



SENAI CIMATEC

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM  
COMPUTACIONAL E TECNOLOGIA INDUSTRIAL

Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

Dissertação de Mestrado

**Coeficiente DCCA de Correlação Cruzada Aplicado a Séries  
de Temperatura do Ar e Umidade Relativa do Ar**

Apresentada por: Rogério Tronco Vassoler  
Orientador: Dr. Gilney Figueira Zebende

Agosto de 2012

Rogério Tronco Vassoler

## **Coeficiente DCCA de Correlação Cruzada Aplicado a Séries de Temperatura do Ar e Umidade Relativa do Ar**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial, Curso de Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial do SENAI CIMATEC, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial.

Área de conhecimento: Interdisciplinar

Orientador: Dr. Gilney Figueira Zebende

*SENAI CIMATEC*

Salvador

SENAI CIMATEC

2012

---

## Nota sobre o estilo do PPGMCTI

---

Esta dissertação de mestrado foi elaborada considerando as normas de estilo (i.e. estéticas e estruturais) propostas aprovadas pelo colegiado do Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial e estão disponíveis em formato eletrônico (*download* na página do programa), ou por solicitação via e-mail à secretaria do programa e em formato impresso somente para consulta.

Ressalta-se que o formato proposto considera diversos itens das normas da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT), entretanto opta-se, em alguns aspectos, seguir um estilo próprio elaborado e amadurecido pelos professores do programa de pós-graduação supracitado.

## SENAI CIMATEC

Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial  
Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

A Banca Examinadora, constituída pelos professores abaixo listados, participarão da apresentação da Dissertação, intitulada Coeficiente DCCA de Correlação Cruzada Aplicado a Séries de Temperatura do Ar e Umidade Relativa do Ar, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial.

Orientador: Prof. Dr. Gilney Figueira Zebende – Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC

Membro interno da Banca: Profa. Dra. Lilian Lefol Nani Guarieiro - Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC

Membro externo da Banca: Prof. Dr. Tércio Ambrizzi – Universidade de São Paulo - USP

Dedico este trabalho a minha  
esposa e minha filha.

---

## **Agradecimentos**

---

Agradeço primeiramente a Deus pela força, saúde e sabedoria nesta jornada em busca da conquista deste título.

Gostaria de agradecer profundamente a minha esposa e filha, pelo apoio e paciência comigo nas vezes em que precisei dedicar tempo exclusivo a esta pesquisa, principalmente nos fins de semana de noites mal dormidas. Vocês são parte fundamental da minha vida.

Aos meus pais Jorge e Marineide por proporcionar uma ótima educação e o apoio em minha vida acadêmica, e meu irmão Ricardo pelo apoio enviado de São Paulo.

A minha sogra Maria Aparecida, pelo apoio e experiência passada pelos anos dedicados a vida acadêmica.

Ao meu orientador prof. Dr. Gilney Figueira Zebende, por assumir minha orientação com muita paciência, sabedoria, disponibilidade e boa vontade em nossos encontros semanais, proporcionando reuniões produtivas de orientação, tanto na dissertação quanto no artigo publicado.

Aos meus amigos do mestrado, principalmente Carlos, Dirceu, Arleys, Thiago e Aloísio, pela experiência e informações passadas para o desenvolvimento desta dissertação.

Aos professores do Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial do SENAI CIMATEC, pela disponibilidade, alta qualidade das aulas, em especial ao prof. Dr. Hernane Pereira, pela atenção dispensada em momentos críticos.

Ao SENAI CIMATEC pela disponibilidade da secretaria, estrutura oferecida e ótimos professores deste curso.

Ao professor Dr. Tércio Ambrizzi por integrar a banca de qualificação e defesa desta dissertação, apesar da grande distância geográfica, não mediu esforços para contribuir neste trabalho.

A profa. Lilian Lefol Nani Guarieiro por aceitar e integrar a banca de qualificação e defesa desta dissertação.

Finalmente, a todos colegas, conhecidos e colaboradores aqui não citados, que contribuíram de forma direta ou indireta para o sucesso deste trabalho.

---

## Resumo

---

O clima, bem como sua variabilidade, é um dos temas mais estudados atualmente e, por se tratar de um sistema complexo não linear, existe a grande dificuldade em realizar modelos matemáticos. Desta forma, foi proposto neste trabalho, uma maneira alternativa de quantificar correlações cruzadas entre os dados climatológicos, através do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  (*Detrended Cross-Correlation Analysis*). Foram analisadas e quantificadas correlações cruzadas entre as séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar, através da utilização de históricos de dados climatológicos de várias estações (cidades) ao redor do mundo. Os resultados encontrados apresentaram três tipos de comportamento para as séries analisadas, ou seja, correlação cruzada negativa, correlação cruzada positiva e nenhuma correlação cruzada, dependendo da localização da estação analisada. Estes comportamentos distintos, são influenciados por sazonalidades (semana, mês, estação do ano, ano e mais de um ano).

Palavras Chaves: DFA, DCCA,  $\rho_{DCCA}$ , Séries Temporais, Correlação Cruzada

---

## Abstract

---

The climate and its variability is one of the most studied topics nowadays and due it is a nonlinear complex system, there is great difficulty in making mathematical models. Thus, it was proposed in this study, an alternative way to quantify cross-correlations between the climate data, through the coefficient  $\rho_{DCCA}$  (Detrended Cross-Correlation Analysis). We analyzed and quantified cross-correlations between time series of air temperature and relative humidity, by using historical data from various climatological stations (cities) around the world. The results showed three different behavior to the analyzed series, in other words, negative cross-correlation, positive cross-correlation and no cross-correlation, depending on the analyzed station location. These distinct behaviors are influenced by seasonality (week, month, season, year and more than a year).

Palavras Chaves: DFA, DCCA,  $\rho_{DCCA}$ , Complex Systems, Cross-Correlation

---

## Lista de Tabelas

---

Tabela 2.1 Dados diários de informações meteorológicas da cidade de Salvador/BA, coletados por hora.....	7
Tabela 2.2 Atmosfera Padrão.....	24
Tabela 2.3 Diâmetros e características por tipo de precipitação (segundo Réménierás).....	29
Tabela 3.1 Observações de uma série temporal com $p$ anos.....	46
Tabela 3.2 - $\rho_{DCCA}$ em termos do nível de correlação cruzada. ....	64
Tabela 4.1 Valores médios em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ para o estado da Bahia (diferenças sucessivas).....	70
Tabela 4.2 Valores médios em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ para a capital federal e as capitais do Brasil (utilizando diferenças sucessivas dos valores diários) .....	73
Tabela 4.3 Médias de temperatura do ar (°C) e umidade relativa do ar (%) da capital do Brasil e das capitais dos estados brasileiros. Os dados estão indexados por temperatura do ar e por umidade relativa do ar, em ordem decrescente.....	77
Tabela 4.4 Valores médios em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ (diferenças sucessivas dos valores diários) .....	79
Tabela 4.5 Cidades dos Estados Unidos da América (Latitudes, Longitudes e Altitudes) e valores médios em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ (diferenças sucessivas dos valores diários) .....	81
Tabela 4.6 Cidades em torno do Mar Mediterrâneo (Latitudes, Longitudes e Altitudes) e valores médios em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ (diferenças sucessivas dos valores diários) .....	83

---

## Lista de Figuras

---

Figura 2.1 Estação Meteorológica da cidade de Salvador/BA, localizada no bairro de Ondina. ....	5
Figura 2.2 Estações Meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia no Brasil.	6
Figura 2.3 Padrão de zonas horárias no mundo .....	8
Figura 2.4 Termômetro de Mercúrio.....	11
Figura 2.5 Temperatura média diária do ar para o período de janeiro 1979 a agosto de 2010.. .....	12
Figura 2.6 Pressão de saturação de vapor $e_s$ em função da temperatura.....	14
Figura 2.7 Higrômetro, instrumento usado para medir a umidade do ar .....	14
Figura 2.8 Umidade relativa do ar coletados as 16:00 hs UTC, no período: março de 2000 a setembro de 2010.....	16
Figura 2.9 Espectro Eletromagnético com destaque para a parte da luz visível. ....	18
Figura 2.10 Camadas da Atmosfera.....	19
Figura 2.11 Radiação Solar referente à UTC 15:00 hs, período: agosto 2006 a setembro de 2010. ....	20
Figura 2.12 Movimentos da Terra .....	21
Figura 2.13 Barômetro de Mercúrio, inventado por Torricelli.....	23
Figura 2.14 Pressão Atmosférica, valores médios diários, período: janeiro 1997 a novembro de 2010 .....	24
Figura 2.15 Velocidade do Vento, valores médios diários, período: janeiro 1997 a dezembro de 2010 .....	25
Figura 2.16 Biruta, equipamento utilizado para determinar a direção do vento.....	27
Figura 2.17 Pluviômetro .....	28
Figura 2.18 Efeito Estufa.....	32
Figura 2.19 Sistema dinâmico .....	35
Figura 2.20 Série não-estacionária quanto ao nível e inclinação .....	37

---

## Lista de Figuras

---

Figura 2.21 Temperatura Média do Ar e diferenças sucessivas, calculadas apenas uma vez..	38
Figura 2.22. Um processo estocástico interpretado como uma família de variáveis aleatórias.	39
Figura 2.23 Um processo estocástico interpretado como uma família de trajetórias	40
Figura 2.24 Observações de uma série temporal com previsões de origem $t$ e horizonte $h$ .	42
Figura 2.25 Tendências de uma série temporal	43
Figura 2.26 Modelo do reservatório Hurst (1951) cálculo do $R(\tau)$	49
Figura 2.27 Modelo do reservatório de Hurst (1951), cálculo de $X(t, \tau)$	51
Figura 2.28 Série da Temperatura Média registrada diariamente em Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 - 2010.	54
Figura 2.29 Série integrada $y(k)$ da Temperatura Média registrada diariamente em Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 - 2010.	55
Figura 2.30 Série integrada $y(k)$ da Temperatura Média registrada diariamente em Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 – 2010, dividida em boxes de tamanho $n=250$	56
Figura 2.31 Divisão da série integrada da Temperatura Média registrada diariamente em Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 – 2010, dividida em boxes de tamanho $n$	57
Figura 2.32 A figura (a) demonstra as séries temporais de Temperatura Média do Ar e Umidade Média do Ar, registradas diariamente em Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 – 2010. Temperatura Média do Ar, pelo método DFA para 365 dias	58
Figura 2.33 Séries originais de Temperatura Média e Umidade Média, simultaneamente apresentadas no gráfico, registradas diariamente na cidade de Beatrice, Nebraska/EUA, 1997 – 2010.	60
Figura 2.34 Divisão dos sinais integrados $R_K$ e $R'_K$ em $N-n$ boxes (com superposição) de tamanho $n = 4$ , cada um contendo $n+1$ valores	61
Figura 2.35 Análise de Correlação Cruzada (DCCA) entre valores diários de temperatura média do ar e umidade relativa do ar, da cidade de Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 – 2010 (demonstrados para o período de 365 dias)	62

---

## Lista de Figuras

---

Figura 2.36 Correlação Cruzada entre dados meteorológicos da cidade de Salvador/BA. ....	64
Figura 2.37 A figura (a) demonstra as séries temporais de Temperatura Média do Ar e Umidade Média do Ar, registradas diariamente na cidade de Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 – 2010 .....	65
Figura 3.1 Globo Terrestre e Latitudes.....	69
Figura 4.1 Valores de Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar da cidade de Salvador/BA de janeiro de 1997 a setembro de 2010 (valores diários).....	71
Figura 4.2 Correlação Cruzada entre Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar da cidade de Salvador/BA de janeiro de 1997 a setembro de 2010 .....	71
Figura 4.3 Correlação Cruzada entre Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar (%), das cidades de Manaus/AM e Florianópolis/SC utilizando as diferenças sucessivas dos valores diários .....	74
Figura 4.4 Correlação Cruzada entre Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar (%), das cidades de Manaus/AM e Florianópolis/SC utilizando os valores diários da série original.....	74
Figura 4.5 Correlação Cruzada entre Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar (%), referente a algumas capitais dos estados do Brasil, utilizando os valores diários da série original.....	75
Figura 4.6 Correlação Cruzada entre Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar (%), referente a algumas capitais dos estados do Brasil, utilizando diferenças sucessivas dos valores diários .....	76
Figura 4.7 Mapa territorial dos Estados Unidos da América com as cidades destacadas em torno da latitude 40°N .....	81
Figura 4.8 Gráfico das cidades dos Estados Unidos da América em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ (diferenças sucessivas dos valores diários).....	82
Figura 4.9 Mapa territorial da região do Mar Mediterrâneo com as cidades destacadas em torno da latitude 40°N .....	83
Figura 4.10 Gráfico das cidades em torno do Mar Mediterrâneo em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ (diferenças sucessivas dos valores diários).....	84

---

## Lista de Figuras

---

Figura 4.11 Gráfico das cidades próximas a latitude 40°N nos Estados Unidos da América em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ (diferenças sucessivas dos valores diários). Identificando os três tipos de correlação: positiva, negativa e nula .....	85
Figura 4.12 Gráfico demonstrando componentes sazonais para n=90 e n=365 em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ (diferenças sucessivas dos valores diários) .....	86
Figura 4.13 Gráfico demonstrando componentes sazonais para n=90 e n=365 em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ (diferenças sucessivas dos valores diários) .....	86
Figura 4.14 Gráfico demonstrando as séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar com valores diários .....	87
Figura 4.15 Gráfico de correlação cruzada em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar (diferenças sucessivas dos valores diários) .....	88
Figura 4.16 Gráfico de correlação cruzada em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar (diferenças sucessivas dos valores diários), das localidades próximas a latitude 20°N .....	89
Figura 4.17 Gráfico de correlação cruzada em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar (diferenças sucessivas dos valores diários), das localidades próximas a latitude 0° .....	90
Figura 4.18 Gráfico de correlação cruzada em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar (diferenças sucessivas dos valores diários), das localidades próximas a latitude 20°S.....	91
Figura 4.19 Gráfico de correlação cruzada em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar (diferenças sucessivas dos valores diários), das localidades próximas a latitude 40°S.....	92
Figura 4.20 Correlação cruzada em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e da radiação solar, utilizando dos valores diários das séries, das cidades do estado da Bahia .....	93
Figura 4.21 Correlação cruzada em termos do coeficiente $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e da radiação solar, utilizando dos valores diários das séries, de algumas capitais Brasileiras .....	94

## Lista de Siglas

$\rho_{DCCA}$  - Coeficiente de Correlação Cruzada

AR – Modelo Autoregressivo

ARFIMA – Modelo Autoregressivo Fracionário e de Média Móvel

ARIMA – Modelo Autoregressivo Integrado e de Média Móvel

ARMA – Modelo Autoregressivo e de Média Móvel

AST – Análise de Séries Temporais

BIPM – *Bureau International des Poids et Mesures* (Escritório Internacional de Pesos e Medidas)

CPTEC – Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climatológicos

DCCA – *Detrended Cross-Correlation Analysis* (Análise de Correlação Cruzada sem Tendência)

DFA – *Detrended Fluctuation Analysis* (Análise de Flutuações sem Tendência)

ENIAC – Integrador Numérico Eletrônico e de Computadores

FAC – Função de Autocorrelação

GCM – Modelos de Circulação Geral

INFOCLIMA – Boletim de Informações Climáticas

INMET – Instituto Nacional de Meteorologia

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

MA – Modelo de Média Móvel

---

## Lista de Siglas

---

MCG – Mudanças Climáticas Globais

NHC – Centro Nacional de Furacões

OMM – Organização Meteorológica Mundial

OMS – Organização Mundial da Saúde

PNT – Previsão Numérica do Tempo

R/S – Range over standard deviation

SI – Sistema Internacional

ST – Séries Temporais

UTC - *Universal Time Coordinated*

UV – Radiação Ultravioleta

V.A – Variáveis Aleatórias

---

## Sumário

---

Capítulo 1 - Introdução.....	1
Capítulo 2 – Referencial Teórico .....	5
2.1. Fenômenos Climáticos.....	5
2.1.1. Temperatura do Ar.....	9
2.1.2. Umidade Relativa do Ar.....	12
2.1.3. Radiação Solar .....	16
2.1.4. Pressão Atmosférica.....	21
2.1.5. Velocidade e Direção do Vento .....	25
2.1.6. Precipitações Atmosféricas (Chuva).....	27
2.1.7. Causas da Variabilidade Climática .....	29
2.2. Séries Temporais, Métodos de Análise e Coeficiente de Correlação Cruzada $\rho_{DCCA}$ .....	33
2.2.1. Definição de Série Temporal .....	33
2.2.2. Tendências em séries temporais .....	43
2.2.3. Periodicidade em séries temporais.....	45
2.2.4. Função de Autocorrelação (FAC) .....	47
2.3. Modelos para análise de memória de longo alcance em séries não estacionárias.....	48
2.3.1. Estatística de Hurst (Modelo R/S).....	48
2.3.2. Método DFA.....	52
2.3.3. Método DCCA.....	59
2.3.4. Coeficiente de Correlação Cruzada $\rho_{DCCA}$ .....	63
Capítulo 3 – Metodologia.....	67
Capítulo 4 – Resultados e Discussão.....	70
4.1. Análise dos Dados no Estado da Bahia .....	70

4.2. Análise dos Dados no Brasil.....	72
4.3. Análise dos Dados pelo Mundo.....	78
4.4. Análise entre Temperatura do Ar e Radiação Solar no Brasil .....	93
Capítulo 5 - Conclusões .....	95
Referências Bibliográficas .....	97
Apêndice .....	107

## Capítulo 1 - Introdução

O aquecimento global é uma preocupação de cientistas em todo o mundo, principalmente por diversas atividades humanas (causas antropogênicas), como a queima de biomassa em grande escala na terra. Esta biomassa, refere-se a qualquer combustível proveniente de fonte orgânica utilizado para geração de energia, como: bagaço da cana-de-açúcar, madeira, lixo urbano ou industrial, carvão, resíduos agrícolas, etanol, biogás, biodiesel, entre outros (INFOESCOLA, 2008). Entretanto, a variabilidade climática é um fenômeno natural. Deste modo, o clima varia naturalmente, independente das ações humanas, logo, mesmo que os seres humanos não habitassem a terra, a temperatura não seria a mesma nas distintas estações do ano. Este fato ocorre, porque o clima é dependente da radiação solar, que é determinada por ciclos de aproximação e afastamento entre o sol e a terra. Estes ciclos determinam um maior ou menor grau de incidência de radiação solar e, portanto, o grau de resfriamento ou aquecimento da terra ao longo de períodos históricos (MUDANÇAS CLIMÁTICAS, 2011).

Outros fenômenos naturais, como as alterações na temperatura dos oceanos, influenciam diretamente na variabilidade climática do planeta. Pode-se citar o El Niño, caracterizado pelo aquecimento das águas do Pacífico a cada três ou quatro anos e a La Niña, que esfria as águas do Pacífico e provoca redução na temperatura da terra. Meteorologistas destacam que as variações climáticas não são uniformes, de forma que, ao mesmo tempo algumas partes do planeta há aquecimento e em outras ocorre o resfriamento (MUDANÇAS CLIMÁTICAS, 2011). Para um melhor entendimento, precisa-se esclarecer uma confusão entre a definição de tempo e clima. Estes são dois fenômenos diferentes, mesmo que se encontrem inter-relacionados. Como exemplo, a previsão do tempo é a estimativa que espera-se ocorrer em função de temperatura e de precipitação pluvial em um determinado período. Nesse sentido, o tempo muda constantemente, ou seja, pode fazer sol pela manhã, e chover na parte da tarde ou pela noite ou podemos ter uma semana chuvosa e outra ensolarada. Entretanto, a sucessão dos tipos de tempo registrados por um determinado período, caracteriza o clima (MUDANÇAS CLIMÁTICAS, 2011).

Assim, para definir o clima com melhor exatidão, é necessário considerar a média das variáveis climáticas em um longo período.

Segundo Mozar de Araújo Salvador (2011), Coordenador Geral de Desenvolvimento e Pesquisado do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), em entrevista ao jornal Mudanças Climáticas, relatou que para fazer a média do clima são utilizados dados do período médio de 30 anos. Entretanto, para a previsão do tempo são necessários apenas dias ou semanas.

O aquecimento global e as mudanças climáticas estão inter-relacionados, mas são fenômenos distintos, como vimos. A terra está em mutação constante e naturalmente passa por alterações climáticas, aquecendo e esfriando em diferentes momentos. “Em séculos passados, lagos ficaram anos congelados na Europa e longos períodos de clima estável foram sucedidos por glaciações”, relata Salvador (MUDANÇAS CLIMÁTICAS, 2011). Uma confusão comum, explica Salvador, é que qualquer evento atípico ou extremo seja atribuído a mudança climática. Assim, se enfrentarmos um período muito quente no verão, ou um inverno muito rigoroso, não podemos afirmar que está ocorrendo uma mudança climática, pois historicamente, independentemente desse tipo de fenômeno, o planeta passou por períodos de frio extremo e calor escaldante. Tais fatos podem ser uma explicação para os desastres naturais mais ocorrentes nos dias atuais.

Entretanto, o aquecimento global é reconhecido atualmente pelo aumento da temperatura além do normal, e da capacidade atmosférica em reter calor, ou seja, o aquecimento da Terra está diretamente relacionado com a quantidade de energia que entra (via radiação solar) e sai (via calor) da Terra. Neste ponto, não há como eximir a contribuição das atividades humanas, com o progressivo aumento na concentração dos gases de efeito estufa na atmosfera. Atividades estas, que vem utilizando de maneira desordenada, gananciosa e irresponsável os recursos naturais do planeta. Estas ações desordenadas, notadamente estão causando aumento na quantidade e na frequência de desastres naturais. Como exemplo destes fatos, podemos citar a região sul do Brasil, que tornou-se vulnerável a grandes desastres naturais, como o ciclone extratropical Catarina, que atingiu a região em março de 2004, considerado pelos cientistas americanos do Centro Nacional de Furacões

(NHC) em Miami/EUA, como um furacão categoria 1, na escala Saffir-Simpson, que mede a intensidade dos ventos dos furacões, o furacão atingiu a costa brasileira com ventos de 170 km/h, causando grande destruição e mortes. Segundo o NHC (2004), este fato fez de Catarina, o primeiro furacão extratropical conhecido e o primeiro a atingir o Brasil.

Pode-se afirmar que o sistema climático é um sistema altamente complexo, e o estudo do clima está se tornando cada vez mais indispensável, principalmente para evitar e prever esses desastres naturais, que geralmente causam um grande número de mortes. Na perspectiva de estudo do clima, os modelos matemáticos são ferramentas especiais. Os modelos climáticos são usados para uma variedade de fins, de estudo da dinâmica do tempo e sistema climático às projeções de clima futuro. O estudo do clima contemporâneo incorpora dados meteorológicos acumulados ao longo de muitos anos, como registros de chuvas, temperatura e composição atmosférica (GAFFEN e ROSS, 1999; SHI, LU, XU, 2011; BENYAHYAA, CAISSIEB, JABIC, SATISHA, 2010). Para este estudo, é preciso definir adequadamente as variáveis fundamentais, e desta forma a Organização Meteorológica Mundial (OMM) é uma agência especializada dedicada à meteorologia, hidrologia operacional e outras ciências afins geofísicas. A OMM definiu (WMO, 1989) os principais elementos climatológicos de superfície, tais como temperatura, pressão, direção do vento e velocidade, umidade relativa, entre outros. Pode-se dizer que o progresso na previsão do tempo e a modelagem climática, tem sido significativos nos últimos anos (JONES; OSBORN; BRIFFA, 2001) e, segundo Lynch (2008), a Previsão Numérica do Tempo (PNT) tem sido a chave para seu sucesso, pois usa o poder dos computadores para fazer previsão. Este avanço iniciou-se em 1950, com o uso do integrador numérico eletrônico e de computadores (ENIAC), em Aberdeen, Maryland, nos Estados Unidos, onde o Grupo de Meteorologia completou a análise matemática, projetou e executou um algoritmo numérico para resolver a equação da vorticidade barotrópica, desenvolvida por Charney (1947) para tratar a instabilidade de ondas atmosféricas. Este modelo foi precursor dos modelos atuais, que utilizam sistemas de equações diferenciais com base nas leis da física, movimento de fluídos e química. Ventos de calor, transferência de radiação solar, umidade relativa, e hidrologia de superfície são

calculados dentro de cada célula da grade, e as interações com as células vizinhas são usadas para calcular propriedades atmosféricas no futuro (CPTEC/INPE, 2012). Um exemplo são os modelos de circulação geral (GCMs) do oceano e da atmosfera, que trouxeram grandes avanços, como a previsão do tempo com vários dias de antecedência e com alto grau de confiança, e conhecimento sobre alguns fatores que causam mudanças climáticas (LYNCH, 2008).

Devido à variedade de variáveis fundamentais e a grande possibilidade de suas aplicações (aplicações interdisciplinares), nesta dissertação, foi proposta a identificação e quantificação da correlação cruzada entre a temperatura do ar e umidade relativa do ar, do ponto de vista do coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$ . Para este processo, tomamos como banco de dados, informações de diferentes cidades ao redor do mundo, definidas por coordenadas geográficas, ou seja, latitude, longitude e altitude.

Para melhorar o entendimento deste trabalho, dividimos nossa dissertação, a saber. Além do capítulo 1, aqui lido, no capítulo 2 serão descritos os fenômenos climáticos, as séries temporais, os métodos de análise, o coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$ . No capítulo 3, será apresentada a metodologia aplicada. O capítulo 4, versará sobre os resultados e discussão, e finalmente no capítulo 5 faremos as conclusões.

## Capítulo 2 – Referencial Teórico

### 2.1. Fenômenos Climáticos

O clima, assim como os fenômenos climáticos, é formado por um grande número de variáveis que são fundamentais na composição de ambientes. Para coletar os dados destas variáveis são utilizadas estações meteorológicas (Figura 2.1), onde são registradas e analisadas as variações das condições atmosféricas, através de equipamentos como, termômetros, higrômetros, anemômetros, pluviômetros, entre outros. Nestas estações, o trabalho é realizado pelos meteorologistas, profissionais que estudam as condições atmosféricas. Os meteorologistas utilizam as informações captadas por aparelhos terrestres, por satélites meteorológicos e radiossondas (aparelhos que emitem sinais de rádio, transportados por balões, com a função de medir a pressão, a umidade, e a temperatura das camadas altas da atmosfera).

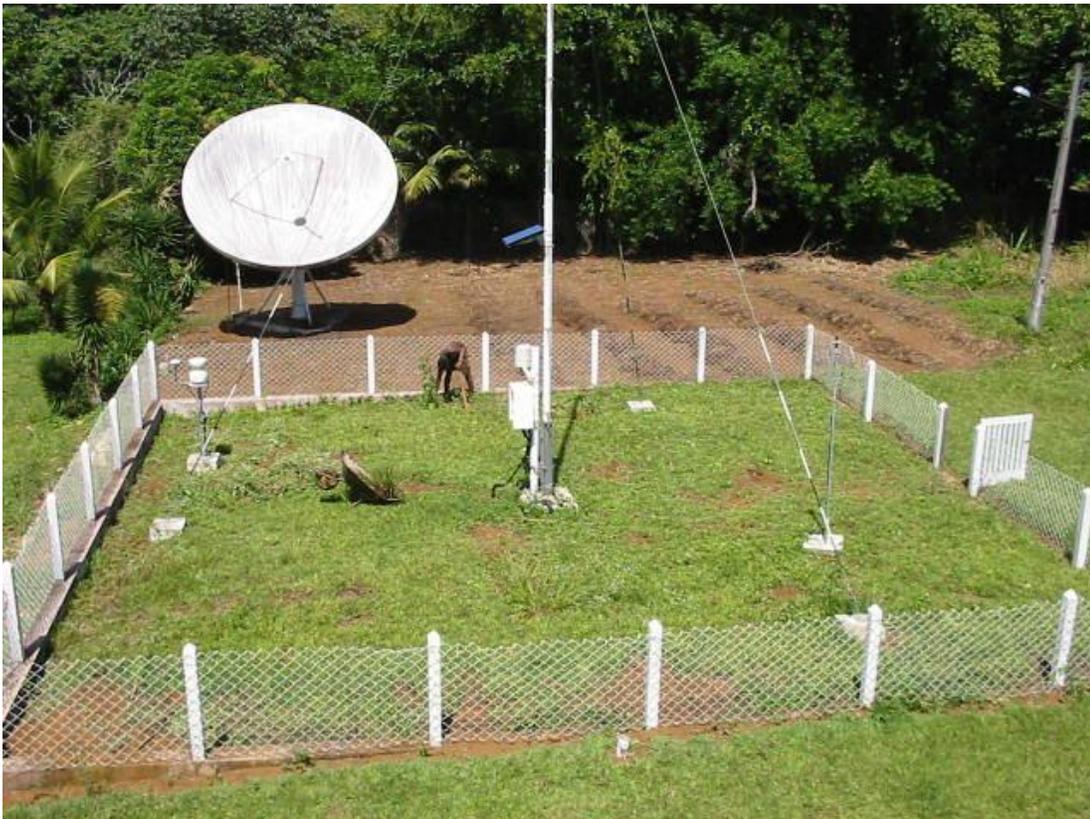


Figura 2.1 Estação Meteorológica da cidade de Salvador/BA, localizada no bairro de Ondina. Fonte: INMET (2012).



**Tabela 2.1 Dados diários de informações meteorológicas da cidade de Salvador/BA, coletados por hora.**  
**Fonte: INMET (2012).**

Data	Hora	Temperatura (°C)			Umidade (%)			Pto. Orvalho (°C)			Pressão (hPa)			Vento (m/s)			Radiação	Chuva
		UTC	Inst.	Máx.	Mín.	Inst.	Máx.	Mín.	Inst.	Máx.	Mín.	Inst.	Máx.	Mín.	Vel.	Dir.	Raj.	(kJ/m <sup>2</sup> )
17/03/2012	00	26.4	26.6	26.4	81	81	80	22.8	22.8	22.7	1007.4	1007.4	1006.8	3.0	55°	9.3	-3.54	0.0
17/03/2012	01	26.3	26.5	26.2	81	81	80	22.7	22.8	22.7	1007.7	1007.8	1007.4	2.4	56°	8.4	-3.54	0.0
17/03/2012	02	26.0	26.3	26.0	82	82	80	22.6	22.7	22.5	1007.3	1007.7	1007.3	2.6	59°	8.4	-3.54	0.0
17/03/2012	03	26.1	26.2	26.0	81	82	81	22.5	22.7	22.5	1006.8	1007.3	1006.8	2.6	52°	8.4	-3.54	0.0
17/03/2012	04	25.7	26.1	25.6	83	83	81	22.6	22.6	22.4	1007.0	1007.0	1006.8	1.2	20°	8.4	-3.31	0.0
17/03/2012	05	25.2	25.7	25.1	85	85	83	22.5	22.6	22.3	1006.6	1007.0	1006.6	0.6	23°	3.3	-2.75	0.0
17/03/2012	06	24.5	25.2	24.4	88	88	85	22.3	22.5	22.1	1006.3	1006.6	1006.3	0.9	29°	3.0	-3.46	0.0
17/03/2012	07	24.2	24.5	24.2	89	89	87	22.2	22.4	22.0	1006.7	1006.7	1006.3	0.8	19°	2.4	-3.53	0.0
17/03/2012	08	24.6	24.6	24.0	88	89	88	22.4	22.5	22.1	1007.0	1007.0	1006.7	1.3	29°	3.5	-3.49	0.0
17/03/2012	09	24.5	24.6	24.5	86	88	86	22.1	22.4	22.0	1007.3	1007.3	1006.9	1.3	37°	4.2	7.308	0.0
17/03/2012	10	25.4	25.4	24.5	84	86	84	22.4	22.5	22.0	1007.8	1007.8	1007.2	0.9	8°	4.6	158.8	0.0
17/03/2012	11	27.9	27.9	25.4	72	84	72	22.3	22.9	22.3	1008.3	1008.3	1007.8	1.7	42°	4.8	1001.	0.0
17/03/2012	12	29.5	29.7	27.9	67	73	64	22.6	23.1	21.7	1008.3	1008.4	1008.2	1.3	37°	5.8	2094.	0.0
17/03/2012	13	28.9	30.3	28.9	63	67	60	21.1	22.8	20.7	1008.0	1008.3	1008.0	1.7	51°	6.0	2227.	0.0
17/03/2012	14	31.0	31.1	28.9	59	67	57	22.0	23.0	20.8	1007.2	1008.0	1007.2	2.3	82°	7.2	2741.	0.0
17/03/2012	15	30.7	31.3	30.7	57	62	56	21.3	22.8	21.1	1006.2	1007.2	1006.2	2.9	61°	7.5	3607.	0.0
17/03/2012	16	30.8	31.3	30.4	63	63	57	22.9	22.9	21.2	1005.3	1006.2	1005.3	2.5	89°	7.7	3495.	0.0
17/03/2012	17	30.3	31.4	30.2	59	63	57	21.4	22.9	21.0	1004.9	1005.3	1004.9	1.9	65°	7.7	3137.	0.0
17/03/2012	18	29.0	30.7	29.0	66	66	57	22.0	22.6	20.9	1004.6	1004.9	1004.6	3.2	70°	9.3	2575.	0.0
17/03/2012	19	28.1	29.6	28.1	69	70	65	21.9	22.8	21.7	1004.3	1004.6	1004.3	3.1	64°	9.3	1776.	0.0
17/03/2012	20	27.2	28.3	27.1	71	72	68	21.5	22.3	21.4	1004.2	1004.4	1004.2	2.9	70°	8.6	837.1	0.0
17/03/2012	21	26.4	27.1	26.3	74	74	71	21.3	21.5	21.3	1004.5	1004.5	1004.1	2.5	64°	8.5	96.62	0.0
17/03/2012	22	26.3	26.4	26.3	72	74	71	20.9	21.3	20.8	1004.7	1004.7	1004.4	3.0	62°	8.6	-3.54	0.0
17/03/2012	23	26.1	26.3	26.0	74	74	72	21.0	21.1	20.8	1005.3	1005.3	1004.7	2.6	64°	8.8	-3.54	0.0

Os dados climáticos coletados nas estações meteorológicas acompanham um padrão mundial, onde são coletados valores máximos, mínimos e a média para grande parte das variáveis. E estes valores, quando adquiridos por intervalos de hora, o fazem, por meio do Tempo Universal Coordenado (UTC, do inglês *Universal Time Coordinated*), conhecido como “fuso horário” de referência a partir do qual são calculadas todas as zonas horárias do mundo (Figura 2.3). O UTC é mantido pelo instituto Francês Escritório Internacional de Pesos e Medidas (BIPM, do francês *Bureau International des Poids et Mesures*).

De uma forma geral, pode-se definir o clima como o resultado dinâmico de fatores globais (latitude, altitude, etc.), locais (revestimento do solo, topografia) e elementos (temperatura, umidade, velocidade dos ventos, etc.) que determinam a configuração de uma localidade. A definição do tipo de clima baseia-se no levantamento das características da atmosfera inferidas de observações durante um longo período de tempo, abrangendo um número significativo de dados referentes às principais variáveis climáticas. Dentre os elementos do clima, pode-se afirmar que os que mais afetam o conforto humano são a temperatura do ar e a umidade do ar,

sendo a radiação solar e a ventilação, os fatores climáticos mais representativos no processo (GIVONI, 1976).

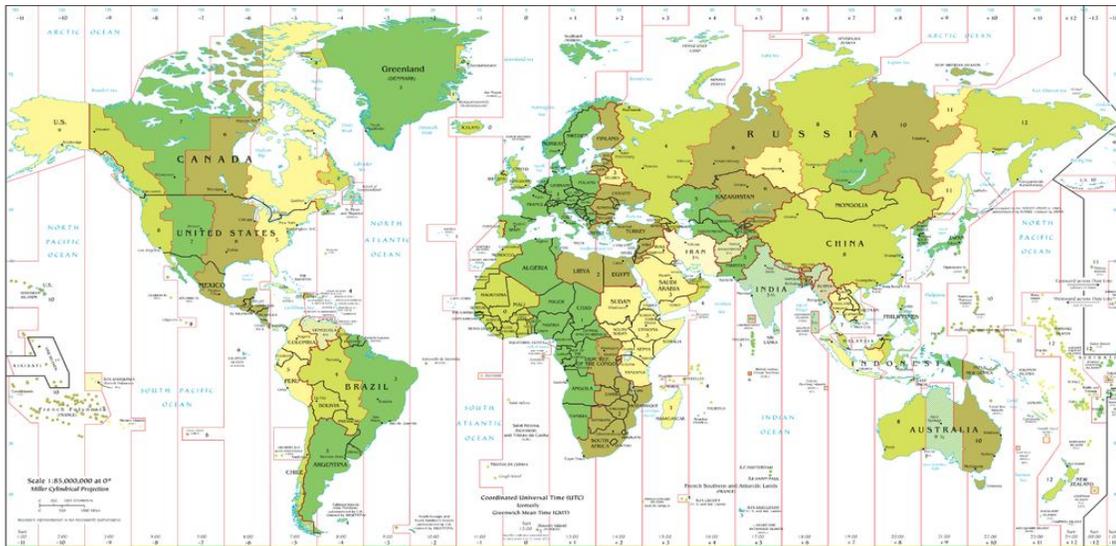


Figura 2.3 Padrão de zonas horárias no mundo. Fonte: BIPM (2012).

Atualmente, as várias pesquisas em diversos campos científicos, o frequente monitoramento e a análise e interpretação dos distintos eventos da natureza, tem-se tornado de extrema relevância para um melhor entendimento das variáveis climáticas. Neste sentido, é notório o aumento significativo da aquisição de dados relativos a estas variáveis ambientais e o crescente número de pesquisadores e institutos que estudam o tema. Como exemplo, pode-se citar o constante monitoramento dos dados respectivos às variáveis climáticas, temperatura do ar e umidade relativa do ar, principalmente diante da preocupação mundial com os atuais e futuros efeitos das Mudanças Climáticas Globais (MCG). Desta maneira, faz-se necessário um melhor entendimento das variáveis e dos fenômenos climáticos que compõem nosso ecossistema, bem como as causas antropogênicas que mais influenciam as mudanças climáticas.

