0,928
	0,500	12,00	130,434	0,516	0,500	12,00	90,777	1,484
					0,250	6,00	32,723	0,835
Dezembro	1,000	24,00	330,603	2,026	1,000	24,00	137,403	2,273
	0,500	12,00	131,166	0,811	0,500	12,00	112,134	0,560
					0,250	6,00	29,614	1,287

Tabela 28: Período, hora, Amplitude e Erro, dos coeficientes A_n e B_n da transformada de Fourier, da variável Radiação Solar Global, em Unicampo.

Mês	An				Bn			
	Período	horas	Amplitude	Erro	Período	horas	Amplitude	Erro
Janeiro	1,042	25,00	344,862	5,867	1,042	25,00	103,039	1,162
	0,521	12,50	126,891	11,732	0,521	12,50	80,426	2,527
					0,260	6,25	30,976	2,113
Fevereiro	1,003	24,07	288,186	1,255	1,003	24,07	202,347	0,648
	0,501	12,04	77,203	1,909	0,501	12,04	173,677	2,033
					0,334	8,02	25,251	2,652
Março	1,000	24,00	367,637	0,383	1,550	37,20	54,938	0,280
	0,500	12,00	136,777	2,447	1,000	24,00	126,870	0,745
					0,500	12,00	108,460	0,876
Abril					0,333	8,00	30,878	1,357
	1,000	24,00	361,351	1,472	0,909	21,82	31,147	2,302
	0,500	12,00	188,553	0,546	0,517	12,41	26,494	0,702
Maio	0,333	8,00	42,304	0,137	0,349	8,37	21,236	1,460
					0,183	4,39	3,937	2,836
	1,000	24,00	309,325	0,415	1,107	26,57	26,478	2,272
Junho	0,500	12,00	160,196	3,100	0,500	12,00	20,458	4,115
	0,333	8,00	30,672	2,297				
	1,000	24,00	313,132	0,163	1,154	27,69	39,437	0,286
Julho	0,500	12,00	165,694	1,754	0,500	12,00	31,635	0,299
	0,326	7,83	37,761	1,948				
	1,000	24,00	297,917	0,249	0,886	21,26	54,756	1,118
Agosto	0,500	12,00	11,073	2,297	0,470	11,27	36,940	4,167
	0,333	8,00	32,292	1,865	0,320	7,67	16,330	2,143
	1,000	24,00	363,963	1,566	1,000	24,00	12,878	1,566
Setembro	0,500	12,00	188,406	0,558	0,500	12,00	30,022	0,008
	0,333	8,00	36,625	0,107	0,333	8,00	9,523	1,358
	1,000	24,00	310,503	1,679	2,727	65,45	30,943	1,303
Outubro	0,500	12,00	162,415	0,729	1,304	31,30	34,958	2,904
	0,333	8,00	34,908	0,107	0,732	17,56	22,481	0,101
					0,566	13,58	21,567	0,539
Novembro	0,999	23,97	299,981	1,413	1,106	26,54	38,978	0,902
	0,499	11,98	151,506	2,795	0,794	19,05	55,588	1,707
					0,476	11,43	30,412	1,049
Dezembro	1,000	24,00	329,966	1,464	1,000	24,00	84,393	3,235
	0,500	12,00	144,573	4,031	0,500	12,00	77,193	1,920
Dezembro	1,000	24,00	334,855	0,458	1,000	24,00	93,634	1,947
	0,500	12,00	145,269	0,304	0,500	12,00	80,811	1,250
					0,250	6,00	44,045	2,792