



SENAI CIMATEC

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM
COMPUTACIONAL E TECNOLOGIA INDUSTRIAL
Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

Dissertação de Mestrado

**Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar na
Bahia: uma visão hora a hora via Coeficiente de
Correlação Cruzada ρ_{DCCA}**

Apresentada por: Andréa de Almeida Brito
Orientador: Dr. Gilney Figueira Zebende

01 de junho de 2016

Andréa de Almeida Brito

**Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar na
Bahia: uma visão hora a hora via Coeficiente de
Correlação Cruzada ρ_{DCCA}**

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: Sistemas complexos

Orientador: Dr. Gilney Figueira Zebende
SENAI CIMATEC

Co-orientador: Prof. Dr. Aloísio Machado da Silva Filho
Departamento de Ciências Exatas - UEFS

Salvador, BA
SENAI CIMATEC
2016

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca da Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC

B862t Brito, Andréa de Almeida

Temperatura ambiente e umidade relativa do ar na Bahia: uma visão hora a hora via coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} / Andréa de Almeida Brito. – Salvador, 2016.

124 f. : il. color.

Orientador: Prof. Dr. Gilney Figueira Zebende.

Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial) – Programa de Pós-Graduação, Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC, Salvador, 2016. Inclui referências.

1. Série temporal. 2. Variáveis climatológicas. 3. DFA. 4. DCCA. 5. Coeficiente de correlação cruzada - ρ_{DCCA} . I. Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC. II. Zebende, Gilney Figueira. III. Título.

CDD: 620.00113

Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC

Mestrado Acadêmico em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

A Banca Examinadora, constituída pelos professores abaixo listados, aprova a Defesa de Mestrado, intitulada "**Temperatura Ambiente e Umidade Relativa do Ar na Bahia: Uma visão via Coeficiente de Correlação Cruzada ρ_{IXY}** ", apresentada no dia 01 de junho de 2016, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Mestre em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial.

Orientador:



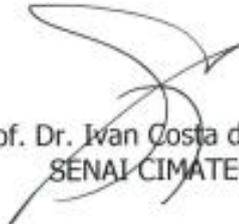
Prof. Dr. Gilney Figueira Zebende
SENAI CIMATEC

Coorientador:



Prof. Dr. Aloisio Machado da Silva Filho
UEFS

Membro Interno:



Prof. Dr. Ivan Costa da Cunha Lima
SENAI CIMATEC

Membro Externo:



Prof.ª Dr.ª Olga de Castro Vilela
UFPE

Dedico a painho e a mainha.

Ainda que tivesse o dom da profecia,
e conhecesse todos os mistérios e toda a ciência
e ainda que tivesse toda a fé,
de maneira tal que transportasse os montes,
e não tivesse amor, nada seria.
(1 Coríntios 13:1-2)

Agradecimentos

Agradeço em primeiro lugar a Deus, pelo dom da vida e pela sabedoria para chegar até aqui e com a certeza de que seguirei mais adiante.

Aos meus pais e irmãos, em especial, Adriana Almeida Brito, por estarem presentes em minha vida o tempo todo.

Ao meu professor e orientador Prof. Dr. Gilney Figueira Zebende, por seu carinho, atenção, ensinamentos e cuidados nesta caminhada.

Ao meu co-orientador Prof. Dr. Aloísio Machado da Silva Filho, pelos ensinamentos ao longo desta pesquisa.

Aos doutorandos Arleys Pereira Nunes de Castro, Florêncio Mendes Oliveira Filho, Everaldo Freitas Guedes, Basílio Fernandez Fernandez, pelo apoio e pela parceria nesta pesquisa e a Rogério Tronco Vassoler pelas colaborações na pesquisa.

Aos amigos do SENAI CIMATEC, Paulo Henrique Farias Xavier, Julie Miranda e Mário Félix dos Santos, pelos conselhos de incentivos e paciência.

A Paula França Rocha, por sua compreensão neste momento tão delicado da minha vida.

Ao meu amigo do IFBA, Urbano Secundes, parceiro nas horas mais difíceis e complicadas, amigo de todas as horas.

Ao INMET - Instituto Nacional de Meteorologia, pela disponibilização da base de dados das estações meteorológicas que foram modeladas nesta pesquisa.

Ao Sr. Heráclio Alves de Araújo, meteorologista do INEMA/CLIMATEMPO-BA, pelas contribuições durante esta pesquisa.

Aos amigos do peito: Adriana Almeida Brito, Adriana Cruz, Andréa Cirino Resende, Armando Luiz Andrade Peixoto, Cesar Andrey Gomes Ferreira, Julie Miranda, Paulo Henrique Farias Xavier e Urbano Secundes.

Salvador, Brasil
01 de junho de 2016

Andréa de Almeida Brito

Resumo

Tivemos aqui como objetivo a análise de dados climatológicos (temperatura ambiente e umidade relativa do ar) de 31 estações meteorológicas, localizadas no Estado da Bahia (BA). Esta análise se deu pela aplicação dos métodos estatísticos DFA, DCCA e também pelo coeficiente de correlação cruzada, ρ_{DCCA} , desenvolvido por ZEBENDE (2011). Os dados para esta análise foram disponibilizados pelo INMET - Instituto Nacional de Meteorologia, para um período de dez anos com medições hora a hora. Baseado no trabalho de WEISS e HAYS (2005), usamos o valor médio da temperatura ambiente e da umidade relativa do ar de quatro formas distintas, para posterior cálculo do expoente de autocorrelação, α_{DFA} , do expoente de correlação cruzada, λ_{DCCA} e do coeficiente de correlação cruzada, ρ_{DCCA} . De nossa análise concluímos que, de uma forma geral, há uma maior variabilidade na temperatura ambiente em relação á umidade relativa do ar e que a relação entre estas variáveis se dá de forma inversa, para qualquer escala temporal analisada, o que implica em uma anti correlação cruzada. Com o DFA e o DCCA identificamos sazonalidades temporais, ao passo que com ρ_{DCCA} medimos o nível desta anti correlação cruzada. Para uma melhor compreensão, elaboramos uma tabela de todo o estudo, resumindo assim os resultados de todas as estações meteorológicas que são apresentadas no Apêndice A.

Palavras chave: Variáveis Climatologias, Série Temporal, DFA, DCCA, ρ_{DCCA} .

Abstract

In this Master Thesis we aim to analyze climate data (air temperature and relative humidity) of the 31 weather climatological stations located in the State of Bahia (BA). This study we apply the DFA, DCCA, and ρ_{DCCA} cross-correlation coefficient, developed by ZEBENDE (2011). Data was provided by INMET, with ten years of measurements, at every hour. By WEISS e HAYS (2005), we take the average of the temperature and the relative humidity for subsequent calculation of the α_{DFA} , λ_{DCCA} , and ρ_{DCCA} . We concluded that, in general there is more variability in the air temperature if we compare to relative humidity. Also, the relationship between air temperature and relative humidity is negative for all time scale. Finally, we show a table that summarizing all analysis and we presented at the end of this Thesis, in Appendix A.

keywords: DFA, DCCA, ρ_{DCCA} , Time Series, Climatology.

Sumário

1	INTRODUÇÃO	2
2	REFERENCIAL TEÓRICO	6
2.1	Variáveis Climatológicas	6
2.2	Revisão de Séries Temporais	11
2.2.1	Objetivos da análise de séries temporais	12
2.2.2	Classificação das Séries Temporais	13
2.2.3	Estacionariedade	14
2.2.4	Processos Estocásticos	15
2.2.5	Processos Estocásticos - Transformações	17
2.2.6	Tendências em Séries Temporais	17
2.2.7	Tendências Polinomiais em Séries Temporais	18
2.2.8	Sazonalidade	18
2.3	Modelos para Análise de Séries Temporais Estacionárias	19
2.3.1	FAC - Função de Autocorrelação	19
2.3.2	Análise R/S	20
2.4	Modelos para Análise de Séries Temporais não-estacionárias	23
2.4.1	DFA - Detrended Fluctuation Analysis	23
2.4.2	DCCA - Detrended Cross-Correlation Analysis	25
2.4.3	ρ_{DCCA} - Coeficiente de Correlação Cruzada DCCA	27
3	METODOLOGIA	30
4	ANÁLISE E RESULTADOS	38
4.1	Cidades Analisadas	38
4.1.1	Resultados da Modelagem para Feira de Santana	39
4.1.2	Resultados da Modelagem para Salvador	45
4.1.3	Resultados da Modelagem para Paulo Afonso	50
4.2	Tabelas completas com os resultados para todas as cidades analisadas	55
5	CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	64
5.1	Conclusões	64
5.2	Considerações Finais	65
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	66
A	RESULTADOS DE TODAS ESTAÇÕES	71
B	CERTIFICAÇÕES	104