### 2.1.1. Temperatura do Ar

A palavra temperatura, é derivada do Latin e reconhecida cognitivamente como o nível de calor existente em um ambiente resultante, por exemplo, da ação dos raios solares ou nível de calor existente num corpo. A temperatura é explicada pela Física como a grandeza termodinâmica intensiva comum a todos os corpos que estão em equilíbrio térmico (PÉCORA e SILVA, 2005).

Segundo Nussenzveig (2008), a temperatura e o calor estão associados à nova área da física que lida com estes fenômenos, a termodinâmica. Nussenzveig explica que um gás contido em um recipiente de dimensões macroscópicas é formado por um número gigantesco (tipicamente  $N \approx 10^{24}$ ) de partículas (moléculas ou átomos). Estas partículas de gás movimentam-se de forma extremamente complicada e desordenada, colidindo entre si e com as paredes do recipiente. A descrição macroscópica do gás como sistema termodinâmico envolve somente um pequeno número de parâmetros, já as variáveis como a pressão e a temperatura representam valores médios de grandezas microscópicas. A pressão, por exemplo, está relacionada com o valor médio da transferência de momento nas colisões das partículas com as paredes, e a temperatura está relacionada com a energia cinética média das partículas (NUSSENZVEIG, 2008). Portanto, a descrição termodinâmica, é sempre, uma descrição macroscópica, que se aplica apenas a sistemas com um número suficientemente grande de partículas.

Nussenzveig (2008) define que, um sistema termodinâmico consiste geralmente numa certa quantidade de matéria contida dentro de um recipiente. As paredes podem ser fixas ou móveis, e estas paredes afetam diretamente a interação entre o meio externo que o cerca. Assim, ao colocarmos água dentro de um recipiente de paredes metálicas como uma panela e depois o levamos ao fogo ou colocarmos em uma geladeira, o estado da água é alterado pela interação com esses diversos ambientes. Entretanto, se colocarmos água em uma garrafa térmica fechada, que consiste em um recipiente com paredes duplas entre as quais se faz o vácuo (impedindo a condução de calor) e metalizadas (evitando a transferência de calor por radiação), podemos representar a situação limite ideal do isolamento térmico perfeito, em que o estado do sistema contido no recipiente não é afetado

pelo ambiente externo em que é colocado. Uma parede ideal com essa propriedade chama-se parede adiabática, além de ser representada por uma garrafa térmica, pode ser também aproximada por uma parede espessa de madeira ou asbesto. Uma parede não-adiabática chama-se diatérmica, ou seja, transparente ao calor, como exemplo, uma parede metálica fina.

Pode-se afirmar que, dois diferentes sistemas estão em contato térmico, quando estão separados por uma parede diatérmica e sistema isolado, é caracterizado por um sistema contido em um recipiente de paredes adiabáticas. De maneira experimental, um sistema isolado sempre tende a um estado em que nenhuma das variáveis macroscópicas que o caracterizam muda mais com o tempo. Dizemos então, que esse estado atinge o equilíbrio térmico (NUSSENZVEIG, 2008).

Nussenzveig (2008) demonstra que o conceito de temperatura está associado a uma propriedade comum de sistema em equilíbrio térmico. A sensação subjetiva de temperatura não fornece de maneira confiável, um método de aferição. Assim, num dia frio, ao tocarmos num objeto metálico, temos a sensação de que a temperatura está mais baixa do que um objeto de madeira, embora ambos se encontrem à mesma temperatura. Isto ocorre, porque por condução, o objeto metálico remove mais rapidamente calor da ponta de nossos dedos.

Um sistema termodinâmico simples é um fluido homogêneo (líquido ou gás) contido em um recipiente de volume " $V$ ". A forma deste recipiente é irrelevante, uma vez que esteja totalmente ocupado pelo fluido. Desta maneira, pode-se definir temperatura por um índice, uma indicação relativa medida por meio de termômetros. O termômetro mais familiar na prática é o termômetro de mercúrio, que consiste em tubo capilar de vidro fechado e evacuado, com um bulbo numa extremidade, contendo mercúrio, que é a substância termométrica, (Figura 2.4). O volume  $V$  do mercúrio é medido através do comprimento  $L$  da coluna líquida. Este comprimento não reflete apenas a dilatação ou contração do mercúrio, mas a diferença entre ela e a dilatação ou contração correspondente do tubo de vidro que contém o mercúrio. Entretanto, a variação do mercúrio é geralmente bem maior do que a do recipiente (NUSSENZVEIG, 2008). A definição da escala de temperatura é medida em graus, possuindo várias escalas, sendo as mais conhecidas, o grau Celsius, que aparece

nos termômetros comuns, a Fahrenheit, usada nos países de influência britânica, e a escala absoluta Kelvin, mas que começam a ser contados a partir do zero absoluto (correspondente a 273 graus negativos da escala centígrada).



Figura 2.4 Termômetro de Mercúrio. Fonte: [www.todocoleccion.net](http://www.todocoleccion.net) (2012).

Em relação ao clima, o vapor de água presente no ar ajuda a reter calor. Desta maneira, pode-se verificar que em lugares mais secos, há menor retenção de calor na atmosfera, determinando uma diferença maior entre a temperatura máxima e mínima, ou seja, nestes locais faz “muito” calor durante o dia e mais frio durante a noite, como nos desertos e na caatinga. Assim, análises meteorológicas indicam as temperaturas máximas e mínimas previstas para um determinado período, além é claro, de seus valores médios (figura 2.5).

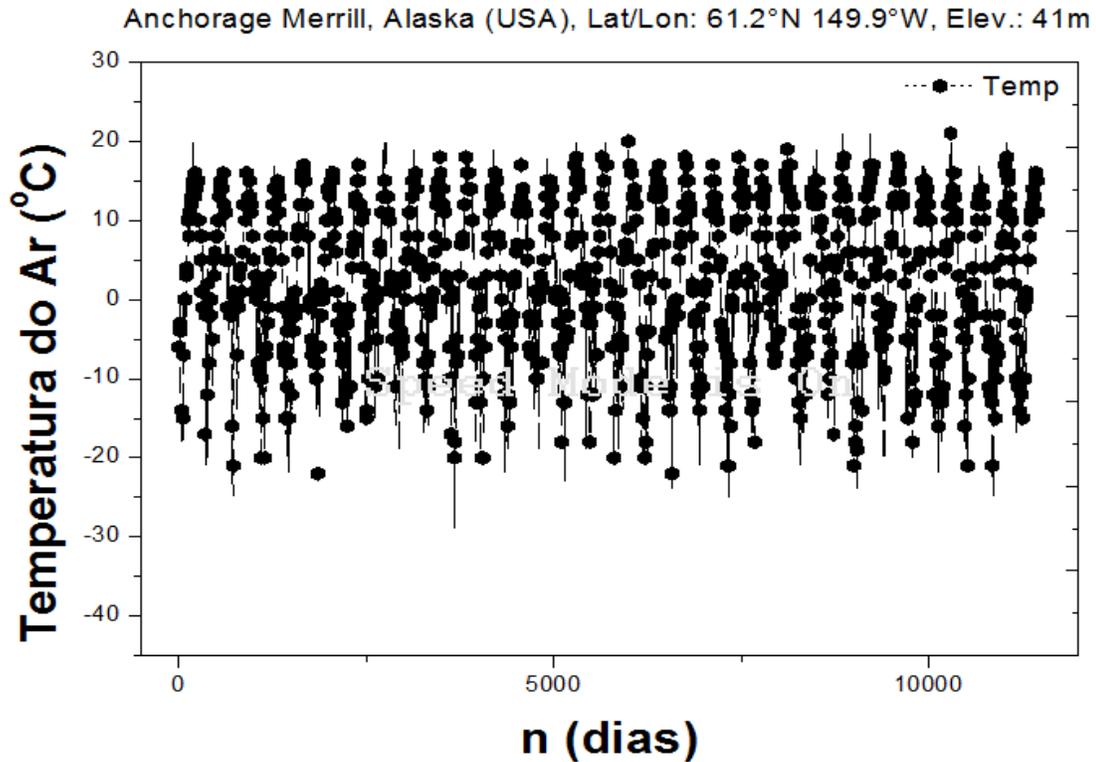


Figura 2.5 Temperatura média diária do ar para o período de janeiro 1979 a agosto de 2010. Fonte: Weather Underground, Inc (2011).

### 2.1.2. Umidade Relativa do Ar

A umidade relativa do ar é o percentual de vapor d'água existente na atmosfera e esta relacionada à quantidade máxima de vapor que o ar é capaz de suportar em uma determinada temperatura (BROWN e DEKAY, 2001). Normalmente, o valor da umidade relativa do ar é denotado em porcentagem, e suas condições variam até a saturação, ou condições supersaturadas, de acordo com a temperatura. De outra forma, podemos dizer que umidade relativa do ar é a relação entre a quantidade de água existente no ar (umidade absoluta) e a quantidade máxima que poderia haver na mesma temperatura (ponto de saturação). A umidade relativa do ar é um dos indicadores usados na meteorologia para realizar previsões do tempo. Essa umidade presente no ar é decorrente de uma das fases do ciclo hidrológico, o processo de evaporação da água. O vapor de água sobe para a atmosfera e se acumula em forma de nuvens, mas uma parte passa a compor o ar

que circula na atmosfera. Quando certo material é exposto a umidade, ele perde ou ganha água para ajustar sua própria umidade a uma condição de equilíbrio com o ambiente. Isso ocorre quando a pressão de vapor da superfície do material se iguala a pressão de vapor de água do ar que o envolve (TREYBAL, 1981).

Segundo o INPE (2012), a umidade absoluta é a razão entre a massa de vapor d'água e o volume total de ar que o contém ( $\text{g/m}^3$ ) e muda com a pressão. A densidade do ar seco, ao nível do mar, é aproximadamente  $1,276 \text{ g/m}^3$ . A umidade absoluta é, em geral, menor que  $0,005 \text{ g/m}^3$ ; isto é menos que 0,5 % em vapor.

A umidade do ar é medida por um instrumento denominado “higrômetro” (figura 2.7) e uma forma de medir a umidade relativa do ar é a razão entre a pressão de vapor de água e a pressão de saturação (INPE, 2012):

$$UR\% = \frac{e}{e_s} * 100, \quad (2.1)$$

onde,  $UR$  é a umidade relativa, e “ $e$ ” refere-se a pressão parcial exercida pelo vapor de água em ar úmido e é expressa em bars (b) ou milibars (mb) (INPE, 2012):

$$1 \text{ b} = 1000 \text{ mb} = 0,987 \text{ atm (pressão atmosférica ao nível do mar)}$$

$$1 \text{ b} = 10^5 \text{ N/m}^2 = 10^5 \text{ Pa} = 0,1 \text{ MPa}$$

$$1 \text{ mb} = 10^2 \text{ N/m}^2 = 0,1 \text{ KPa},$$

e “ $e_s$ ”, é a pressão parcial de vapor d'água na condição de saturação e é dada por (em função da temperatura), demonstrada pela expressão 2.2 e na figura 2.6 (INPE, 2012):

$$e_s = 0,61078 \exp\left(\frac{17,269 \times t}{t + 237,3}\right), \quad (2.2)$$

em que  $e_s$  é em  $\text{KPa}$  e  $t$  é em  $^\circ\text{C}$ .

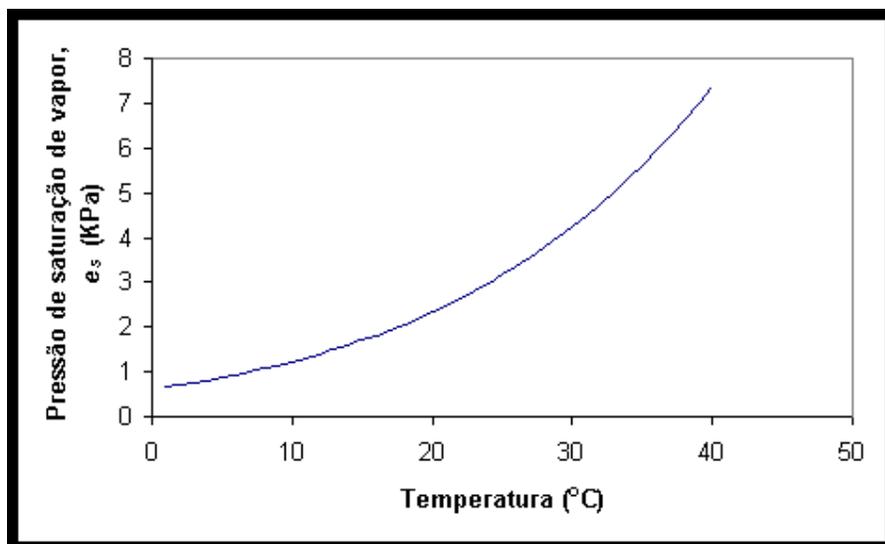


Figura 2.6 Pressão de saturação de vapor  $e_s$  em função da temperatura. Fonte: INPE (2012).

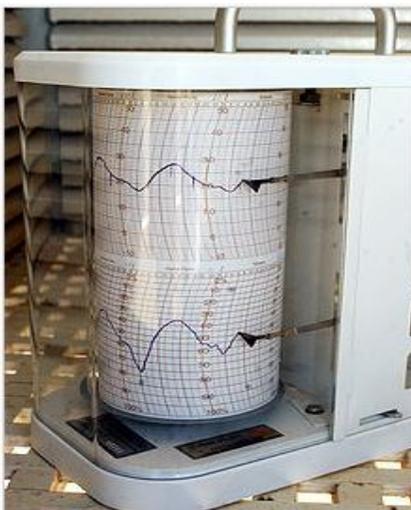


Figura 2.7 Higrômetro, instrumento usado para medir a umidade do ar. Fonte: Wikipédia (2011).

Da mesma maneira que o açúcar se dissolve na água até um limite crítico (em que teremos uma mistura saturada), a água se dissolve no ar até um limite crítico, isto é, tendo como exemplo, um recipiente fechado com ar totalmente seco. Ao se deixar cair uma gota de água dentro deste recipiente totalmente seco, ela evaporará quase que instantaneamente. Isto irá ocorrer com a segunda gota, a terceira e assim

por diante, até que a última não consiga mais evaporar. Diz-se que a mistura ar-água, a essa temperatura, saturou não admitindo mais água. Caso a temperatura aumentar, o recipiente será capaz de receber mais água, até encontrar à saturação para a nova temperatura (CORBELLA e YANNAS, 2003).

A Enciclopédia Britânica Online “CLIMATE” (2011) define que a quantidade de vapor de água (água em estado gasoso ou água presente no ar) presente na atmosfera diz respeito à umidade do ar e caracteriza se o ar é seco ou úmido, podendo variar de um dia para outro. Uma maior quantidade de vapor de água presente na atmosfera favorece a ocorrência de chuvas. Entretanto, uma baixa quantidade de vapor de água na atmosfera, dificulta a ocorrência de chuvas.

A umidade relativa é uma variável que tem a faixa de variação entre 0% (ausência de vapor de água no ar) e 100% (quantidade máxima de vapor de água que o ar pode dissolver, indicando que o ar está saturado). Deste modo, podemos observar que, em regiões onde a umidade relativa do ar se mantém baixa por períodos muito extensos, ocorre a escassez de chuvas. Isto caracteriza uma região de clima seco. Agora, nas regiões com umidade relativa do ar muito alta, favorece a ocorrência de chuva. Um bom exemplo é a cidade de Manaus, a capital amazonense situada na floresta amazônica possui um clima úmido e frequentemente chuvoso (SÓ BIOLOGIA, 2011).

A OMS determina que valores de umidade do ar abaixo de 20% oferecem riscos à saúde, não sendo aconselhável realização de atividades físicas, principalmente em horários de temperaturas mais altas, entre 10 e 15 horas. Segundo a OMS, esta baixa umidade pode causar outros efeitos ao organismo humano, como sangramento nasal em função do ressecamento das mucosas. Entretanto, a umidade do ar elevada em dias quentes também pode levar a problemas de saúde. Isto ocorre porque, com o ar saturado de vapor de água, a evaporação do suor do corpo torna-se difícil, inibindo a perda de calor, e o corpo humano se refresca quando o suor eliminado evapora, retirando calor da pele. Na figura 2.8, mostramos um exemplo de série temporal de umidade relativa do ar, para a cidade de Brasília/DF. Esta figura demonstra que a umidade relativa do ar é maior nos meses do verão, e bem mais seco nos meses do inverno, alcançando em alguns

dias valores abaixo de 20% de umidade relativa do ar, que segundo a OMS, oferecem riscos à saúde, conforme descrito anteriormente.

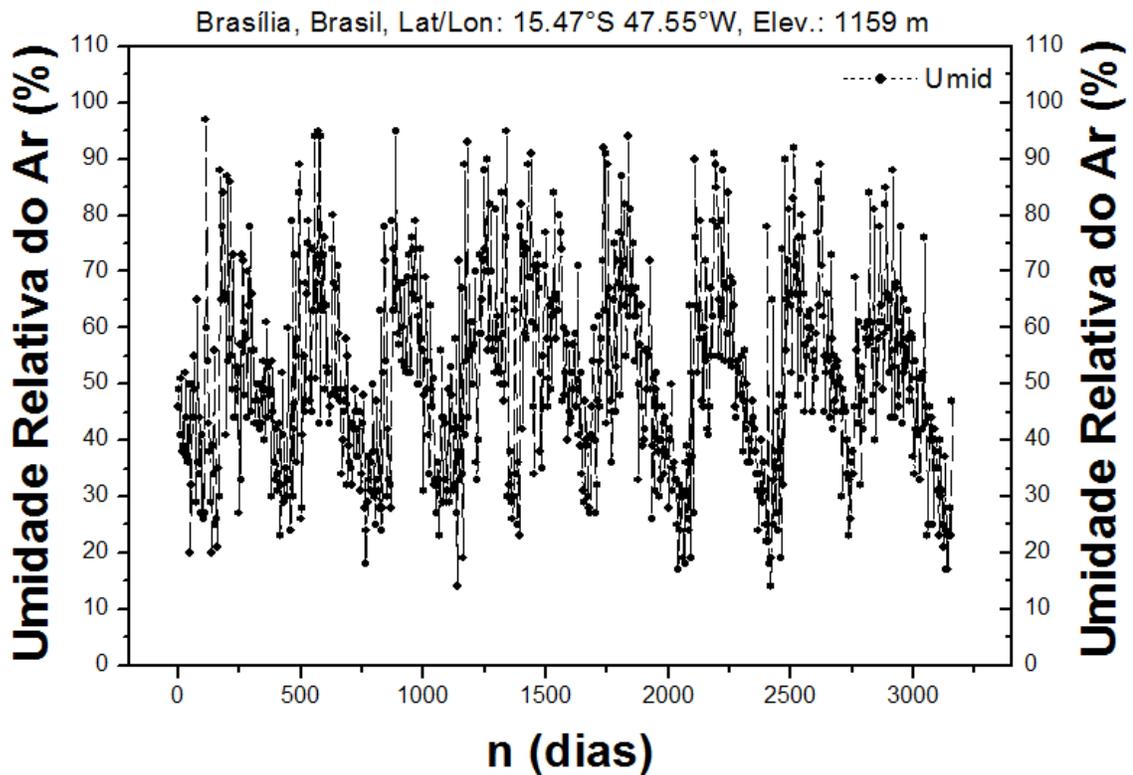


Figura 2.8 Umidade relativa do ar coletados as 16:00 hs UTC, no período: março de 2000 a setembro de 2010. Fonte: INMET (2012).

### 2.1.3. Radiação Solar

Segundo o Proclira (2011) (Projeto científico de inovação para o desenvolvimento tecnológico na promoção e divulgação científica), no centro do Sol, os núcleos de átomos de hidrogênio fundem-se originando núcleos de hélio. E a energia resultante desta reação é radiada para o espaço, e parte dela atinge a atmosfera terrestre. Parte da energia inicial é refletida ou absorvida pela atmosfera. Esta radiação disponível à superfície terrestre divide-se em três componentes:

- Direta: a que vem "diretamente" desde o disco solar;

- Difusa: a proveniente de todo o céu, exceto do disco solar, das nuvens, gotas de água, etc;
- Refletida: proveniente da reflexão no chão e dos objetos circundantes.

A soma das três componentes é denominada como radiação global.

A radiação apresenta-se como uma forma de transferência de calor em que a energia é transferida de um objeto para outro sem que o espaço entre ambos seja, necessariamente, aquecido. No caso da atmosfera, a fonte de calor é o Sol. A energia radiante solar percorre o espaço sob a forma de ondas eletromagnéticas e aquece a superfície terrestre sem causar um aumento significativo da temperatura do ar. As ondas eletromagnéticas não necessitam de um meio de propagação, elas viajam no espaço à velocidade de  $299.792.458 \text{ km.s}^{-1}$  ( $\approx 3 \times 10^8 \text{ m.s}^{-1}$ ), correspondente à velocidade da luz no vácuo ( $c_0$ ); na atmosfera terrestre, a sua velocidade diminui para  $299.710 \text{ km.s}^{-1}$  (PROCLIRA, 2011).

A radiação solar fornece anualmente para a atmosfera da terrestre  $1,5 \times 10^{18} \text{ kW/h}^{-1}$  de energia, atuando como sustentáculo da vida na Terra, e sendo a principal responsável pela dinâmica da atmosfera terrestre e pelas características climáticas do planeta. Aproximadamente, metade desta energia é emitida como luz visível e o restante em infravermelho, como a radiação ultravioleta. Esta radiação ultravioleta (UV), é a radiação eletromagnética, ou os raios ultravioletas com um comprimento de onda menor que a da luz visível e maior que a dos raios X, de 380 a 1 nm. A palavra ultravioleta significa: radiações invisíveis que, no espectro solar, situam-se além do violeta, e cujo comprimento de onda é inferior ao deste. A maior parte da radiação UV emitida pelo sol é absorvida pela atmosfera terrestre. A quase totalidade (99%) dos raios ultravioletas que efetivamente chegam a superfície da Terra são do tipo UV-A. Segundo Dr. Costa (2011), gerente médico e dermatologista da Natura, a radiação UV-A possui intensidade constante durante todo o ano, atingindo a terra praticamente da mesma forma durante o inverno ou o verão. Sua intensidade também não varia muito ao longo do dia, sendo pouco maior entre 10 e 16 horas que nos outros horários. Penetra profundamente na pele, sendo a principal responsável pelo fotoenvelhecimento. Tem importante participação nas fotoalergias e também predispõe a pele ao surgimento do câncer. O UV-A também está presente

nas câmaras de bronzeamento artificial, em doses mais altas do que na radiação proveniente do sol. Costa (2011) atesta também, a existência da radiação UV-B, onde sua incidência aumenta muito durante o verão, especialmente nos horários entre 10 e 16 horas quando a intensidade dos raios atinge seu máximo. Os raios UV-B penetram superficialmente e causam as queimaduras solares. Estes raios são os principais responsáveis pelas alterações celulares que predispõem ao câncer da pele. A radiação infravermelha é uma parte da radiação eletromagnética, cujo comprimento de onda é maior que o da luz visível ao olho do ser humano, porém menor que os da microondas, conseqüentemente tem menor frequência que a da luz visível e maior que o das microondas. O vermelho é a cor de comprimento de onda mais larga da luz visível (Figura 2.9), compreendida entre 700 nanômetros e um milímetro (SOUZA, 2008).

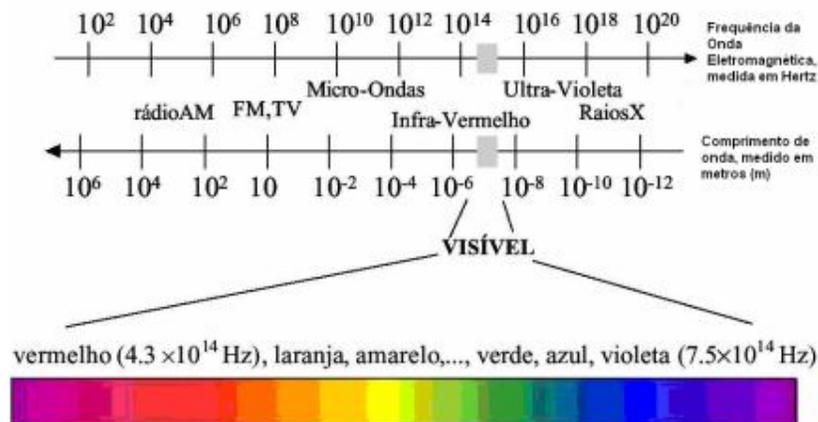


Figura 2.9 Espectro Eletromagnético com destaque para a parte da luz visível. Fonte: (SOUZA, 2008)

Segundo Garcez e Alvarez (1998), o ar puro e seco absorve pouco das radiações de médio e pequeno comprimento de onda, e por isso, a atmosfera é aquecida principalmente nas camadas inferiores graças à “emissão secundária” da superfície terrestre, que transforma energia solar incidente em radiação calorífica de maior comprimento de onda (facilmente absorvida pelo vapor de água, pelo anidrido carbônico e pelas poeiras existentes nos primeiros quilômetros de camada de ar que recobre o globo terrestre). Entretanto, como exceção a isto, a uns 30 km de altitude (figura 2.10), temos a concentração de ozônio que absorve maior parte dos raios

UV, dando origem à chamada camada quente, que desempenha importante papel nas flutuações meteorológicas. Ao chegar á atmosfera terrestre, a intensidade de radiação solar direta diminui, em razão do choque com pequenas partículas (moléculas) de ar e com pó em suspensão e dispersa-se ou desvia-se em várias direções. A dispersão da luz explica a cor do céu. A luz branca é uma mistura de cores, que tem diversos comprimentos de onda, mas nem todos estes sofrem a mesma dispersão. A luz azul e a luz violeta são mais desviadas do que as outras. De dia, o céu é azul porque há mais luz azul desviada para o solo. Pela manhã e ao entardecer, o Sol está baixo no firmamento e a sua luz tem de atravessar uma camada atmosférica mais espessa para chegar até nós. Se olharmos em direção ao Sol, a luz que chega aos nossos olhos perdeu em grande parte as ondas: azul e violeta. Estas cores foram dispersas por pequenas partículas de pó na atmosfera. A luz vermelha e laranja têm maior comprimento de onda, não são desviadas e por isso, o Sol aparece vermelho quando se levanta e quando se põe (CLIMAGORA, 2012).

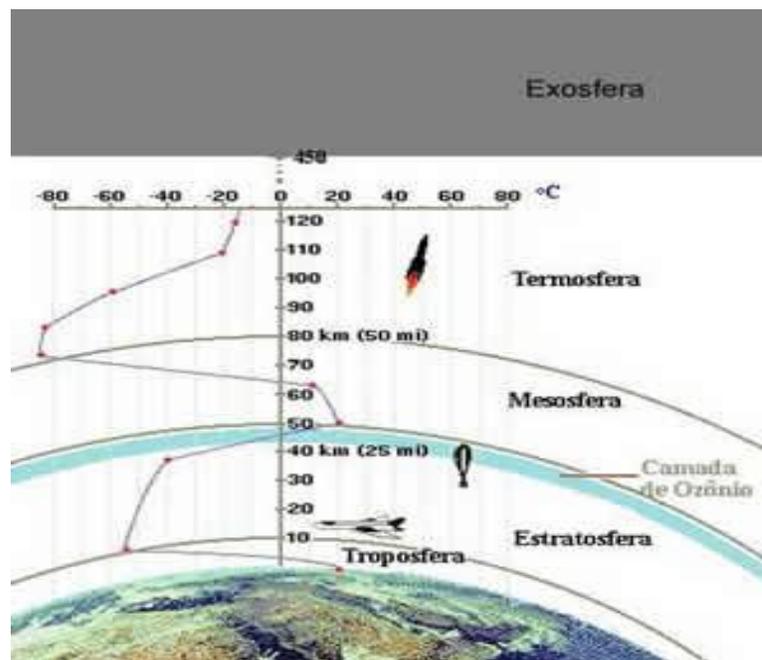


Figura 1.10 Camadas da Atmosfera. Fonte: [www.meteorologia.tripod.com](http://www.meteorologia.tripod.com) (2012).

O cálculo da porcentagem de radiação absorvidas e emitidas pelo sistema Terra-Atmosfera é complexo e extenso, mas pode-se admitir em média, que (MENDONÇA, 2005):

- 21% atingem a Terra diretamente;
- 29% são difundidas pelas nuvens e atinge a Terra indiretamente;
- 31% são refletidas por poeiras e partículas existentes na atmosfera terrestre;
- 19% são absorvidas pelas nuvens e atmosfera.

O INMET possui em sua base de dados, valores de radiação solar medidos em ( $\text{kJ}/\text{m}^2$ ) que são coletados em intervalos de uma hora, através da hora UTC, especificada anteriormente, conforme figura 2.11, referente à cidade de São Paulo/SP. Nesta figura, observa-se claramente que os picos de maior intensidade de radiação solar estão compreendidos entre os meses de outubro a março, que correspondem respectivamente, às estações primavera e verão no Brasil.

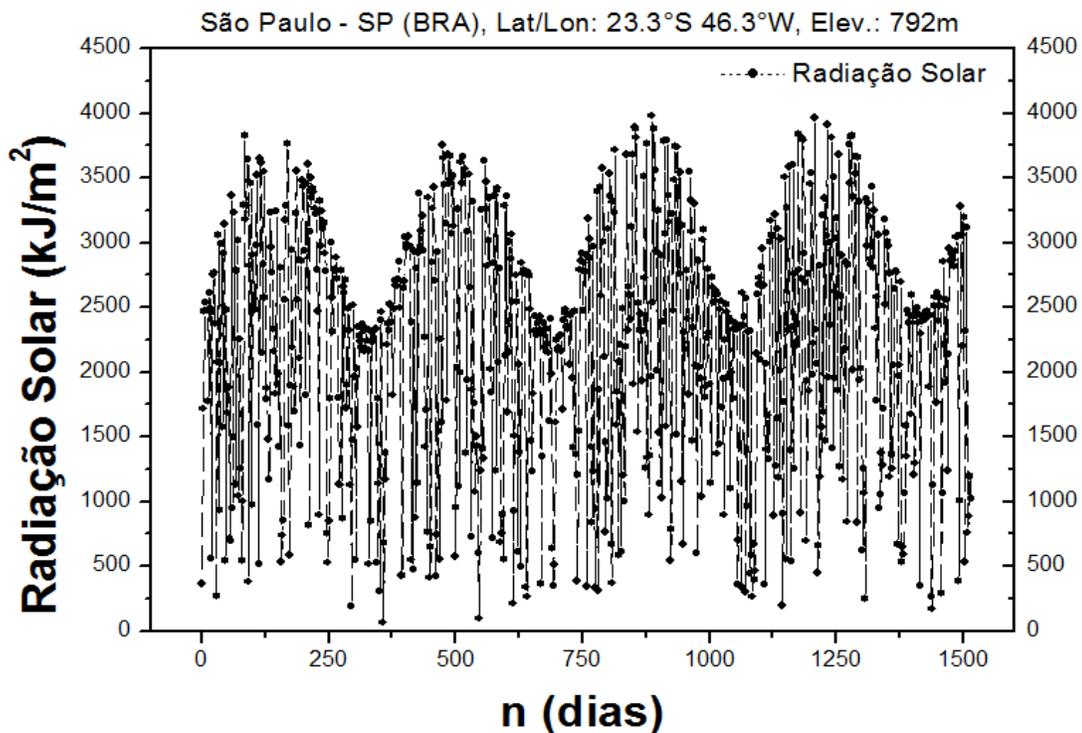


Figura 2.11 Radiação Solar referente à UTC 15:00 hs, período: agosto 2006 a setembro de 2010. Fonte: INMET (2012).

Outros fatores podem influenciar a intensidade de radiação global, como exemplo:

- a) O ângulo formado pela direção do Sol com o plano horizontal da superfície terrestre (altura do Sol), dependendo da posição da Terra na eclíptica (o plano no qual a Terra gira em torno do Sol) e da rotação do planeta em torno de seu eixo imaginário (Figura 2.12);
- b) A orientação e a inclinação da superfície receptora;
- c) A latitude do lugar.



Figura 2.12 Movimentos da Terra. Fonte: [www.portalsaofrancisco.com.br](http://www.portalsaofrancisco.com.br).

#### 2.1.4. Pressão Atmosférica

O Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC) pertencente ao INPE e descreve pressão atmosférica como a força (o peso) que o ar exerce (por unidade de área) sobre uma superfície. Quando aumenta o número de moléculas de ar sobre uma superfície, aumenta a pressão sobre ela. Assim, a pressão diminui

com a altitude, porque a quantidade de moléculas de ar diminuem conforme aumenta a altitude, ou seja, lugares mais altos sofrem menor pressão que as áreas baixas, e as regiões frias sofrem maior pressão do ar do que as regiões quentes. Desta forma, a altitude interfere na pressão atmosférica. Nas áreas de elevada altitude, a pressão diminui; nas áreas de baixa altitude, a pressão aumenta, porque a força ou o peso que ar exerce é maior. Em outras palavras, podemos dizer que em áreas mais baixas tem mais ar acima delas, e, portanto, mais pressão atmosférica.

Da mesma maneira, a temperatura influi na pressão do ar. O ar quente está mais dilatado e o ar frio mais comprimido. Quando faz calor, o ar se expande e conseqüentemente pesa menos. Portanto, as altas temperaturas provocam diminuição de pressão. Quando faz frio, o ar se comprime, tornando-o mais denso. Estando mais denso, o ar pesa mais. Assim, as baixas temperaturas provocam aumento da pressão atmosférica (JUNIOR; SASSON; BEDAQUE, 2009).

Para medir a pressão atmosférica é usado o barômetro, que pode ser de dois tipos básicos: mercúrio e aneróide. O barômetro de mercúrio é o mais preciso, inventado por Torricelli em 1643, consiste de um tubo de vidro com quase um metro de comprimento, fechado em uma extremidade e aberto na outra, preenchido com mercúrio (Hg) (Figura 2.13). A extremidade aberta do tubo é invertida e colocada em um recipiente aberto com mercúrio, assim a coluna de mercúrio desce para dentro do recipiente até que o peso da coluna de mercúrio iguale o peso de uma coluna de ar de igual diâmetro, que se estende da superfície até o topo da atmosfera. Desta forma, a medida de pressão atmosférica refere-se ao comprimento desta coluna de mercúrio. A pressão atmosférica média no nível do mar mede 760 mm Hg (BARBIRATO, SOUZA, TORRES, 2007).

Menos preciso, porém mais portátil que o barômetro de mercúrio, o barômetro aneróide consiste em uma câmara de metal parcialmente evacuada, possui em seu interior uma mola para evitar o seu esmagamento. Esta câmara se comprime quando a pressão cresce e se expande quando a pressão diminui. Estes movimentos são transmitidos a um ponteiro contido em um mostrador calibrado em unidades de pressão (GRIMM, 1999).

Os aneróides são usados em barógrafos, instrumentos que gravam continuamente mudanças de pressão. Sabendo-se que a pressão do ar diminui com a altitude, o barômetro aneróide pode ser calibrado para fornecer altitudes. Tal instrumento é um altímetro.

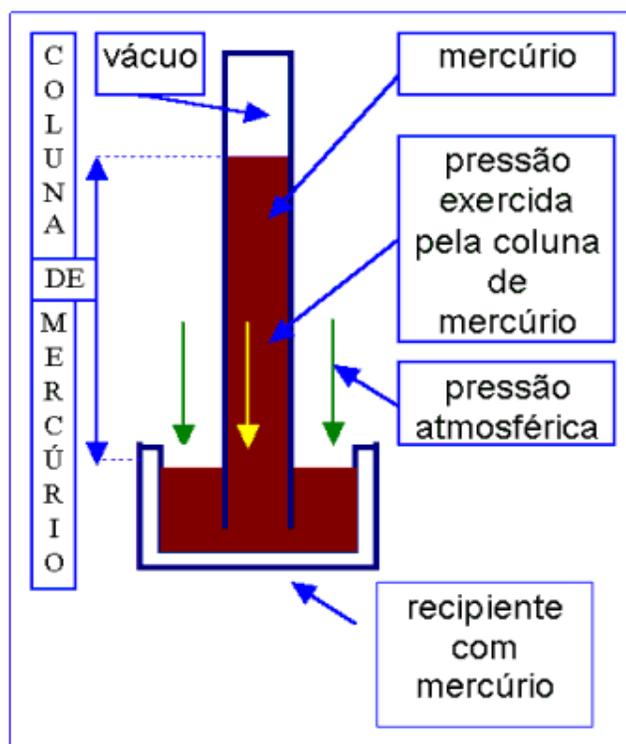


Figura 2.13 Barômetro de Mercúrio, inventado por Torricelli. Fonte: Departamento de Física da Universidade Federal do Paraná (<http://fisica.ufpr.br>).

A pressão atmosférica varia de acordo com a altitude, as radiossondagens de grande precisão mostram que a pressão decresce com a altitude, como mostra a Tabela 2.2 (GARCEZ e ALVAREZ, 1998), produzida pelo Comitê Internacional de Navegação Aérea, calculada para condições médias.

Tabela 2.2 Atmosfera Padrão. Fonte: (GARCEZ, ALVAREZ, 1998).

Altitude (m)	Temperatura (°C)	Pressão (milibars)
0	15,0	1013,2*
1000	8,5	898,7
2000	2,0	794,8
3000	-4,5	701,0
4000	-11,0	616,2
5000	-17,5	540,0
10000	-50,0	264,3
11000	-56,5	226,5

\* Corresponde a 760 mm de mercúrio.

A unidade padrão de pressão no Sistema Internacional (SI) é o Pascal (Pa) ( $N/m^2$ ). Meteorologistas geralmente fazem uso da unidade milibar ( $1 \text{ mb} = 100 \text{ Pa}$ ), mas a unidade Pa é cada vez mais adotada. Usa-se ainda, a unidade milímetros de mercúrio (mmHg) ou polegadas de mercúrio (BARBIRATO; SOUZA; TORRES, 2007).

A pressão atmosférica também é coletada diariamente pelo INMET, esta coleta é realizada em intervalos de hora, conforme série temporal demonstrada na figura 2.14.

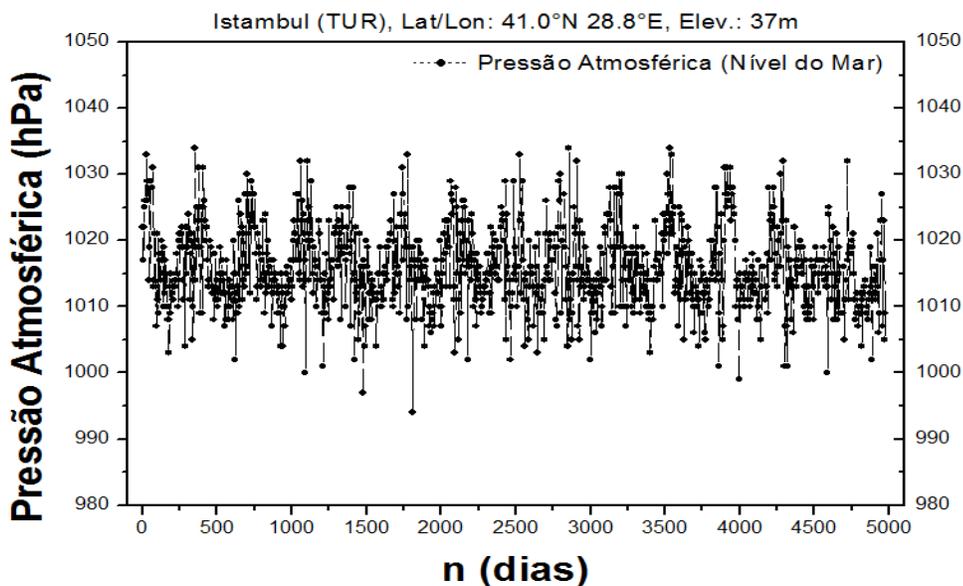


Figura 2.14 Pressão Atmosférica, valores médios diários, período: janeiro 1997 a novembro de 2010. Fonte: Weather Underground, Inc.

### 2.1.5. Velocidade e Direção do Vento

Segundo Tulelis e Nascimento (1984), a diferença de gradiente de pressão atmosférica gera o deslocamento do ar, ou seja, os ventos. Estes, partindo de zonas de maior para as de menor pressão, sofrem influências também do movimento de rotação da Terra, da força centrífuga, bem como da topografia e conseqüente do atrito com a superfície terrestre.

Em relação à velocidade dos ventos (Figura 2.15), existe uma diferença entre os ventos diurnos e noturnos. Esta velocidade tende a aumentar de valor no decorrer do dia, desde ao nascer do sol, até ao meio da tarde, diminuindo novamente após este período, como observado por Parker, Weber e Buckley (2004). Em meses mais quentes, os ventos diurnos são maiores que os noturnos. Esta tendência deve-se ao aquecimento do solo durante o dia, que conseqüentemente vai aquecendo o ar, e este ar mais quente eleva-se, sendo ocupado por um ar mais frio, assim, originando um gradiente térmico. Desta forma, origina-se um gradiente de pressão, causando o deslocamento de ar do ponto de maior pressão para o ponto de menor pressão. À noite, como este gradiente térmico é menor, a velocidade do vento também é menor (SENAMBI, 2004).

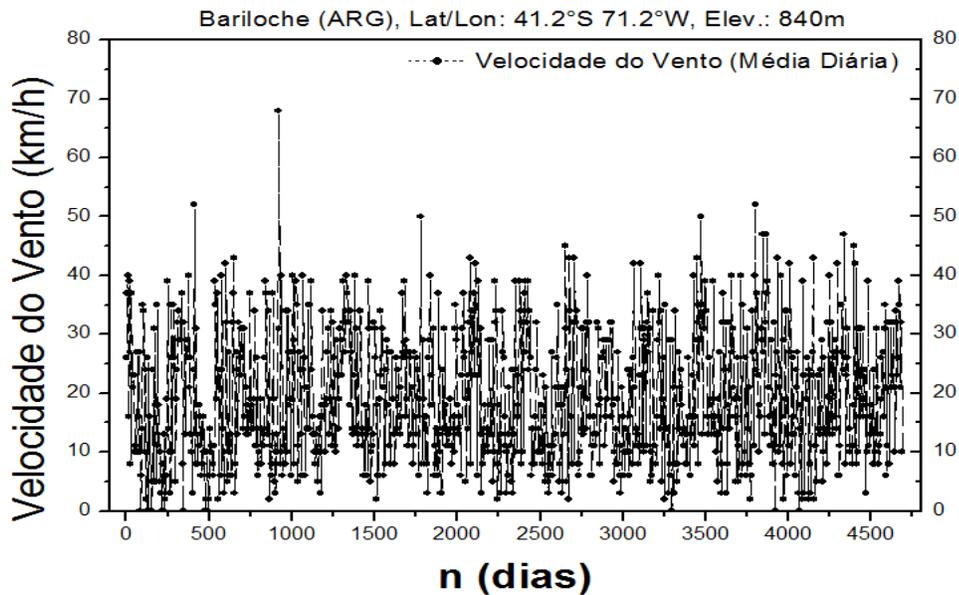


Figura 2.15 Velocidade do Vento, valores médios diários, período: janeiro 1997 a dezembro de 2010. Fonte: Weather Underground, Inc.

Outra medida bem utilizada, diz respeito à direção do vento, que é denominada a partir da direção de onde os ventos sopram, ou seja, um vento norte sopra do norte para o sul, e um vento leste sopra de leste para oeste. Em outras palavras, a direção do vento é definida pelos pontos cardeais e colaterais (N, NE, NO, S, SE, SO, L, O) de onde vem o vento. Estes pontos também são conhecidos como ponto de referência e são de extrema importância para localização e orientação geográfica. Segundo Silvestre (2005), os pontos cardeais correspondem aos pontos básicos para determinar as direções e são concebidos a partir da posição na qual o Sol se encontra durante o dia, assim temos: Norte (N), denominado também de setentrional ou boreal; Sul (S), chamado igualmente de meridional ou austral; Oeste (O ou W), conhecido também como ocidente ou local onde o Sol se põe; e Leste (L ou E), intitulado de oriente ou local do Sol nascente. No entanto, Silvestre (2005) ressalta que, durante o ano, o Sol nasce em pontos distintos, desta maneira não podemos afirmar que o Sol nasce sempre no ponto cardinal leste, mas sim, no lado leste em uma determinada faixa, compreendida entre os trópicos de Câncer e Capricórnio, denominada Faixa Leste. Os pontos colaterais se encontram no meio dos pontos cardeais: Sudeste (entre sul e leste – SE), Nordeste (entre norte e leste – NE), Noroeste (entre norte e oeste – NO) e Sudoeste (entre sul e oeste – SO). Para apresentar estes pontos de referência foi criada a rosa dos ventos, também conhecida como rosa dos rumos e rosa-náutica (SILVESTRE, 2005).

Dentre os instrumentos de medição do vento, podemos citar alguns, como, o catavento tipo *Wild*, utilizado para medir a direção do vento; o anemômetro de canecas, que fornece uma medida precisa da velocidade horizontal do vento; o anemógrafo universal, registra tanto a direção como a velocidade do vento e a biruta (Figura 2.16), que informa a direção do vento (GRIMM, 1999).

A direção do vento é bastante variável no tempo e no espaço, em função da situação geográfica do local, da rugosidade da superfície, do relevo, da vegetação e da época do ano (VENDRAMINI, 1986).



Figura 2.16 Biruta, equipamento utilizado para determinar a direção do vento. Fonte: [www.americanas.com.br](http://www.americanas.com.br)

Segundo Munhoz e Garcia (2008), a direção predominante do vento foi caracterizada por meio de uma análise de frequência das observações diárias, para cada um dos doze meses do ano, utilizando-se a seguinte expressão:

$$f(x) = \frac{n}{N} * 100, \quad (2.3)$$

onde,  $f(x)$  é a frequência de ocorrência do vento em uma determinada direção,  $n$ , corresponde ao número de ocorrências de uma determinada direção e  $N$ , determina o número total de observações.

### 2.1.6. Precipitações Atmosféricas (Chuva)

O CPTEC/INPE (2012) relata que, a precipitação atmosférica refere-se ao conjunto de águas originadas do vapor de água atmosférico que cai sobre a superfície da terra, em estado líquido ou sólido. Este conceito engloba não somente a chuva, mas também a neve, o granizo, o nevoeiro, o sereno e a geada.

Por ser relativamente simples de se medir, a chuva, existem em várias estações meteorológicas, históricos de mais de 200 anos na Europa, e em torno de 50 anos no Brasil, permitindo uma análise estatística confiável e de grande utilidade (CPTEC/INPE, 2012).

Para medir a quantidade de chuva utiliza-se um aparelho denominado Pluviômetro (Figura 2.17). Este aparelho recolhe a chuva por um funil no alto de um recipiente e é medida em um cilindro graduado.



Figura 2.17 Pluviômetro. Fonte: [www.sempresustentavel.com.br](http://www.sempresustentavel.com.br)

A quantidade de chuva é medida no pluviômetro em milímetros, onde um milímetro de chuva corresponde a um litro de água por metro quadrado. Assim, quando o noticiário relata uma quantidade de 5 milímetros de chuva na cidade de Salvador, significa que se a água desta chuva fosse recolhida em uma piscina ou qualquer outro recipiente fechado, formaria uma camada de água com cinco milímetros de altura ou cinco litros de água por metro quadrado (CPTEC/INPE, 2012).

As nuvens são formadas por aerossóis constituídos de gotículas de água (em estado líquido ou sólido) com diâmetros que variam entre 1 e 3 centésimos de milímetro (0,01 a 0,03 mm), espaçadas de cerca de 1 mm entre si, sendo mantidas em suspensão pelo efeito da turbulência ou de correntes de ar ascendentes. Estas gotículas possuem 0,5 a 1 g de água por metro cúbico de ar. As gotículas de água das nuvens são envolvidas pelo ar, próximo ao estado de saturação, correspondendo a uma umidade de 1 a 6 g por metro cúbico, nas temperaturas

correspondentes às altitudes em que são formadas as nuvens. Normalmente, a quantidade total de água existente nas nuvens, no estado sólido e de vapor, não ultrapassa 2 a 3 g por metro cúbico (ver tabela 2.3) (CPTEC/INPE, 2012).

**Tabela 2.3 Diâmetros e características por tipo de precipitação (segundo Réménierás). Fonte: (GARCEZ e ALVAREZ, 1998).**

Tipo de Precipitação	Intensidade (mm/h)	Diâmetro médio das gotas (mm)	Velocidade de queda para os diâmetros médios (m/s)
Nevoeiro	0,25	0,20	--
Chuva leve	1 a 5	0,45	2,0
Chuva forte	15 a 20	1,50	5,5
Tempestade	100	3,00	8,0

### **2.1.7. Causas da Variabilidade Climática**

Segundo o CPTEC/INPE (2012), instituto que monitora e realiza previsões climáticas sobre o Brasil, e dissemina estas informações através do Boletim de Informações Climáticas (INFOCLIMA, 2012), o El Niño, é o nome dado por pescadores do Peru, ao fenômeno que atinge a costa do país e causa grandes danos, principalmente aos pescadores. Este fenômeno tem duração média de 12 a 18 meses em intervalos de 2 a 7 anos, apresentando diferentes intensidades. O fenômeno causa mudanças climáticas em diferentes partes do mundo, como exemplo, secas no sudeste asiático, invernos mais quentes na América do Norte e temperaturas elevadas na costa oeste da América do Sul. Estas mudanças descritas ocorrem devido ao aumento da temperatura na superfície do mar, nas águas do pacífico equatorial, principalmente em sua região oriental. Este fator faz a pressão atmosférica da região diminuir e a temperatura do ar aumentar no pacífico oriental. Nesta parte do mundo, estes fatores causam uma mudança drástica de direção e velocidade dos ventos em nível global, fazendo com que as massas de ar mudem de comportamento em várias regiões do planeta (CPTEC/INPE, 2012).

No Brasil, os efeitos do El Niño causam prejuízos e benefícios. Entretanto, os danos são bem superiores aos benefícios, sendo a agricultura o setor mais prejudicado. O fenômeno atinge todo o país, sendo a região sul a mais afetada. Em

cada ocorrência do El Niño, é observado na região sul um grande aumento de chuvas, com um acréscimo de até 150% de precipitação em relação ao índice normal, principalmente na primavera, fim do outono e começo do inverno. Desta maneira, nos meses de safra o aumento da chuva atrapalha a colheita, causando grandes prejuízos aos agricultores. No nordeste e no leste da Amazônia ocorre uma diminuição no índice de chuvas. O sertão nordestino pode ficar sem registro de chuva por meses, sendo que algumas secas podem durar até 2 anos em períodos de El Niño (CPTEC/INPE, 2012).

Opondo-se ao El Niño, existe a ocorrência de um fenômeno denominado de La Niña. Segundo o INFOCLIMA (2012), de forma geral, pode-se dizer que La Niña é o oposto do El Niño, pois temperaturas habituais da água na superfície do mar nesta região encontram-se em torno de 25° C, ao passo que, durante a La Niña, tais temperaturas diminuem para cerca de 23° C a 22° C. Estas águas mais frias estendem-se por uma estreita faixa, com largura de cerca de 10° de latitude ao longo do Equador, desde a costa Peruana até aproximadamente 180° de longitude no Pacífico Central. Assim como o El Niño, a La Niña também pode variar de intensidade, como no intenso episódio ocorrido em 1988/89, o resfriamento das águas superficiais foi mais lento que o normal, ou seja, foram necessários dois meses para a temperatura superficial do Pacífico diminuir 3,5° C. Em contrapartida, no ano de 1998, o Pacífico Tropical teve uma queda similar de temperatura, mais este resfriamento ocorreu em apenas um mês (INFOCLIMA, 2012). Na ocorrência dos fenômenos La Niña, os ventos alísios são mais intensos que a média climatológica. O Índice de Oscilação Sul (indicador atmosférico que mede a diferença de pressão atmosférica à superfície, entre o Pacífico Ocidental e o Pacífico Oriental) apresenta valores positivos, assim indicam a intensificação da pressão no Pacífico Central e Oriental, em relação à pressão no Pacífico Ocidental. Este episódio, geralmente se inicia em meados de um ano, atinge intensidade máxima no final daquele ano e dissipa-se em meados do ano seguinte (INFOCLIMA, 2012).

De acordo com o histórico de ocorrência destes dois fenômenos, observa-se que o La Niña apresenta maior variabilidade, enquanto o El Niño demonstra um

padrão mais consistente. Os principais efeitos no Brasil com a ocorrência do La Niña são (INFOCLIMA, 2012):

- Passagens rápidas de frentes frias sobre a região Sul, apresentando uma tendência de diminuição da precipitação entre os meses de setembro a fevereiro, principalmente no estado do Rio Grande do Sul, além de atingir o centro-nordeste da Argentina e Uruguai;
- No inverno, temperaturas próximas da média climatológica ou ligeiramente abaixo da média na região Sudeste;
- Na região Nordeste, principalmente no litoral da Bahia, Sergipe e Alagoas, observa-se a chegada de frentes frias;
- Uma tendência de chuvas abundantes no leste e norte da Amazônia;
- Na região semi-árida do Nordeste, com possibilidade da ocorrência de chuvas acima da média.

Deve-se ressaltar que estas chuvas somente ocorrem, se simultaneamente ao La Niña, as condições atmosféricas e oceânicas sobre o Oceano Atlântico mostrarem-se favoráveis, isto é, com temperatura da superfície do mar acima da média no Atlântico Tropical Sul e abaixo da média no Atlântico Tropical Norte (INFOCLIMA, 2012).

Os fenômenos El Niño e La Niña são oscilações normais das temperaturas da superfície do mar, nas quais o homem não tem domínio e não pode intervir. São ocorrências naturais, variações normais do sistema climático da Terra, que ocorrem há milhares de anos e continuarão ocorrendo, independente da vontade humana (INFOCLIMA, 2012).

Outro fator muito divulgado e discutido nos últimos anos, diz respeito ao “efeito estufa”, caracterizado pelo aquecimento da atmosfera mais baixa, o efeito dos gases atmosféricos sobre o balanço entre a radiação solar e a radiação terrestre. Esta radiação é facilmente absorvida pela superfície da Terra, pois a atmosfera é transparente a grande parte desta radiação, especialmente à luz visível. A

superfície terrestre reemite parte desta energia, mas como a superfície terrestre é mais fria, este reenvio de energia ocorre em baixas frequências, principalmente nos comprimentos de onda mais longos do infravermelho. Alguns gases (principalmente vapor d'água e gás carbônico) absorvem e reenviam grande parte dessa radiação de comprimento de onda longo de volta para Terra. Desta forma, esta radiação, de comprimento de onda longo, não escapa da atmosfera terrestre, ajudando assim, a mantê-la aquecida. Este processo é essencial para nosso planeta, pois sem ele, a Terra seria gélida, com temperatura em torno de  $-18^{\circ}\text{C}$  (CARBONBRASIL, 2011).

O efeito estufa atmosférico recebeu este nome, por ser semelhante ao efeito gerado pelas estufas de vidro usadas por fazendeiros e floristas, no intuito de “segurar” a energia solar (figura 2.18). O vidro das estufas é opaco às radiações ultravioletas e infravermelhas, mas transparente às ondas da luz visível, permitindo que a luz visível entre na estufa, impedindo os comprimentos de onda mais longos de deixá-la. Desta maneira, os comprimentos de onda curtos da luz solar atravessam o telhado e são absorvidos pelas plantas e pelo solo no interior da estufa. As plantas e o solo emitem ondas de infravermelho com comprimentos de onda longos, mas esta energia não consegue atravessar o vidro e sair, aquecendo o interior da estufa (DE MOURA, 2007).



Figura 2.18 Efeito Estufa. Fonte: [www.rudzerhost.com](http://www.rudzerhost.com) (2012).

Atualmente, um dos maiores problemas ambientais, refere-se ao excesso dos chamados “gases do efeito estufa”, como dióxido de carbono, que retêm mais energia, tornando a Terra mais quente (HEWITT, 2002), e se relacionam com as causas antropogênicas. Uma das características do planeta Terra é a interdependência das partes que o formam. E esta conexão é geral, e muito complicada de se compreender de forma isolada. Quando o homem provoca alterações em seu ambiente, notadamente altera o seu meio. E irá alterar também, parcialmente o clima circundante. O clima alterado mudará o caráter do solo e da vegetação ao redor, e por sua vez, esta mudança do solo e da vegetação culminará em posteriores alterações do clima local (HEWITT, 2002). Logo, observando desta maneira, torna-se difícil eleger uma única ação isolada como a principal causadora das mudanças climáticas mundiais. Pode-se prever que, o conjunto de todos os fatores citados acima, entre muitos outros não contemplados neste texto, formam o conjunto de intervenções humanas responsáveis pelas mudanças climáticas e dos meios físicos da terra. O imprevisível é determinar se este conjunto de intervenções acarretará em conseqüências imediatas, de pequena ou larga escala, sazonal ou mundial ou se levará a extinção da vida humana na terra.

## **2.2. Séries Temporais, Métodos de Análise e Coeficiente de Correlação Cruzada $\rho_{DCCA}$**

### **2.2.1. Definição de Série Temporal**

Uma série temporal é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo (MORETTIN e TOLOI, 2004). Uma série temporal pode ser denotada por  $S_1, S_2, S_3, \dots, S_T$ , onde  $S_i$  indica a variável em questão e  $T$  o seu tamanho. Vários fenômenos de natureza física, biológica, econômica, entre outros, podem ser incluídos nesta categoria.

Pode-se citar como exemplos de séries temporais:

- I. Valores diários de temperatura coletadas na cidade de Salvador, na Bahia;
- II. Precipitações atmosféricas mensais coletadas na cidade de Londres, na Inglaterra;
- III. Índices diários da bolsa de valores de Nova York, nos Estados Unidos da América;
- IV. Valores diários de umidade média na cidade Buenos Aires, na Argentina;
- V. Índices de radiação solar diária na cidade de Feira de Santana-BA, no Brasil.
- VI. Registro de marés no Porto de Santos-SP;

Uma série temporal pode ser contínua quando as observações são realizadas continuamente no tempo ou discreta quando as observações são realizadas em tempos específicos, geralmente equiespaçados.

Por outro lado, pode-se obter uma série temporal discreta, através da amostragem de uma série contínua em intervalos de tempos  $\Delta t$  iguais. Assim, as séries contínuas podem ser “discretizadas”, isto é, seus valores são registrados em certos intervalos de tempo. Desta maneira para analisar a série contínua (VI) será necessário amostrá-la em intervalos de tempo de uma hora, por exemplo, assim, convertendo a série contínua observada no intervalo  $[0, T]$ , em uma série discreta com  $N$  pontos, onde  $N = \frac{T}{\Delta t}$ . Outra situação é observada na série (II), onde o valor da série num dado instante é obtido acumulando-se (ou agregando-se) valores em intervalos de tempos iguais (MORETTIN e TOLOI, 2004).

Segundo Morettin e Tolo (2004), existem basicamente dois enfoques na análise de series temporais (AST). Em ambos, o objetivo é construir modelos para as séries, com propósitos determinados. No primeiro, os modelos propostos são paramétricos, com números finitos de parâmetros, como modelo paramétrico pode-

se citar o Modelo Autoregressivo Integrado e de Média Móvel (ARIMA). No segundo, os modelos propostos são não-paramétricos.

As análises dependem da sequência de dados estar ordenada no tempo, não necessariamente espaçadas igualmente e a AST tem como objetivo descrever e analisar os comportamentos passados da série, visando à compreensão do comportamento da série e a conseqüente previsão de movimentos futuros (FONSECA, MARTINS e TOLEDO, 1985). De posse de uma série temporal, podemos estar interessados em:

- a) Investigar o mecanismo gerador da série temporal;
- b) Fazer previsões de valores futuros da série, que podem ser de curto, médio e longo prazo;
- c) Descrever apenas o comportamento da série; através da construção de gráficos, a verificação de tendências, ciclos e sazonalidades, podem ser ferramentas úteis;
- d) Procurar comportamentos relevantes nos dados;

Para todos os casos, seja nos modelos probabilísticos ou nos modelos estocásticos, estes são construídos no domínio temporal ou de frequências.

Nas mais diversas situações, envolvem o conceito de sistema dinâmico, denotado por uma série de entrada  $X(t)$ , uma série de saída  $Z(t)$  e uma função de transferência  $v(t)$  (Figura 2.19) (MORETTIN e TOLOI, 2004).

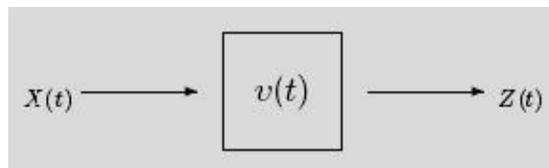


Figura 2.19 Sistema dinâmico: Fonte: Morettin e Toloi, (2004).

Uma importante particularidade descrita por Morettin e Toloi (2004), são os sistemas lineares, onde a saída é relacionada com a entrada através de um

funcional linear envolvendo  $v(t)$ . Um exemplo típico é o chamado modelo de função de transferência (BOX; JENKINS e REINSEL, 2004), expressa por:

$$Z(t) = \sum_{\tau=0}^{\infty} v(\tau)X(t - \tau) \quad (3.1)$$

Assim, surge o interesse em:

- a) Estimar a função de transferência  $v(t)$ , conhecendo-se as séries de entrada e saída;
- b) Fazer previsões da série da série  $Z(t)$ , com o conhecimento de observações da série de entrada  $X(t)$ ;
- c) Estudar o comportamento do sistema, simulando-se a série de entrada;
- d) Controlar a série de saída  $Z(t)$ , de modo a trazê-la o mais próximo possível de um valor desejado, ajustando-se convenientemente a série de entrada  $X(t)$ ; este controle é necessário devido a perturbações que normalmente afetam um sistema dinâmico.

Uma característica importante de uma série temporal, diz respeito a estacionariedade, ou seja, desenvolvendo-se aleatoriamente no tempo ao redor de uma média constante, caracterizando alguma forma de equilíbrio estável. Na prática, a maioria das séries apresenta alguma forma de não-estacionariedade. Podemos citar algumas séries não-estacionárias que geralmente apresentam tendências, como as séries financeiras e econômicas, onde a série flutua ao redor de uma reta, com inclinação positiva ou negativa (tendência linear). Outra forma encontrada é a série não estacionária explosiva, como o crescimento de uma colônia de bactérias (MORETTIN e TOLOI, 2004).

Uma série pode mudar de nível e/ou de inclinação durante sua trajetória, como observado na figura 2.20, onde observamos que, a inclinação do gráfico muda bruscamente no verão, em relação ao inverno.

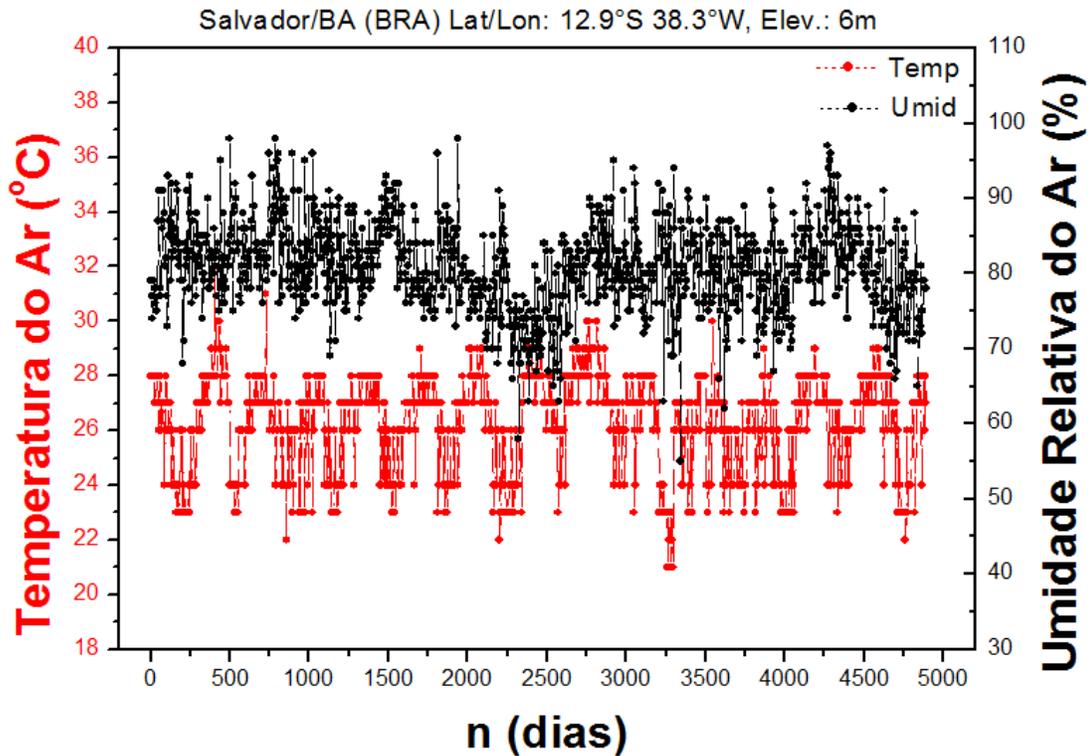


Figura 2.20 Série não-estacionária quanto ao nível e inclinação. Fonte: INMET (2012).

A maioria dos modelos de séries cronológicas são considerados lineares estacionários fracos, como modelos auto-regressivos (AR), modelos de médias móveis (MA) e modelos mistos (ARMA). Há outros modelos capazes de descrever estatisticamente séries estacionárias e não estacionárias, como o modelo ARIMA. Desde que não apresentem comportamento explosivo (MORETTIN e TOLOI, 2004).

Segundo Morettin e Tolo, 2004, a maioria dos procedimentos de AST supõem que estas séries sejam estacionárias, para isto, é necessário transformar os dados originais, caso estes não formem uma série estacionária. A transformação mais simples consiste em calcular as diferenças sucessivas da série original, até encontrar uma série estacionária. Desde modo, a primeira diferença de  $Z(t)$  é definida por

$$\Delta Z(t) = Z(t) - Z(t - 1) \quad (3.2)$$

a segunda diferença é

$$\Delta^2 Z(t) = \Delta[\Delta Z(t)] = \Delta[Z(t) - Z(t-1)], \quad (3.3)$$

ou seja,

$$\Delta^2 Z(t) = Z(t) - 2Z(t-1) + Z(t-2). \quad (3.4)$$

de modo geral, a  $n$ -ésima diferença de  $Z(t)$  é

$$\Delta^n Z(t) = \Delta[\Delta^{n-1} Z(t)] \quad (3.5)$$

Normalmente, calcular uma ou duas diferenças sucessivas para cada série é suficiente para que se torne estacionária (Figura 2.21) (MORETTIN e TOLOI, 2004). A figura 2.21 demonstra que a série referente ao cálculo das diferenças sucessivas (preto), calculado apenas uma vez, diminui acentuadamente as oscilações em relação a série original (vermelho), assim, estabilizando a série. Caso seja necessário diminuir ainda mais as oscilações, deve-se repetir o cálculo das diferenças sucessivas para a nova série encontrada.

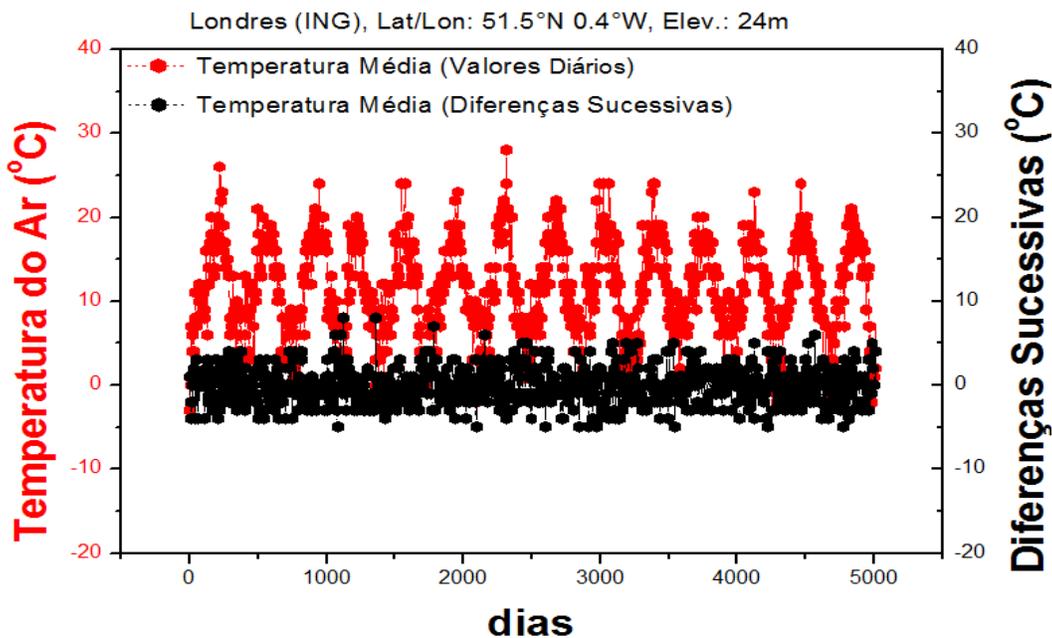


Figura 2.21 Temperatura Média do Ar e diferenças sucessivas, calculadas apenas uma vez. Fonte: Weather Wunderground Inc. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

Os motivos básicos para a transformação dos dados originais de uma série temporal são: salientar o efeito sazonal e estabilizar a variância. Para Morettin e Tolo (2004), outro motivo para transformar os dados é obter uma série mais próxima de uma distribuição simétrica, aproximadamente normal, em que  $\mu = 0$  (média igual a 0) e  $\sigma^2 = 1$  (variância igual a 1).

Uma importância de se fazer análise de séries temporais está no fato de podermos estudar processos estocásticos. Para Morettin e Tolo (2004), seja  $T$  um conjunto arbitrário, então um processo estocástico é uma família  $Z = \{Z(t), t \in T\}$ , tal que, para cada  $t \in T$ ,  $Z(t)$  é uma variável aleatória. Desde modo, podemos considerar que um processo estocástico é uma família de variáveis aleatórias (v.a.) definidas em um mesmo espaço de probabilidades ( $\Omega$ ). Logo, para cada  $t \in T$ ,  $Z(t)$  existe uma v.a. real definida sobre  $\Omega$ . A figura 2.22 mostra que em cada  $t \in T$ , tem-se uma v.a.  $Z(t, \omega)$ , com uma distribuição de probabilidades, neste sentido, é possível que a função densidade de probabilidade  $f_z(Z)$  no instante  $t_1$  seja diferente de  $f_z(Z)$  no momento  $t_2$ .

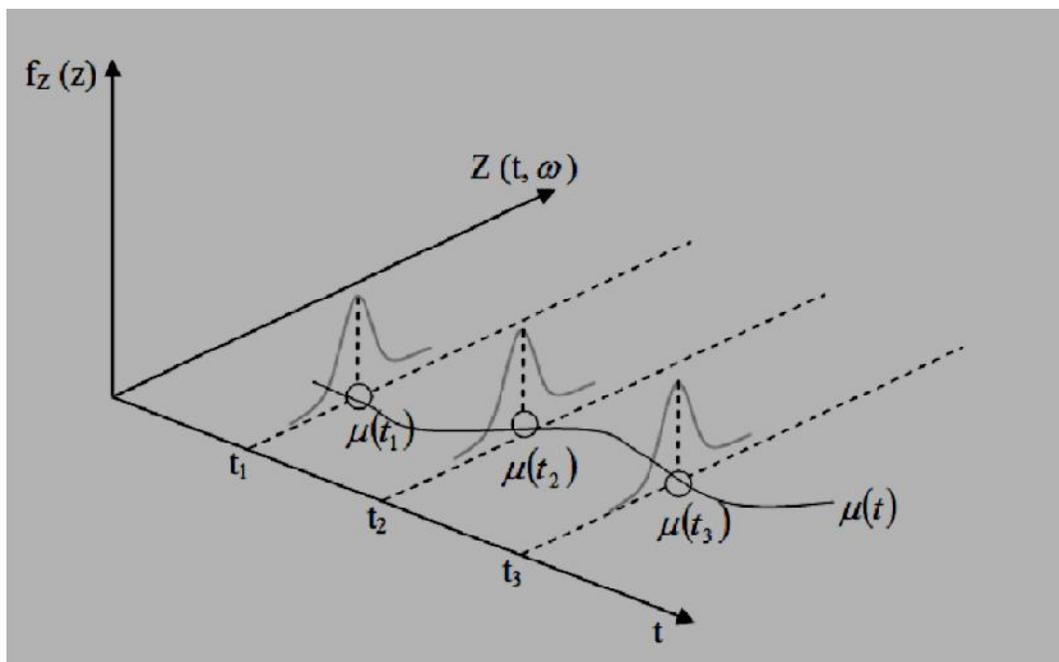


Figura 2.22. Um processo estocástico interpretado como uma família de variáveis aleatórias. Fonte: Morettin e Tolo, (2004).

Portanto, para cada  $\omega \in \Omega$  fixado, uma função  $t$  é obtida, ou seja, uma trajetória do processo ou uma série temporal. Aqui vamos definir o conjunto de todas as possíveis trajetórias (ensemble), como as realizações de  $Z(t, \omega)$  descritos por  $Z^{(1)}(t_1), Z^{(2)}(t_2), \dots, Z^{(n)}(t_n)$ .

Existem várias formas de analisar uma distribuição de probabilidade. Uma maneira segundo Morettin e Tolo (2004) é encarar a distribuição de probabilidade  $Z(t, \omega)$ , para um  $t$  fixo, levando em consideração a proporção de trajetórias que passam por uma “janela” de amplitude  $\Delta t$ . Esta proporção será  $f_Z(Z)\Delta t$ , onde  $\Delta t = t_j - t_{(j-1)}$ , com  $j$  variando de  $1, \dots, n$  pontos da série (MACHADO FILHO, 2009), como demonstrado na figura 2.23.

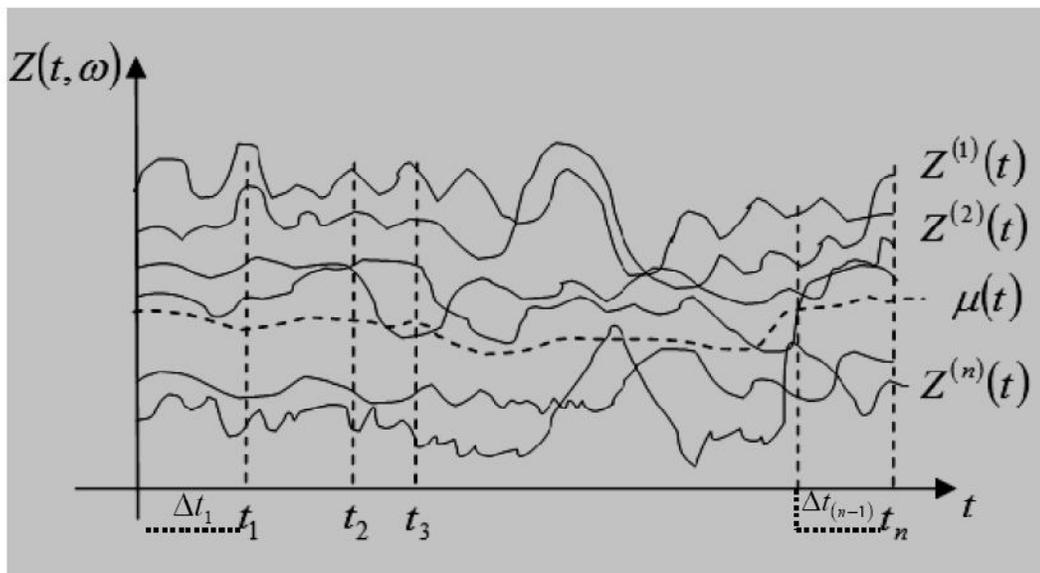


Figura 2.23 Um processo estocástico interpretado como uma família de trajetórias. Fonte: Morettin; Tolo (2004). Nota: Adaptado por (MACHADO FILHO, 2009).