Lista de Tabelas

2.1	Expoente de HURST	23
2.2	ρ_{DCCA} em termos do nível de correlação cruzada.	28
3.1	Cidades analisadas, localização e dados complementares.	31
4.1	Expoentes de autocorrelação, α_{DFA} , para a Temperatura ambiente.	56
4.2	Expoentes de autocorrelação, α_{DFA} , para a Umidade relativa do ar.	57
4.3	Expoentes de Correlação Cruzada, λ_{DCCA} , para Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.	58
4.4	Expoentes de autocorrelação, α_{DFA} para Temperatura ambiente calculada pela forma da média máximo/mínimo.	59
4.5	Expoentes de autocorrelação, α_{DFA} para Umidade relativa do ar calculada pela forma da média máximo/mínimo.	60
4.6	Expoentes de Correlação Cruzada, λ_{DCCA} para Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar calculada pela forma da média máximo/mínimo.	61
4.7	Coefficiente de Correlação Cruzada, ρ_{DCCA} , para Temperatura ambiente e a Umidade relativa do ar calculada pela forma da média máximo/mínimo.	62

Lista de Figuras

2.1	Tipologia Climática Köppen. Fonte: INMET (1992).	7
2.2	Fonte: INMET (1992).	8
2.3	Radiação solar global média anual (MJ/m^2 dia). Fonte: Atlas Solarimétrico do Brasil - UFPE (2000).	9
2.4	Relação entre umidade relativa do ar e temperatura ao longo do dia. Fonte: LUTGENS, F.K. et al. (1989).	10
2.5	Sistema dinâmico: Fonte: PEREIRA (1984)	13
2.6	Interpretação de um processo estocástico como uma família de variáveis aleatórias. Fonte: MORETTIN (2006)	15
2.7	Um processo estocástico interpretado como uma família de trajetórias. Fonte: Morettin (2006). Nota: Adaptado por MACHADO (2014).	16
2.8	Modelo do reservatório Hurst (1951) cálculo do $R(\tau)$. Fonte: Feder (1988).	21
2.9	Modelo do reservatório de Hurst (1951). Fonte: Feder (1988).	22
2.10	Divisão dos sinais integrados e em boxes (com superposição) de mesmo tamanho. Fonte: MACHADO (2009).	26
3.1	Mapa do Estado da Bahia identificando as estações meteorológicas das cidades estudadas nesta dissertação.	30
3.2	ρ_{DCCA} médio aplicados aos valores médios da temperatura ambiente e umidade relativa do ar segundo WEISS e HAYS (2005).	34
3.3	Legenda para o gráfico ρ_{DCCA} hora a hora (a).	35
3.4	Legenda para o gráfico ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de temperatura ambiente e umidade relativa dos ar (b).	35
3.5	Gráfico: ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de temperatura ambiente e umidade relativa dos ar (b).	36
4.1	Mapa do Estado da Bahia identificando as estações meteorológicas de Feira de Santana, Paulo Afonso e Salvador.	38
4.2	Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b) para a cidade de Feira de Santana. Fonte: Próprio Autor	39
4.3	Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)	40
4.4	ρ_{DCCA} médio aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.	41
4.5	Legenda para o gráfico ρ_{DCCA} hora a hora (a).	42
4.6	Legenda para o gráfico ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de temperatura ambiente e umidade relativa dos ar (b).	43
4.7	ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).	44
4.8	Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b) para a cidade de Salvador. Fonte: Próprio Autor.	45
4.9	Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)	47
4.10	ρ_{DCCA} médio aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.	48
4.11	ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).	49

4.12	Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b) para a cidade de Paulo Afonso. Fonte: Próprio Autor.	51
4.13	Gráfico do DFA (a) e DCCA (b).	52
4.14	ρ_{DCCA} médio aplicados aos valores médios de Temperatura e Umidade relativa do ar.	53
4.15	ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).	54
A.1	Legenda do ρ_{DCCA} médio hora a hora (a).	71
A.2	Legenda do ρ_{DCCA} médio figura (b).	72
B.1	Registro de Software.	105
B.2	Participação no V Workshop de Pesquisa, Tecnologia e Inovação e I Simpósio de Inovação e Tecnologia.	106
B.3	Apresentação de Trabalho no V Workshop de Pesquisa, Tecnologia e Inovação e I Simpósio de Inovação e Tecnologia.	107
B.4	Participação e apresentação de Trabalho no XXXIII Encontro de Físicos do Norte e Nordeste.	108
B.5	Participação e apresentação de Trabalho no Encontro Nacional de Física 2016.	109

Lista de Siglas

DCCA	<i>Detrended Cross-Correlation Analysis</i>
DCCA	<i>Análise de Correlação Cruzada sem Tendência</i>
DFA	<i>Detrended Fluctuation Analysis</i>
DFA	<i>Análise de Autocorrelação sem Tendência</i>
INMET	<i>Instituto Nacional de Meteorologia</i>
INEMA	<i>Instituto do Meio Ambiente e Recursos Hídricos</i>
ρ_{DCCA}	<i>Coefficiente de Correlação Cruzada sem Tendência</i>
R/S	<i>Range over Standard Deviation</i>
FAC	<i>Função de Autocorrelação</i>
IBGE	<i>Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística</i>
AR	<i>Modelo Autoregressivo</i>
ARIMA	<i>Modelo Autoregressivo Integrado e de Média Móvel</i>
ARFIRMA ..	<i>Modelo Autoregressivo Fracionário e de Média Móvel</i>
ARMA	<i>Modelo Autoregressivo e de Média Móvel</i>
INMET	<i>Instituto Nacional de Meteorologia</i>
AST	<i>Análise de Séries Temporais</i>
INPE	<i>Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais</i>
GCM	<i>Modelos de Circulação Geral</i>
MA	<i>Modelo de Média Móvel</i>
NHC	<i>Centro Nacional de Furacões</i>
OMM	<i>Organização Meteorológica Mundial</i>
PNT	<i>Previsão Numérica do Tempo</i>
ST	<i>Série Temporal</i>
v.a.	<i>variável aleatória</i>
INPI	<i>Instituto Nacional da Propriedade Industrial</i>
SBF	<i>Sociedade Brasileira de Física</i>
PPGMCTI ..	<i>Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial</i>

INTRODUÇÃO

Sempre houve interesse do homem pela compreensão dos fenômenos climatológicos e, atualmente, com a dinâmica da sociedade que vivemos, torna-se necessário um monitoramento contínuo de tais fenômenos. O estudo e acompanhamento de dados climatológicos têm sido realizados por diversas metodologias. Segundo [BRITO, MACHADO e ZEBENDE \(2015\)](#), quando os meios de comunicação informam as condições climáticas de uma região é citada geralmente a temperatura e umidade relativa do ar.

A umidade relativa do ar de uma determinada região geográfica é uma variável que interfere diretamente nas condições de vida de seus moradores. Assim, um decréscimo excessivo na taxa de umidade do ar pode proporcionar problemas de desidratação, sangramento nasal, dificuldade ao respirar, etc. Altas taxas de umidade relativa do ar podem gerar proliferação de fungos, tonturas entre outros problemas de saúde. A variação ou comportamento da umidade relativa do ar depende de diversos fatores, tais como cobertura vegetal, quantidade de edificações, proximidade dos mares, lagos e rios.

No que diz respeito à temperatura na superfície terrestre, essa é uma das variáveis mais determinantes na mudança climática observada ao longo do tempo. A temperatura de certas regiões implica diretamente nos tipos de atividades sócio-econômicas desenvolvidas no local e estas algumas vezes pode tornar algumas áreas inóspitas para a habitação devido as altas temperaturas.

O monitoramento de dados climatológicos é relevante também para a agricultura. De acordo com [LIMA \(2003\)](#) o uso de recursos agrícolas necessita de acompanhamentos e previsões corretas dos fatores climatológicos (temperatura, precipitação e umidade do ar). E para o mesmo autor, a análise dos dados climatológicos pode possibilitar um melhor planejamento das atividades agrícolas, diminuindo assim os riscos de perdas de safras.

Através de observações de registros históricos, percebemos o comportamento cíclico dos fenômenos climáticos, sem necessariamente haver a interferência direta ou indireta do homem. A variabilidade climatológica sempre oscilou naturalmente em todo o planeta, ou seja, o fenômeno que estamos vivendo do aquecimento global já ocorreu em outras épocas e voltará a ocorrer futuramente. E além dessas, existem também as variabilidades relacionadas a ciclos de aproximação e afastamento da Terra em relação ao Sol, bem como o índice de incidência da radiação solar na região.

Em geral, as variáveis físicas climatológicas estão relacionadas de forma a acompanhar as

oscilações da temperatura, como por exemplo, a velocidade do vento, a umidade relativa do ar. E esse comportamento observado ao longo do tempo nos permite compilar os elementos necessários para a previsão de fenômenos meteorológicos, como por exemplo, os índices pluviométricos, composição atmosférica, entre outras.

Diante da problemática do aquecimento global e mudanças climáticas, pesquisadores de diversas áreas estão buscando compreender com melhor precisão a relação entre as variáveis climatológicas no intuito de, com menor variabilidade possível, prever o comportamento do clima nos próximos anos e realizar possíveis intervenções de forma a garantir a sustentabilidade do planeta e o bem estar da população.