Temos assim, o conjunto dos valores  $\{Z(t), t \in T\}$  denominado espaço dos estados do processo estocástico, e são chamados estados os valores de  $Z(t)$ .

Um processo estocástico está estatisticamente determinado quando é conhecida suas funções de distribuição, até a  $N$ -ésima ordem (MACHADO FILHO, 2009). Entretanto, na prática não conhecemos estas distribuições.

Para descrever séries temporais podemos utilizar modelos estocásticos. Assim, é necessário analisar determinadas classes de processos estocásticos. Uma relevante classe corresponde aos processos estacionários. Um processo estacionário define-se por um processo que apresenta média constante, com equilíbrio em seu desenvolvimento. Por exemplo, as medidas das vibrações de um avião em regime estável de vôo horizontal, durante seu cruzeiro constituem um exemplo de processo estacionário. Um processo estocástico  $Z = \{Z(t), t \in T\}$  é considerado estritamente estacionário, se todas as distribuições finito-dimensionais permanecem as mesmas sob translações no tempo, ou seja:

$$F(z_1, \dots, z_n; t_1 + \tau, \dots, t_n + \tau) = F(z_1, \dots, z_n; t_1, \dots, t_n), \quad (3.6)$$

para quaisquer  $t_1, \dots, t_n, \tau$  de  $T$ . Um processo estocástico é considerado fracamente estacionário, se (MORETTIN e TOLOI, 2004):

$$E\{Z(t)\} = \mu(t) = \mu, \text{ constante, para todo } t \in T; \quad (3.7)$$

$$E\{Z^2(t)\} < \infty, \text{ para todo } t \in T; \quad (3.8)$$

$$\gamma(t_1, t_2) = Cov\{Z(t_1), Z(t_2)\} \text{ é uma função de } |t_1 - t_2|. \quad (3.9)$$

Supomos que, de posse de observações de uma série temporal (Figura 2.24) no momento  $t$ , e necessitamos prever o valor da série no instante  $t+h$ , sendo que  $t$  é a origem e  $\hat{Z}_t(h)$  indicará a previsão de  $Z(t+h)$ , de origem  $t$  e horizonte  $h$ . Portanto podemos definir o erro quadrático médio pela expressão (MORETTIN e TOLOI, 2004), como

$$EQM = \left[ Z(t+h) - \hat{Z}_t(h) \right]^2 \quad (3.10)$$

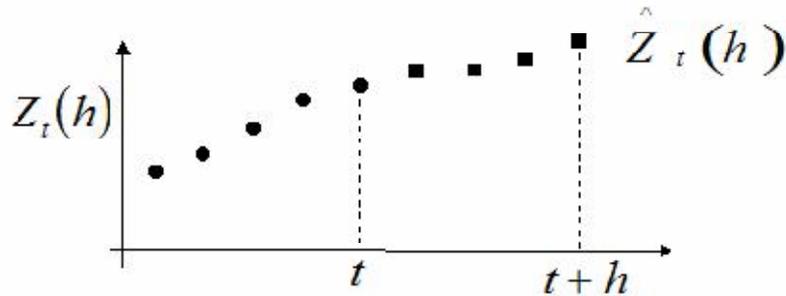


Figura 2.24 Observações de uma série temporal com previsões de origem  $t$  e horizonte  $h$ . Fonte: Morettin e Tolo (2004).

Assim, dado o modelo que descreva uma ST até o momento  $t$  e considerando que temos o objetivo de minimizar a expressão acima, obteremos uma fórmula para  $\hat{Z}_t(h)$ . Segundo Morettin e Tolo (2004), para tornar uma série estacionária, podemos tomar diferenças. No caso de séries econômicas e financeiras poderá ser necessário aplicar antes, à série original, alguma transformação não-linear, como a logarítmica ou, de forma geral, uma transformação da forma denominada transformação de Box-Cox (1964).

$$Z_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - c}{\lambda}, & \text{se } \lambda \neq 0, \\ \log Z_t, & \text{se } \lambda = 0, \end{cases} \quad (3.11)$$

Nas ST, a previsão pode ser classificada como de curto, médio e longo prazo, isto está associado ao valor do horizonte de previsão. Entretanto, independente do horizonte de previsão (curto, médio ou longo prazo), não existe um consenso entre os estudiosos sobre o horizonte máximo de previsão, estando este correlacionado com o grau de previsibilidade da ST, e também, com o erro de previsão. Outro fator importante, diz que a qualidade da previsão de um determinado modelo, não pode ser sustentada quando forem identificadas mudanças significativas geradas a partir

da origem, em relação às utilizadas para a construção do modelo (MACHADO FILHO, 2009).

Normalmente, os modelos de previsão de ST estão baseados na suposição de que, observações passadas contêm propriedades sobre o padrão de comportamento da ST. Neste caso, o método tem como objetivo estabelecer a diferença entre o padrão de qualquer ruído que possa estar contido nas observações, e a partir daí, utilizar esse padrão para prever valores ou movimentos futuros da série (MACHADO FILHO, 2009).

Existem também outros modelos paramétricos de análise, sendo os mais utilizados, os modelos: AR, ARMA, ARIMA e ARFIMA.

### 2.2.2. Tendências em séries temporais

A tendência indica o comportamento “de longo prazo” da série, isto é, se ela permanece estável, crescente ou decrescente e indica a velocidade destas variações. As tendências mais comuns são constantes, lineares e quadráticas, como ilustrado na figura 2.25 (BARROS, 2003 apud GUTIÉRREZ, 2003).

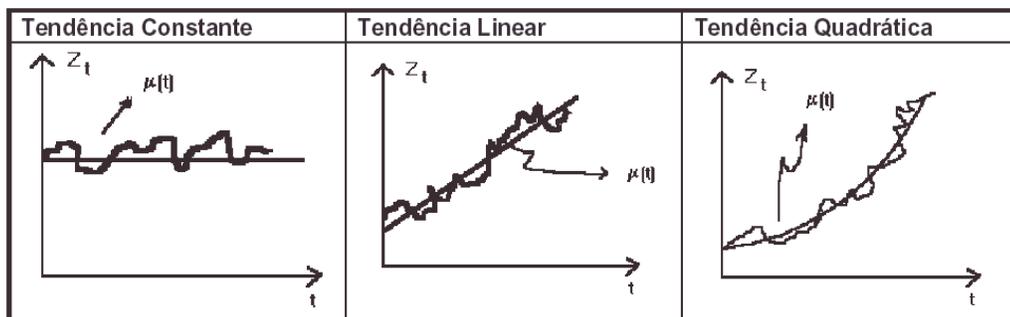


Figura 2.25 Tendências de uma série temporal. Fonte: (BARROS, 2003 apud GUTIÉRREZ, 2003).

Entre os vários métodos destinados a estimação de tendência  $T_t$ . Os mais utilizados destinam-se a:

- (I) ajustar uma função do tempo, com um polinômio, uma função exponencial ou outra função de  $t$ ;
- (II) suavizar (ou filtrar) as observações da série ao redor de um ponto, visando a estimação da tendência naquele ponto;
- (III) suavizar, através de sucessivos ajustes de retas de mínimos quadrados ponderados (“lowess”), as observações da série.

Aplicando um dos procedimentos citados acima, podemos estimar a tendência através de  $\hat{T}_t$  obtendo uma série ajustada ou livre de tendência, ou seja,

$$Y_t = Z_t - \hat{T}_t . \quad (3.12)$$

Uma técnica utilizada para estimação de tendência ( $T_t$ ) em uma ST é o ajuste de uma curva aos valores observados da série para fazer previsões. As funções mais utilizadas são: a exponencial, a logística e um polinômio de grau  $m$ . Desta forma, supondo que a tendência ( $T_t$ ) de uma série possa ser representada pelo seguinte polinômio de grau  $m$  (MORETTIN e TOLOI, 2004).

$$T_t = \beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \dots + \beta_{m,t^m} , \quad (3.13)$$

onde o grau  $m$  do polinômio é bem menor que o número de observações  $N$ . Na estimação dos parâmetros  $\beta_j$ , o método geralmente utilizado é o Método dos Mínimos Quadrados. Assim, podemos realizar previsões para valores futuros de uma série por meio de um modelo estimado através do método dos mínimos quadrados para  $T_t$ , utilizando  $\hat{T}_t$  como estimador linear para série.

Outra forma conhecida para eliminar a tendência de uma série é o procedimento de tomar diferenças, geralmente, pela primeira diferença, isto é (MORETTIN e TOLOI, 2004):

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}. \quad (3.14)$$

### 2.2.3. Periodicidade em séries temporais

Na série, a sazonalidade corresponde às oscilações de queda e subida, ocorrendo em um determinado período de tempo. Existem duas componentes: a cíclica e a sazonal, a diferença entre elas é que a primeira possui movimentos previsíveis, ocorrendo em intervalos regulares de tempo, enquanto que a sazonal possui movimentos que tendem a ser imprevisíveis ou irregulares (MORETTIN e TOLOI, 2004).

Geralmente, consideramos uma série temporal como a adição de três componentes, isto é,

$$Z_t = T_t + S_t + a_t, \quad (3.15)$$

com  $t=1,2,3\dots N$ . Neste caso  $T_t$  representa a tendência,  $S_t$  representa a sazonalidade, enquanto  $a_t$  é a componente aleatória, de média zero e variância constante  $\sigma_a^2$ . No modelo acima, o interesse principal é estimar  $S_t$  e construir uma série livre de sazonalidade, ou sazonalidade ajustada. Assim, objetivando estimar a tendência, podemos utilizar  $\hat{S}_t$  como uma estimativa de  $S_t$  através da série sazonalmente ajustada abaixo (MORETTIN e TOLOI, 2004).

$$Z_t^{SA} = Z_t - \hat{S}_t \quad (3.16)$$

De acordo com Morettin e ToloI (2004), ao estimar a componente sazonal estamos cometendo erro de ajuste sazonal, expresso por

$$\delta_t = S_t - \hat{S}_t. \quad (3.17)$$

O procedimento de ajuste sazonal é importante se for capaz de minimizar o erro de ajustamento. Desta forma, denomina-se como sazonalidade em uma série temporal, eventos que ocorrem em intervalos constantes e regulares como, as vendas realizadas no período de janeiro a dezembro ano a ano. Entretanto, é difícil definir o que seja sazonalidade, tanto do ponto vista conceitual como estatístico.

Na estimação da sazonalidade, quando a ST apresenta sazonalidade estocástica, ou seja, varia com o tempo, classicamente o método de médias móveis é usado. Considere a Tabela 3.1, que representa observações de uma série temporal com  $p$  anos. Utilizando a notação da tabela para calcular a média mensal, encontraremos às seguintes expressões:

**Tabela 3.1 Observações de uma série temporal com  $p$  anos. Fonte: Morettin e Tolo, 2004.**

Anos	Jan 1	Fev 2	Mar 3	...	Dez 12	Médias
1	$Z_{11}$	$Z_{12}$	$Z_{13}$	...	$Z_{1,12}$	$\bar{Z}_1$
2	$Z_{21}$	$Z_{22}$	$Z_{23}$	...	$Z_{2,12}$	$\bar{Z}_2$
⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮
$p$	$Z_{p1}$	$Z_{p2}$	$Z_{p3}$	...	$Z_{p,12}$	$\bar{Z}_p$
Médias	$\bar{Z}_1$	$\bar{Z}_2$	$\bar{Z}_3$	...	$\bar{Z}_{12}$	$\bar{Z}$

$$\bar{Z}_i = \frac{1}{12} \sum_{j=1}^{12} Z_{ij}, \quad i = 1, \dots, p, \quad (3.18)$$

$$\bar{Z}_j = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p Z_{ij}, \quad j = 1, \dots, 12, \quad (3.19)$$

$$\bar{Z} = \frac{1}{12p} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^{12} Z_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Z_t. \quad (3.20)$$

Neste caso, o modelo pode ser escrito como  $Z_t = T_t + S_t + a_t$  com  $t=12i + j=0,1,\dots, p-1, j=1,\dots,12$ , existindo “p” anos. Desta forma, podemos escrever  $\bar{Y}_j$  como:

$$\bar{Y}_j = \frac{1}{p-1} \sum_{i=1}^{p-1} Y_{12i+j}, \quad j = 1,\dots,6, \quad (3.21)$$

$$= \frac{1}{p-1} \sum_{i=0}^{p-2} Y_{12i+j}, \quad j = 7,\dots,12, \quad (3.22)$$

a série livre de sazonalidade é  $Z_t^{SA} = Z_t - \hat{S}_t$ .

#### 2.2.4. Função de Autocorrelação (FAC)

A função de autocorrelação (FAC) é a autocovariância padronizada, sendo relevante quando o propósito é caracterizar uma ST em relação a sua interdependência temporal, ou seja, quando se deseja mensurar a interdependência existente entre observações de uma ST. A função de autocorrelação tem como objetivo medir a correlação entre observações defasadas por períodos de uma ST com n observações. Assim, o coeficiente de autocorrelação ou a correlação serial de defasagem (amplitude)  $k$  ( $r_k$ ) é definida pela equação (MACHADO FILHO, 2009).

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2} \quad \text{com } k = 0,1,2,\dots \quad (3.23)$$

A equação (3.23) demonstra a covariância da série na defasagem  $k$  dividida pela variância da série, onde  $\bar{x}$  é o valor médio das observações e  $n$  representa o comprimento da série, determinadas pela variação temporal  $k$ .

Os valores de  $r_k$  são adimensionais, e variam de -1 a 1. Assim, para interpretação dos valores  $r_k$  devemos considerar as seguintes situações (MACHADO FILHO, 2009):

- a)  $0 < r_k \leq 1$ , existe autocorrelação positiva na série;
- b)  $-1 < r_k \leq 0$ , existe autocorrelação negativa na série;
- c)  $r_k = 0$ , não existe autocorrelação na série.

Para estas correlações devem ser calculadas as variações de  $k = 1, 2, \dots, j$ , onde  $j$  não deve exceder o valor  $n/4$  (BOX; JENKINS, 1976, apud, BALLINI, 2000), sendo possível representar a relação  $r_k$  contra  $k$  graficamente através de um correlograma.

A FAC também é utilizada para identificar a memória da série, ou seja, identificar se a ST possui memória longa ou curta. Entretanto, ela é adequada para detecção de memória, no caso de termos uma série estacionária (MACHADO FILHO, 2009).

### **2.3. Modelos para análise de memória de longo alcance em séries não estacionárias**

Existem várias metodologias para evidenciar a existência de correlação em séries temporais (TAQQU *et al.*, 1995). Entre os diversos modelos pode-se citar: análise R/S de Hurst (1951); os métodos: *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) (PENG; BULDYREV; HAVLIN; SIMONS; STANLEY; GOLDBERGER, 1994); *Detrended Cross-Correlation Analysis* (DCCA) (PODOBNIK e STANLEY, 2008); e o coeficiente *Detrended Cross-Correlation Analysis* –  $\rho_{DCCA}$  (ZEBENDE, 2011), como veremos a seguir.

#### **2.3.1. Estatística de Hurst (Modelo R/S)**

Harold E. Hurst (1880 - 1978) foi um hidrólogo que passou parte de sua vida dedicando-se a descrição dos problemas relacionados aos reservatórios de água do rio Nilo (FEDER, 1988). Seu objetivo era o estudo da otimização dos fluxos de água do rio Nilo, para que o reservatório observado não transbordasse e nem ficasse vazio. Hurst percebeu em suas observações que as cheias e as vazões do rio Nilo

caracterizavam-se como um processo estocástico. Assim, em 1951 Hurst propôs a análise estatística  $R/S$ , “*rescaled range*” que significa a divisão da amplitude sobre o desvio padrão. Este estudo sobre os problemas de dimensionamento das represas está representado no livro *Long-Term Storage: An Experimental Study* (HURST; BLACK e SIMAIKA, 1965) (Figura 2.26).

Hurst utilizou esta estatística para constatar ou não a presença de memória de longo alcance nas ST observadas. A estatística  $R/S$ , de maneira geral, consiste em se observar os valores máximos e mínimos das cheias e vazantes do rio Nilo (sendo esta diferença o *range*) e dividir tal valor pelo desvio padrão das vazões. O valor obtido é a estatística  $R/S$  (MALAVOGLIA, 2009). Todavia, segundo Hurst (1951), é necessário efetuar este cálculo várias vezes para uma série, ou seja, não apenas dividir a amplitude total de uma série por seu desvio padrão. Deve-se dividir a série observada em séries menores e para cada uma destas subdivisões, calcula-se a amplitude e dividi-se pelos respectivos desvios padrão. Assim, para cada subdivisão da série é obtido um valor da estatística  $R/S$ . Nestes estudos, Hurst observou uma relação entre o tamanho da amostra e a estatística  $R/S$ , esta relação demonstra que a estatística  $R/S$  é igual a metade da quantidade de observações elevado a um coeficiente, que posteriormente foi denominado por Mandelbrot como “coeficiente de Hurst”, em homenagem ao seu criador.

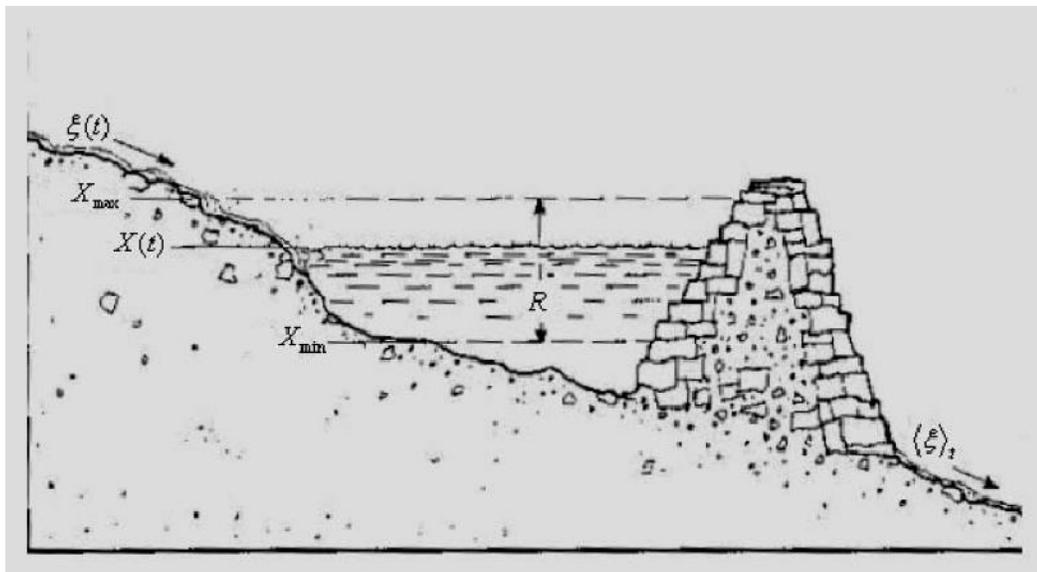


Figura 2.26 Modelo do reservatório Hurst (1951) cálculo do  $R(r)$ . Fonte: Feder (1988).

A estatística R/S de Hurst consiste em mensurar os volumes máximos e mínimos do reservatório (amplitude) e através do cálculo do desvio-padrão dos fluxos de água em um determinado período de tempo  $\tau$ , assim, R/S seria a razão entre a amplitude ( $R_\tau$ ) e o desvio padrão ( $S_\tau$ ) das vazões de água (Figura 2.26), que é um valor adimensional. Ao realizar esta estatística para diversos períodos de tempo, através deste modelo, Hurst constatou que a estatística R/S apresentava uma função de relacionamento com o número de observações do cálculo, inclusive para outros fenômenos naturais (SOUZA; TABAK; CAJUEIRO, 2006).

Segundo Machado Filho (2009), na modelagem do reservatório, Hurst (1951) considerou os seguintes passos:

- I) Determina-se a média  $\langle \xi \rangle_\tau$  do influxo de água no período  $\tau$  dado por:

$$\langle \xi \rangle_\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} \xi(t), \quad (3.24)$$

onde  $\xi(t)$  apresenta o influxo de água no reservatório no instante de tempo  $t$ .

- II) Determina-se a variação da média para  $\nu$ . De modo que a soma da variação acumulada da média, para os períodos de 1 à  $\tau$  é demonstrada por

$$X(t, \tau) = \sum_{\nu=1}^t [\xi(\nu) - \langle \xi \rangle_\tau], \quad (3.25)$$

onde  $\langle \xi \rangle_\tau$  representa a média de todos os pontos da série no período  $\tau$ , e  $t$  representa um tempo entre o primeiro período ( $t=1$ ) e o último período ( $t=\tau$ ).

- III) Calcula-se a diferença entre o valor máximo e o mínimo de  $X(t)$  no período  $\tau$  (Figura 2.27), isto é

$$R(\tau) = \text{Max}[X(t, \tau)] - \text{Min}[X(t, \tau)] \quad \text{Para} \quad 1 \leq t \leq \tau \quad (3.26)$$

IV) Divide-se  $R(\tau)$  pelo desvio padrão  $S(\tau)$ ,

$$R/S = \frac{R(\tau)}{S(\tau)}, \quad (3.27)$$

onde,

$$S(\tau) = \sqrt{\frac{1}{\tau} \left( \sum_{t=1}^{\tau} [\xi(t) - \langle \xi \rangle_{\tau}]^2 \right)}. \quad (3.28)$$

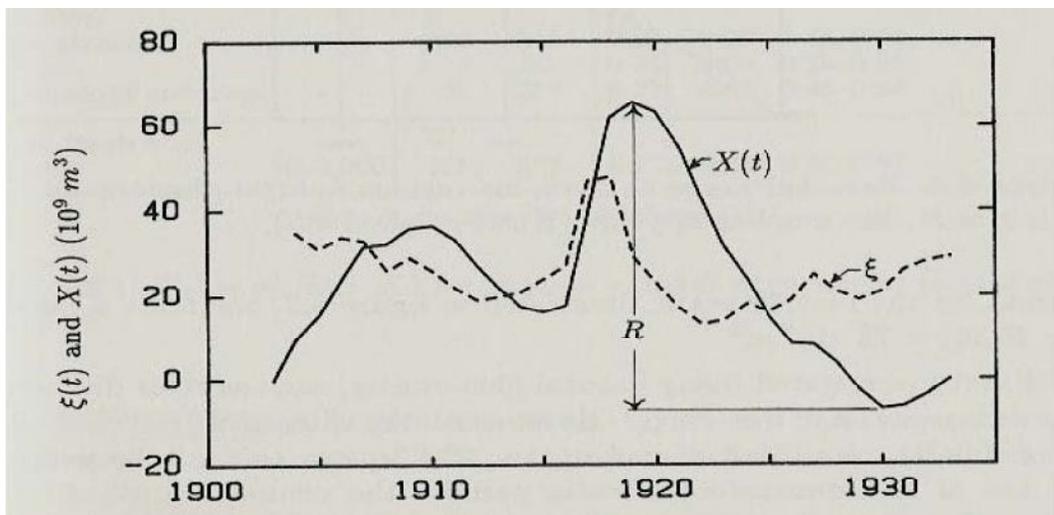


Figura 2.27 Modelo do reservatório de Hurst (1951), cálculo de  $X(t, \tau)$ . Fonte: Feder (1988).

Se para tamanhos distintos de  $(\tau)$ , a relação  $R/S$  seguir uma lei de potência, então tem-se

$$R/S = (\tau/2)^H, \quad (3.29)$$

onde  $H$  é denominado coeficiente de Hurst.

Souza, Tabak e Cajueiro (2006) ressaltaram que na série em que não seja detectada a presença de memória de longo alcance, devem ser dadas as seguintes interpretações: não deve existir um processo dinâmico que correlacione os eventos passados e futuros, o que representaria um processo aleatório (*random walk*); e o processo existe, mas com uma memória muito curta para que um evento observado possa influenciar o próximo evento.

O coeficiente de Hurst possui variação de valores compreendidos entre 0,0 e 1,0. Se o coeficiente encontrado na série possuir valor igual a 0,5, a série é denotada como descorrelacionada. Quando  $H$  estiver compreendido  $0,5 < H \leq 1,0$  diz-se que a série apresenta comportamento persistente. Para  $H$  variando de  $0,0 \leq H < 0,5$ , pode-se inferir que a série apresenta comportamento de antipersistência. Neste caso um aumento na tendência de uma série implicará em uma redução futura, ou uma redução na série tenderá por um aumento futuro (FEDER, 1988). A estatística  $R/S$  aplicada por Hurst em 1951 em hidrologia, é usada em diversas áreas da ciência como, por exemplo, estudo de temperaturas globais, volatilidade de ativos financeiros entre outras (MORETTIN, 2008).

### **2.3.2. Método DFA**

O método *Detrended Fluctuation Analysis (DFA)* (PENG; BULDYREV; HAVLIN; SIMONS; STANLEY; GOLDBERGER, 1994), ou seja, análise de flutuações retirando tendências, pode ser aplicado para verificar correlações de longo alcance em séries temporais não-estacionárias. O DFA é uma evolução da análise  $R/S$ , mostrando-se melhor que a análise de Hurst (HU; IVANOV; CHEN; CARPENA; STANLEY, 2001), onde os pesquisadores compararam ambos os métodos para quantificar a escala do comportamento de sinais ruidosos para uma grande quantidade de correlações e estimaram esta gama de escalas onde a performance do método DFA é ótima.

Para comprovar a robustez do método DFA, no Brasil existem vários trabalhos desenvolvidos em diversas áreas do conhecimento, como exemplo: em estudo de climatologia (PEDRON, 2007; DA SILVA; STOSIC; STOSIC, 2008; TALKNER e WEBER, 2000), no mercado financeiro (FAVARO e ONODY, 2006;

CREPALDI, 2007; CREPALDI; FERREIRA, 2007; SIQUEIRA JÚNIOR; BEJAN; STOSIC, 2008), em sistemas biológicos (OLIVEIRA, 2002; NOGUEIRA; ROSAS; FORTANARI, 2003; BATISTA, 2006; FIGUEIRÊDO, 2006; SANTOS *et al.*, 2006; OLIVEIRA *et al.*, 2006; POLI e GOGOY, 2006; ROMAN-CAMPOS e DESTRO-FILHO, 2007; TAKAKURA, 2007; GALHARDO *et al.*, 2008; NASCIMENTO, 2008; NASCIMENTO *et al.*, 2008) em computação científica (ZEBENDE, 1999; PORTUGAL, 2006), em séries de demandas de passageiros e veículos no sistema Ferry Boat de Salvador/BA (MACHADO FILHO, 2009), em mercados de capitais (MANTEGNA e STANLEY, 1995; LIU *et al.*, 1999; MANTEGNA e STANLEY, 2000), em computação científica (ZEBENDE; DE OLIVEIRA; PENNA, 1998), em fenômenos físicos (ZEBENDE *et al.*, 2004), em séries biológicas (PENG; BULDYREV; HAVLIN; SIMONS; STANLEY; GOLDBERGER, 1994; PENG *et al.*, 1995; PENG *et al.*, 1998; RUTHERFORD *et al.*, 2003; MARÍA; ESCÓS; ALADOS, 2004; GOMIS *et al.*, 2004; PERAZZO; FERNANDEZ; WILLSHAW, 2004; JOSPIN, 2004; NAVARRETE; VERA-GRAZIANO; ROSALES, 2005; GOMIS *et al.*, 2006), entre outros campos de aplicação.

Para aplicação do método DFA, segundo Peng *et al.* (1994), é necessário seguir os seguintes passos como a seguir:

Em posse de uma série temporal  $s_i$ , por exemplo, temperatura média do ar coletada diariamente, com  $i$  variando de 1 a  $N$  (número total de pontos da série) (Figura 2.28), faz-se:

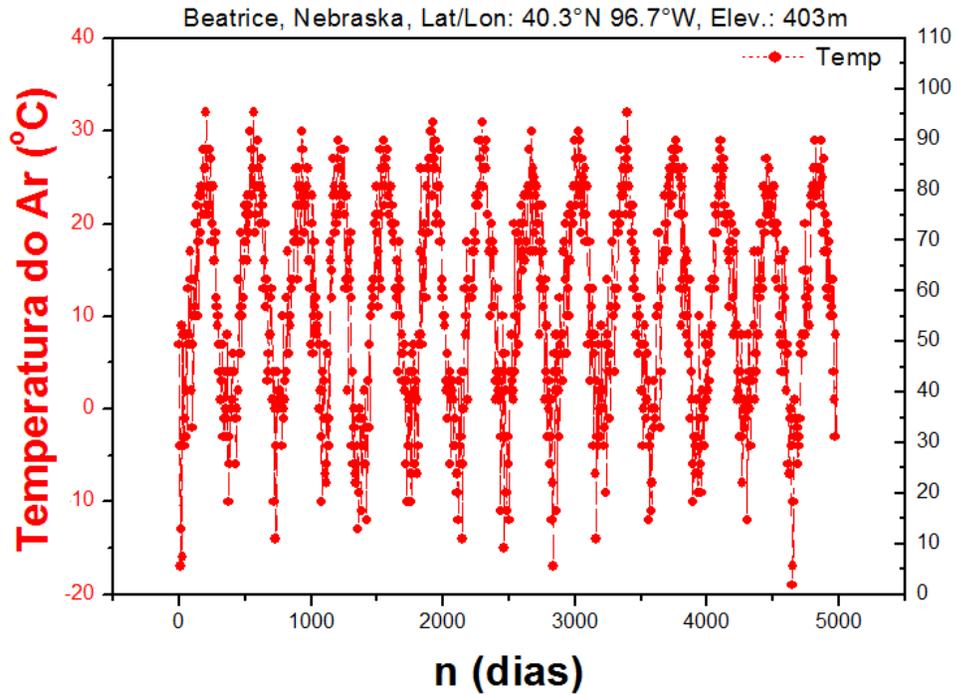


Figura 2.28 Série da Temperatura Média registrada diariamente em Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 - 2010. Fonte: Weather Underground, Inc.

Passo 1: Calcula-se a somatória do desvio padrão de cada registro  $s_i$  em relação à incidência média na série completa, assim, obtendo a série integrada  $y(k)$  (Figura 2.29) por:

$$y(k) = \sum_{i=1}^k s_i - \langle s \rangle, \quad (3.30)$$

onde  $\langle s \rangle$  é valor médio de  $s_i$ .

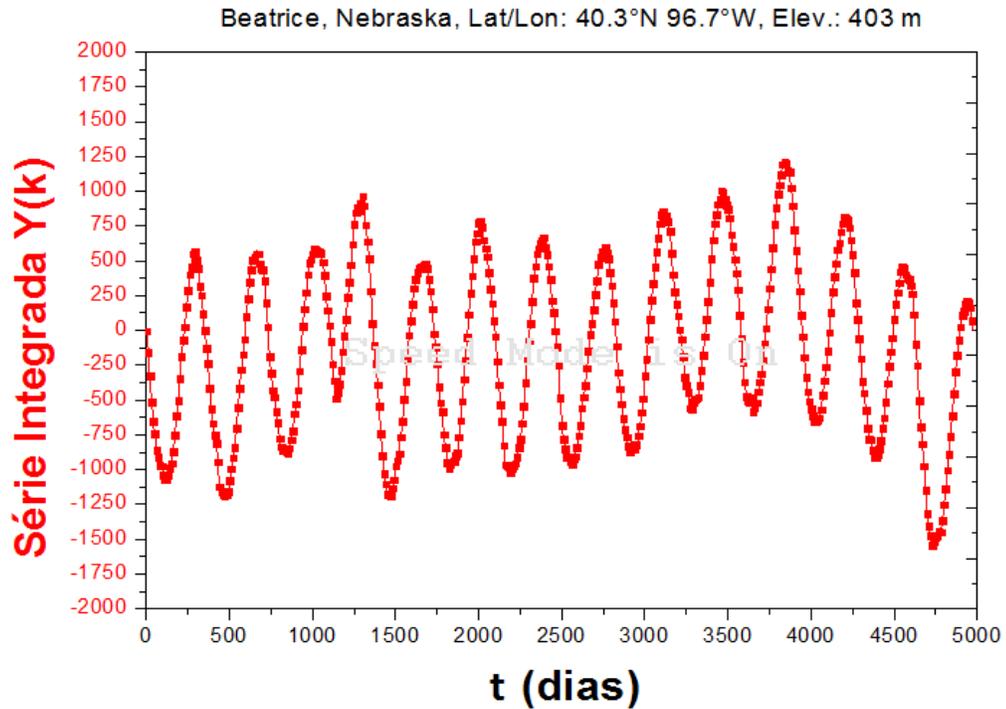


Figura 2.29 Série integrada  $y(k)$  da Temperatura Média registrada diariamente em Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 - 2010. Fonte: Weather Underground, Inc. Nota: Cálculo do autor.

Através deste procedimento, pode-se obter uma série com menor número de oscilações, ou seja, apropriada para aplicar o método. Posteriormente divide-se a série integrada  $y(k)$  em intervalos (*box*) de tamanhos iguais de amplitude  $n$  não sobrepostos (Figura 2.30).

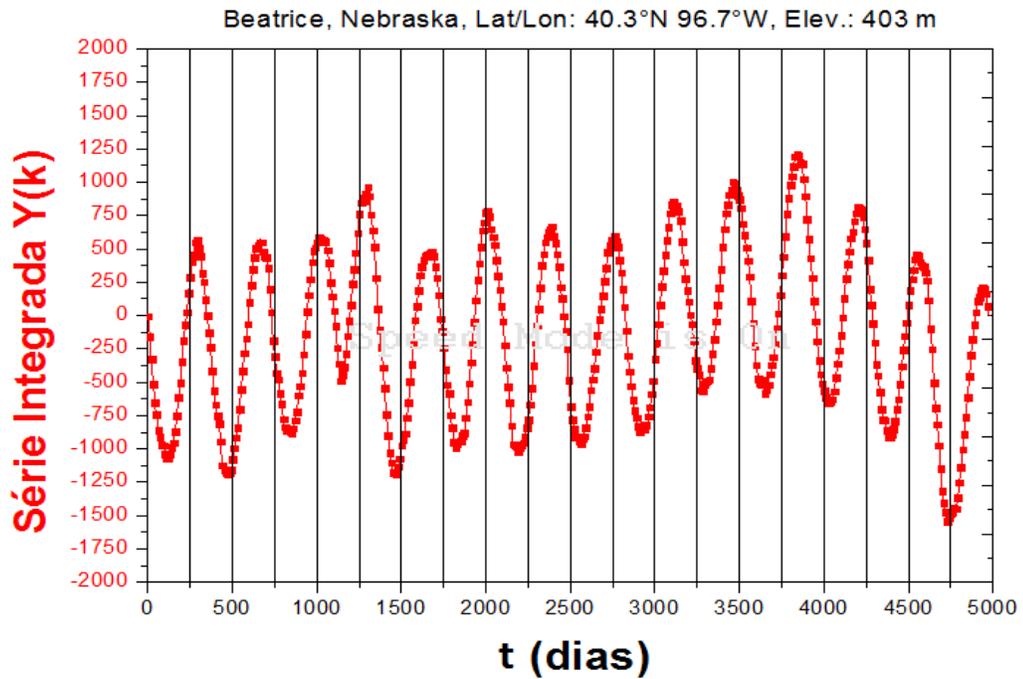


Figura 2.30 Série integrada  $y(k)$  da Temperatura Média registrada diariamente em Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 – 2010, dividida em boxes de tamanho  $n=250$ . Fonte: Weather Underground, Inc. Nota: Cálculo do autor.

Passo 2: Ajusta-se um polinômio de grau  $\geq 1$  a  $y(k)$ , denominado  $y_n(k)$  para cada amplitude (box) de tamanho  $n$ . Esta estatística representa a tendência local na amplitude de tamanho  $n$  (Figura 2.31).

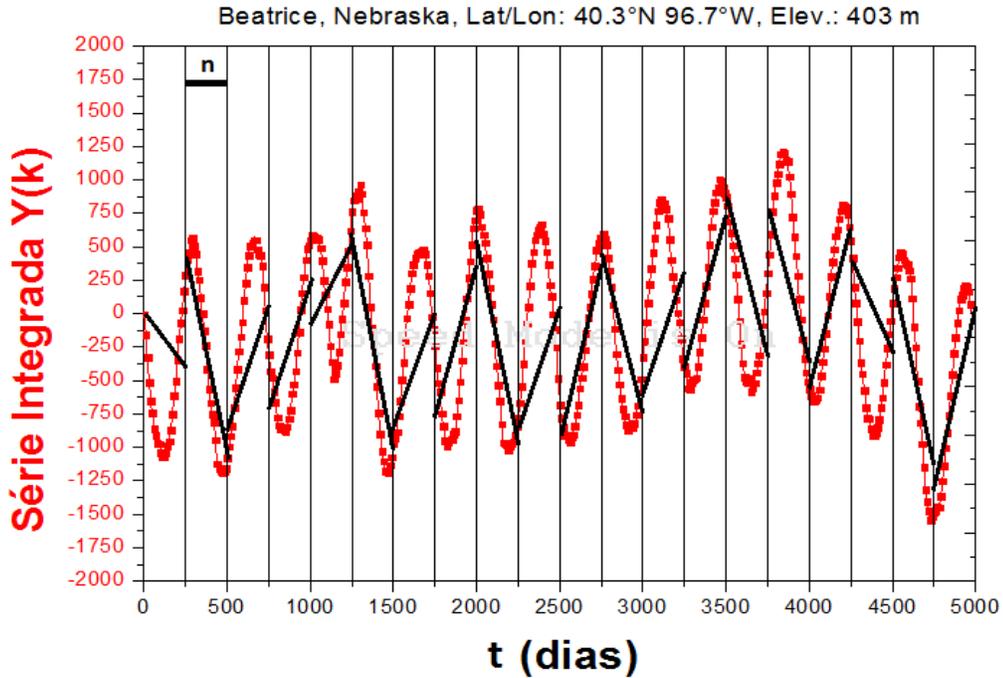


Figura 2.31 Divisão da série integrada da Temperatura Média registrada diariamente em Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 – 2010, dividida em boxes de tamanho  $n$ . Fonte: Weather Underground, Inc. Nota: Cálculo do autor.