Nos últimos anos o impacto no clima tem sido uma grande preocupação de toda a comunidade científica e dos órgãos governamentais principalmente, aqueles relacionados aos eventos extremos, como chuvas intensas e longas estiagens. Diante dessa problemática, a possibilidade de prever a ocorrência desses eventos, com maior precisão e antecedência, tem sido um grande desafio para toda comunidade, que busca apoiar as tomadas de decisões, visando minimizar prejuízos sociais, econômicos e ambientais, bem como, dar maior segurança à população.

Segundo o meteorologista [ARAÚJO \(2016\)](#), *“a longa estiagem que o Nordeste brasileiro vem vivenciando desde o ano de 2012 é um bom exemplo das alterações do clima mencionado anteriormente. Pois, tal evento continua impactando em diversos segmentos da sociedade, como: abastecimento humano, dessedentação animal, agricultura, entre outros, proporcionando danos, em alguns casos, irreversíveis. Nem mesmo o estado da Bahia, que sempre dispôs de uma grande oferta de água foi poupado dessa estiagem. Pois, além da irregularidade das chuvas ao longo desse período, no mês de abril de 2015 o fenômeno climático El Niño começou a se configurar, atingindo o seu nível mais intenso no mês de dezembro desse mesmo ano (quando as Temperaturas da Superfície do Mar, na faixa equatorial do Oceano Pacífico, ficaram média dos 4°C acima do normal), o que contribuiu, ainda mais, para intensificar a seca. No entanto, no mês de janeiro de 2016, a combinação de sistemas meteorológicos transientes deu origem a eventos de chuvas intensas em diversas regiões do Nordeste brasileiro, inclusive no estado da Bahia. Mas, a partir do mês de fevereiro as condições climáticas voltarão normalidade de seca e, de acordo com os modelos de previsão climática, esse quadro de irregularidade das chuvas deverá perdurar, pelo menos, até o mês de junho de 2016, quando o El Niño deverá dissipar. No entanto, a partir desse mês tem início ao período normal de estiagem, que se estende até o mês de novembro, quando se inicia o primeiro período chuvoso (2016/2017) da Bahia.”*

Para executar a modelagem estatística deste trabalho, selecionamos 31 estações meteorológicas do estado da Bahia, localizadas em diferentes microregiões cujas características climatológicas diferenciam-se uma das outras. Dentre os dados obtidos, analisamos o

comportamento da temperatura ambiente e da umidade relativa do ar em intervalos de hora a hora, ao longo de dez anos, a fim de verificar a relação existente entre o comportamento das mesmas. Os dados foram disponibilizados pelo INMET (Instituto Nacional de Meteorologia), em que a base de dados históricos apresenta informações de outras variáveis climatológicas tais como: radiação solar, velocidade do vento, ponto de orvalho, precipitação atmosférica, pressão atmosférica, todos medidos hora a hora.

As variáveis climatológicas ao longo do tempo comportam-se como séries temporais, e essas apresentam valores mensurados que podem estar relacionados diretamente ou inversamente entre si. Existem métodos estatísticos que permitem quantificar o nível de correlação cruzada entre duas séries temporais através de coeficientes numéricos pertencentes a intervalos pré-estabelecidos. Um desses métodos estatísticos para verificação de correlação cruzada é o coeficiente ρ_{DCCA} , desenvolvido por ZEBENDE (2011), que pode ser aplicado na análise de séries temporais não estacionárias, como, por exemplo, temperatura do ar e umidade relativa do ar.

A modelagem do coeficiente de correlação cruzada sem tendência, ρ_{DCCA} , tem como característica a previsão do comportamento de uma variável em função de outra, desde que elas tenham o comportamento de séries temporais. Sendo esse um elemento relevante para acadêmicos e/ou profissionais que se interessam no estudo e modelagem de variáveis no tempo.

Para tal objetivo, analisamos duas variáveis climatológicas (temperatura ambiente e umidade relativa do ar) de 31 cidades do estado da Bahia, por meio de dados disponibilizados pelo INMET. Em seguida, realizamos a mineração dos dados e cálculos das médias entre estas variáveis climatológicas, através de diferentes formas e baseados em modelos matemáticos clássicos.

A composição desta dissertação tem como elementos: Capítulo 1, que introduz o assunto, ressalta a relevância da contribuição que o método estatístico aqui estudado pode trazer à comunidade acadêmico/científica e, além disso, aborda a relevância de estudos climatológicos; o Capítulo 2, apresenta a fundamentação teórica do trabalho tanto em relação às variáveis climatológicas utilizadas, quanto ao detalhamento dos métodos estatísticos utilizados para a correlação de séries temporais não estacionárias; o Capítulo 3, descreve a metodologia utilizada para a composição desta pesquisa em todas as etapas; além da apresentação dos dados obtidos nos processos de mineração, construção dos gráficos e coeficientes obtidos através do programa computacional ρ_{DCCA} -Matrix sob número BR 512015001431-5; o Capítulo 4, apresenta os resultados e discussão; o Capítulo 5, as conclusões e sugestões para atividades futuras. Em seguida, são listadas as referências bibliográficas, e por fim, segue os anexos dos gráficos e tabelas de todas as cidades estudadas.

Nesta dissertação, dada a importância do assunto e a perfeita aplicabilidade do coeficiente de correlação cruzada, ρ_{DCCA} , temos como objetivo geral analisar séries temporais de temperatura ambiente e umidade relativa do ar utilizando o coeficiente ρ_{DCCA} desenvolvido por [ZEBENDE \(2011\)](#).

REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo faremos um resumo sobre os métodos estatísticos para análise de séries temporais estacionárias e não estacionárias. Dentre eles a Função de autocorrelação FAC, a análise de Hurst, o DFA, o DCCA e do coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} . Porém, antes faremos uma breve revisão bibliográfica a respeito do tema estudado através de métodos diferentes e uma introdução a variáveis climatológicas.

2.1 Variáveis Climatológicas

A análise do comportamento dessas variáveis está relacionada a uma série de fatores, também climatológicos, e que serão apresentados neste capítulo a fim de justificar a diferença das condições climáticas verificadas nas cidades monitoradas neste trabalho.

Partindo de uma escala maior, a fim de chegarmos às variáveis climatológicas apresentadas, pode-se definir a meteorologia como sendo uma ciência que estuda a atmosfera, tendo como enfoque principal a previsão do tempo e a climatologia.

É importante salientar que o tempo está relacionado a um comportamento observado ou previsto em um curto intervalo de tempo (fenômenos imediatos ou previsões dentro de poucos dias). No entanto, quando se trata de clima, o estudo ou a classificação está relacionada a uma observação a longo prazo, onde são descritos o comportamento médio das variáveis climatológicas para determinada região.

Ao analisar o comportamento médio da temperatura ambiente e da umidade relativa do ar nas cidades estudadas nesse trabalho, verificamos características climatológicas bem diferentes entre elas, de acordo com as microrregiões nas quais essas cidades estão localizadas. Devemos considerar que o estado da Bahia abrange uma extensa área territorial, sendo o maior estado do Nordeste brasileiro, ocupando uma área de aproximadamente $564.692,669 \text{ km}^2$, localizado entre os paralelos $09^\circ S$ e $18^\circ S$ e os meridianos $37^\circ W$ e $46^\circ W$. Possui o maior litoral do Brasileiro com uma extensão de 1.183 km . Apresenta um relevo constituído por planícies, vales e montanhas com altitude variando entre 800 e 1200 m, como por exemplo, a Chapada Diamantina. O clima predominante é o tropical, apresentando temperaturas médias anuais de $27^\circ C$. No sertão da Bahia, o clima é semi-árido e árido. A região mais quente do estado onde o clima é árido é o Raso da Catarina, chegando a temperaturas de até $47^\circ C$.

Segundo [ARAÚJO \(1996\)](#), a climatologia do Estado da Bahia tem como principal característica a alta variabilidade espacial e temporal da precipitação determinada, principalmente, por padrões de grande escala da circulação geral da atmosfera, como também por características locais. Esta variabilidade climática é resultado de efeitos combinados da ação de vários sistemas meteorológicos, bem como, das variações e intensidade de cada um deles. Além disso, fatores locais como características topográficas e forma geográfica, também contribuem para essa variabilidade. A Figura 2.1 ilustra a classificação climatológica do estado da Bahia por microrregião.

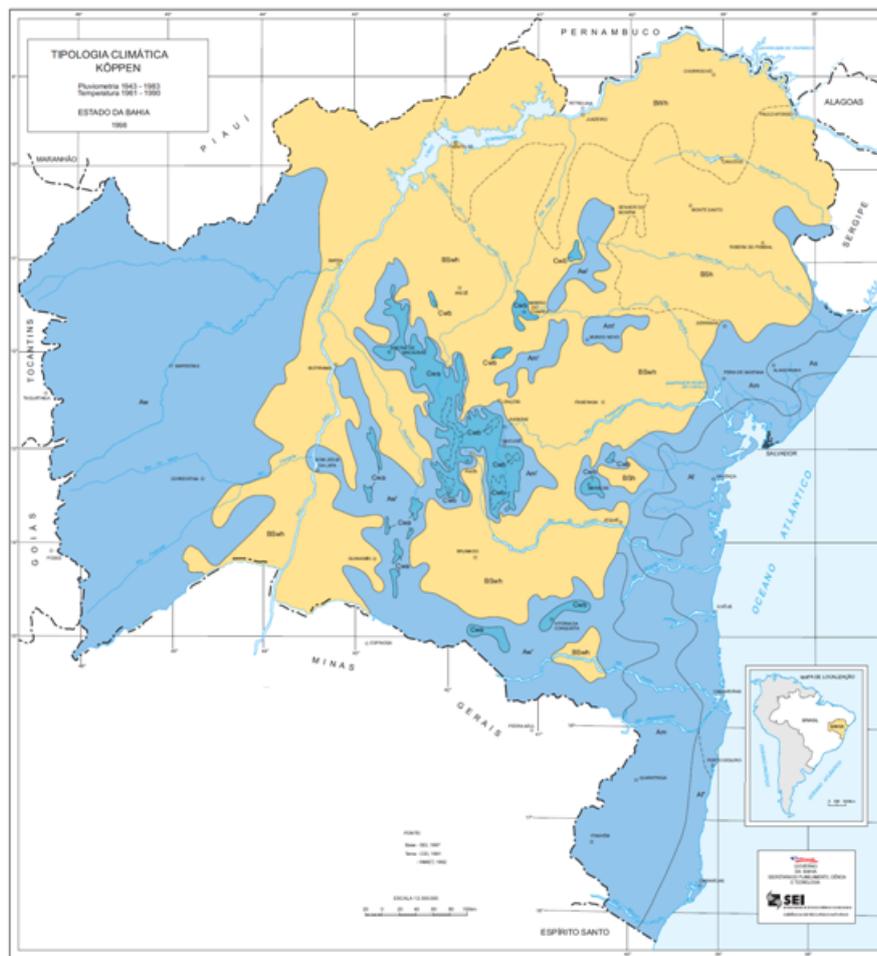


Figura 2.1: Tipologia Climática Köppen. Fonte: INMET (1992).

O estado da Bahia apresenta, basicamente, três micro climas, que na Figura 2.1 são representados no mapa por tonalidades diferentes e seu detalhamento mais específico é descrito na Figura 2.2.

Na climatologia utiliza-se de métodos estatísticos para descrever fenômenos atmosféricos e caracterizar o clima em função da localização geográfica, estação do ano, entre outros elementos.

TIPOS CLIMÁTICOS		CARACTERÍSTICAS
CLIMA TROPICAL CHUVOSO DE FLORESTA	Af	Tropical chuvoso de floresta sem estação seca; pluviosidade média mensal superior a 60mm e anual superior a 1500mm; temperatura do mês mais frio acima de 18°C; verões longos e quentes com temperatura média do mês mais quente superior a 22°C.
	Af'	Tropical chuvoso de floresta sem estação seca; pluviosidade média mensal superior a 60mm e anual inferior a 1500mm; temperatura do mês mais frio acima de 18°C; verões longos e quentes com temperatura média do mês mais quente superior a 22°C.
	Am	Tropical chuvoso de floresta, com 1 a 3 meses secos.
	Am'	Tropical chuvoso de floresta, com 1 a 3 meses secos, caracterizando-se por dois períodos de chuva: um de verão e outro de inverno.
	Aw	Tropical subúmido com chuvas de verão; período seco bem definido no inverno e vegetação predominante de cerrado.
	Aw'	Tropical subúmido; chuvas de verão e seca no inverno, vegetação de caatinga e/ou floresta estacional e/ou tensão ecológica.
CLIMA SECO	As	Tropical chuvoso de floresta com curto período seco no verão.
	BSwh	Clima quente de caatinga; chuvas de verão e período seco bem definido de inverno; temperatura média superior a 18°C; ausência de excedente hídrico.
	BSh	Clima quente de caatinga; sem estação definida; temperatura média superior a 18°C; ausência de excedente hídrico.
CLIMA TROPICAL DE ALTITUDE	*BWh	Clima árido de caatinga com precipitação anual inferior a 500mm.
	Cwa	Clima tropical de altitude; chuvas de verão e seca de inverno; temperatura do mês mais frio >18°C e a do mês mais quente >22°C; Altitude >1000m e <1200m.
	Cwb	Clima tropical de altitude; chuvas de verão e seca de inverno; temperatura do mês mais frio <18°C e a do mês mais quente <22°C; Altitude >1200m.
		Limite entre o clima seco e o clima úmido.
<p>* A tipologia climática de Köppen revelou o tipo climático desértico (BWh). Entretanto, optou-se pela terminologia árido, em decorrência do conhecimento da realidade da área.</p>		

Figura 2.2: Fonte: INMET (1992).

O comportamento da temperatura ambiente para uma mesma localidade varia ao longo do dia, bem como ao longo do ano. Essas variações dependem de outras variáveis climatológicas como, por exemplo, radiação solar, movimentação da massa de ar, correntes oceânicas, posição geográfica, altitude, umidade do ar, entre outros.

A radiação solar é o principal fator de influência direta na temperatura ambiente ao longo do dia, cuja disponibilidade do recurso dependerá da posição do sol em relação à superfície terrestre, tendo a ver com a espessura da massa de ar que os raios necessitam atravessar para chegar a superfície, bem como a latitude local determina a massa de ar. É sabido que localidades com menores latitudes (próximas à linha do Equador), contam com uma maior disponibilidade do recurso solar do que em altas latitudes, como por exemplo os pólos terrestres. A Figura 2.3 apresenta a radiação solar anual média no território brasileiro.

A movimentação da massa de ar na atmosfera também influencia na temperatura ambiente. É natural o processo físico em que as correntes de convecção acontecem pelo fato do vento soprar de uma área mais fria (alta pressão) para uma área mais quente (baixa pressão).

Outro fator que influencia na temperatura ambiente é a movimentação de correntes oceânicas. As correntes oceânicas frias, migram dos pólos para o equador, enquanto as correntes quentes fazem o caminho inverso. Essa movimentação das correntes oceânicas afeta a velocidade, direção e sentido dos ventos, causando uma interferência direta na temperatura local.

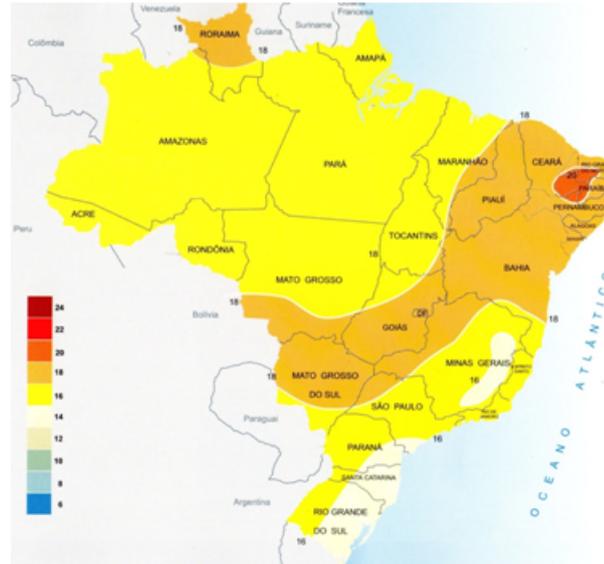


Figura 2.3: Radiação solar global média anual (MJ/m^2 dia). Fonte: Atlas Solarimétrico do Brasil - UFPE (2000).

A posição geográfica de uma localidade também é fator determinante na temperatura do ar. Pode-se perceber que em regiões costeiras, onde os ventos são dirigidos do mar para o continente, a temperatura pode ser diferente de uma localidade continental em que o vento não obedeça a essa direção. Nota-se também que as regiões com menor influência da brisa marítima, sofrem uma maior variação de temperatura entre o inverno e o verão. Além disso, a existência de cadeias montanhosas próximas a um localidade pode dificultar o acesso do vento em regiões mais baixas, influenciando também a temperatura local.

Com relação à umidade relativa do ar que será outra variável climatológica estudada nesta dissertação, o seu comportamento está relacionado à quantidade de vapor de água existente no ar. Uma forma de descrever a umidade do ar é por meio da pressão de vapor, da umidade absoluta, da umidade relativa e da razão da mistura.

A umidade relativa (UR) é calculada através da relação entre a razão da mistura real (W) e a razão da mistura de saturação (W_s), e que comumente é expressa em termos percentuais pela Equação 2.1.

$$UR = \frac{W}{W_s} \times 100\% \quad (2.1)$$

Por sua vez, a razão da mistura (W) é definida pela razão entre a massa de vapor de água (m_v) e a massa de ar seco (m_d), expressa pela Equação 2.2:

$$W = \frac{m_v}{m_d} \quad (2.2)$$

Já a razão da mistura de saturação (W_s), depende diretamente da temperatura ambiente e é definida pela razão da massa de vapor de água por unidade de quilograma de ar.

Em geral, a umidade relativa indica quão próximo o ar está da saturação, enquanto a razão de mistura mostra a real quantidade de vapor de água contida no ar.