A série integrada  $y(k)$  é subtraída da série ajustada  $y_n(k)$  em cada amplitude (box) de tamanho  $n$ . Assim, é calculada a raiz quadrática média  $F(n)$  para cada amplitude de tamanho  $n$ , isto é,

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (3.31)$$

Deve-se repetir o cálculo apresentado anteriormente para diferentes amplitudes (boxes) de tamanho  $n$ . E, além disso, o ajuste  $y_n(k)$  pode ser modelado para diferentes polinômios de grau  $m$  (PERAZZO *et al.*, 2004).

Passo 3: Finalmente, verifica-se se a função  $F(n)$  comporta-se como uma lei de potência, ou seja, se é do tipo  $F(n) \sim n^\alpha$ . Em caso afirmativo  $\alpha$  será o coeficiente de correlação de longo alcance. Demonstrada em um gráfico  $\log F(n) \times \log(n)$ , esta relação pode ser linearizada, sendo representada por uma reta cuja inclinação  $\alpha$  representa o coeficiente procurado (Figura 2.32).

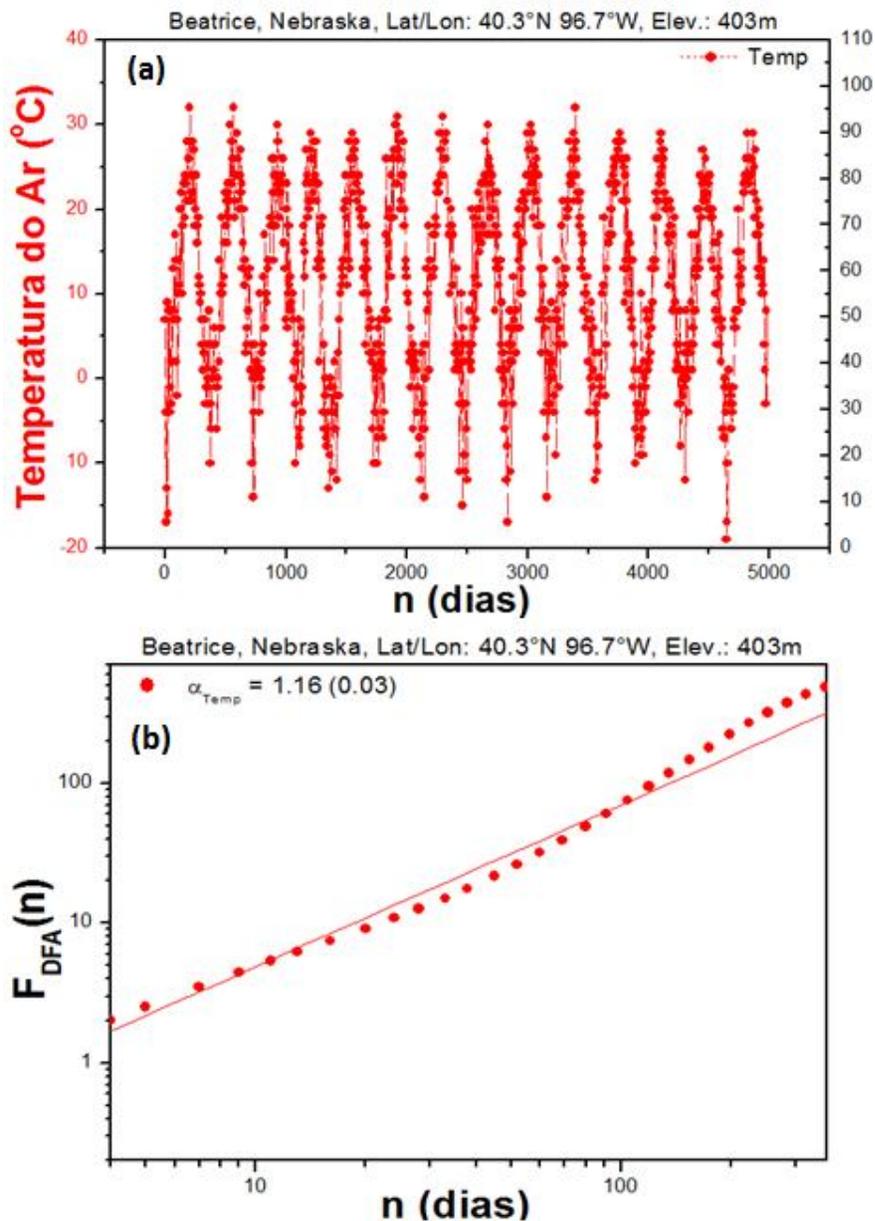


Figura 2.32 A figura (a) demonstra as séries temporais de Temperatura Média do Ar e Umidade Média do Ar, registradas diariamente em Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 – 2010. Fonte: Weather Underground, Inc. (b) Cálculo do coeficiente  $\alpha$  referente a Temperatura Média do Ar, pelo método DFA para 365 dias. Nota: Cálculo do autor.

Nesta análise pelo método DFA, se encontrarmos um coeficiente  $\alpha = 0,50$ , a série será aleatória (descorrelacionada). Entretanto, se o coeficiente  $\alpha > 0,50$ , a série apresenta persistência e se o coeficiente  $\alpha < 0,50$ , a série apresenta um comportamento antipersistente. Este método foi demonstrado por Zebende e colaboradores em 2003. Estes autores estudaram as correlações de longo alcance através da transição da água do estado líquido para vapor, onde foram gravadas as ondas sonoras produzidas pela água a ferver. Posteriormente, de posse desta série temporal foi calculado o coeficiente de correlação de longo alcance através do método DFA.

### 2.3.3. Método DCCA

O método DFA apresentado anteriormente realiza análise de auto-afinidade para uma única ST. Entretanto, não possibilita realizar análises de correlações cruzadas entre duas séries temporais. Desta forma, Podobnik e Stanley em 2008, desenvolveram o método chamado *Detrended Cross-Correlation Analysis* (DCCA), que é uma generalização do DFA. Este método de análise de correlação cruzada, é aplicável a séries temporais não estacionárias com mesmo número de pontos  $N$ . O método DCCA tem como objetivo estimar a existência ou não correlação cruzada de longo alcance entre as duas séries temporais analisadas, por meio da função de covariância sem tendência  $F_{DCCA}^2(n)$ . Se existir uma correlação de longo alcance entre estas duas séries, então  $F_{DCCA} \sim n^\lambda$ , com  $\lambda \approx (\alpha_{DFA_1} + \alpha'_{DFA_2})/2$ . No caso de correlação cruzada entre  $\{y_i\}$  com ele mesmo, a função de covariância sem tendência  $F_{DCCA}^2(n)$  reduz a função de variância sem tendência, a  $F_{DFA}^2(n)$ . O coeficiente  $\lambda$  quantifica a correlação de leis de potência de longo alcance e também identifica sazonalidades, mas o coeficiente  $\lambda$  não quantifica o nível de correlação cruzada.

Este método tem se tornado um grande aliado na análise de correlação cruzada entre séries temporais, embora recente, tem sido aplicado em diversas áreas do conhecimento como: em teste de aleatoriedade de constantes matemáticas (ZEBENDE e MACHADO FILHO, 2009), em sinais biológicos (URSULEAN e LAZAR, 2009), séries financeiras (PODOBNIK e STANLEY, 2008; SIQUEIRA JÚNIOR *et al.*, 2008; ZHOU, 2008), em séries de veículos e passageiros do sistema Ferry-Boat da cidade de Salvador/BA (ZEBENDE e MACHADO FILHO, 2009) e em outras áreas.

Para realizar a análise através do método DCCA, primeiramente, é necessário obter duas séries temporais  $\{s_i\}$  e  $\{s'_i\}$  (Figura 2.33) que possuam o mesmo número de pontos  $N$ , e assim seguir os passos (MACHADO FILHO, 2009):

Passo 1: Apresentam-se as duas séries  $\{s_i\}$  e  $\{s'_i\}$  com as seguintes expressões:

$$R_K = s_1 + s_2 + s_3 + \dots + s_K$$

$$R'_K = s'_1 + s'_2 + s'_3 + \dots + s'_K$$

onde  $K = 1, \dots, N$

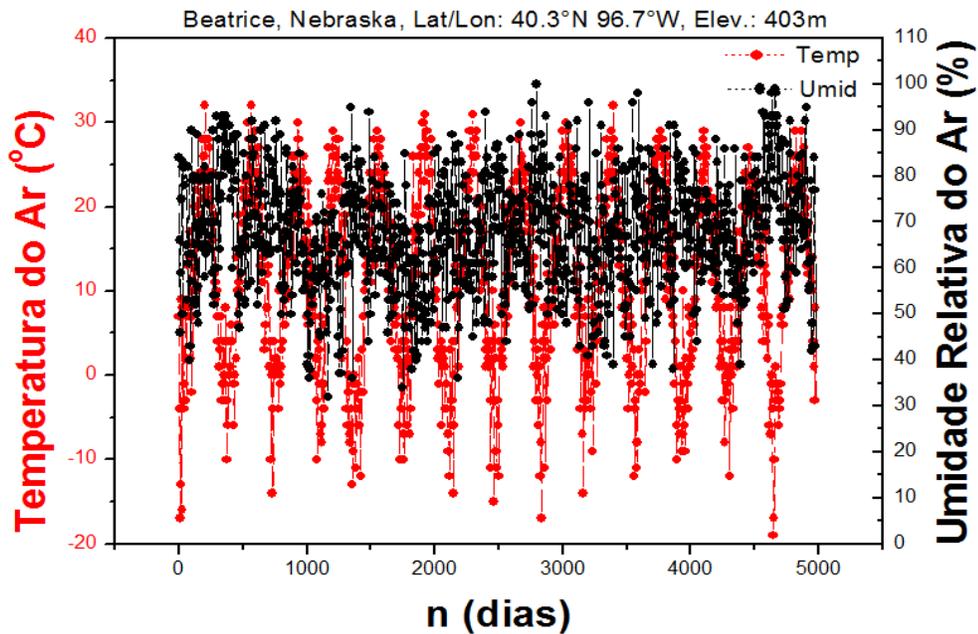


Figura 2.33 Séries originais de Temperatura Média e Umidade Média, simultaneamente apresentadas no gráfico, registradas diariamente na cidade de Beatrice, Nebraska/EUA, 1997 – 2010. Fonte: Weather Underground, Inc.

Passo 2: Divide-se as expressões  $R_K$  e  $R'_K$  em  $N - n$  boxes (com superposição) de tamanho  $n$ , cada um contendo  $n + 1$  valores (Figura 2.34). Em ambas séries temporais, para cada box (que inicia em  $i$  e termina em  $i + n$ ) calcula-se  $\tilde{R}_{K,i}$  e  $\tilde{R}'_{K,i}$  ( $i \leq K \leq i + n$ ) como sendo a ordenada do ajuste linear (processo dos mínimos quadrados) da série somada.

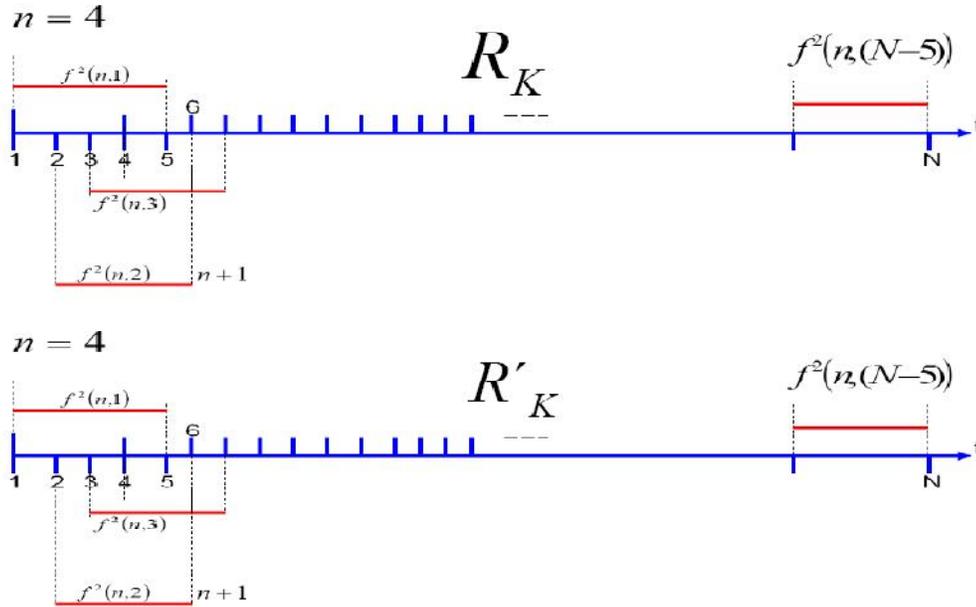


Figura 2.34 Divisão dos sinais integrados  $R_K$  e  $R'_K$  em  $N - n$  boxes (com superposição) de tamanho  $n = 4$ , cada um contendo  $n + 1$  valores. Fonte: (MACHADO FILHO, 2009).

Passo 3: A partir do cálculo anterior, é calculado para cada intervalo a covariância dos resíduos, demonstrada por:

$$f_{DCCA}^2(n, i) = \frac{1}{n + 1} \sum_i^{i+n} (R_K - \tilde{R}_{K,i}) (R'_K - \tilde{R}'_{K,i}) \quad (3.32)$$

Passo 4: Determina-se a função de correlação expressa como:

$$F_{DCCA}^2(n) \equiv \frac{1}{N - n} \sum_{i=1}^{N-n} f_{DCCA}^2(n, i) \quad (3.33)$$

Segundo Peng et al, 1994, de posse de suas séries temporais de mesmo tamanho  $N$ , é possível obter o mesmo resultado do método DFA aplicado para uma única série temporal. Assim, ao se repetir o procedimento descrito anteriormente para tamanhos diferentes de boxes  $n$ , é possível verificar a existência ou não de lei de potência (Figura 2.35), tal como,

$$F_{DCCA}^2 \approx n^{2\lambda}, \quad (3.34)$$

onde  $\lambda$  descreve o coeficiente de correlação cruzada de longo alcance. Na figura 2.35, observamos no eixo y do gráfico, a utilização do valor negativo  $-F_{DCCA}^2(n)$ . Este procedimento indica que no gráfico referenciado, utilizamos valores absolutos da série original, ou seja, os valores encontrados após a aplicação do método DCCA, eram negativos.

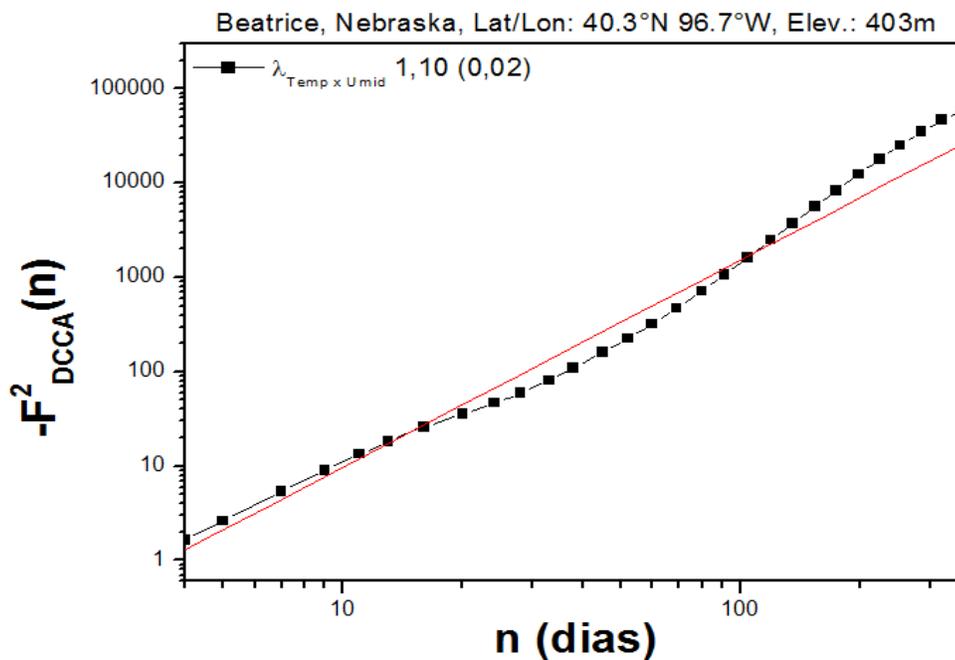


Figura 2.35 Análise de Correlação Cruzada (DCCA) entre valores diários de temperatura média do ar e umidade relativa do ar, da cidade de Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 – 2010 (demonstrados para o período de 365 dias). Fonte: Cálculo do autor.

Utilizando o DCCA é possível identificar também a existência de componentes sazonais (ZEBENDE e MACHADO FILHO, 2009).

#### 2.3.4. Coeficiente de Correlação Cruzada $\rho_{DCCA}$

Proposto por Zebende em 2011, o coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  tem como objetivo, criar uma nova escala para quantificar o nível de correlação cruzada entre séries temporais não estacionárias, baseado nos métodos *DFA* e *DCCA*.

O coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  é definido como a relação entre a função de covariância sem tendência  $F_{DCCA}^2$  e a função de variância sem tendência  $F_{DFA}$ , ou seja,

$$\rho(n)_{DCCA} \equiv \frac{F_{DCCA}^2(n)}{F(n)_{DFA\{y_i\}} F(n)_{DFA\{\cdot\}}} \quad (3.35)$$

A equação (3.35) define uma nova escala de correlação cruzada em séries temporais não-estacionárias. Neste caso,  $\rho_{DCCA}$  é um coeficiente adimensional com intervalo entre  $-1 \leq \rho_{DCCA} \leq 1$ . Para  $\rho_{DCCA} = 0$ , significa que não há correlação cruzada entre as séries analisadas, para valores positivos, ou seja, se  $\rho_{DCCA} > 0$  significa que existe correlação cruzada, sendo esta correlação perfeita quando  $\rho_{DCCA} = 1$  e para valores negativos, isto é, se  $\rho_{DCCA} < 0$  significa que existe anti correlação cruzada, sendo esta anti correlação perfeita quando  $\rho_{DCCA} = -1$  (ZEBENDE, 2011). Esta nova escala de correlação cruzada está demonstrada na figura 2.36, apresentada por Zebende (2011) e os níveis de correlação estão apresentados na tabela 3.2.

Tabela 3.2 -  $\rho_{DCCA}$  em termos do nível de correlação cruzada. Fonte: Zebende, 2011.

$\rho_{DCCA}$	Condição
1	Correlação Cruzada Perfeita
0	Correlação Cruzada inexistente
-1	Anti Correlação Cruzada Perfeita

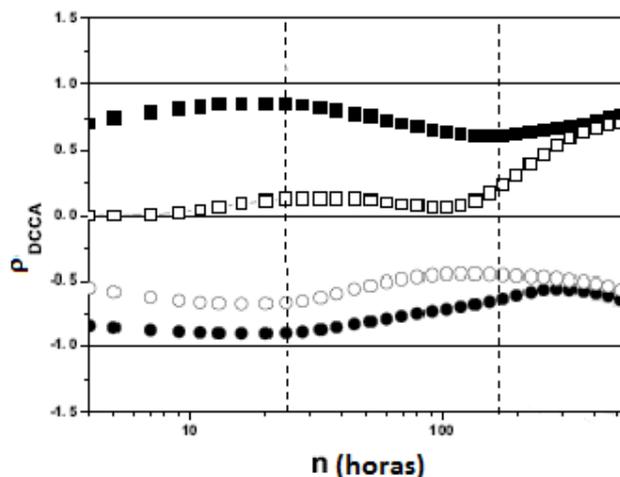


Figura 2.36 Correlação Cruzada entre dados meteorológicos da cidade de Salvador/BA. Estes dados foram gravados a partir de 12 de março de 2010 a 10 de junho de 2010 e demonstra a correlação cruzada através do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  entre as seguintes variáveis climáticas: temperatura do ar X radiação solar ( $\blacksquare$ ), temperatura do ar X umidade relativa do ar ( $\bullet$ ), umidade relativa do ar X radiação solar ( $\circ$ ), e velocidade do vento X direção do vento ( $\square$ ). As linhas tracejadas verticais correspondem a um dia e uma semana respectivamente, em escala de tempo. Fonte: Zebende (2011).

A figura 2.37, item (a), demonstra as séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar, em valores médios diários da cidade de Beatrice, estado de Nebraska nos Estados Unidos da América, onde foram utilizadas anteriormente para apresentar os métodos DFA e DCCA. O item (b) apresenta o cálculo em função do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , onde, verifica-se uma anti correlação cruzada entre estas séries temporais analisadas, com valor médio para 365 dias de -0,31.

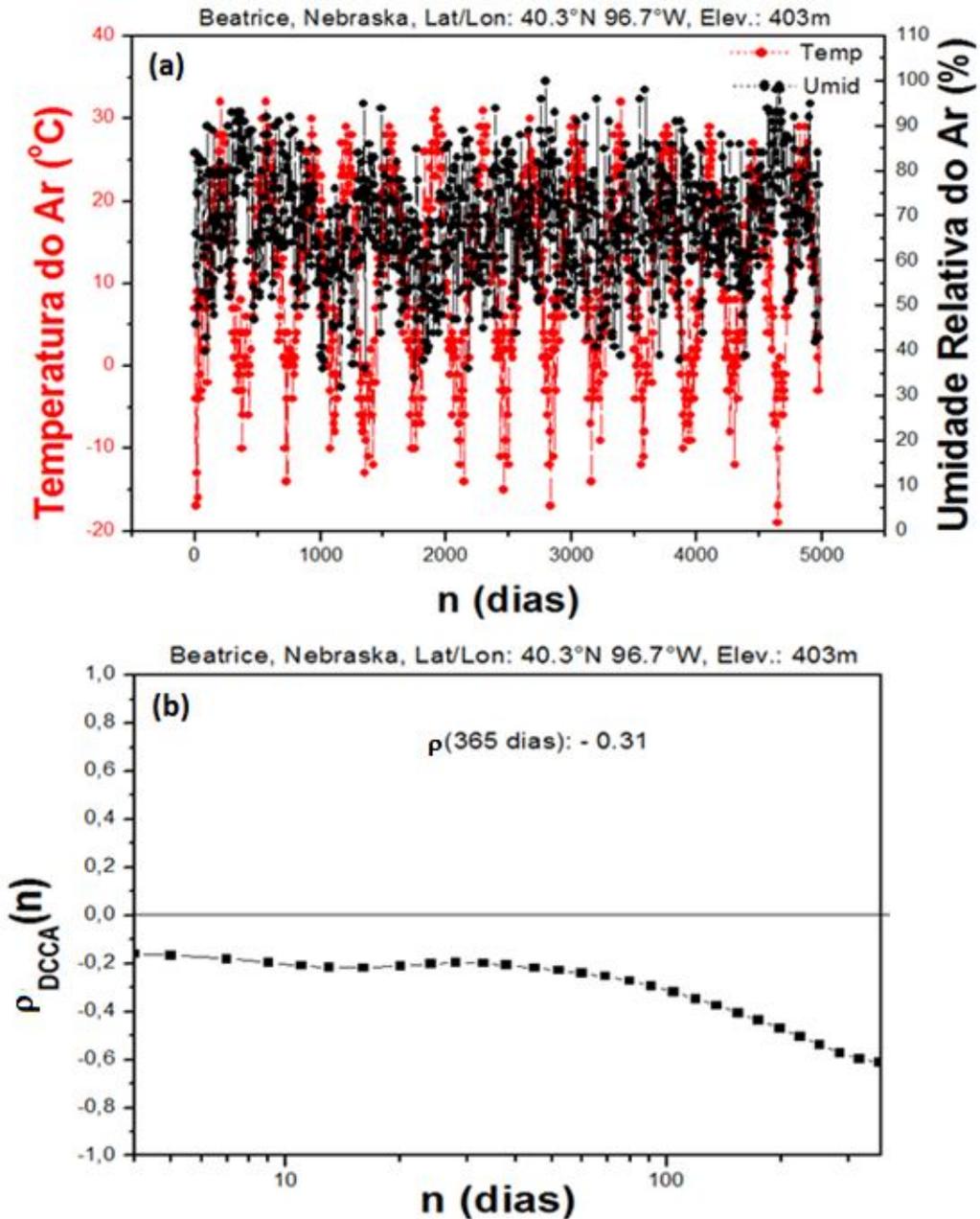


Figura 2.37 A figura (a) demonstra as séries temporais de Temperatura Média do Ar e Umidade Média do Ar, registradas diariamente na cidade de Beatrice, Nebraska, EUA, 1997 – 2010. Fonte: Weather Underground, Inc. (b) Cálculo pelo coeficiente  $\rho$ , entre Temperatura Média do Ar e Umidade Média do Ar, com a média para 365 dias. Nota: Cálculo do autor.

Desta maneira, enfatizamos a relevante importância de coletar e manter o histórico de dados climáticos ao longo do tempo, pois através da análise destes dados, podemos ter uma melhor compreensão dos fenômenos climáticos, gerando

assim, maior segurança na previsibilidade climática do nosso planeta. Com este objetivo, este trabalho traz análises entre a temperatura do ar e a umidade relativa do ar, com a finalidade de demonstrar se estas análises comportam-se de maneira semelhante em qualquer localidade analisada. Para isto, foram coletados e analisados dados de várias estações meteorológicas ao redor do mundo, trazendo maior credibilidade nas análises apresentadas. Nestas análises, nós correlacionamos os dados de temperatura do ar e umidade relativa do ar, objetivando apresentar o nível de correlação cruzada entre estas variáveis. Para realizar esta correlação, utilizamos séries temporais com o mesmo número de observações e o emprego do coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$ , usado para quantificar o nível de correlação cruzada entre séries temporais.

No próximo capítulo demonstramos a metodologia utilizada para este trabalho.

### Capítulo 3 – Metodologia

Desenvolvemos este estudo através de duas bases históricas de dados climatológicos. A primeira base de dados climatológicos fornecida pelo INMET. A segunda base de dados utilizada foi obtida através do site ([www.wunderground.com](http://www.wunderground.com)) do instituto Weather Underground Inc., que oferece uma das maiores bases históricas de informações sobre o tempo, além de informações climatológicas em tempo real. As informações sobre as localidades estudadas, que compreendem a latitude, longitude, altitude e o período analisados referentes às séries temporais, encontram-se no apêndice desta dissertação.

Realizamos este estudo em três momentos distintos. Primeiramente, realizamos um estudo em 11 localidades do estado da Bahia, como segue: Barreiras/BA, Bom Jesus da Lapa/BA, Brumado/BA, Correntina/BA, Cruz das Almas/BA, Euclides da Cunha/BA, Feira de Santana/BA, Porto Seguro/BA, Salvador/BA, Senhor do Bonfim/BA, Vitória da Conquista/BA. Estas localidades foram escolhidas por possuírem estações meteorológicas com maior histórico de dados. Num segundo momento, analisamos os dados históricos do Brasil, onde o INMET possui 281 estações meteorológicas distribuídas por todo território brasileiro. Entretanto, foram escolhidas as 26 capitais brasileiras e o Distrito Federal, são elas: Aracaju/SE, Belém/PA, Belo Horizonte/MG, Boa Vista/RR, Brasília/DF, Campo Grande/MS, Cuiabá/MT, Curitiba/PR, Florianópolis/SC, Fortaleza/CE, Goiânia/GO, João Pessoa/PB, Macapá/AP, Maceió/AL, Manaus/AM, Nata/RN, Palmas/TO, Porto Alegre/RS, Porto Velho/RO, Recife/PE, Rio Branco/AC, Rio de Janeiro/RJ, Salvador/BA, São Luis/MA, São Paulo/SP, Teresina/PI, Vitória/ES, desta forma, atingimos todas as regiões do país. Finalmente, fizemos um estudo mais abrangente, composto por diversos dados históricos de 51 localidades ao redor do mundo, assim apresentadas: Quito (ECU), Nairobi (KEN), Medan (IDN), Changi (SGP), Val Del Caes (BRA), Libreville (GAB), Mal (MDV), Bariloche (ARG), Puerto Montt (CHL), Wellington (NZL), Hobart (TAS), Mexico City (MEX), Tegucigalpa (HND), San Jose (CRI), Havana (CUB), Jeddah (SAU), Hilo Hawaii (USA), Chek Lap Kok (HKG), Hanoi (VNM), Owen Roberts (CYM), Nouakchott (MRT), Denver (USA),

Provo (USA), Madrid (ESP), Sofia (BGR), Beatrice (USA), Pittsburg (USA), Columbus (USA), Kansas City (USA), Chigago (USA), St. Louis (USA), Lisboa (PRT), Roma (ITA), Belgrade (SRB), Akita (JPN), Athens (GRC), Tirana (ALB), Arcata (USA), Beijing (CHN), Istambul (TUR), New York (USA), Algiers (DZA), Philadelphia (USA), Forestdale (USA), Tunis-Carthage (TUN), Potosi (BOL), Belo Horizonte (BRA), La Tontouta (NCL), Beira (MOZ), Townsville (AUS), Taiti (PYF). Estas localidades foram eleitas devido as suas latitudes, longitudes e pela confiabilidade da base de dados, onde o critério usado para referida seleção, consiste em fixar a latitude em 5 coordenadas, sendo elas: 40°N, 20°N, 0°, 20°S e 40°S (Figura 3.1). Assim, variando a longitude sobre as latitudes supracitadas, foram selecionadas as estações meteorológicas que estavam compreendidas nestas coordenadas (latitudes) ou próximas destas. Estas bases de dados históricos podem conter informações de outras variáveis climáticas, como, velocidade do vento, ponto de orvalho, precipitação atmosférica (chuva), pressão atmosférica, radiação solar. Mas em nossas análises, foram estudados apenas os dados históricos climatológicos de temperatura do ar e umidade relativa do ar.

Com intuito de analisar outras variáveis climáticas, iniciou-se também, estudos com radiação solar, que serão mais explorados em trabalhos futuros. Nestas análises, foram mensuradas as correlações cruzadas entre temperatura do ar e radiação solar, utilizando histórico de dados climatológicos de 9 cidades do interior da Bahia e 8 capitais brasileiras, mais o Distrito Federal. Na Bahia, foram utilizados dados das seguintes localidades: Barreiras/BA, Bom Jesus da Lapa/BA, Brumado/BA, Correntina/BA, Cruz das Almas/BA, Euclides da Cunha/BA, Feira de Santana/BA, Porto Seguro/BA e Senhor do Bonfim/BA. As capitais brasileiras utilizadas foram: Brasília/DF, Salvador/BA, Rio de Janeiro/RJ, Porto Alegre/RS, Florianópolis/SC, Campo Grande/MS, Palmas/TO, Curitiba/PR e São Paulo/SP. Estes dados históricos foram fornecidos pelo INMET.

De posse dos dados históricos, não analisamos seus valores diários, mas suas diferenças sucessivas. Este procedimento foi utilizado com o intuito de estabilizar as séries temporais e neutralizar súbitas mudanças de comportamento. Desta forma, conseguimos visualizar diretamente, qual comportamento é

apresentado pela série, ou seja, se possui anticorrelação ou não. Estas diferenças sucessivas são encontradas através do seguinte procedimento: com os valores da série temporal em mãos, realizamos a subtração entre o valor no instante  $t$  e o instante  $t+1$  para toda série analisada. Após este procedimento, a nova série encontrada ficará menor que a série original em uma posição, em função do cálculo das diferenças. Desta forma, obteremos as diferenças sucessivas da série temporal original (MORETTIN e TOLOI, 2004).

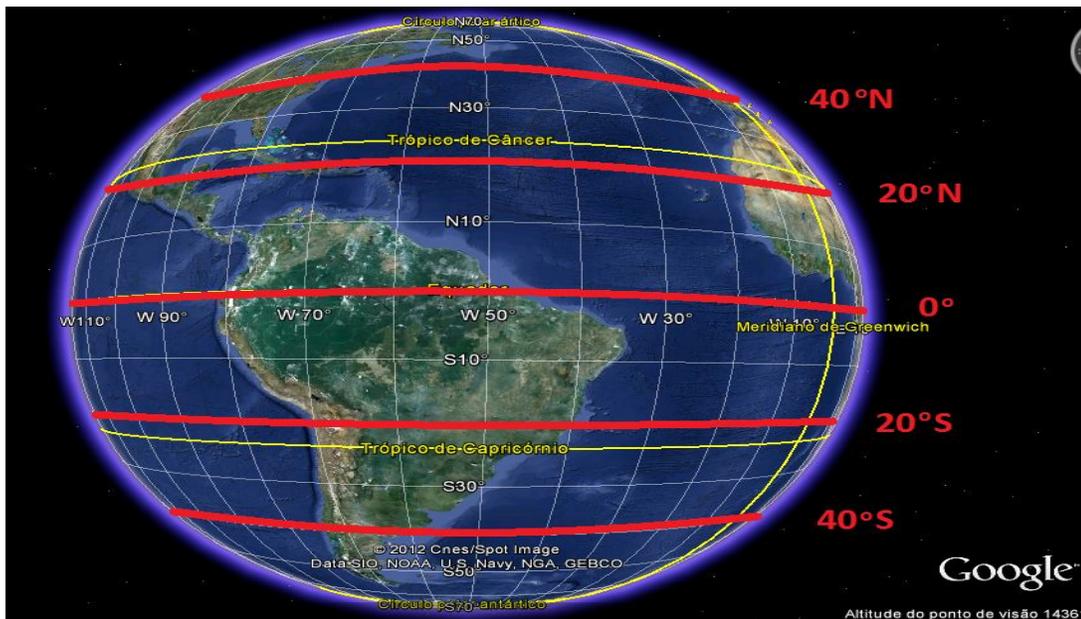


Figura 3.1 Globo Terrestre e Latitudes. Fonte: Google Earth. Nota: Alterações realizadas pelo autor.

Definimos cinco intervalos para análise dos dados em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ . Nas tabelas que serão apresentadas neste item, estes intervalos demonstram as sazonalidades e a média dos valores do  $\rho_{DCCA}$  para os intervalos:

- a) Semana: de 4 a 7 dias;
- b) Mês: de 8 a 30 dias;
- c) Estação do Ano: de 31 a 90 dias;
- d) Ano: de 91 a 365 dias;
- e) Acima de 365 dias.

## Capítulo 4 – Resultados e Discussão

### 4.1. Análise dos Dados no Estado da Bahia

O estado da Bahia, apesar de possuir grande extensão territorial, as localidades são relativamente próximas e as análises demonstram valores bem parecidos. Utilizando o coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , as análises demonstraram que em todas as localidades estudadas no estado da Bahia possuem um comportamento bem acentuado de anticorrelação cruzada entre as séries históricas de temperatura do ar e umidade relativa do ar. O valor médio de todas as localidades analisadas no estado através do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  foi de -0.62 para semana, -0.60 para mês, -0.61 para estação do ano, -0.60 para um ano e -0.42 para mais de um ano, conforme tabela 4.1. Em outras palavras, os resultados encontrados para todas as localidades analisadas no Estado da Bahia, demonstram que: quanto maior a temperatura do ar, menor a umidade relativa do ar, independentemente do período analisado.

Tabela 4.1 Valores médios em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  para o estado da Bahia (diferenças sucessivas). Nota: Cálculo realizado pelo autor.

Localidade	Semana	Mês	Estação do Ano	Ano	> Ano
Barreiras /BA	-0.61	-0.53	-0.42	-0.25	-0.22
Bom Jesus da Lapa /BA	-0.60	-0.66	-0.70	-0.65	---
Brumado /BA	-0.54	-0.58	-0.61	-0.64	---
Correntina /BA	-0.74	-0.70	-0.67	-0.66	---
Cruz das Almas /BA	-0.70	-0.64	-0.64	-0.67	-0.73
Euclides da Cunha /BA	-0.73	-0.73	-0.77	-0.82	---
Feira de Santana /BA	-0.67	-0.64	-0.68	-0.72	---
Porto Seguro /BA	-0.42	-0.37	-0.36	-0.35	---
Salvador /BA	-0.49	-0.46	-0.45	-0.39	-0.32
Senhor do Bonfim/BA	-0.74	-0.74	-0.77	-0.80	---
Vitória da Conquista/BA	-0.64	-0.62	-0.64	-0.63	---
Média dos Valores	-0.62	-0.60	-0.61	-0.60	-0.42

A figura 4.1 apresenta as séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar para cidade de Salvador/BA, coletadas diariamente. E, na figura 4.2, visando demonstrar a correlação cruzada entre estas séries temporais, utilizando valores diários e diferenças sucessivas, quantificada pelo coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , nota-se

uma série mais estabilizada e com poucas oscilações, através da utilização das diferenças sucessivas dos valores diários.

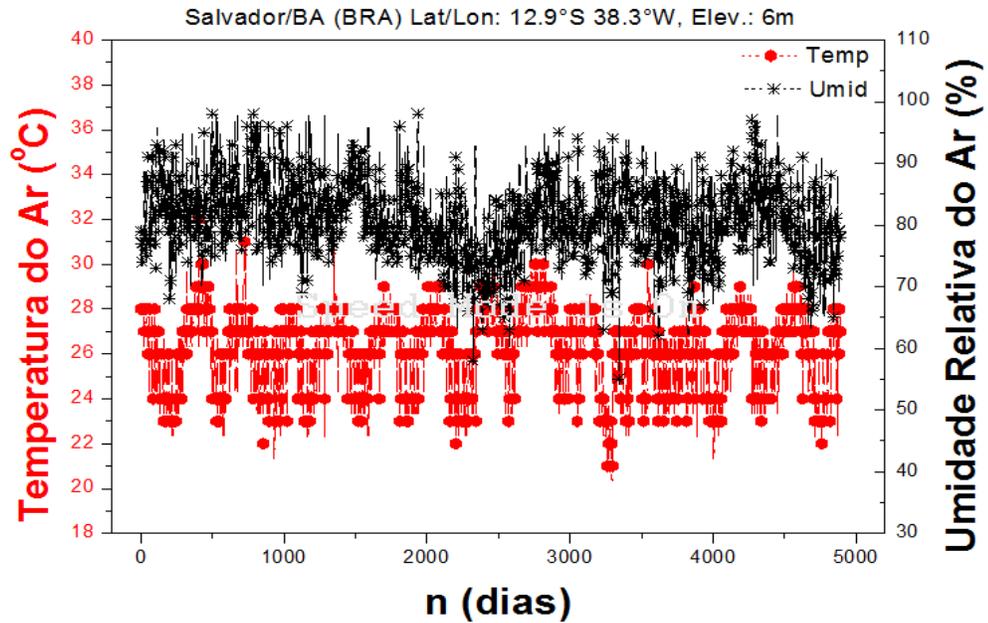


Figura 4.1 Valores de Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar da cidade de Salvador/BA de janeiro de 1997 a setembro de 2010 (valores diários). Fonte: INMET (2012).