A umidade relativa do ar trata-se de uma variável muito utilizada na climatologia, até mais usada que a própria umidade absoluta do ar, pois ela indica a proximidade que o ar encontra-se de sua saturação, ou seja, do percentual de 100 %. No geral, é quando a umidade do ar atinge sua saturação que ocorrem as precipitações. Conforme apresentado na Equação 2.1 a umidade relativa do ar depende da razão de mistura e da razão da mistura de saturação. Porém, a quantidade de umidade necessária para ocorrer a saturação do ar dependerá da temperatura em que o ar se encontra.

O comportamento da variação da umidade relativa do ar causado por variações de temperatura estão relacionado geralmente a: variação da temperatura ambiente ao longo do dia; movimento horizontal da massa de ar e movimento vertical do ar pelas correntes de convecção.

Justamente o primeiro dos fatores supracitados, a variação da temperatura, faz variar a umidade relativa mesmo mantendo-se constante a quantidade de vapor de água real, ou seja, a razão da mistura, existente em certo volume de ar. Na Figura 2.4, pode-se perceber para uma quantidade de vapor de água constante, o comportamento da umidade relativa do ar em função da temperatura ao longo de um dia.

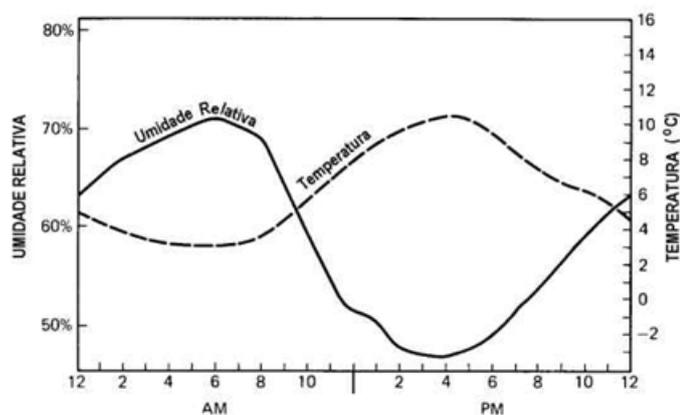


Figura 2.4: Relação entre umidade relativa do ar e temperatura ao longo do dia. Fonte: LUTGENS, F.K. et al. (1989).

2.2 Revisão de Séries Temporais

Defini-se como série temporal qualquer conjunto de dados observados num determinado tempo. Para PEREIRA (1980) uma série temporal é uma coleção de observações feitas sequencialmente no tempo e para MORETTIN e TOLOI (2006) uma série temporal é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo.

Denotaremos uma série temporal pelo conjunto dos $Z_{t_1}, Z_{t_2}, Z_{t_3}, \dots, Z_{t_n}$ onde Z_{t_i} indica a variável e n o tamanho da série com $i = 1, 2, 3, \dots, n$.

Existem exemplos de estudos com séries temporais em vários campos de conhecimento como: na medicina (níveis de eletrocardiograma), na meteorologia (temperatura diária, umidade relativa do ar, velocidade do vento), epidemiologia (casos semanais de dengue, casos anuais de AIDS), economia (desemprego semanal, preços diários de uma bolsa de valores), mercadologia (vendas diárias, vendas semanais, gastos mensais com propaganda), demografia (população anual, nascimento e mortes semanais).

Uma série temporal pode ser contínua, discreta, multivariada ou multidimensional. Uma série temporal é contínua quando as observações são realizadas continuamente no tempo, ou seja, T é um intervalo finito, como exemplo temos: medições durante três minutos de um eletrocardiograma; discreta quando as observações são realizadas em tempos específicos, tempo igualmente espaçado, ou seja, T é um conjunto finito de pontos, como exemplo temos: o valor de importações mensais entre 1960 a 1980; multivariada, quando a série é discreta ou contínua, ou seja, $Y_1(t), \dots, Y_k(t), t \in T$ ou $Y(t), t \in T$, como exemplo: vendas e gastos com propaganda mensais de um determinado produto e multidimensional, quando temos $Z(t), t \in T$ e t um vetor, por exemplo temos $Z(t, r, l), t \in T$ onde Z é o valor da temperatura em um determinado horário, t o tempo, r a latitude e l a longitude.

Segundo PEREIRA (1984) a variável observada Z pode ser discreta ou contínua, univariada ou multivariada e o índice “tempo” pode ser também discreto ou contínuo, unidimensional ou multidimensional. Assim, em geral, uma série temporal pode ser $Z(t), t \in T$ em que $Z(t)$ é um vetor $k \times 1$ e t é um vetor $p \times 1$, desta forma, a série será denotada de série multivariada e multidimensional.

De modo geral, supomos t discreto, unidimensional e observado em intervalos igualmente espaçados.

Considera-se aqui dois aspectos para o estudo de séries temporais, a análise e a modelagem. Segundo PEREIRA (1984), o principal objetivo para se modelar uma série é tornar possível a previsão de valores futuros, procurando obter um modelo matemático que descreva o sistema de maneira simples para encontrar o desejado, enquanto que o objetivo

da análise de uma série temporal é sumarizar as propriedades da série e caracterizar seu comportamento identificando ou sugerindo um modelo adequado.

Existem dois enfoques na análise de séries temporais: a análise no domínio do tempo e a análise no domínio das frequências. No primeiro, o interesse está no tamanho (intervalo) de eventos que ocorrem em determinado tempo e na relação entre as observações em diferentes tempos. A função de auto-correlação é o método clássico utilizado. Enquanto que no segundo, o interesse está na frequência com que certos eventos ocorrem em um período de tempo. A transformada de Fourier é o método clássico utilizado.

2.2.1 *Objetivos da análise de séries temporais*

Para PEREIRA (1980) o objetivo de analisar uma série temporal é estudar a distribuição do número de eventos em determinado período, assim como a distribuição dos intervalos entre ocorrências de eventos. Para MORETTIN e TOLOI (2006), existem basicamente dois objetivos para análise de séries temporais: entender o mecanismo gerador da série e prever o comportamento futuro da série, assim, construir modelos para as séries, com o propósito determinados.

Dada uma série temporal $Z_{t_1}, Z_{t_2}, Z_{t_3}, \dots, Z_{t_n}$ observada nos instantes t_1, t_2, \dots, t_n , podemos estar interessados em:

- investigar o mecanismo gerador da série temporal;
- procurar comportamentos relevantes nos dados.
- fazer previsões de valores futuros da série, a partir de valores passados, que podem ser de curto, médio e longo prazo;
- descrever o comportamento da série, através da construção de gráficos, construção de histogramas e diagramas de dispersão, obtenção da estatística descritiva e verificação de tendências, ciclos e sazonalidades;

Segundo PEREIRA (1984), as mais diversas situações em ciências físicas, biológicas e sociais, e em engenharia, envolvem o conceito de sistema dinâmico, caracterizado por uma série de entrada $X(t)$, uma série de saída $Z(t)$ e uma função de transferência $v(t)$, Figura 2.5.

Desta forma, uma importante particularidade descrita por PEREIRA (1984) e por MORETTIN e TOLOI (2006) são os sistemas lineares, onde a saída é relacionada com a entrada através de um funcional linear envolvendo $v(t)$. Como exemplo, temos o chamado

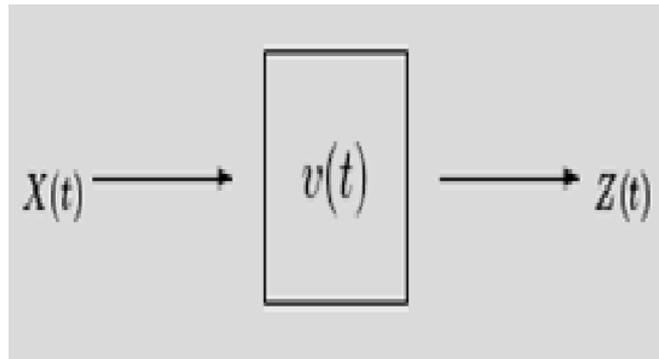


Figura 2.5: Sistema dinâmico: Fonte: PEREIRA (1984)

modelo da função de transferência proposto por [BOX, JENKINS e REINSEL \(2008\)](#), cuja expressão é dada pela Equação 2.3 .

$$Z(t) = \sum v(t)X(t - u) \quad (2.3)$$

Neste modelo, função de transferência, temos como interesses:

- Estimar a função de transferência $v(t)$, conhecendo-se as séries de entrada $X(t)$ e saída $Z(t)$;
- Fazer previsões da série da série $Z(t)$, com o conhecimento de observações da série de entrada $X(t)$ e de $v(t)$;
- Estudar o comportamento do sistema, simulando-se a série de entrada;
- 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.

2.2.2 Classificação das Séries Temporais

Uma série temporal pode ser determinística ou estocástica. Segundo [MACHADO \(2014\)](#) uma série é determinística quando existe uma função matemática utilizada para estabelecer os valores futuros da mesma e estocástica, quando os valores futuros da série são estabelecidos em termos probabilísticos, pois o modelo compõe-se também de um termo aleatório.

2.2.3 Estacionariedade

Segundo PEREIRA (1980), a série temporal é dita estacionária se não existe uma mudança sistemática na média (tendência) na variância e, se as variações cíclicas foram removidas. A maior parte da teoria de séries temporais trata-se de séries estacionárias, por esta razão, a análise é feita transformando séries não estacionárias em estacionárias para aplicar a teoria.

Para MORETTIN e TOLOI (2006), uma das suposições mais frequentes que se faz a respeito de uma série temporal é a estacionariedade, ou seja, ela se desenvolve aleatoriamente ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável. No geral, as séries são apresentadas na forma não estacionária. Por exemplo, podemos citar algumas séries não estacionárias que geralmente apresentam tendência, como as séries financeiras e econômicas, onde a série flutua ao redor de uma reta, com inclinação positiva ou negativa (tendência linear). Uma outra forma encontrada de série não estacionária é a explosiva, como o crescimento de uma colônia de bactérias.

Uma série temporal, poderá mudar de nível e/ou de inclinação durante sua trajetória, podendo ser estacionária por um período longo, mas também pode ser estacionária por períodos curtos.

A maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais supõe que estas séries sejam estacionárias, sendo necessário transformar os dados originais. Esta transformação consiste em calcular as diferenças sucessivas da série original, até obter uma série estacionária. Assim, a primeira diferença de $Z(t)$ é definida pela Equação 2.4:

$$\Delta Z(t) = Z(t) - Z(t - 1) \quad (2.4)$$

a segunda diferença é expressa pela Equação 2.5:

$$\Delta^2 Z(t) = \Delta[\Delta Z(t)] = \Delta[Z(t) - Z(t - 1)] \quad (2.5)$$

ou seja,

$$\Delta^2 Z(t) = Z(t) - 2Z(t - 1) + Z(t - 2) \quad (2.6)$$

de modo geral, a n -ésima diferença de $Z(t)$ é dada pela Equação 2.7.

$$\Delta^n Z(t) = \Delta[\Delta^{n-1} Z(t)] \quad (2.7)$$

Em geral, calcula-se uma ou duas diferenças para que a série se torne estacionária.

2.2.4 Processos Estocásticos

Para PEREIRA (1984), processo estocástico é uma família $Y(t); t \in T$, em que $Y(t)$ é uma variável aleatória e o conjunto T arbitrário. Assim, podemos entender um processo estocástico como uma família de variáveis aleatórias, definidas num mesmo espaço probabilístico Ω . Desta forma, segundo MORETTIN e TOLOI (2006), $Z(t)$ é uma função de dois argumentos $Z(t, \omega), t \in T, \omega \in \Omega$.

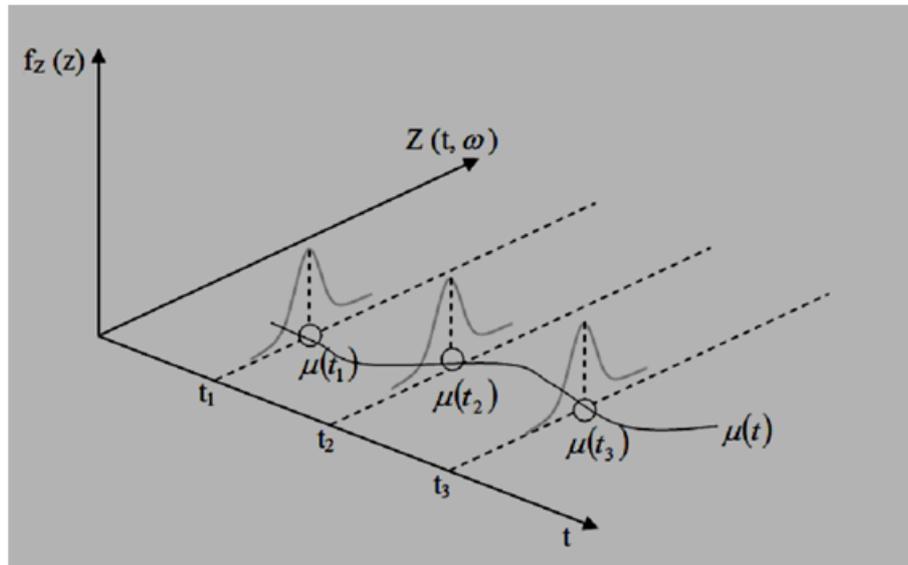


Figura 2.6: Interpretação de um processo estocástico como uma família de variáveis aleatórias. Fonte: MORETTIN (2006)

Na Figura 2.6 podemos perceber que para cada $t \in T$ temos uma v. a. $Z(t, \omega)$ como uma distribuição de probabilidade, assim, neste sentido, é possível que a função densidade de probabilidade $f_z(Z)$ no instante t_1 seja distinta da $f_z(Z)$ no instante t_2 . Desta forma, para cada $\omega \in \Omega$ obtemos uma função de t , isto é, uma trajetória do processo, ou ainda, uma série temporal. Assim, o conjunto de todas as trajetórias é chamado de "ensemble" e definimos por $Z(t, \omega)$ onde $Z^{(1)}(t), Z^{(2)}(t), Z^{(3)}(t) \dots Z^{(i)}(t)$ são as trajetórias (realizações) do processo. Cada realização $Z^{(i)}(t)$ é uma função do tempo t não aleatória e para cada t fixo $Z^{(i)}(t)$ é um número real.

MORETTIN e TOLOI (2006) propõem uma maneira de encarar uma distribuição de probabilidade $Z(t, \omega)$ para um t fixo, é considerar a proporção de trajetórias que passam

por uma "janela" de amplitude Δ . Esta proporção é dado por $f_Z(z) \cdot \Delta$, sendo $f_Z(z)$ função de distribuição de probabilidade de $Z(t, \omega)$ ver Figura 2.7.

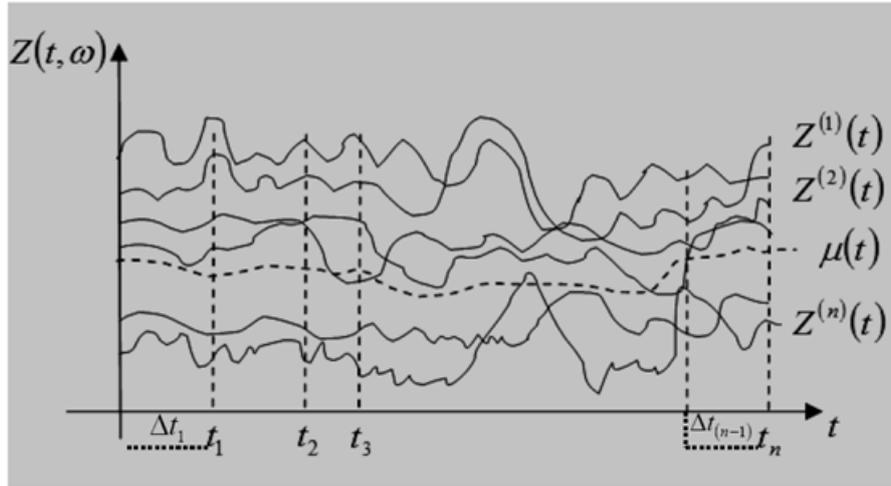


Figura 2.7: Um processo estocástico interpretado como uma família de trajetórias. Fonte: Morettin (2006). Nota: Adaptado por MACHADO (2014).

Logo, o conjunto de valores $Z(t), t \in T$ será chamado de espaço dos estados, do processo estocástico, ϵ e os valores de $Z(t)$ são chamados de estados. Caso T seja um conjunto finito ou enumerável, este processo será chamado de parâmetro discreto, se T for um intervalo de R teremos um processo com parâmetro contínuo. Os ϵ 's, espaçados poderão também ser discretos ou contínuos.

Para MORETTIN e TOLOI (2006) um processo $Z(t)$ é estacionário se ele desenvolve no tempo de modo que a escolha de uma origem dos tempos não é importante, ou seja, as características de $Z(t+r)$, para todo r , são as mesmas de $Z(t)$. Existe duas formas de estacionariedade, a fraca ou a estrita.

Dizemos que um processo estocástico $Z(t), t \in T$ é estritamente estacionário se todas as distribuições finitos-dimensionais permanecem as mesmas sob as translações no tempo para quaisquer t_1, t_2, \dots, t_n, r de T ou seja, $F(z_1, \dots, z_n; t_1+r, \dots, t_n+r) = F(z_1, \dots, z_n; t_1, \dots, t_n)$.

Um processo estocástico $Z(t), t \in T$ é fracamente estacionário se e somente se:

- O valor esperado, $E[Z(t)] = \mu(t) = \mu$, constante, para todo $t \in T$;
- A variância, $E[Z^2(t)] < \infty$, para todo $t \in T$;
- A covariância, $\gamma(t_1, t_2) = CovZ(t_1), Z(t_2)$ é uma função de $|t_1 - t_2|$.