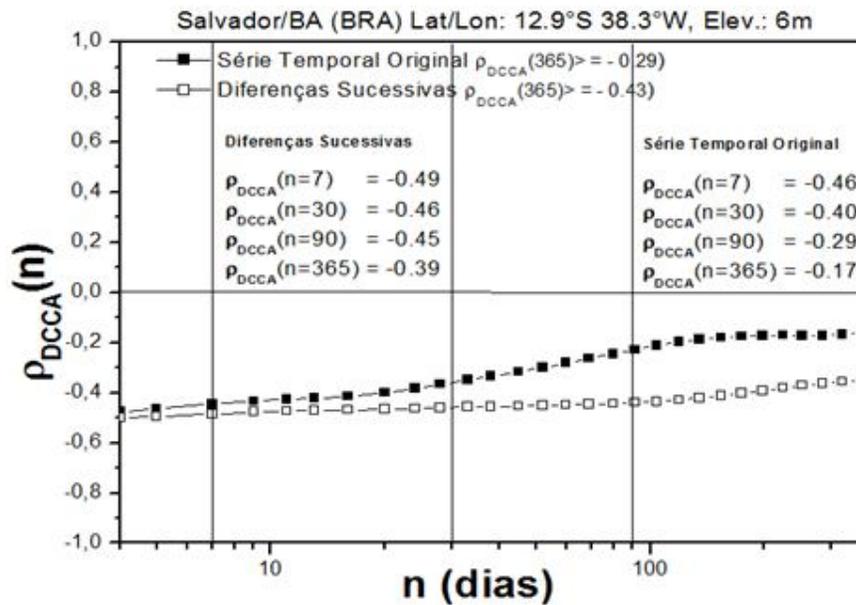


Figura 4.2 Correlação Cruzada entre Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar da cidade de Salvador/BA de janeiro de 1997 a setembro de 2010. As linhas verticais representam respectivamente n=7, n=30, n=90 e n=365. Fonte: Cálculo do autor.

## 4.2. Análise dos Dados no Brasil

No Brasil, os valores encontrados após a utilização do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , apresentaram para a maioria das localidades estudadas, um comportamento de anticorrelação cruzada entre as séries históricas de temperatura do ar e umidade relativa do ar. O valor médio encontrado para todas as capitais analisadas no país através do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , é de -0.48 para semana, -0.46 para o mês, -0.46 para a estação do ano, -0.43 para um ano e -0.39 para mais de um ano (Tabela 4.2). Identificamos também, a média dos valores encontrados para cada intervalo analisado (última linha da tabela 4.2).

Desta forma, as análises realizadas para todas as capitais do país seguiram o mesmo comportamento identificado anteriormente no estado da Bahia, com exceção da cidade de Florianópolis/SC, ou seja, um comportamento de anticorrelação cruzada entre as séries, mas com uma maior diferença entre os valores encontrados nas análises. Assim, como observado na Tabela 4.2, a cidade de Manaus, capital do estado do Amazonas, apresentou maior anticorrelação cruzada entre as capitais analisadas, com valor médio de -0.73 para semana, -0.75 para o mês, -0.75 para a estação do ano, -0.77 para o ano e -0.80 para o intervalo maior que um ano, através do método  $\rho_{DCCA}$ . Estes valores quantificados para a cidade de Manaus/AM, demonstram uma anticorrelação cruzada bem acentuada, muito próxima do maior valor possível definido para o método que varia entre 1 e -1. Por outro lado, observando ainda a Tabela 4.2, encontramos valores bem distintos ao da cidade de Manaus/AM, como exemplo, a cidade de Florianópolis, capital do estado de Santa Catarina, única localidade que apresenta correlação cruzada positiva entre as capitais analisadas, com valores médios para os intervalos de, 0.05 para a semana, 0.14 para o mês, 0.18 para a estação do ano, 0.16 para o ano e 0.11 para mais de um ano, através do método  $\rho_{DCCA}$ . Notamos ainda, que as cidades de Aracaju/SE e Porto Alegre/RS apresentam correlação cruzada nula. Entretanto, nestas duas cidades para o intervalo maior de um ano, a série muda de comportamento, passando de nula para anticorrelacionada. Na figura 4.3, demonstramos a diferença entre as cidades de Manaus/AM, que possui a maior anticorrelação cruzada e a

cidade de Florianópolis, única com correlação positiva, para as capitais brasileiras, utilizando as diferenças sucessivas dos valores diários de temperatura do ar e umidade relativa do ar. Também foram analisados os valores diários para estas duas cidades (Figura 4.4).

**Tabela 4.2** Valores médios em termos do coeficiente  $\sigma_{DCCA}$  para a capital federal e as capitais do Brasil (utilizando diferenças sucessivas dos valores diários). Nota: Cálculo realizado pelo autor e apresentado em ordem decrescente pelo intervalo ano. OBS: A série temporal de Palmas/TO não possui a quantidade de dados necessários para realizar a análise para o período maior que um ano.

Localidade	Semana	Mês	Estação do Ano	Ano	> Ano
Aracaju/SE (BRA)	-0.03	-0.02	-0.02	-0.06	-0.11
Belém/PA (BRA)	-0.47	-0.49	-0.49	-0.52	-0.53
Belo Horizonte/MG (BRA)	-0.51	-0.50	-0.50	-0.39	-0.14
Boa Vista/RR (BRA)	-0.68	-0.70	-0.72	-0.75	-0.77
Brasília/DF (BRA)	-0.39	-0.38	-0.37	-0.22	0.04
Campo Grande/MS (BRA)	-0.58	-0.60	-0.58	-0.50	-0.32
Cuiabá/MT (BRA)	-0.64	-0.66	-0.63	-0.52	-0.34
Curitiba/PR (BRA)	-0.37	-0.34	-0.32	-0.25	-0.16
Florianópolis/SC (BRA)	0.05	0.14	0.18	0.16	0.11
Fortaleza/CE (BRA)	-0.51	-0.53	-0.56	-0.55	-0.52
Goiânia/GO (BRA)	-0.55	-0.51	-0.48	-0.30	-0.08
João Pessoa/PB (BRA)	-0.46	-0.43	-0.41	-0.42	-0.42
Macapá/AP (BRA)	-0.58	-0.60	-0.62	-0.68	-0.77
Maceió/AL (BRA)	-0.36	-0.35	-0.37	-0.43	-0.54
Manaus/AM (BRA)	-0.73	-0.75	-0.75	-0.77	-0.80
Natal/RN (BRA)	-0.48	-0.48	-0.49	-0.49	-0.48
Palmas/TO (BRA)	-0.72	-0.70	-0.69	-0.62	- - -
Porto Alegre/RS (BRA)	0.00	0.04	0.04	-0.05	-0.25
Porto Velho/RO (BRA)	-0.50	-0.42	-0.37	-0.34	-0.31
Recife/PE (BRA)	-0.57	-0.58	-0.58	-0.61	-0.63
Rio Branco/AC (BRA)	-0.44	-0.31	-0.25	-0.21	-0.17
Rio de Janeiro/RJ (BRA)	-0.59	-0.54	-0.50	-0.43	-0.34
Salvador/BA (BRA)	-0.49	-0.46	-0.45	-0.39	-0.32
São Luis/MA (BRA)	-0.54	-0.59	-0.64	-0.67	-0.71
São Paulo/SP (BRA)	-0.65	-0.66	-0.66	-0.58	-0.43
Teresina/PI (BRA)	-0.58	-0.59	-0.61	-0.65	-0.74
Vitória/ES (BRA)	-0.46	-0.44	-0.41	-0.36	-0.29
Média dos Valores	-0.48	-0.46	-0.45	-0.43	-0.39

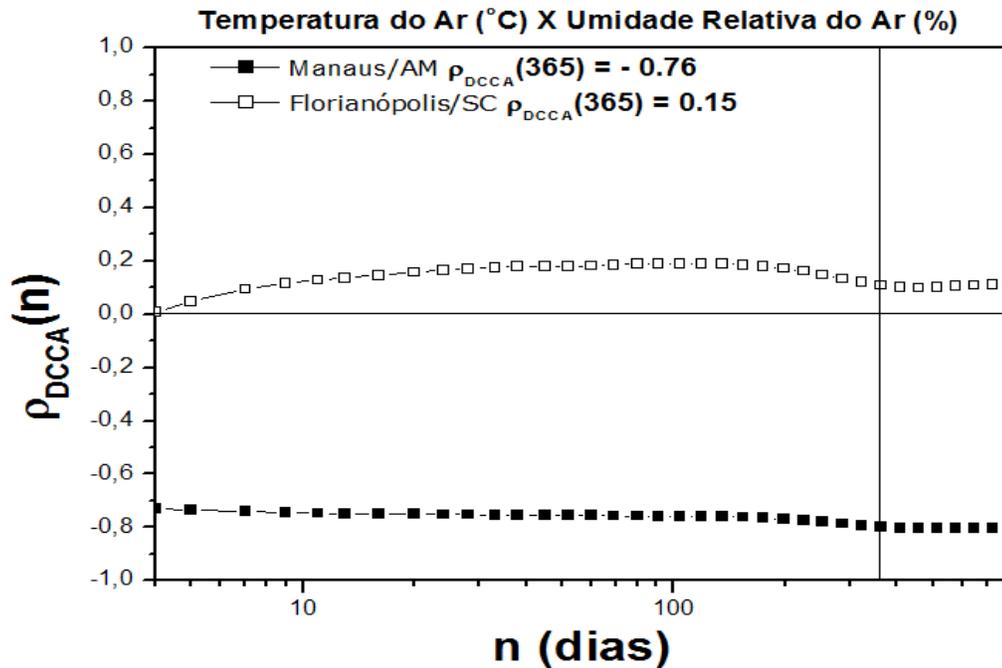


Figura 4.3 Correlação Cruzada entre Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar (%), das cidades de Manaus/AM e Florianópolis/SC utilizando as diferenças sucessivas dos valores diários. A linha vertical dentro do gráfico demonstra  $n=365$  dias. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

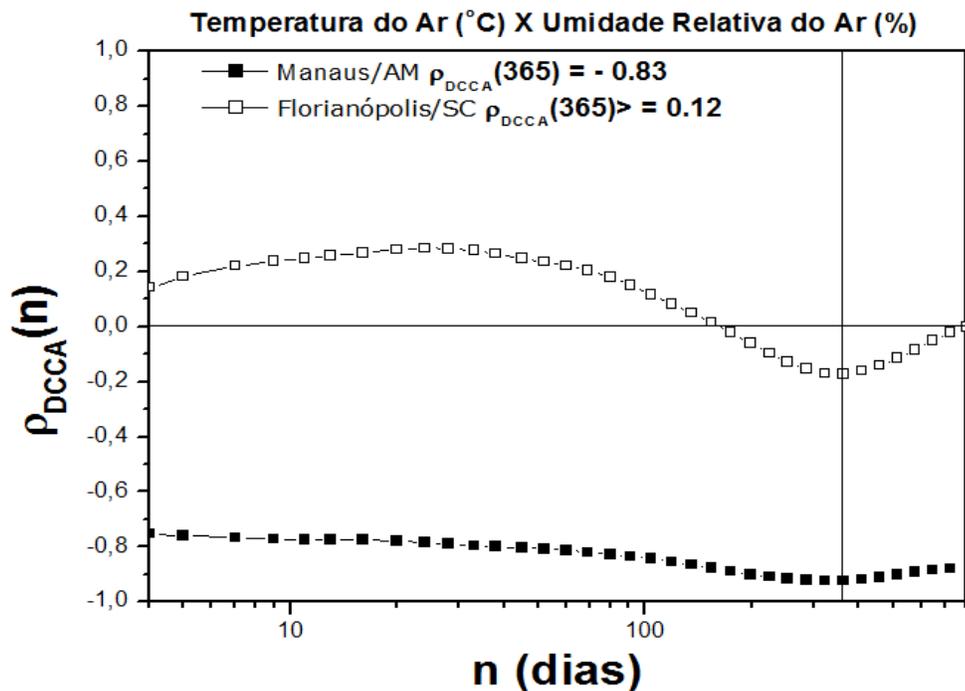


Figura 4.4 Correlação Cruzada entre Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar (%), das cidades de Manaus/AM e Florianópolis/SC utilizando os valores diários da série original. A linha vertical dentro do gráfico demonstra  $n=365$  dias. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

Nas análises realizadas, utilizando valores diários de temperatura do ar e umidade relativa do ar, identificamos e mensuramos outros comportamentos como,

visualizar componente sazonal de ordem  $n=365$ . Na figura 4.5, os valores médios encontrados para o período de um ano, em função do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , foram os seguintes: Belo Horizonte/MG = -0,19, Cuiabá/MT = -0,32, Florianópolis/SC = 0,12, São Paulo/SP = -0,32, São Luis/MA = -0,78, Salvador/BA = -0,29 e Rio de Janeiro/RJ = -0,25. No Brasil, esta sazonalidade também ficou explícita para  $n=365$ , ou seja, todos os dados analisados sofrem uma brusca mudança após um ano. No momento em que  $n=365$ , a maioria das séries que apresentavam persistência na trajetória, passaram a ser antipersistente e vice-versa.

Vale ressaltar que, para a grande maioria das capitais analisadas não foram encontradas mudanças significativas para  $n=90$ , ou seja, não foram observadas sazonalidades explícitas para este valor. Estas análises podem confirmar que a transição entre as estações do ano não são bem definidas, ou seja, em muitas capitais, como em muitas cidades brasileiras não nota-se definitivamente as quatro estações do ano.

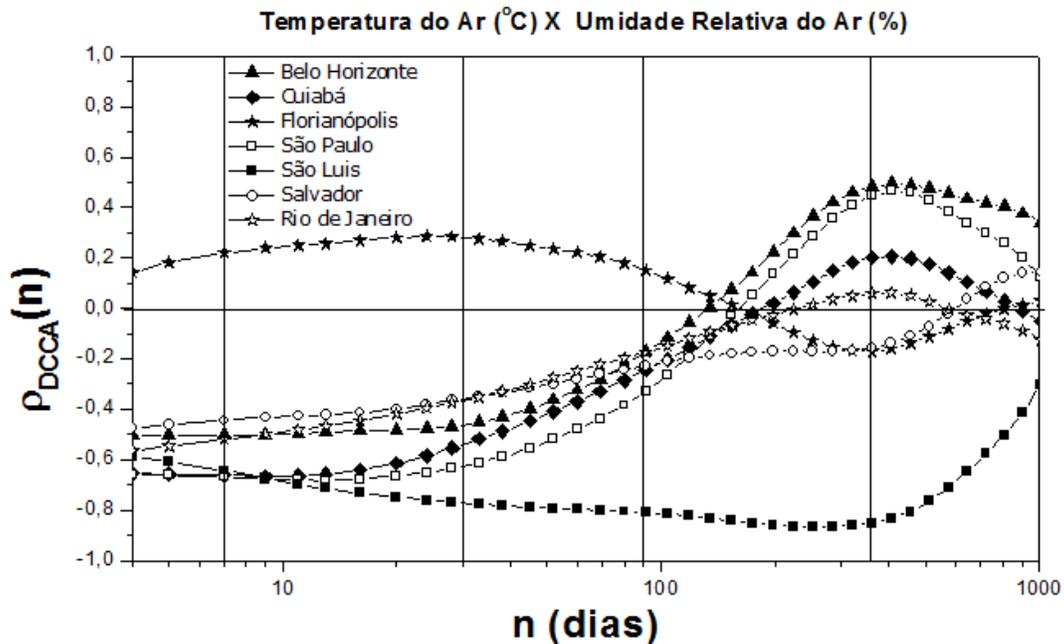


Figura 4.5 Correlação Cruzada entre Temperatura do Ar ( $^{\circ}\text{C}$ ) e Umidade Relativa do Ar (%), referente a algumas capitais dos estados do Brasil, utilizando os valores diários da série original. As linhas verticais demonstram  $n=7$ ,  $n=30$ ,  $n=90$  e  $n=365$  respectivamente. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

Observando a Figura 4.5, notamos ainda, que as capitais brasileiras analisadas demonstram transição de correlação cruzada negativa para correlação

cruzada positiva e apenas a cidade de Florianópolis apresenta o contrário. Esta diferença expressiva encontrada na capital catarinense pode estar relacionada ao fato, de que esta seja a única capital brasileira localizada em uma ilha, e desta maneira, sofre uma maior influência da umidade do mar. Entretanto, todas as localidades apresentam comportamentos sazonais explícitos em  $n=365$ , quando mudam bruscamente a partir deste valor de  $n$ . Isto demonstra que, dependendo do intervalo da série analisado, podemos encontrar valores muito distintos para a mesma série.

A utilização das diferenças sucessivas dos valores diários para as séries analisadas mostra-se acertada ao compararmos as figuras 4.5 e 4.6. A primeira (Figura 4.5) demonstra a grande variação em função dos valores diários das séries, onde a série apresenta transição de correlação negativa para positiva e vice-versa, não sendo possível verificar diretamente se a série é negativa ou não. Na figura 4.6, com a utilização das diferenças sucessivas dos valores diários das séries, o comportamento da análise de correlação torna-se mais estável e demonstra diretamente o comportamento da série.

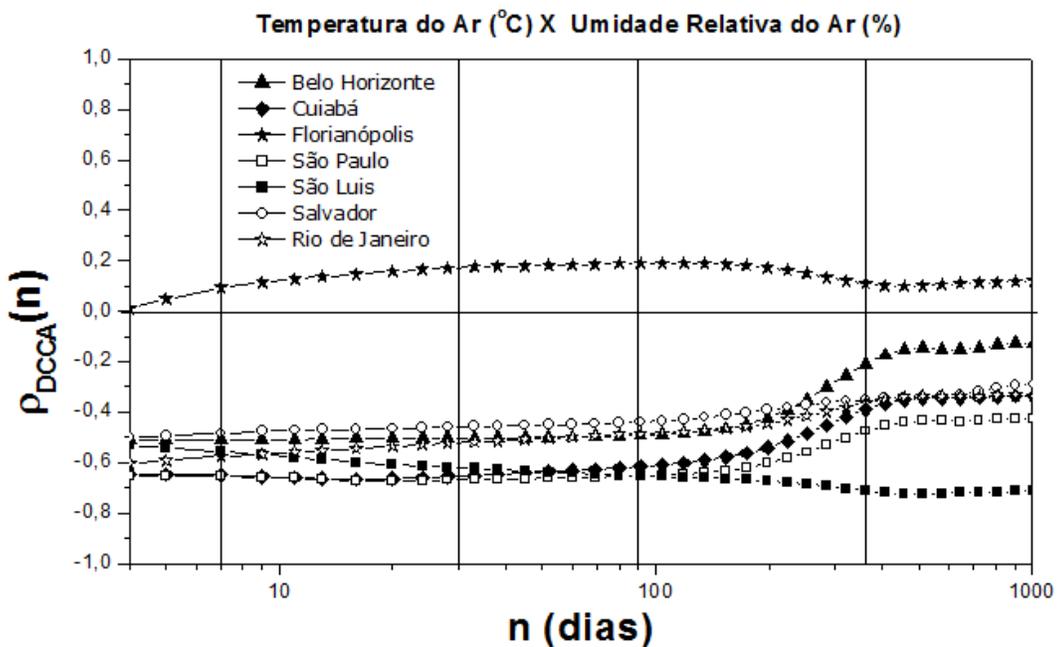


Figura 4.6 Correlação Cruzada entre Temperatura do Ar (°C) e Umidade Relativa do Ar (%), referente a algumas capitais dos estados do Brasil, utilizando diferenças sucessivas dos valores diários. As linhas verticais demonstram  $n=7$ ,  $n=30$ ,  $n=90$  e  $n=365$  respectivamente. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

Os valores médios encontrados na figura 4.6 para o período de um ano, em função do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , foram os seguintes: Belo Horizonte/MG = -0,46, Cuiabá/MT = -0,60, Florianópolis/SC = 0,15, São Paulo/SP = -0,63, São Luis/MA = -0,63, Salvador/BA = -0,43 e Rio de Janeiro/RJ = -0,49.

**Tabela 4.3 Médias de temperatura do ar (°C) e umidade relativa do ar (%) da capital do Brasil e das capitais dos estados brasileiros. Os dados estão indexados por temperatura do ar e por umidade relativa do ar, em ordem decrescente. Fonte: INMET (2012). Nota: Cálculo realizado pelo autor.**

Localidade	Temperatura Média	Umidade Média
Teresina/PI (BRA)	29.07	69.41
Boa Vista/RR (BRA)	28.48	69.82
Palmas/TO (BRA)	28.08	60.47
São Luis/MA (BRA)	27.96	80.13
Macapá/AP (BRA)	27.95	82.43
Manaus/AM (BRA)	27.94	79.68
Recife/PE (BRA)	27.69	74.80
Fortaleza/CE (BRA)	27.57	75.52
Cuiabá/MT (BRA)	27.37	66.31
Porto Velho/RO (BRA)	27.27	84.61
Belém/PA (BRA)	27.11	85.76
Natal/RN (BRA)	26.82	79.17
Aracaju/SE (BRA)	26.68	78.72
João Pessoa/PB (BRA)	26.42	79.00
Rio Branco/AC (BRA)	26.34	86.88
Salvador/BA (BRA)	26.23	80.81
Vitória/ES (BRA)	25.67	78.37
Maceió/AL (BRA)	25.57	84.57
Campo Grande/MS (BRA)	25.19	66.18
Goiânia/GO (BRA)	25.12	66.59
Rio de Janeiro/RJ (BRA)	24.30	77.86
Brasília/DF (BRA)	21.88	66.62
Belo Horizonte/MG (BRA)	21.26	74.23
Florianópolis/SC (BRA)	21.11	82.42
São Paulo/SP (BRA)	20.76	75.37
Porto Alegre/RS (BRA)	19.81	81.06
Curitiba/PR (BRA)	18.14	84.45
Média dos Valores	25.47	76.71

De posse dos dados fornecidos pelo INMET, calculamos o valor médio da temperatura do ar e da umidade relativa do ar para todas as séries analisadas (Tabela 4.3), inclusive os valores médios para todas as séries analisadas (última linha das tabelas). Na tabela 4.3, demonstramos as médias citadas anteriormente, em ordem decrescente pela temperatura média do ar e umidade relativa do ar. Nesta tabela, visualizamos a cidade de Teresina/PI entre as capitais, com a maior média de temperatura do ar no Brasil. Visualizamos também, a cidade de Rio Branco/AC, entre as capitais do Brasil, com a maior média de umidade relativa do ar.

### **4.3. Análise dos Dados pelo Mundo**

De posse da base de dados históricos, realizamos análises para quantificar o nível de correlação cruzada entre as séries de temperatura do ar ( $^{\circ}\text{C}$ ) e umidade relativa do ar (%), utilizando o coeficiente  $\rho_{DCCA}$ . As análises foram realizadas por meio das diferenças sucessivas dos valores diários, visando mensurar o nível de correlação cruzada para intervalos de tempo como, semana, mês, estação do ano, ano e mais de um ano (Tabela 4.4). Através desta análise foi possível observar basicamente que, todas as séries apresentam anticorrelação cruzada ou correlação cruzada negativa. Entretanto, algumas séries apresentam correlação cruzada positiva ou nula, quando não há correlação cruzada. Também visualizamos uma mudança de comportamento na série, passando de antipersistente para persistente e vice-versa, e alternando de uma correlação negativa para positiva, e vice-versa. Dependendo do intervalo analisado, encontramos comportamentos distintos para a mesma série.

A média para todas as análises realizadas estão demonstradas na última linha da tabela 4.4, apresenta média de -0.25 para semana, -0.21 para o mês, -0.20 para estação, -0.21 para um ano e -0.22 para mais de um ano.

**Tabela 4.4 Valores médios em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  (diferenças sucessivas dos valores diários).**

**Nota:** Cálculo realizado pelo autor.

<b>Localidade</b>	<b>Semana</b>	<b>Mês</b>	<b>Estação</b>	<b>Ano</b>	<b>&gt; ano</b>
Quito(ECU)	-0.31	-0.32	-0.35	-0.35	-0.33
Nairobi (KEN)	-0.38	-0.35	-0.36	-0.34	-0.33
Medan (IDN)	-0.81	-0.81	-0.80	-0.80	-0.80
Changi (SGP)	-0.62	-0.62	-0.64	-0.64	-0.65
Val De Caes(BRA)	-0.47	-0.49	-0.50	-0.52	-0.53
Libreville(GAB)	-0.46	-0.44	-0.40	-0.30	-0.22
Mal (MDV)	-0.46	-0.44	-0.44	-0.41	-0.40
Bariloche(ARG)	-0.27	-0.26	-0.28	-0.43	-0.66
Puerto Montt(CHL)	-0.01	0.03	0.05	-0.10	-0.36
Wellington (NZL)	-0.02	0.08	0.10	0.05	-0.06
Hobart (TAS)	-0.25	-0.20	-0.20	-0.26	-0.36
Mexico City (MEX)	-0.40	-0.39	-0.37	-0.29	-0.12
Tegucigalpa (HND)	-0.37	-0.33	-0.31	-0.32	-0.28
San Jos (CRI)	-0.37	-0.37	-0.40	-0.43	-0.44
Havana (CUB)	-0.13	0.03	0.09	0.15	0.24
Jeddah (SAU)	-0.21	-0.17	-0.13	-0.11	-0.14
Hilo Hawaii (USA)	-0.24	-0.16	-0.17	-0.15	-0.09
Chek Lap Kok (HKG)	-0.06	0.08	0.11	0.15	0.25
Hanoi (VNM)	-0.27	-0.08	0.01	0.05	0.12
Owen Roberts (CYM)	-0.19	-0.09	-0.06	-0.03	0.03
Nouakchott (MRT)	-0.68	-0.67	-0.64	-0.38	0.00
Denver (USA)	-0.69	-0.70	-0.69	-0.58	-0.44
Provo (USA)	-0.46	-0.45	-0.45	-0.59	-0.78
Madrid (ESP)	-0.16	-0.15	-0.15	-0.44	-0.74
Sofia (BGR)	-0.32	-0.28	-0.29	-0.39	-0.54
Beatrice (USA)	-0.15	-0.18	-0.18	-0.21	-0.26
Pittsburgh (USA)	0.00	0.01	-0.01	-0.04	-0.01
Columbus (USA)	0.08	0.10	0.09	0.01	-0.06
Kansas City (USA)	-0.08	-0.09	-0.10	-0.09	-0.07
Chicago (USA)	0.08	0.09	0.09	-0.03	-0.20
St. Louis (USA)	-0.02	0.01	0.01	-0.02	-0.06
Lisboa (PRT)	-0.33	-0.38	-0.37	-0.43	-0.54
Roma (ITA)	-0.03	0.02	0.03	-0.14	-0.38
Belgrade (SRB)	-0.44	-0.43	-0.45	-0.49	-0.57
Akita (JPN)	-0.14	-0.15	-0.17	-0.14	-0.12
Athens (GRC)	-0.17	-0.11	-0.14	-0.37	-0.65
Tirana (ALB)	-0.22	-0.07	0.01	-0.06	-0.17
Arcata (USA)	-0.25	-0.18	-0.14	-0.08	0.03
Beijing (CHN)	-0.20	-0.11	-0.10	0.10	0.38
Istambul (TUR)	-0.25	-0.19	-0.17	-0.28	-0.47

Localidade	Semana	Mês	Estação	Ano	> ano
New York (USA)	0.15	0.14	0.12	0.16	0.26
Algiers (DZA)	-0.41	-0.39	-0.36	-0.39	-0.49
Philadelphia (USA)	0.21	0.22	0.20	0.18	0.18
Forestdale (USA)	0.34	0.34	0.34	0.30	0.29
Tunis-Carthage(TUN)	-0.37	-0.34	-0.33	-0.42	-0.60
Potosi (BOL)	-0.43	-0.43	-0.42	-0.16	0.15
Belo Horizonte(BRA)	-0.51	-0.51	-0.50	-0.39	-0.14
La Tontouta (NCL)	-0.27	-0.13	-0.07	-0.07	-0.07
Beira (MOZ)	-0.60	-0.50	-0.45	-0.39	-0.34
Townsville (AUS)	-0.08	0.08	0.15	0.15	0.22
Taiti (PYF)	-0.18	-0.11	-0.11	-0.06	0.03
<b>Média dos Valores</b>	<b>-0.25</b>	<b>-0.21</b>	<b>-0.20</b>	<b>-0.21</b>	<b>-0.22</b>

Após terem sido realizadas análises em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , para as 51 localidades (Tabela 4.4), verificou-se que, nos Estados Unidos da América, a existência de um padrão bem definido e interessante, onde, fixando a altitude próxima a 40°N e variando a longitude, analisamos dados de doze cidades localizadas próximas a esta coordenada (Figura 4.7). Notamos que, à medida que a longitude decresce, a correlação cruzada entre as séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar altera-se gradativamente. A tabela 4.5 demonstra claramente as mudanças gradativas em função da longitude, onde esta correlação mostra-se acentuadamente negativa acima da longitude 100°W, sendo nula próxima a longitude 90°W e passando a positiva para longitudes menores de 90°W e estas mudanças gradativas ocorrem em todos os intervalos de tempo analisados, apresentados também na figura 4.8. Este padrão pode estar associado ao meio ambiente de cada localidade ou região analisada, e sofre a influência do tipo de solo, rocha, vegetação, bem como do ar, água e clima. E neste caso, podemos identificar que a região oeste dos Estados Unidos possui um clima mais seco, identificado na tabela 4.5 com correlação cruzada negativa. Já a região leste dos Estados Unidos possui um clima mais úmido, identificado na tabela 4.5 com correlação cruzada positiva.

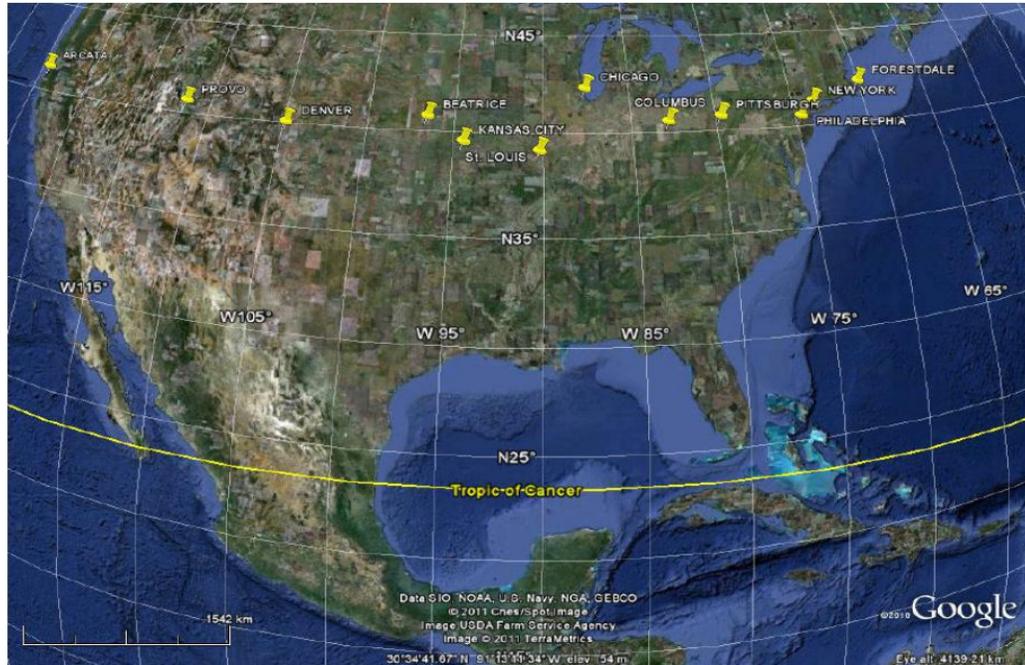


Figura 4.7 Mapa territorial dos Estados Unidos da América com as cidades destacadas em torno da latitude 40°N. Fonte: Google Earth.

Tabela 4.5 Cidades dos Estados Unidos da América (Latitudes, Longitudes e Altitudes) e valores médios em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  (diferenças sucessivas dos valores diários). Nota: Cálculo realizado pelo autor.

Localidade	Latitude	Longitude	Semana	Mês	Estação	Ano	> ano
Arcata (USA)	40.9°N	124.1°W	-0.25	-0.18	-0.14	-0.08	0.03
Provo (USA)	40.2°N	111.7°W	-0.46	-0.45	-0.45	-0.59	-0.78
Denver (USA)	39.6°N	104.9°W	-0.69	-0.70	-0.69	-0.58	-0.44
Beatrice (USA)	40.3°N	96.7°W	-0.15	-0.18	-0.18	-0.21	-0.26
Kansas City (USA)	39.1°N	94.6°W	-0.08	-0.09	-0.10	-0.09	-0.07
St. Louis (USA)	38.7°N	90.4°W	-0.02	0.01	0.01	-0.02	-0.06
Chicago (USA)	41.8°N	87.8°W	0.08	0.09	0.09	-0.03	-0.20
Columbus (USA)	40.1°N	83.1°W	0.08	0.10	0.09	0.01	-0.06
Pittsburgh (USA)	40.3°N	80.0°W	0.00	0.01	-0.01	-0.04	-0.01
Philadelphia (USA)	40.1°N	75.0°W	0.21	0.22	0.20	0.18	0.18
New York (USA)	40.8°N	74.0°W	0.15	0.14	0.12	0.16	0.26
Forestdale (USA)	41.7°N	70.5°W	0.34	0.34	0.34	0.30	0.29

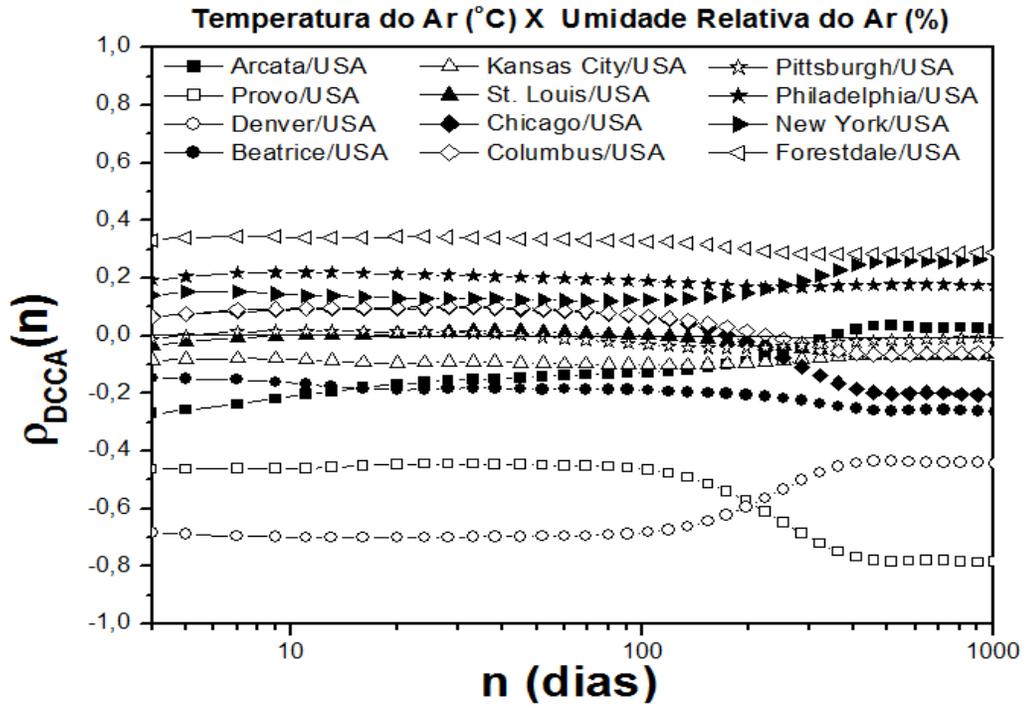


Figura 4.8 Gráfico das cidades dos Estados Unidos da América em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  (diferenças sucessivas dos valores diários). Nota: Cálculo realizado pelo autor.

Para a região do mar mediterrâneo na Europa, utilizando os mesmos critérios da análise anterior, ou seja, fixamos a altitude por volta de 40°N e variando a longitude, analisamos dados de nove cidades localizadas próximas a esta coordenada (Figura 4.9).



Figura 4.9 Mapa territorial da região do Mar Mediterrâneo com as cidades destacadas em torno da latitude 40°N. Fonte: Google Earth.

A tabela 4.6, demonstra valores próximos para todos os intervalos analisados, sendo estas diferenças menores no intervalo de ano e maior de um ano.

Tabela 4.6 Cidades em torno do Mar Mediterrâneo (Latitudes, Longitudes e Altitudes) e valores médios em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  (diferenças sucessivas dos valores diários). Nota: Cálculo realizado pelo autor.