Os modelos aplicados em séries cronológicas tem como fundamento o conceito de estacionariedade. Assim, os modelos considerados lineares estacionários fracos são: os modelos autoregressivos (AR), de média móvel (MA) e misto (ARMA). Segundo MACHADO (2014), existem modelos que se destinam a descrever estatisticamente séries estacionárias e não estacionárias, como exemplo temos o modelo de auto regressivos integrado médias móveis (ARIMA).

2.2.5 Processos Estocásticos - Transformações

Segundo MORETTIN e TOLOI (2006), para tornar uma série estacionária, podemos tomar suas diferenças. Porém, nos casos de séries econômicas e financeiras deverá ser necessário aplicar antes, à série original, alguma transformação não-linear, como a logarítmica dada pela Equação 2.8 ou em geral, segundo MORETTIN e TOLOI (2006), uma transformação da forma chamada de transformação de Box-Cox.

$$Z_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - c}{\lambda} & \text{se } \lambda \neq 0, \\ \log Z_t & \text{se } \lambda = 0, \end{cases} \quad (2.8)$$

em que os números λ e c são parâmetros a serem estimados no modelo.

2.2.6 Tendências em Séries Temporais

Tendência indica o comportamento de longo prazo da série, isto é, se ela permanece estável, crescente ou decrescente e indica a velocidade destas variações por VASSOLER (2012). Um modelo clássico relativo a séries temporais supõe que a série $Z(t)$ pode ser decomposta em tendência T_t , ciclo C_t , sazonalidade S_t e termo aleatório E_t por MACHADO (2014).

Dentre os vários métodos para estimar tendência T_t , os mais utilizados destinam-se a:

- Ajustar uma função do tempo, com um polinômio, uma função exponencial ou outra função de t ;
- Suavizar (ou filtrar) os dados da série ao redor de um ponto, para estimar a tendência naquele ponto;
- Suavizar os dados da série através de sucessivos ajustes de retas de mínimos quadrados ponderados (*lowess*).

2.2.7 Tendências Polinomiais em Séries Temporais

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. A função exponencial, a logarítmica e o polinômio de grau m , são as mais utilizadas.

Neste trabalho, vamos nos limitar a descrever resumidamente o ajuste de um polinômio. Suponhamos que a tendência \hat{T}_t de uma série é representada pelo polinômio dado na Equação 2.9 de grau m , onde o grau m do polinômio é bem menor que o número de observações N . Desta forma, para estimar os parâmetros β_j , o método utilizado é o método dos mínimos quadrados onde é minimizada a Equação 2.10, obtendo-se os valores estimados de mínimos quadrados para $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$.

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.

$$\hat{T}_t = \beta_0 + \beta_1 t + \dots + \beta_m t^m \quad (2.9)$$

$$f(\beta_0, \dots, \beta_m) = \sum (Z_t - \beta_0 - \beta_1 t - \dots - \beta_m t^m)^2 \quad (2.10)$$

Para MORETTIN e TOLOI (2006), outro procedimento utilizado para eliminar a tendência de uma série temporal é o procedimento de tomarmos as diferenças, utilizando-se a Equação 2.11.

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.11)$$

2.2.8 Sazonalidade

Segundo MACHADO (2014), a sazonalidade é caracterizada por padrões cíclicos de flutuações que se repetem em intervalos relativamente constantes de tempo. Assim, podemos denominar como sazonalidade em uma série temporal, todos os eventos que ocorram em intervalos constantes e regulares. Desta forma, consideremos uma série temporal como a adição de três componentes, isto é, $Z_t = T_t + S_t + a_t$ com $t = 1, 2, \dots, N$ onde T_t e S_t representam a tendência e a sazonalidade, respectivamente e a_t componente aleatória,

de média zero e variância constante σ_a^2 . O objetivo aqui é estimar S_t e construir uma série com uma sazonalidade ajustada, para isso, utilizamos \hat{S}_t como uma estimativa de S_t através da Equação 2.12 que é a série sazonalmente ajustada.

$$Z_t^{SA} = Z_t - \hat{S}_t \quad (2.12)$$

Quando estimamos a componente sazonal estamos cometendo erro de ajuste sazonal, dado pela Equação 2.13. Para o ajuste sazonal em séries temporais, é de suma importância minimizar $E(\delta t_t^2)$ que é o erro de ajustamento sazonal.

$$\delta_t = S_t - \hat{S}_t \quad (2.13)$$

Quando a série temporal apresenta sazonalidade estocástica, os métodos mais utilizados são: método de regressão e método das médias móveis.

2.3 Modelos para Análise de Séries Temporais Estacionárias

A estacionariedade não é uma característica presente em séries temporais reais. Os métodos apresentados nesta seção tem como objetivo tornar a série temporal em estacionária para sua devida análise. São eles: A Função de Autocorrelação (FAC) e a Análise R/S de Hurst são apresentadas a seguir:

2.3.1 FAC - Função de Autocorrelação

A FAC - Função de Autocorrelação é dada pela Equação 2.14, que é a covariância amostral da série na defasagem k dividida pela variância amostral da série, em que n denota o comprimento da série e \bar{X} o valor médio das observações, determinadas a partir da variação temporal k .

$$\hat{p}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{X}) \cdot (x_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{X})^2} \quad (2.14)$$

O objetivo da FAC é medir a auto correlação entre as observações, defasadas por períodos de tempo k de uma série temporal com n observações, mensurando assim a interde-

pendência existente entre elas. Devido ao fato de que tanto a covariância como a variância são mensuradas nas mesmas unidades de medida, $\hat{\rho}_k$ é um número adimensional e varia de -1 a 1, onde:

- $0 < \hat{\rho}_k \leq 1$ a ST possui autocorrelação positiva;
- $-1 \leq \hat{\rho}_k \leq 0$ a ST possui autocorrelação negativa;
- $\hat{\rho}_k = 0$ a ST não tem autocorrelação.

Segundo [BOX, JENKINS e REINSEL \(2008\)](#), estas correlações devem ser calculadas com variações de $k = 1, 2, \dots, j$, em que j não deve exceder o valor $\frac{N}{4}$. Desta forma, podemos representar $\hat{\rho}_k \times k$ graficamente através de um correlograma amostral, procedimento estatístico padrão muito utilizado para caracterizar uma série temporal. Tendo como método de análise a FAC em diferentes defasagens podemos caracterizar uma série temporal como:

- Estacionária, se os valores de $\hat{\rho}_k$ decrescem rapidamente para zero;
- Não estacionárias, se os valores de $\hat{\rho}_k$ decrescem lentamente para zero;
- Periódica, quando a série apresenta característica sazonal de um dado período mudando de sinal;

Através da FAC é possível também identificar a memória da série, ou seja, analisar se a ST possui memória longa ou curta. Entretanto, para [MACHADO \(2014\)](#), se os valores $\hat{\rho}_k$ decrescem rapidamente para zero, a série é caracterizada como de memória curta e sua dependência temporal permanece presente por um período curto .

2.3.2 Análise R/S

Harold E. Hurst (1880 - 1978) foi um hidrólogo que dedicou uma parcela de sua vida no projeto de construção de uma represa para o Rio Nilo, chegando à região por volta de 1907 e permanecendo por lá quase 6 (seis) décadas. Seu principal objetivo era otimizar os fluxos de água do rio Nilo de modo que a represa não transbordasse nem ficasse muito vazia.

Para a construção do modelo, Hurst assumiu que o fluxo de águas da chuva, seguia um processo aleatório, devido à ecologia da região do Rio Nilo que tinha um sistema com muitos graus de liberdade.

Hurst testou a hipótese de que o regime de chuvas no Rio Nilo seguia um processo aleatório e criou assim uma nova estatística, o expoente de Hurst H , que servia para distinguir uma série aleatória de uma não aleatória, mesmo que a série aleatória não seguisse uma distribuição de probabilidades que tendesse para uma média central.

Dessa forma, Hurst descobriu que a maioria dos fenômenos naturais, tais como o fluxo dos rios, a dinâmica das chuvas e da temperatura, seguiam como séries persistentes, ou seja, uma tendência com ruído. A análise da tendência e o nível do ruído poderiam ser mensurados pelo valor do expoente H desenvolvido em sua nova estatística, conhecida como estatística R/S , *rescale range* que significa a divisão da amplitude sobre o desvio padrão. Esta análise será encontrada com mais detalhes no livro Long-Term Storage: An Experimental Study, [HURST \(1951\)](#) e Fractals, [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 τ . Assim, R/S é a razão entre a amplitude R_τ e o desvio padrão S_τ das vazões de água que é um valor adimensional, ver Figura 2.8.