Localidade	Latitude	Longitude	Semana	Mês	Estação	Ano	> ano
Lisboa (PRT)	38.8°N	9.1°W	-0.33	-0.38	-0.37	-0.43	-0.54
Madrid (ESP)	40.5°N	3.5°W	-0.16	-0.15	-0.15	-0.44	-0.74
Algiers (DZA)	36.7°N	3.2°E	-0.41	-0.39	-0.36	-0.39	-0.49
Tunis-Carthage(TUN)	36.8°N	10.2°E	-0.37	-0.34	-0.33	-0.42	-0.60
Roma (ITA)	41.8°N	12.6°E	-0.03	0.02	0.03	-0.14	-0.38
Tirana (ALB)	41.3°N	19.8°E	-0.22	-0.07	0.01	-0.06	-0.17
Belgrade (SRB)	44.8°N	20.3°E	-0.44	-0.43	-0.45	-0.49	-0.57
Athens (GRC)	37.9°N	23.9°E	-0.17	-0.11	-0.14	-0.37	-0.65
Istambul (TUR)	41.0°N	28.8°E	-0.25	-0.19	-0.17	-0.28	-0.47

As séries demonstram um padrão definido, apresentando comportamento similar para todas as séries desta análise (Figura 4.10).

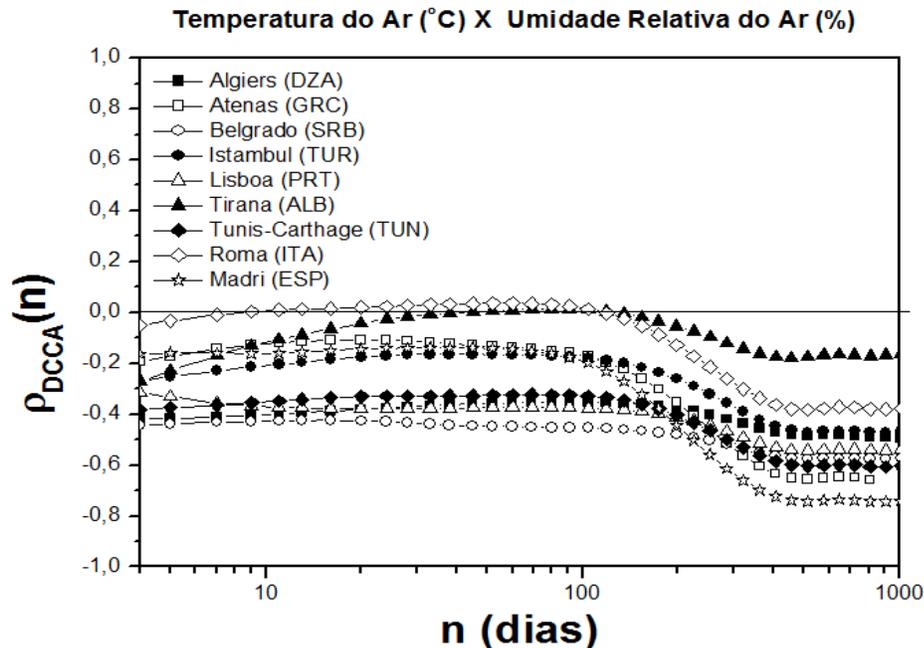


Figura 4.10 Gráfico das cidades em torno do Mar Mediterrâneo em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  (diferenças sucessivas dos valores diários). Nota: Cálculo realizado pelo autor.

As séries temporais podem demonstrar comportamentos distintos ao longo do tempo e do intervalo analisado. Estes comportamentos se tornam bem interessantes, quando demonstram um padrão bem definido, conforme apresentado na figura 4.10. Esta figura apresenta um padrão para o componente sazonal anual ( $n$  grande), onde as séries apresentam maior estabilidade, apresentando valores negativos para todas as séries a partir deste valor de  $n$ , ou seja, a partir de  $n$  maior que 365 dias. Desta forma, mesmo estas cidades estarem localizadas em torno do Mar Mediterrâneo, estão distantes entre si, e em continentes diferentes, com características climáticas exclusivas de cada região, as análises apresentaram comportamentos semelhantes. Entretanto, tecer uma afirmação sobre a existência destes padrões, necessitaria de um estudo mais aprofundado para cada localidade, com análises de outras variáveis climáticas que compõe o clima nestas regiões e será alvo de trabalhos futuros desta dissertação. Mas podemos identificar que um

fator relevante desta região, é o fato de que as cidades analisadas estão ao redor do mar mediterrâneo e desta forma, sofrem a mesma influência do clima da região.

Utilizando os mesmos dados desta análise, podemos demonstrar os distintos comportamentos das séries, como correlação cruzada positiva, negativa e nula, para a mesma latitude e país, onde os valores médios encontrados para o período de um ano foram os seguintes: Denver/USA = -0,65, Pittsburgh/USA = -0,01, Forestdale/USA = 0,32 (Figura 4.11). Outro comportamento observado acontece quando as séries partem de um mesmo ponto, mas traçam trajetórias distintas a partir de um determinado ponto, ou seja, as séries apresentam aproximadamente o mesmo valor negativo, mas para grandes valores de n (dias), é positiva para Beijing (CHN) e negativo para Madrid (ESP) (Figura 4.12). E ainda, na figura 4.13, podemos observar séries com comportamento oposto, que partem de locais distintos e se encontram em um ponto determinado, isto é, para valores pequenos de n (dias), o comportamento é positivo para Chigago (USA), enquanto que para Belo Horizonte (BRA) é negativo. Entretanto, para grandes valores de n, o comportamento tende para o mesmo valor negativo.

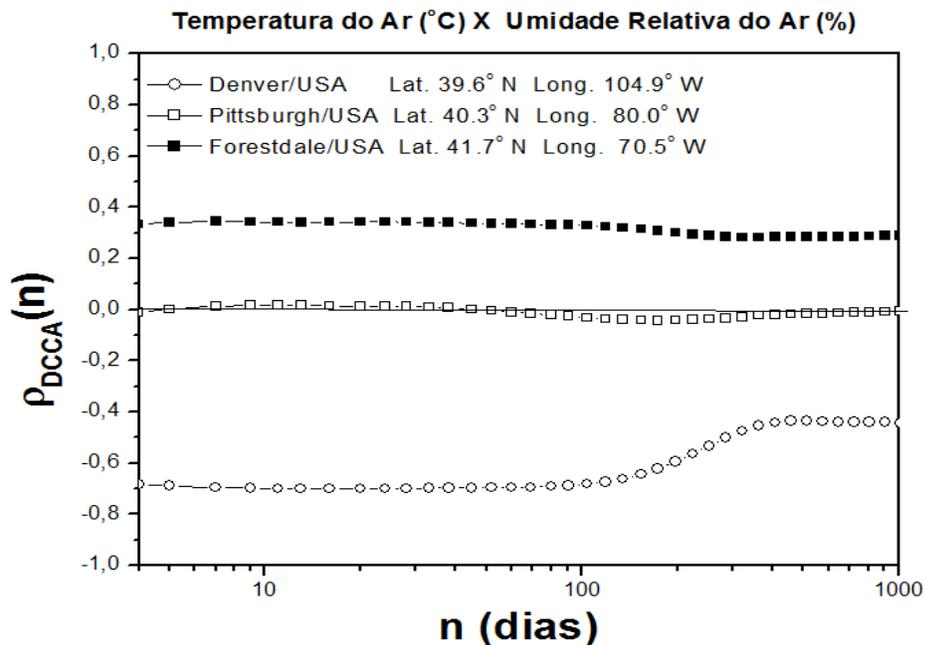


Figura 4.11 Gráfico das cidades próximas a latitude 40°N nos Estados Unidos da América em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  (diferenças sucessivas dos valores diários). Identificando os três tipos de correlação: positiva, negativa e nula. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

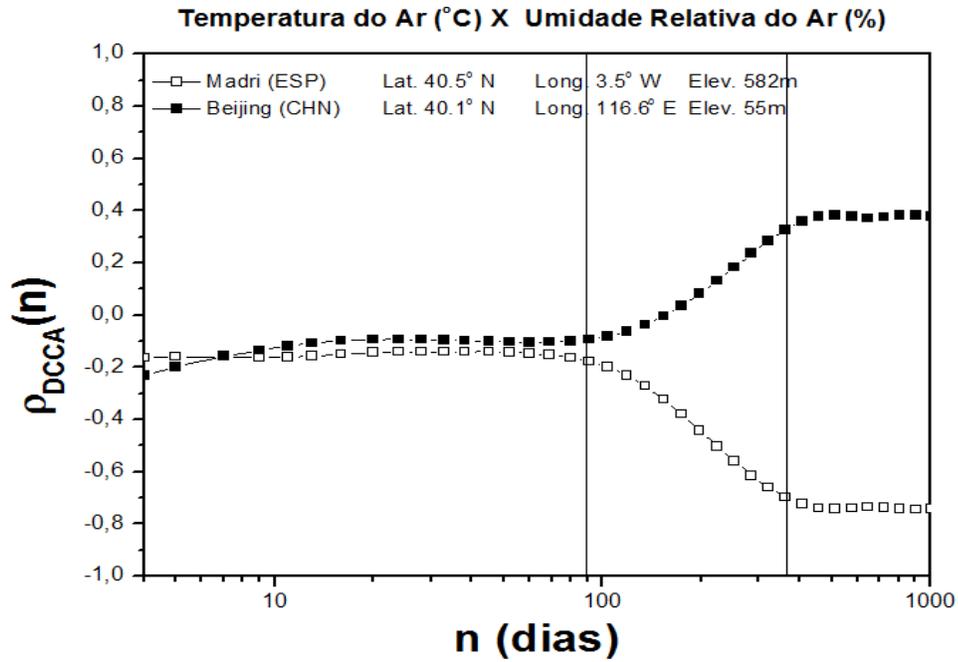


Figura 4.12 Gráfico demonstrando componentes sazonais para  $n=90$  e  $n=365$  em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  (diferenças sucessivas dos valores diários). Nota: Cálculo realizado pelo autor.

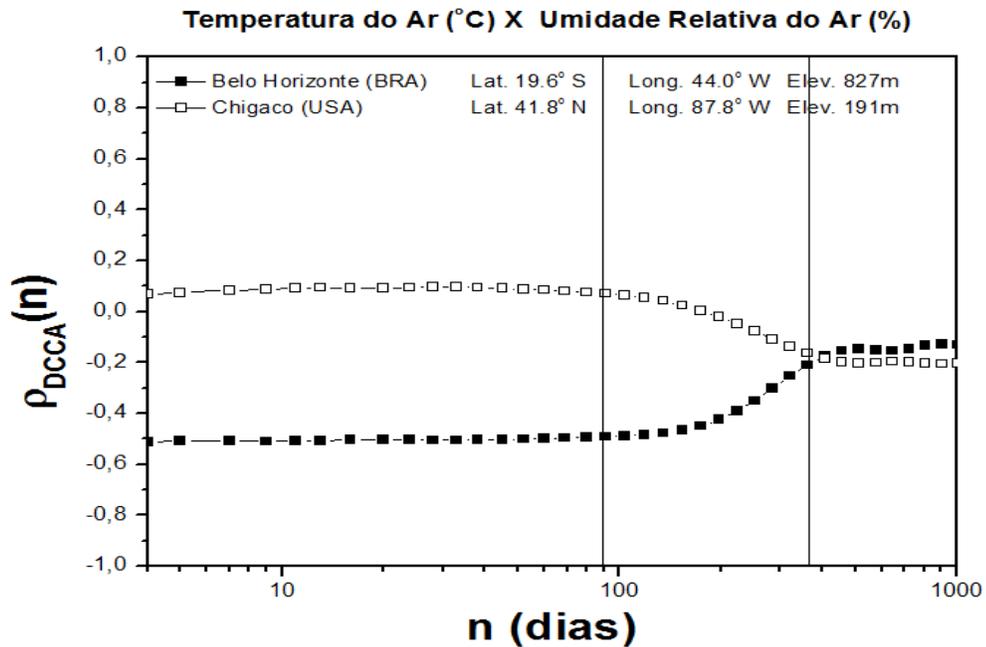


Figura 4.13 Gráfico demonstrando componentes sazonais para  $n=90$  e  $n=365$  em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  (diferenças sucessivas dos valores diários). Nota: Cálculo realizado pelo autor.

A maior dificuldade deste estudo foi encontrar uma base de dados confiável e com grande número de registros. Através deste estudo, podemos analisar e verificar várias bases de dados, sendo os Estados Unidos da América, um dos países com o maior número de estações meteorológicas e com maior histórico de registros (Figura 4.14 e Figura 4.15), como demonstrado pelo histórico destas duas cidades americanas:

- 1) Nome, Alaska (USA) (Latitude: 64.5°N, Longitude: 165.4°W, Altitude: 11m), período: janeiro de 1943 a agosto de 2010;
- 2) Miami, Flórida (USA) (Latitude: 25.8°N, Longitude: 80.3°W, Altitude: 2m), período: janeiro de 1948 a agosto de 2010.

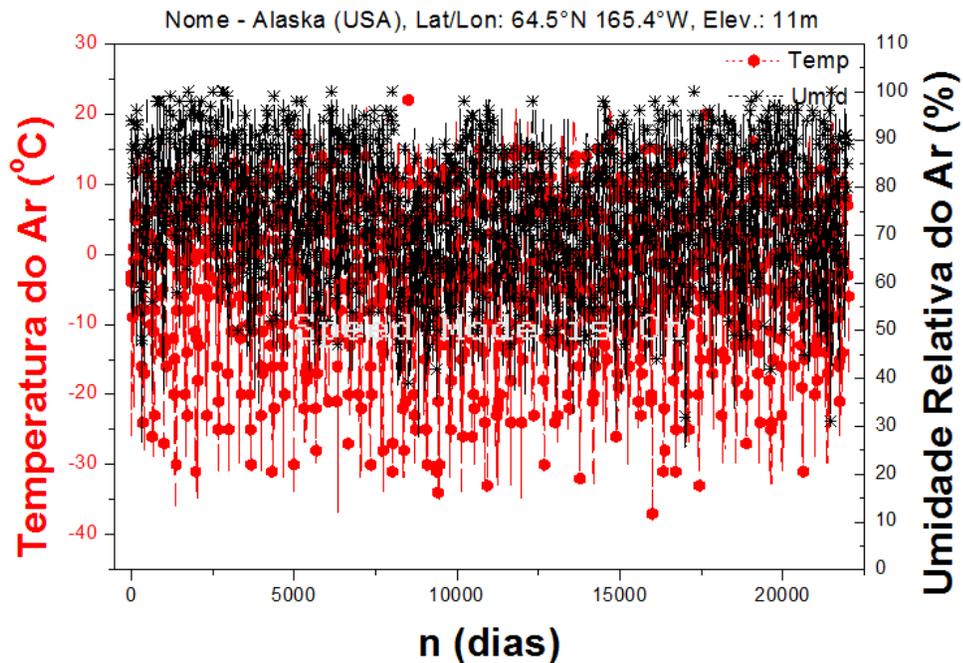


Figura 4.14 Gráfico demonstrando as séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar com valores diários. Fonte: Weather Underground, Inc.

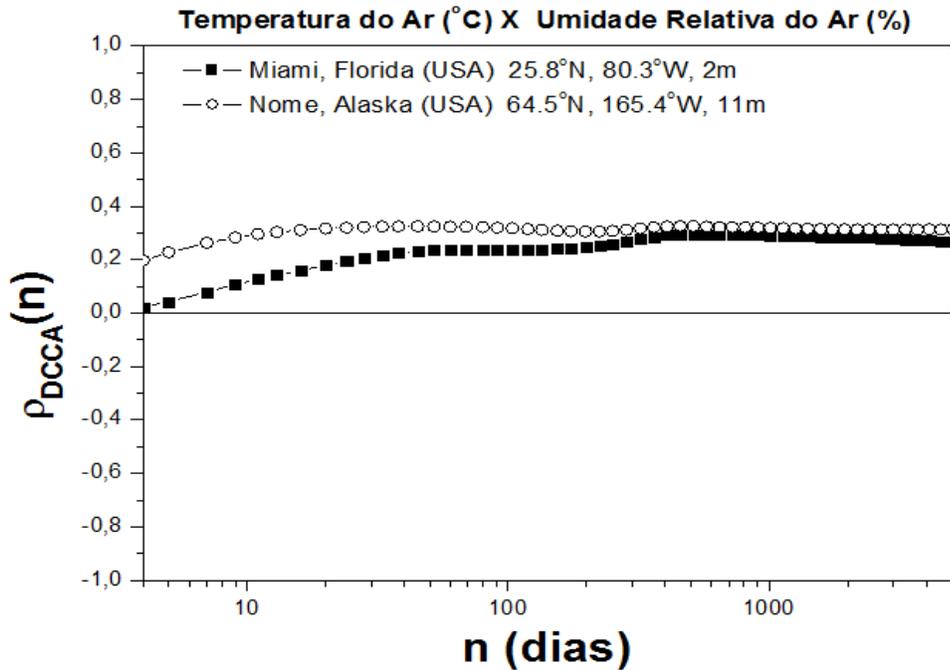


Figura 4.15 Gráfico de correlação cruzada em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar (diferenças sucessivas dos valores diários). Nota: Cálculo realizado pelo autor.

A figura 4.15, demonstra que, de posse de uma série com grande quantidade de dados, pode-se realizar um estudo para um período maior e apresenta ainda, que a cidade de Miami, no estado da Florida e a cidade de Nome, no estado do Alaska, ambas nos Estados Unidos, apresentam correlações similares, principalmente a partir de um ano.

Como descrito neste capítulo, às análises foram realizadas para localidades próximas das latitudes 40°N (demonstrada em gráficos anteriores), 20°N (Figura 4.16), 0° (Figura 4.17), 20°S (Figura 4.18) e 40°S (Figura 4.19).

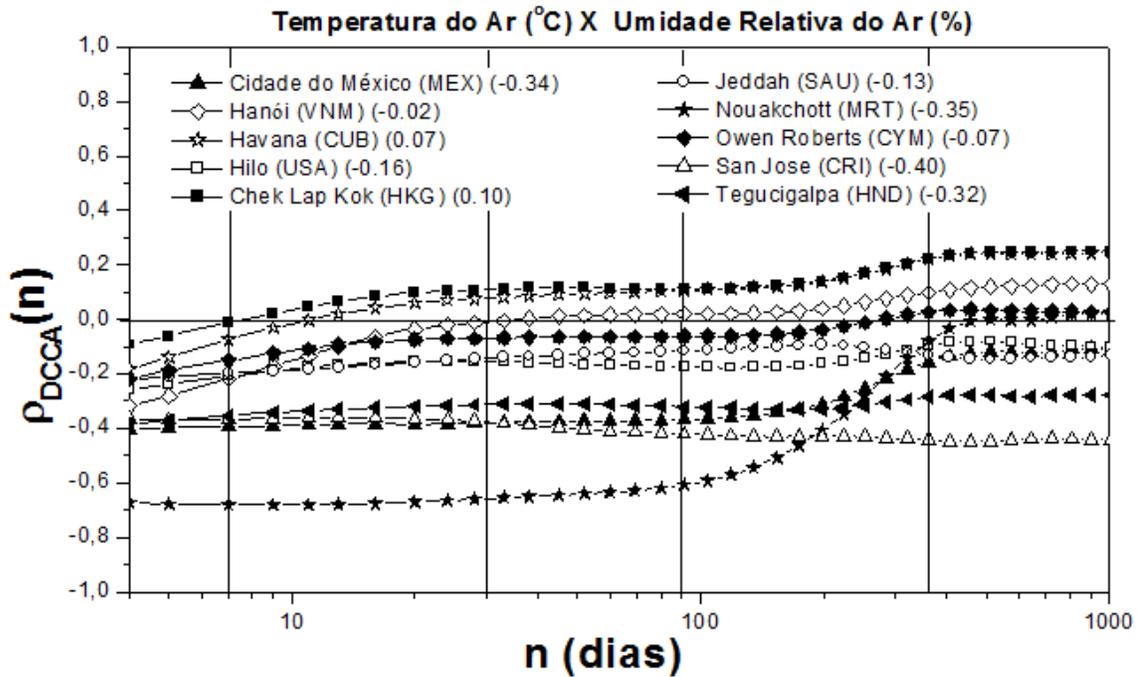


Figura 4.16 Gráfico de correlação cruzada em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar (diferenças sucessivas dos valores diários), das localidades próximas a latitude 20°N. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

A figura 4.16, demonstra as localidades analisadas próximas as latitudes 20°N, onde a maior parte das análises apresentam anti correlação cruzada entre as séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar e os valores apresentados com os nomes das cidades, referem-se aos valores médios para o período de 365 dias em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ . As linhas verticais representam 7, 30, 90 e 365 dias, respectivamente.

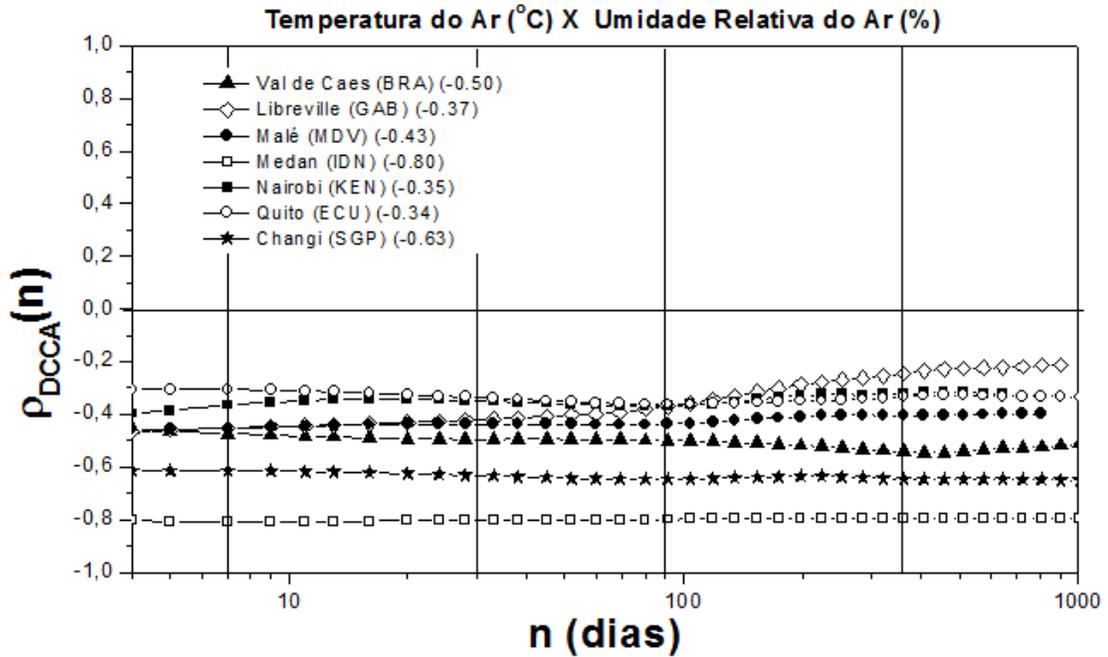


Figura 4.17 Gráfico de correlação cruzada em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar (diferenças sucessivas dos valores diários), das localidades próximas a latitude  $0^\circ$ . Nota: Cálculo realizado pelo autor.

A figura 4.17, demonstra as localidades analisadas em torno da latitude  $0^\circ$ , onde todas as análises apresentam anti correlação cruzada entre as séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar e os valores apresentados com os nomes das cidades, referem-se aos valores médios para o período de 365 dias em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ . As linhas verticais representam 7, 30, 90 e 365 dias, respectivamente.

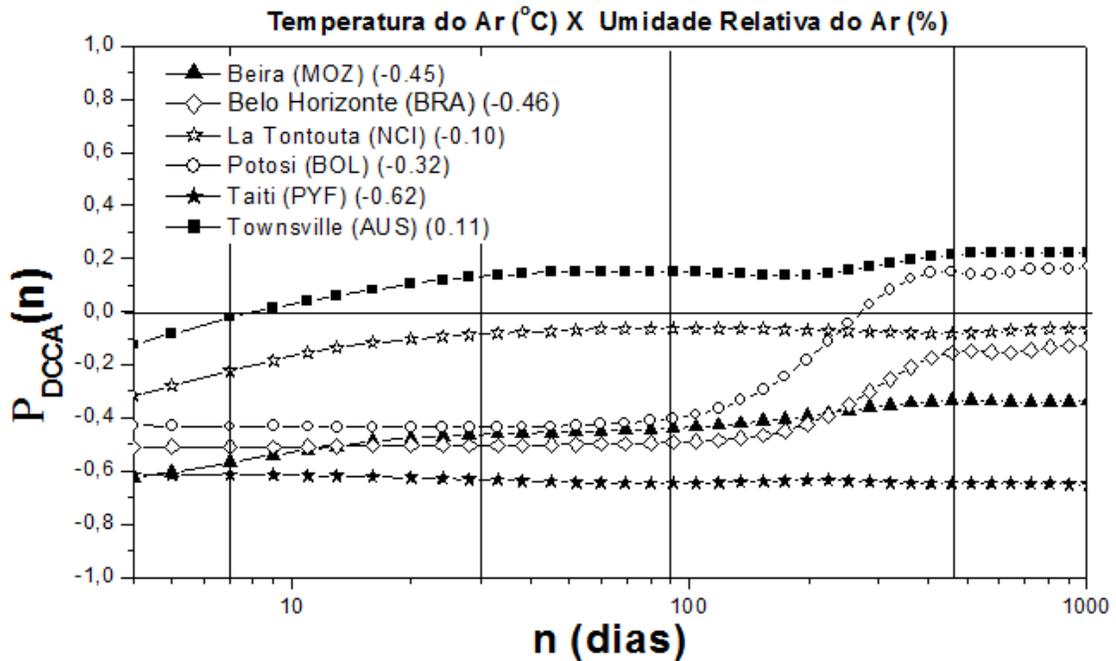


Figura 4.18 Gráfico de correlação cruzada em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar (diferenças sucessivas dos valores diários), das localidades próximas a latitude 20°S. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

A figura 4.18, demonstra as localidades analisadas em torno da latitude 20° S, onde, apenas a cidade de Townsville apresenta valor médio positivo entre as séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar e os valores apresentados com os nomes das cidades, referem-se aos valores médios para o período de 365 dias em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ . As linhas verticais representam 7, 30, 90 e 365 dias, respectivamente.

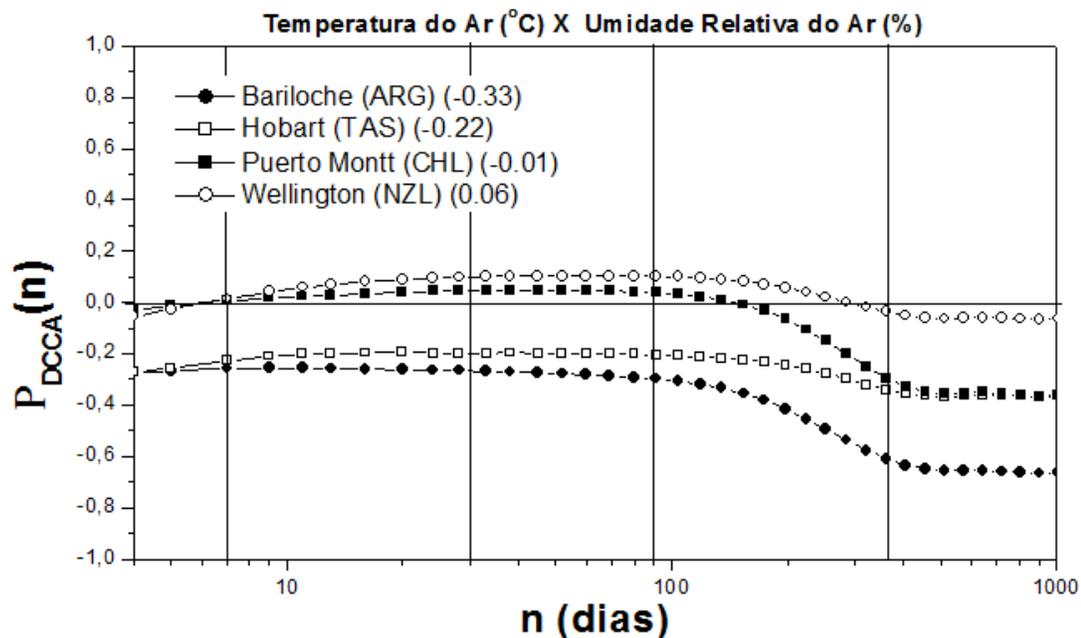


Figura 4.19 Gráfico de correlação cruzada em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e umidade relativa do ar (diferenças sucessivas dos valores diários), das localidades próximas a latitude 40°S. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

A figura 4.19, demonstra as localidades analisadas em torno da latitude 40° S, onde, as cidades de Wellington (NZL) e Puerto Montt (CHL) apresentam valores médios próximos de zero, ou seja, demonstram correlação cruzada nula entre as séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar. Os valores apresentados com os nomes das cidades referem-se aos valores médios para o período de 365 dias em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ . As linhas verticais representam 7, 30, 90 e 365 dias, respectivamente.

#### 4.4. Análise entre Temperatura do Ar e Radiação Solar no Brasil

Nas análises realizadas, observamos que, todas apresentam correlação cruzada positiva, ou seja, quanto maior a temperatura, maior a radiação solar. Este fato, apenas confirma um resultado esperado, pois tanto o aumento da temperatura do ar, como a radiação solar estão associados á incidência solar, conforme apresentadas nas figuras 4.20 e 4.21, referentes ás cidades do interior do estado da Bahia, e as capitais brasileiras, respectivamente.

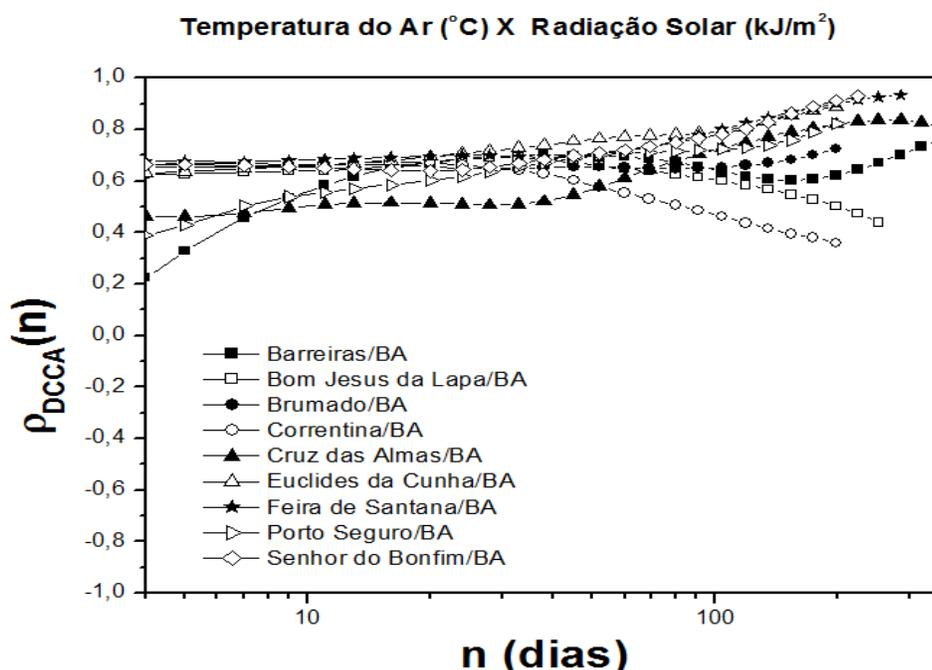


Figura 4.20 Correlação cruzada em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e da radiação solar, utilizando dos valores diários das séries, das cidades do estado da Bahia. Período: maio/2007 a setembro/2010. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

Na figura 4.20, podemos notar que todas as cidades analisadas, possuem correlação cruzada positiva, sendo que as cidades de Feira de Santana/BA e Senhor do Bonfim/BA, possuem a maior correlação cruzada.

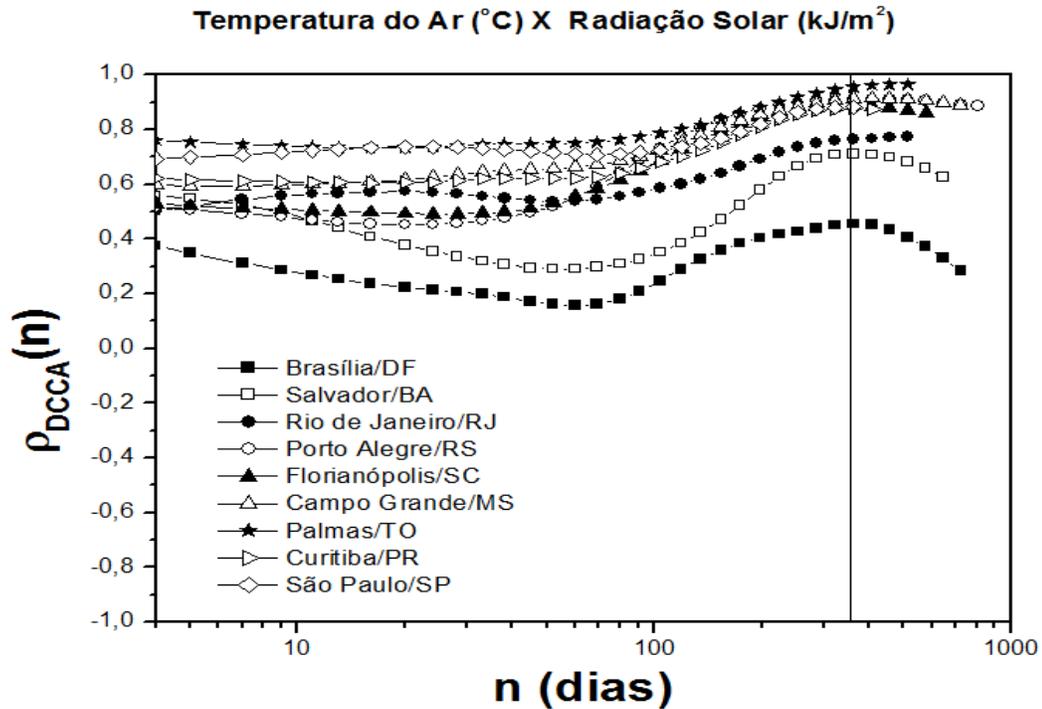


Figura 4.21 Correlação cruzada em termos do coeficiente  $\rho_{DCCA}$ , das séries de temperatura do ar e da radiação solar, utilizando dos valores diários das séries, de algumas capitais Brasileiras. Período: agosto/2006 a setembro/2010. A linha vertical apresenta  $n=365$  dias. Nota: Cálculo realizado pelo autor.

A figura 4.21 demonstra que, todas as cidades analisadas possuem correlação cruzada positiva, onde a cidade de Palmas/TO possui a maior correlação cruzada entre as capitais analisadas, sendo quase perfeita para o período de um ano.

## Capítulo 5 - Conclusões

Em todas as séries analisadas, levando em consideração as diferenças sucessivas dos valores diários médios de temperatura do ar ( $^{\circ}\text{C}$ ) e umidade relativa do ar (%), e utilizando o coeficiente para quantificar o nível de correlação cruzada entre séries temporais, utilizando o  $\rho_{DCCA}$  desenvolvido por Zebende (2011), identificamos comportamentos distintos para as séries. Estes comportamentos, em sua maioria são compostos por correlações cruzadas negativas, mas encontramos também, correlação cruzada positiva e nula. Esta descoberta contradiz aos pesquisadores Podobnik e Stanley (2008), onde afirmam que as leis de potência (por DFA) e as leis de potência de correlações cruzadas (por DCCA) entre séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar, apresentam um valor negativo para todo intervalo de tempo analisado. Podobnik e Stanley (2008) consideraram em suas análises apenas os valores das diferenças sucessivas das séries, e encontraram grandes mudanças demonstradas por súbitas explosões em ambas as séries. No entanto, estes resultados foram encontrados a partir de uma única localização, sem levar em conta a existência de mudanças em termos da localização (latitude, longitude e altitude).

Neste trabalho, diferentemente do que foi proposto por Podobnik e Stanley (2008), não utilizamos apenas uma única localização, mas séries temporais de várias localizações ao redor do mundo. Entretanto, utilizamos também as diferenças sucessivas de temperatura do ar e umidade relativa do ar. Esta escolha foi feita porque, neste caso, podemos ver diretamente o comportamento da série temporal, ou seja, se possui anticorrelação ou não. Também não podemos afirmar que a correlação cruzada entre séries temporais de temperatura do ar e umidade relativa do ar é negativa, ou seja, quanto maior a temperatura do ar, menor a umidade relativa do ar. Este fato, do ponto de vista da física é verdadeiro, mas não se aplica a todas as séries analisadas, pois devemos levar em conta as componentes sazonais das localidades analisadas. Podemos afirmar que, a média das correlações cruzadas para as 51 localidades analisadas é negativa, com valor de  $\rho_{DCCA} \cong -0.22$

e estas análises podem apresentar os três tipos de correlação cruzada, positiva, negativa e nula. E ainda, dependendo do intervalo analisado podemos ter correlação cruzada positiva, negativa e nula em uma mesma análise.

Outra relevância deste trabalho foi a descoberta de um padrão em termos do  $\rho_{DCCA}$  para as proximidades da latitude 40° N nos Estados Unidos da América. Este padrão definiu-se em mantendo a latitude em torno de 40° N e variando a longitude. Notamos que, conforme a longitude decresce, a correlação cruzada muda gradativamente. Esta correlação cruzada mostra-se negativa para longitudes acima de 100° W, nula para longitudes próximas a 90° W e positiva para longitudes menores que 90° W. Para a mesma latitude (40° N), mas situadas nas proximidades do mar mediterrâneo, incluindo países da Europa e África, encontramos outro padrão. As séries analisadas nestas localidades demonstram súbitas mudanças nas séries a partir de  $n = 90$  e valores bem próximos para  $n = 365$ , apresentando anticorrelação cruzada na média total das correlações.

Para as análises de correlação cruzada utilizando séries de radiação solar e temperatura do ar, podemos afirmar que, as séries analisadas possuem correlação cruzada positiva.

A utilização do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  mostrou-se de “extrema” relevância para quantificar o nível de correlação cruzada entre séries temporais. As análises realizadas neste trabalho podem oferecer subsídios para meteorologistas e estudiosos do clima em fatores relacionados às variáveis climáticas. Entretanto, as variáveis analisadas nesta dissertação representam apenas uma pequena porção do total de variáveis que compreendem a formação do clima terrestre, mas certamente poderá contribuir com futuros estudos sobre o tema.

Somente este estudo, não é suficiente para estabelecer um padrão global de correlação cruzada entre temperatura do ar e umidade relativa do ar, e levando em consideração que a área climatológica é uma das mais estudadas e importantes da vida humana, tanto no âmbito ambiental, como econômico, viabiliza a realização de análises entre outras variáveis climáticas que compreendem nosso clima.

## Referências Bibliográficas

AGUIRRE, L.A.; **Introdução à Identificação de Sistemas**. Editora UFMG, Minas Gerais, 2000.

ANTENEODO, C; **Processos estocásticos**, V Escola do Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas, Rio de Janeiro, 2004. Disponível em <<http://mesonpi.cat.cbpf.br/e2004/docs/PG2-cban.pdf>>. Acesso em: 29 out. 2009.

ARNAUD, A. L. **Abordagem híbrida para otimização de redes neurais artificiais para previsão de séries temporais**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Pernambuco, 2007.

BALLINI, R. **Modelos de Séries Temporais, Redes Neurais Artificiais e Redes Neurais Nebulosas para Previsão de Vazões**, Tese de Doutorado. Universidade Estadual de Campinas, UNICAMP, Brasil, 2000.

BARBIRATO, G. M.; SOUZA, L. C. L.; TORRES, S. C. **Clima e Cidade – A Abordagem Climática como Subsídio para Estudos Urbanos**. Editora Edufal, 2007.

BARROS, M.; **Processos Estocásticos**. Notas de Aula. Disponível em: <[www.mbarros.com](http://www.mbarros.com)>, 2003. Acesso em: 10 nov. 2011.

BATISTA, C. A. **Métodos Emergentes de Física-Estatística Aplicados à Séries Temporais de Sistemas Fisiológicos**. Dissertação de mestrado. Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2006.

BENYAHYAA, L.; CAISSIEB, D.; EL JABIC, N.; SATISHA, M. G. **Journal of Hydrology**, 380 (3-4), 247. 2010.

BOX, G. E. P.; COX, D. R. **An analysis of transformations**. Journal the Royal Statistical Society, Series B. 1964.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. **Time series Analysis: Forecasting and Control**. Third Edition. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 2004.

BRONM, G.Z; DEKAY, M. **Sol, Vento & Luz, Estratégias para o projeto de Arquitetura**. 2ª Edição. Editora Artmed. Porto Alegre, 2001.

CARBONOBASIL Instituto de Desenvolvimento Científico e Tecnológico. **Mudanças Climáticas. Gases do Efeito Estufa**. Disponível em: <[www.institutocarbonobrasil.org.br/mudancas\\_climaticas/gases\\_do\\_efeito\\_estufa](http://www.institutocarbonobrasil.org.br/mudancas_climaticas/gases_do_efeito_estufa)>. Acesso em: 10 dez. 2011.

CHATFIELD, C. **The Analysis of Time Series – An Introduction**, 5ª. Edition London, Chapman & Hall, 1996.

CLIMAGORA. **Glossário Meteorológico**. Centro de Estudos Climáticos e Previsão do Tempo. Disponível em: <[www.climagora.com.br](http://www.climagora.com.br)>. Acesso em: 18 jun. 2012.

CLIMATE. **Atmospheric Humidity and Precipitation**. Enciclopédia Britânica Online. Encyclopædia Britannica Inc. Disponível em: <<http://www.britannica.com/EBchecked/topic/121560/climate/53256/Atmospheric-humidity-and-precipitation>>. Acesso em: 01 out. 2011.

CORBELLA, O.;YANNAS, S. **Em Busca de uma Arquitetura Sustentável para os Trópicos**. Editora Revan. Rio de Janeiro, 2003.

COSTA, Dr. A.; **Raios UV-A/UV-B**. Portal Velhos Amigos. Disponível em: <<http://www.velhosamigos.com.br/Dicas/beleza51.html>>. Acesso em: 18 jun. 2012.

CPTEC/INPE. **Boletim de Informações Climáticas – INFOCLIMA**. Disponível em: <[www.cptec.inpe.br](http://www.cptec.inpe.br)>. Acesso em: 06 fev. 2012.

CREPALDI, A. F. **Abordagem de Modelos Baseados em Agentes no Estudo de Séries Temporais Financeiras**. Tese de Doutorado. Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, UNESP, Brasil, 2007.

CREPALDI, A. F.; FERREIRA, F. F. **Estudo de Fatos Estilizados no Jogo da Minoria**. In: XXVII Encontro nacional de engenharia de produção, Foz do Iguaçu, 2007.

CRUZ, T. G. S. **Leis de Escala e Dimensão Fractal em Filmes Finos: Microscopia de Força Atômica e Voltametria Cíclica**. *Physicae*, v. 1, p. 29-36, 2000.

DA SILVA, L. R; STOSIC, T.; STOSIC, B. **Escalonamento, lei de potências e correlações de focos de queimadas no Brasil**. In: 8º Encontro regional de matemática aplicada e computacional, Natal, 2008.

DE MOURA, J.P.; **Construção e Avaliação Térmica de um Fogão Solar Tipo Caixa**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Departamento de Engenharia Química. Natal, 2007.

DREW, D. **Processos Interativos Homem Meio Ambiente**. 4ª Edição. Editora Bertrand Brasil, Rio de Janeiro, 1998.

ELMINIR, H. K. **Science of The Total Environment**, 350 (1-3), 225. 2005.

ENDERS, W. **Applied econometric time series** 2ª ed. John Wiley & Sons, 2003.

FAVARO, G. M.; ONODY, R. N. **Algumas propriedades de ativos financeiros**. In: XXIX Encontro Nacional de Física da Matéria Condensada, São Lourenço, 2006.

FIGUEIRÊDO, P. H. **Aspecto espaciais e temporais do problema do envelhecimento**. Tese de Doutorado. Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2006.

FEDER, J. **Fractals**. Plenum Press, New York, 1988.

FONSECA J. S. da; MARTINS, G. de A.; TOLEDO, G. L. **Estatística Aplicada**. Editora Atlas. São Paulo, 1985

FREITAS, R. M. *et al.* **Análise de anisotropia de imagens utilizando o método DFA: um estudo de caso na área de exploração de petróleo**. In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. São José dos Campos, 2009.

GAFFEN, D. J.; ROSS, R. J. J. **Climate**, 12, 811. 1999.

GALHARDO, C. E. C.; PENNA, T. J. P.; SOARES, P. P. S.; de MENEZES, A. M.; CARVALHO, L. **Análise de sinais não estacionários de pressão arterial de ratos sujeitos à deservação**. In: XXXI Encontro Nacional de Física da Matéria Condensada. Águas de Lindóia, 2008.

GARCEZ, L.N.; ALVAREZ, G.A. **Hidrologia**. 2ª Edição. Editora Edgard Blucher. São Paulo, 1998.

GIVONI, B. **Man, climate and architecture**. 1976.

GOMIS, P.; CAMINAL, P.; MONTSERRAT, V.; GALEN, W. **Análisis fractal del sistema de control cardiaco durante isquemia de miocardio**. In: XXV Jornadas de Automática, Ciudad Real, 2004.

GOMIS, P.; CAMINAL, P.; VALLVERDÚ, M.; WAGNER, G. **Análisis Fractal del control autonómico del ritmo cardiaco durante oclusión coronaria**. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, v.3, núm. 3, p. 116-122, 2006.

GRIMM, A. M.; **Apostila Meteorologia Básica**. Universidade Federal do Paraná. Departamento de Física, 1999. Disponível em: <<http://fisica.ufpr.br/grimm/aposmeteo/index.html>>. Acesso em: 10 out. 2011.

GUTIÉRREZ, J. L. C.; **Monitoramento da Instrução da Barragem de Corumbá-I por Redes Neurais e Modelos de Box & Jenkins**. Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil. PUC-Rio, 2003, p.39.

GUTZLER, D. S. **Geophys. Res. Lett.**, 19 (15), 1595. 1992.

HEWITT, P.G.; **Física Conceitual**. 9ª Edição. Editora Bookmam. Porto Alegre/RS, 2002, p. 290 -291.

HU, K.; IVANOV, P. C.; CHEN, Z.; CARPENA, P.; STANLEY, H.E. **Effect of trends on detrended fluctuation analysis**. *Physical Review E*, 2001. p.64.

HURST, E. Long term storage capacity of reservoirs. **Transactions of the American Society of Civil Engineers**, v. 116, p. 770-799, 1951.

HURST, H.E.; BLACK, R.P.; SIMAIKA, Y.M. **Long-Term Storage: an experimental Study**. London: Constable, 1965.

INFOESCOLA Navegando e Aprendendo. **Biomassa**. Publicado em: 11 mai. 2008. Disponível em: <[www.infoescola.com](http://www.infoescola.com)>. Acesso em: 05 jun. 2012.

INMET – Instituto Nacional de Meteorologia. Disponível em: <<http://www.inmet.gov.br>>. Acesso em: 10 mar. 2012.

JONES, P. D.; OSBORN, T. J.; BRIFFA, K. R. **Science**. 292 (5517), 662. 2001.

JOSPIN, M. **Monitorizacion de la profundidad anestésica mediante análisis de fluctuaciones sin tendencias de la senal electroencefalográfica**. In: XXV Jornadas de Automática, Ciudad Real, 2004.

JUNIOR, C. DA SILVA.; SASSON S.; BEDAQUE P. **Ciências - Entendendo a natureza**. Volume I. Editora Saraiva. 23ª Edição, 2009.

KANTELHARDT, J. W.; *et. al.* Detect long-range correlations with detrended fluctuation analysis, **Physica A**, n. 295, p. 441-454, 2001.

KASER, G. **Global and Planetary Change**, p. 22 (1-4), 93. 1999.

LEE, K. W. **Applying Time-series Cross Correlation Analysis to Examine the Nexus between Firearms and Homicide in Hong Kong**. *Asian Journal of criminology*, v.4, n.1, p. 31-46, june, 2008.

LIU, Y. *et. al.* **Statistical properties of the volatility of price fluctuation**. *Physical Review E*, vol. 60, 1999.

LYNCH, P. **The origins of computer weather prediction and climate modeling**. *ScienceDirect-Journal of Computational Physics*, 227, p. 3432, 2008.

MACHADO FILHO, A. **Correlação de longo alcance em Indicadores de Criminalidade de Salvador-BA: DFA e DCCA**. Dissertação de Mestrado. Senai Cimatec. Salvador, 2009.

MALAVOGLIA, R.C. **Verificação da presença de memória longa nos principais índices de bolsa de valores. Um estudo por meio da utilização da estatística R/S e o coeficiente de Hurst**. Dissertação de Mestrado. Universidade de São Paulo. Ribeirão Preto, 2009.

MANDELBROT, B. B. **Statistical methodology for non-periodic cycles: from the covariance to R/S analysis**. Annals of Economic and Social Measurement, v. 1, p. 259-290, 1972.

MANN, M. E. **Wheater**, 56, 91. 2001.

MANTEGNA, R. N.; STANLEY, H. E. **Scaling behavior in the dynamics of an economic index**. London: Nature, n. 367, p. 46, 1995.

MANTEGNA, R.N.; STANLEY, H.E. **An Introduction to Econophysics: correlations and complexity in finance**. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.

MARÍA, G.A.; ESCÓS, J.; ALADOS, C.L. **Complexity of behavioural sequences and their relation to stress conditions in chickens (*Gallus gallus domesticus*): a noninvasive technique to evaluate animal welfare**. Applied Animal Behaviour Science, v. 86, p. 93-104, 2004.

MATOS, O. C. **Econometria Básica: teoria e aplicação**. São Paulo, Atlas, 3ª edição, 2000.

MEDEIROS, M. J. **Métodos de Diagnósticos em Modelos Autoregressivos Simétricos**. Dissertação de Mestrado. Universidade de São Paulo. São Paulo, 2006.

MENDONÇA, P. J. F. A. U. **Habitar sob uma segunda pele : estratégias para a redução do impacto ambiental de construções solares passivas em climas temperados**. Tese de Doutorado em Engenharia Civil. Universidade de Minho. Portugal, 2005.

MORET, M. A.; ZEBENDE, G. F.; NOGUEIRA, E.; PEREIRA, M. G. **Fluctuations Analysis of Stellar X-Ray Binary Systems**. Physical Review E, n. 68, p. 41104, 2003.

MORETTIN, P. A. **Econometria Financeira**. 1ª Ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2008

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C.M.C. **Análise de Séries Temporais**, ABE - Projeto Fisher. Editora Edgard Blucher LTDA, São Paulo, 2004.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C.M.C. **Previsão de séries temporais**. 2ª ed. São Paulo: Atual, 1987.

MUDANÇAS CLIMÁTICAS. **O tempo e o clima**. Portal da Agência de Notícias dos Direitos da Infância – ANDI. Disponível em: <[www.mudancasclimaticas.andi.org.br](http://www.mudancasclimaticas.andi.org.br)>. Acesso em: 10 set. 2011.

MUNHOZ, F. C.; GARCIA A. **Caracterização da velocidade e direção predominante dos ventos para a localidade de Ituverava–SP.** Revista Brasileira de Meteorologia, volume 23. São Paulo, 2008.

NASCIMENTO, R. S. **Análise de Correlação de Longo Alcance no Registro da Atividade Elétrica Cortical no Fenômeno da Depressão Alastrante em Ratos.** Dissertação de Mestrado, Universidade Federal Rural de Pernambuco, UFRPE, 2008.

NASCIMENTO, R. S. *et. al.* **Análise de Flutuações de Sinais no Fenômeno da Depressão Alastrante.** In: 18º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística, Estância de São Pedro, 2008.

NAVARRETE, M; VERA-GRAZIANO, R; ROSALES, C. **Procesamiento de señales optoacústicas mediante fractales para el estudio In-Situ de la cinética de la fotopolimerización en resinas dentales.** XX Congreso de Instrumentación, SOMI, memorias, MNMXX31, 2005.

NUSSENZVEIG, H. M. **Curso de Física Básica 2 – Fluídos, Oscilações e Ondas de Calor.** 3ª Edição. Editora Edgard Blucher. São Paulo, 2008.

OLIVEIRA, D. J. **Síntese e Análise do Sinal de Variabilidade da Frequência Cardíaca Baseada em Modelos Identificados.** Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2002.

OLIVEIRA, D.J.; GOMES, M.E.D.; GUIMARÃES, H.N.; AGUIRRE L.A. **Síntese de sinais de variabilidade da frequência cardíaca baseada em modelagem não-linear.** Revista Brasileira de Engenharia Biomédica, v. 22, n. 1, p. 51-62, abril 2006.

PARKER, M.J.; WEBER, A.H.; BUCKLEY, R.L. **Short Term Climatological Wind Data as a Tool for Wind Forecasting.** *Weather and Forecasting.* American Meteorological Society, Boston, 2004.

PÉCORA, J.D; SILVA, R. G.; **Unidades Métricas Correlacionadas à Temperatura.** WebMarters do Laboratório de Pesquisa em Endodontia da FORP-USP, 2005.

PEDRON, I. T. **Correlação em Séries Temporais de Temperatura na Região de Cascavel – Estado do Paraná.** Acta Scientiarum. Technology, Maringá, v. 29, p. 205-208, 2007.

PENG, C. K.; BULDYREV, S. V.; GOLDBERGER, A. L.; HAVLIN, S.; SCIORTINO, F.; SIMONS, M.; STANLEY, H. E. **Long-range correlations in nucleotide sequences.** Nature, v.356, n. 6365, p. 168-170, 1992.

PENG, C. K; BULDYREV, S. V.; HAVLIN S.; SIMONS, M.; STANLEY H. E.; GOLDBERGER, A. L. **On the mosaic organization of DNA sequences.** Physical Review E, n. 49, p. 1685-1689, 1994.

PENG, C. K.; IVANOV, P. C.; ROSENBLUM, M. G.; MIETUS, J. E.; HAVLIN, S.; STANLEY, H. E.; GOLDBERGER, A. L. **Scaling and universality in heart rate variability distribution.** *Physica A*, n. 249, p. 241, 1998.

PENG, C. K.; BULDYREV, S. V.; GOLDBERGER, A. L.; HAVLIN, S.; MANTEGNA, R. N.; SIMONS, M.; STANLEY, H. E. **Statistical Properties of DNA Sequences.** *Physica A*, n. 221, p. 180, 1995.

PERAZZO, C.A; FERNANDEZ E.A; WILLSHAW, Y.P. **Determinación de Correlaciones a Largo Plazo Utilizando DFA.** In: Procesamiento de señales e imágenes: Teoría y Aplicaciones, Ed.: Facultad Regional Buenos Aires, Universidad Tecnológica Nacional, 2004.

PEREIRA, Basilio de Bragança. **Séries temporais Multivariadas.** SINAPE-Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística, Rio de Janeiro, 1984.

PIERCE, D. A. **Seasonal adjustment when both deterministic and stochastic seasonality are present.** In *Seasonal Analysis of Economic Time Series*. Ed. Arnold Zellner, 242-269. Washington, D. C., U. S. Dept. of Commerce, Bureau of the Census, 1979.

PIERCE, D. A. **A survey of recent developments in seasonal adjustment.** *The American Statistician*, 34(3), 125-134, 1980.

PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E. **Detrended Cross-Correlation Analysis: A New Method for Analyzing Two Nonstationary Time Series.** *Phys. Rev. Let*, 084102, 100, 2008.

POLI, L.C.; GODOY, M. F. **Variabilidade da frequência cardíaca no domínio da dinâmica não-linear para prever morbidade e mortalidade a longo prazo em pacientes submetidos à cirurgia de revascularização do miocárdio.** In: III CAIC - Congresso Anual de Iniciação Científica, São José do Rio Preto, 2006.

PORTUGAL, A. G. **DFA Prognósticos - Um Software para medir Correlação de Longo Alcance dos Acordos de Níveis de Serviço usando Análise de Flutuação sem Tendências.** Dissertação de Mestrado, CEPPEV - Fundação Visconde de Cairu, Salvador, 2006.

PROCLIRA - Projeto Científico de Inovação para o Desenvolvimento Tecnológico na Promoção e Divulgação Científica. **Clima e Ambiente.** Universidade de Evora de Portugal. Disponível em: <[www.proclira.uevora.pt](http://www.proclira.uevora.pt)>. Acesso em 12 dez. 2011.

ROMAN-CAMPOS, D.; DESTRO-FILHO, J.B. **Estimação do tempo de estacionariedade de sinais eletroencefalográficos (EEG) e da atividade neural espontânea pela análise de flutuação aleatória.** *Horizonte Científico*, v. 1, p. 7, 2007.

RUTHERFORD, K. M. D.; HASKELL, M. J.; GLASBEY, C.; JONES, R. B.; LAWRENCE, A. B. **Detrended fluctuation analysis of behavioural responses to mild acute stressors in domestic hens**. Applied Animal Behaviour Science, v. 83, p. 125-139, 2003.

SANTOS, C. A. *et al.* **Algoritmos em Java para Análise Não-Linear de Biosinais Cardíacos**. In: VII Encontro Latino Americano de Pós Graduação, São José dos Campos, 2006.

SANTOS, B. R. **Influência Local em Modelos de Séries Temporais**. Dissertação de Mestrado. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2008.

SENAMBI – Serviço Nacional de Meteorologia e Hidrologia del Peru. **Aprendendo Meteorologia**. 2004. Disponível em: <[http://www.senambi.gob.pe.pefaprediendo/apen\\_meteo.htm](http://www.senambi.gob.pe.pefaprediendo/apen_meteo.htm)>. Acesso em: 10 out. 2011.

SHI, X.; LU, C.; XU X. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**. 50 (1), 127. 2010.

SILVESTRE, R. F. **A orientação pelo sol**. 2005. Disponível em: <<http://www.silvestre.eng.br/astrologia/criancas/orientasol>>. Acesso em: 12 jun. 2012.

SIQUEIRA JÚNIOR, E. L. ; BEJAN, L. B. ; STOSIC, T. **Comparando produtos agropecuários e ações no mercado brasileiro usando Detrended Fluctuation Analysis em séries históricas de preços**. In: VIII Encontro regional de matemática aplicada e computacional, Natal, 2008.

SIQUEIRA JÚNIOR, E. L. *et al.* **Correlações cruzadas em mercadorias brasileiras: um estudo econofísico**. In: VIII Encontro regional de matemática aplicada e computacional-ERMAC, Natal, 2008.

SIQUEIRA JÚNIOR, E. L.; GUSMÃO, F.R.S.; FERREIRA, C. M. L. **Memória e lei de potência: Uma aplicação do método DFA e algumas definições econofísicas**. In: 8º Encontro regional de matemática aplicada e computacional, Natal, 2008.

SÓ BIOLOGIA. **Umidade do Ar**. Portal de Conteúdos sobre Ciências e Biologia. Grupo Virtuoso. Disponível em: <<http://www.sobiologia.com.br/conteudos/Ar/Ar8.php>>. Acesso em: 01 out. 2011.

SOUZA, R.C.; CAMARGO, M.E. **Análise e Previsão de Series Temporais : Os Modelos ARIMA**, 2ª edição, 2004.

SOUZA, Reinaldo Castro. **Modelos Estruturais para Previsão de Séries Temporais: Abordagens Clássica e Bayesiana**. In : 17º Colóquio Brasileiro de Matemática. Rio de Janeiro, 1989.

SOUZA, S. R.; TABAK, B. M.; CAJUEIRO, D. O. **Investigação da Memória de Longo Prazo na Taxa de Câmbio no Brasil**. Revista Brasileira de Economia, v. 60, p. 193-209, 2006.

SOUZA, W. B.; **Física das Radiações: Uma Proposta para o Ensino Médio**. Laboratório de Pesquisa em Ensino de Física. Universidade de São Paulo (USP), 2008.

TAKAKURA, I. T. **Variabilidade da frequência cardíaca no domínio do caos preditora de morbimortalidade em pacientes submetidos à cirurgia de revascularização do miocárdio**. Dissertação de mestrado, Faculdade de Medicina de São José do Rio Preto, São José do Rio Preto, 2007.

TALKNER, P.; WEBER, R.O. **Power spectrum and detrended fluctuation analysis: Application to daily temperatures**. Phys. Rev. E, n. 62, p. 150 - 160, 2000.

TAQUU, M. S. *et al.* **Estimators for long-range dependence: an empirical study**. Fractals, London, v. 3, n. 4, p. 785 - 798, 1995.

TREYBAL, R.E. **Mass transfer operations**. 3<sup>rd</sup> ed. Auckland: McGraw-Hill, 1981.

TUBELIS, A.; NASCIMENTO, F. C. L. do. **Meteorologia descritiva. Fundamentos e aplicações brasileiras**. São Paulo, Nobel, 1984. p. 374.

URSULEAN, R; LAZAR, A.M. **Detrended Cross-Correlation Analysis of Biometric Signals used in a new Authentication Method**. In: The 13<sup>th</sup> International Conference Electronics and Electrical Engineering, Lithuania, 2009.

VASSOLER, R. T.; ZEBENDE, G. F.; **DCCA cross-correlation coefficient apply in time series of air temperature and air relative humidity**. Physica A, v. 391, p. 2438-2443, 2012.

VEIGA, R. D.; SÁFADI, T. **Análise de regressão e séries temporais**. UFLA/FAEPE, Lavras, 1999.

VENDRAMINI, E. Z. **Distribuições probabilísticas de velocidades do vento para avaliação do potencial energético eólico**. Botucatu: UNESP, 1986. 110 p. Tese (Doutorado em Agronomia). Curso de Pós-Graduação em Agronomia, Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista, 1986.

WEATHER UNDERGROUND INC.

WMO – WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION. **Calculation of Monthly and Annual 30 – Year Standard Normals**. WCDP N<sup>o</sup> 10, WMOTD/N<sup>o</sup> 341. Geneva, 1989.

ZEBENDE, G. F.; de OLIVEIRA, P. M. C.; PENNA, T. J. P. **Long-range Correlation in Computer Diskettes**. *Physical Review E*, v. 57, p. 3311-3314, 1998.

ZEBENDE, G. F. **Correlação de informação em disquetes de computador.** Tese de Doutorado em Física – Universidade Federal Fluminense – Departamento de Física, Rio de Janeiro, 1999.

ZEBENDE, G. F.; DA SILVA, M.; ROSA, A.; ALVES, A.; DE JESUS, J.; MORET, M. **Study of Long Range Correlations in a Liquid-Vapor Phase Transition.** Physica A, v. 342, n. 1-2, p. 322, 2004.

ZEBENDE, G. F.; MACHADO FILHO, A. **Cross-correlation between time series of vehicles and passengers.** Physica A, n. 3, v. 88, p. 4863-4866, 2009.

ZEBENDE, G. F.; MACHADO FILHO, A. **Detrended Cross-Correlation Analysis: Measuring cross-correlation between mathematical constants.** In: XXXII Encontro Nacional de Física da Matéria Condensada, Águas de Lindóia, 2009.

ZEBENDE, G. F. **DCCA cross-correlation coefficient: Quantifying level of cross-correlation.** Physica A, v. 390, p. 614-618, 2011.

ZEBENDE, G. F.; da SILVA, M. V.S.; ROSA JR, A. C. P.; ALVES, A. S.; de JESUS, J. C. O.; MORET, M. A. **Studying long-range correlations in a liquid vapor-phase transition.** Physica A, v. 342, n. 1-2, p. 322-328, 2003.

ZHOU, W. X. **Multifractal detrended cross-correlation analysis for two nonstationary signals.** Physical Review E, n. 77, p. 066211, 2008.

## Apêndice

Dados referentes ao Estado da Bahia:

- 1) Barreiras/BA (Latitude: 12°09'S, Longitude: 45°01'W, Altitude: 470,37m), período: janeiro de 2002 a setembro de 2010;
- 2) Bom Jesus da Lapa/BA (Latitude: 13°16'S, Longitude: 43°25'W, Altitude: 439,96m), período: maio de 2007 a setembro de 2010;
- 3) Brumado/BA (Latitude: 14°11'S, Longitude: 41°20'W, Altitude: 470m), período: abril de 2008 a setembro de 2010;
- 4) Correntina/BA (Latitude: 13°20'S, Longitude: 44°37'W, Altitude: 540m), período: novembro de 2007 a setembro de 2010;
- 5) Cruz das Almas/BA (Latitude: 12°39'S, Longitude: 39°09'W, Altitude: 225,87m) período: outubro de 2005 a setembro de 2010;
- 6) Euclides da Cunha/BA (Latitude: 10°32'S, Longitude: 38°59'W, Altitude: 432m) período: maio de 2007 a setembro de 2010;
- 7) Feira de Santana/BA (Latitude: 12°15'S, Longitude: 38°58'W, Altitude: 231m) período: maio de 2007 a setembro de 2010;
- 8) Porto de Seguro/BA (Latitude: 16°23'S, Longitude: 39°10'W, Altitude: 85m), período: julho de 2008 a setembro de 2010;
- 9) Salvador/BA (Latitude: 12.9°S, Longitude: 38.3°W, Altitude: 6m), período: janeiro de 1997 a setembro de 2010;
- 10) Senhor do Bonfim/BA (Latitude: 10°26'S, Longitude: 40°08'W, Altitude: 548m), período: abril de 2008 a setembro de 2010.
- 11) Vitória da Conquista/BA (Latitude: 14°53'S, Longitude: 40°28'W, Altitude: 870m), período: junho de 2007 a setembro de 2010.

Dados referentes ao Brasil:

- 1) Aracaju/SE (Latitude: 10°57'S, Longitude: 37°03'W, Altitude: 4.72m), período: fevereiro de 2003 a setembro de 2010;
- 2) Belém/PA (Latitude: 1.4°S, Longitude: 48.5°W, Altitude: 16m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 3) Belo Horizonte/MG (Latitude: 19.6°S, Longitude: 44.0°W, Altitude: 827m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 4) Boa Vista/RR (Latitude: 2.8°N, Longitude: 60.7°W, Altitude: 140m), período: janeiro de 1997 a setembro de 2010;
- 5) Brasília/DF (Latitude: 15°47'S, Longitude: 47°55'W, Altitude: 1159,54m), período: março de 2000 a setembro de 2010;
- 6) Campo Grande/MS (Latitude: 20°27'S, Longitude: 54°36'W, Altitude: 530m), período: setembro de 2001 a setembro de 2010;
- 7) Cuiabá/MT (Latitude: 15°37'S, Longitude: 56°06'W, Altitude: 151,34m), período: dezembro de 2002 a novembro de 2010;
- 8) Curitiba/PR (Latitude: 25°26'S, Longitude: 49°13'W, Altitude: 923,5m), período: março de 2003 a setembro de 2010;
- 9) Florianópolis/SC (Latitude: 27°35'S, Longitude: 48°34'W, Altitude: 1,84m), período: março de 2003 a setembro de 2010;
- 10) Fortaleza/CE (Latitude: 03°45'S, Longitude: 38°33'W, Altitude: 26,45m), período: fevereiro de 2003 a setembro de 2010;
- 11) Goiânia/GO (Latitude: 16°38'S, Longitude: 49°13'W, Altitude: 770m), período: maio de 2001 a setembro de 2010;

- 12) João Pessoa/PB (Latitude: 07°08'S, Longitude: 34°51'W, Altitude: 44m), período: julho de 2007 a setembro de 2010;
- 13) Macapá/AP (Latitude: 0.1°N, Longitude: 51.1°W, Altitude: 15m), período: janeiro de 1997 a setembro de 2010;
- 14) Maceió/AL (Latitude: 09°33'S, Longitude: 35°46'W, Altitude: 64,5m), período: fevereiro de 2003 a setembro de 2010;
- 15) Manaus/AM (Latitude: 3.2°S, Longitude: 60.0°W, Altitude: 84m), período: janeiro de 1997 a setembro de 2011;
- 16) Natal/RN (Latitude: 05°54'S, Longitude: 35°12'W, Altitude: 48,6m), período: fevereiro de 2003 a setembro de 2010;
- 17) Palmas/TO (Latitude: 10°11'S, Longitude: 48°18'W, Altitude: 280m), período: dezembro de 2004 a setembro de 2010;
- 18) Porto Alegre/RS (Latitude: 30°03'S, Longitude: 51°10'W, Altitude: 46,97m), período: setembro de 2000 a setembro de 2010;
- 19) Porto Velho/RO (Latitude: 8.8°S, Longitude: 63.9°W, Altitude: 88m), período: janeiro de 1997 a setembro de 2011;
- 20) Recife/PE (Latitude: 08°03'S, Longitude: 34°57'W, Altitude: 10m), período: dezembro de 2004 a setembro de 2010;
- 21) Rio Branco/AC (Latitude: 09°57'S, Longitude: 68°09'W, Altitude: 220m), período: julho de 2008 a setembro de 2010;
- 22) Rio de Janeiro/RJ (Latitude: 22°53'S, Longitude: 43°11'W, Altitude: 11,1m), período: outubro de 2002 a setembro de 2010;
- 23) Salvador/BA (Latitude: 12.9°S, Longitude: 38.3°W, Altitude: 6m), período: janeiro de 1997 a setembro de 2010;
- 24) São Luis/MA (Latitude: 02°31'S, Longitude: 44°12'W, Altitude: 56m), período: janeiro de 2003 a setembro de 2010;

- 25) São Paulo/SP (Latitude: 23°30'S, Longitude: 46°37'W, Altitude: 792m), período: janeiro de 1997 a dezembro de 2010;
- 26) Teresina/PI (Latitude: 05°04'S, Longitude: 42°48'W, Altitude: 74,36m), período: maio de 2005 a setembro de 2010;
- 27) Vitória/ES (Latitude: 20°19'S, Longitude: 40°19'W, Altitude: 36,2m), período: outubro de 2006 a setembro de 2010.

Dados referentes aos países ao redor do mundo:

- 1) Quito (ECU) (Latitude: 0.2°S, Longitude: 78.5°W, Altitude: 2812m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 2) Nairobi (KEN) (Latitude: 1.3°S, Longitude: 36.9°E, Altitude: 1624m), período: janeiro de 2003 a novembro de 2010;
- 3) Medan (IDN) (Latitude: 3.6°N, Longitude: 98.7°E, Altitude: 25m), período: janeiro de 1998 a novembro de 2010;
- 4) Changi (SGP) (Latitude: 1.4°N, Longitude: 104.0°E, Altitude: 16m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 5) Val De Caes (BRA) (Latitude: 1.4°S, Longitude: 48.5°W, Altitude: 16m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 6) Libreville (GAB) (Latitude: 0.4°N, Longitude: 9.4°E, Altitude: 15m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 7) Male (MDV) (Latitude: 4.2°N, Longitude: 73.5°E, Altitude: 2m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 8) Bariloche (ARG) (Latitude: 41.2°S, Longitude: 71.2°W, Altitude: 840m), período: janeiro de 1997 a dezembro de 2010;

- 9) Puerto Montt (CHL) (Latitude: 41.4°S, Longitude: 73.1°W, Altitude: 86m), período: janeiro de 1997 a dezembro de 2010;
- 10) Wellington (NZL) (Latitude: 41.3°S, Longitude: 174.8°E, Altitude: 7m), período: janeiro de 1997 a dezembro de 2010;
- 11) Hobart (TAS) (Latitude: 42.8°S, Longitude: 147.5°E, Altitude: 4m), período: janeiro de 1997 a dezembro de 2010;
- 12) Mexico City (MEX) (Latitude: 19.4°N, Longitude: 99.1°W, Altitude: 2238m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 13) Tegucigalpa (HND) (Latitude: 14.1°N, Longitude: 87.2°W, Altitude: 994m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 14) San Jose (CRI) (Latitude: 10.0°N, Longitude: 84.2°W, Altitude: 931m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 15) Havana (CUB) (Latitude: 23.0°N, Longitude: 82.4°W, Altitude: 59m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 16) Jeddah (SAU) (Latitude: 21.7°N, Longitude: 39.2°E, Altitude: 12m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 17) Hilo Hawaii (USA) (Latitude: 19.7°N, Longitude: 155.1°W, Altitude: 11m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 18) Chek Lap Kok (HKG) (Latitude: 22.3°N, Longitude: 113.9°E, Altitude: 8m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 19) Hanoi (VNM) (Latitude: 21.0°N, Longitude: 105.8°E, Altitude: 6m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 20) Owen Roberts (CYM) (Latitude: 19.3°N, Longitude: 81.3°W, Altitude: 3m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 21) Nouakchott (MRT) (Latitude: 18.1°N, Longitude: 15.9°W, Altitude: 3m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;

- 22)Denver (USA) (Latitude: 39.6°N, Longitude: 104.9°W, Altitude: 1767m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 23)Provo (USA) (Latitude: 40.2°N, Longitude: 111.7°W, Altitude: 1394m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 24)Madrid (ESP) (Latitude: 40.5°N, Longitude: 3.5°W, Altitude: 582m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 25)Sofia (BGR) (Latitude: 42.7°N, Longitude: 23.4°E, Altitude: 531m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 26)Beatrice (USA) (Latitude: 40.3°N, Longitude: 96.7°W, Altitude: 403m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 27)Pittsburgh (USA) (Latitude: 40.3°N, Longitude: 80.0°W, Altitude: 347m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 28)Columbus (USA) (Latitude: 40.1°N, Longitude: 83.1°W, Altitude: 250m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 29)Kansas City (USA) (Latitude: 39.1°N, Longitude: 94.6°W, Altitude: 235m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 30)Chicago (USA) (Latitude: 41.8°N, Longitude: 87.8°W, Altitude: 191m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 31)St. Louis (USA) (Latitude: 38.7°N, Longitude: 90.4°W, Altitude: 184m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 32)Lisboa (PRT) (Latitude: 38.8°N, Longitude: 9.1°W, Altitude: 123m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 33)Roma (ITA) (Latitude: 41.8°N, Longitude: 12.6°E, Altitude: 101m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 34)Belgrade (SRB) (Latitude: 44.8°N, Longitude: 20.3°E, Altitude: 99m), período: novembro de 1997 a novembro de 2010;

- 35) Akita (JPN) (Latitude: 39.6°N, Longitude: 140.2°E, Altitude: 96m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 36) Athens (GRC) (Latitude: 37.9°N, Longitude: 23.9°E, Altitude: 94m), período: março de 2001 a novembro de 2010;
- 37) Tirana (ALB) (Latitude: 41.3°N, Longitude: 19.8°E, Altitude: 90m), período: março de 1998 a setembro de 2010;
- 38) Arcata (USA) (Latitude: 40.9°N, Longitude: 124.1°W, Altitude: 66m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 39) Beijing (CHN) (Latitude: 40.1°N, Longitude: 116.6°E, Altitude: 55m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 40) Istambul (TUR) (Latitude: 41.0°N, Longitude: 28.8°E, Altitude: 37m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 41) New York (USA) (Latitude: 40.8°S, Longitude: 74.0°W, Altitude: 27m), período: janeiro de 2000 a novembro de 2010;
- 42) Algiers (DZA) (Latitude: 36.7°N, Longitude: 3.2°E, Altitude: 25m), período: setembro de 1997 a novembro de 2010;
- 43) Philadelphia (USA) (Latitude: 40.1°N, Longitude: 75.0°W, Altitude: 24m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 44) Forestdale (USA) (Latitude: 41.7°N, Longitude: 70.5°W, Altitude: 18m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 45) Tunis-Carthage (TUN) (Latitude: 36.8°N, Longitude: 10.2°E, Altitude: 4m), período: setembro de 1997 a novembro de 2010;
- 46) Potosi (BOL) (Latitude: 19.5°S, Longitude: 65.7°W, Altitude: 3934m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 47) Belo Horizonte (BRA) (Latitude: 19.6°S, Longitude: 44.0°W, Altitude: 827m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;

- 48)La Tontoura (NCL) (Latitude: 22.0°S, Longitude: 166.2°E, Altitude: 14m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 49)Beira (MOZ) (Latitude: 19.8°S, Longitude: 34.9°E, Altitude: 8m), período: março de 1997 a novembro de 2010;
- 50)Townsville (AUS) (Latitude: 19.2°S, Longitude: 146.8°E, Altitude: 6m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;
- 51)Taiti (PYF) (Latitude: 17.5°S, Longitude: 149.6°W, Altitude: 2m), período: janeiro de 1997 a novembro de 2010;