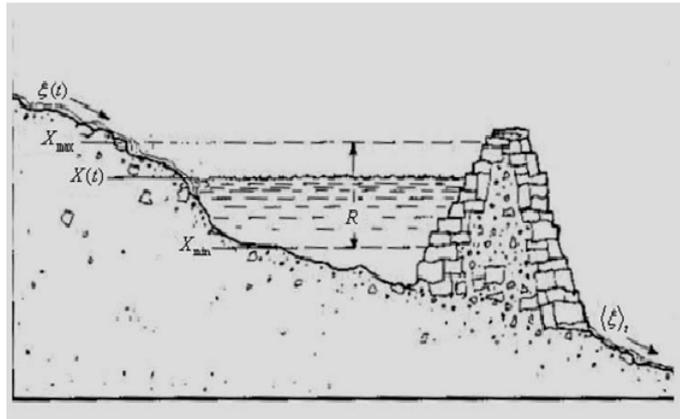


Figura 2.8: Modelo do reservatório Hurst (1951) cálculo do $R(\tau)$. Fonte: Feder (1988).

Para [CAJUEIRO, TABAK e SOUZA \(2006\)](#), Hurst, através do seu modelo percebeu que a estatística R/S apresentava uma função de relacionamento com o número de amostras ou observações do cálculo utilizadas na modelagem, assim também para outros fenômenos naturais.

Sua modelagem, o modelo R/S considera os seguintes passos:

- 1º Passo: Determina-se a média $\langle \xi \rangle_\tau$ do influxo de água no período τ :

$$\langle \xi \rangle_\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} \xi(t) \quad (2.15)$$

onde ξ apresenta o influxo de água no reservatório no instante de tempo t .

- 2º Passo: Determina-se a variação da média para v . De modo que a soma da variação acumulada da média, para os períodos de 1 à τ é dada pela Equação 2.16 :

$$X(t, \tau) = \sum_{v=1}^t [\xi(v) - \langle \xi \rangle_{\tau}], \quad (2.16)$$

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

- 3º Passo: Calcula-se a diferença entre o valor máximo e o mínimo de $X(t)$, no período τ (ver Modelo do reservatório de Hurst na Figura 2.9) dada pela Equação 2.17:

$$R(\tau) = \text{Max}[X(t, \tau)] - \text{Min}[X(t, \tau)] \quad (2.17)$$

para $1 \leq t \leq \tau$.

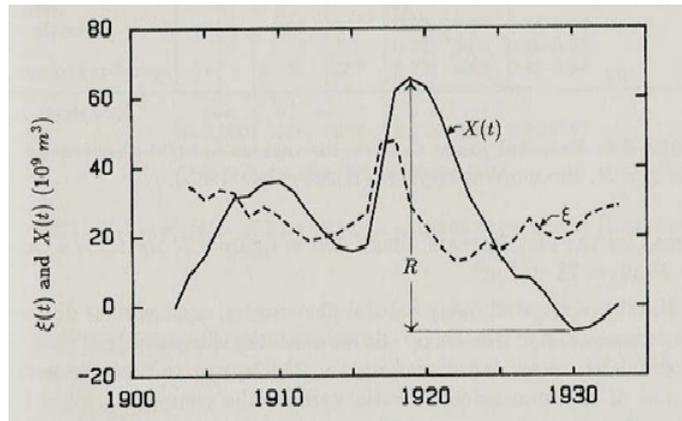


Figura 2.9: Modelo do reservatório de Hurst (1951). Fonte: Feder (1988).

- 4º Passo: Divide-se $R(\tau)$ pelo seu desvio padrão $S(\tau)$, ou seja, $R/S = \frac{R(\tau)}{S(\tau)}$ em que $S(\tau)$ é denotada pela seguinte expressão 2.18.

$$S(\tau) = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} [\xi(t) - \langle \xi \rangle_{\tau}]^2} \quad (2.18)$$

Assim, para tamanhos distintos de tempo, a relação R/S poderá ou não seguir uma lei de potência, isto é, $R/S = (\tau/2)^H$, em que H é denominado Expoente de Hurst.

Desta forma, encontra-se o Expoente de Hurst, que possui uma variação de valores compreendidos entre 0 e 1, conforme Tabela 2.1 abaixo:

Tabela 2.1: Expoente de HURST

Valor	Característica
$H < 0,5$	série com comportamento antipersistência
$H = 0,5$	série descorrelacionada ou aleatória
$H > 0,5$	série com comportamento persistente

2.4 Modelos para Análise de Séries Temporais não-estacionárias

Dentre os diversos modelos para análise de séries não estacionárias, são apresentados a seguir, o método DFA - Detrended Fluctuation Analysis desenvolvido por [PENG et al. \(1994\)](#), o DCCA - Detrended Cross-Correlation Analysis desenvolvido por [PODOBNIK e STANLEY \(2008\)](#) e o ρ_{DCCA} - Expoente de Correlação Cruzada DCCA desenvolvido por [ZEBENDE \(2011\)](#). Métodos que tem como objetivo de detectar e mensurar correlação temporal em séries temporais não estacionárias em diferentes escalas de tempo [MACHADO \(2014\)](#).

2.4.1 DFA - Detrended Fluctuation Analysis

A modelagem DFA - Detrended Fluctuation Analysis, desenvolvido por [PENG et al. \(1994\)](#), análise das flutuações sem tendências, é aplicado para identificar e mensurar autocorrelação de longo alcance em séries temporais não-estacionárias. O DFA é uma evolução da análise R/S por clássica por [MACHADO \(2014\)](#).

O modelo DFA tem mais de 2000 citações em diversas áreas científicas para análise de autocorrelações de séries temporais entre eles, podemos citar:

- na análise de séries cronológicas de acidentes: [ZEBENDE, SILVA e FILHO \(2011\)](#), [MACHADO et al. \(2012\)](#);
- na computação científica: [ZEBENDE \(1999\)](#), [PORTUGAL \(2006\)](#), [ZEBENDE, OLIVEIRA e PENNA \(1998\)](#);
- no estudo de séries temporais de indicadores de criminalidade: [MACHADO, ZEBENDE e SOARES \(2008\)](#), [MACHADO, ZEBENDE e SOARES \(2009\)](#), [MACHADO, ZEBENDE e SILVA \(2011\)](#), [MACHADO et al. \(2012\)](#), [MACHADO, SILVA e ZEBENDE \(2014\)](#);
- nos sistemas astrofísicos: [FERNANDEZ \(2014\)](#), [FERNANDEZ, ZEBENDE e PEREIRA \(2016\)](#).

dentre outros trabalhos científicos.

Para modelar estatisticamente o DFA, é necessário seguir os seguintes passos. Dada uma série temporal u_i , com i variando de 1 a N (N é o número total de pontos da série).

1º passo: Primeiramente calcula-se o desvio padrão de cada registro em relação à incidência média da série completa, desta forma, integrando o sinal u_i e obtendo em relação à incidência média na série completa, assim, obtendo a série integrada $y(k)$ pela expressão 2.19:

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [(u(i) - \langle u \rangle)]; k = 1, 2, \dots, N \quad (2.19)$$

em que $\langle u \rangle$ denota o valor médio de u_i .

2º passo: Em seguida, a série integrada $y(k)$ é dividida em intervalos de igual amplitude n sobrepostos.

3º Passo: Para cada intervalo de tamanho n , é necessário ajustar um polinômio de grau ≥ 1 , denotado por $y_n(k)$, esta estatística representa a tendência local na amplitude de tamanho n . Assim, a série integrada $y(k)$ é subtraída da série ajustada $y_n(k)$, em cada amplitude de tamanho n . Logo em seguida calcula-se a função $F_{DFA}(n)$ expressa pela Equação 2.20.

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (2.20)$$

Atenção:

Este cálculo deve ser repetido para diferentes amplitudes de tamanho n , com $4 < n < \frac{N}{4}$ (o valor mínimo e máximo de n foi definido empiricamente).

4º passo: Verifica-se se a função $F_{DFA}(n)$ tem comportamento do tipo lei de potência, ou seja, $F_{DFA}(n) \sim n^\alpha$. Neste caso α será o expoente de auto correlação de longo alcance.

Conclusão:

Se encontrarmos um expoente $\alpha = 0,5$, a série será aleatória, ou seja, decorrelacionada; se o expoente $\alpha > 0,5$, a série apresenta persistência de longo alcance e se o expoente $\alpha < 0,5$, a série apresenta um comportamento antipersistente de longo alcance.

Através do expoente α , obtido por meio do DFA, é possível avaliar em que medida a tendência observada na série temporal passada implica em manutenção do comportamento no futuro, indicando um efeito de memória de longa duração na série por [MACHADO \(2014\)](#).

2.4.2 DCCA - Detrended Cross-Correlation Analysis

Desenvolvido por [PODOBNIK e STANLEY \(2008\)](#), o método chamado DCCA - Detrended Cross-Correlation Analysis, tem como objetivo analisar correlações cruzadas entre duas séries temporais não estacionárias com mesmo número de pontos N . A finalidade do método DCCA é estimar a existência ou não de correlação cruzada de longo alcance entre as duas séries temporais analisadas, por meio da função de covariância sem tendência $F_{DCCA}^2(n)$. O DCCA é uma generalização do DFA.

É possível encontrar um número significativo de trabalhos aplicados e teóricos na literatura sobre o DCCA. Dentre estes é possível citar:

- na dinâmica climatológica: [PODOBNIK e STANLEY \(2008\)](#), [ZEBENDE e VASSOLER \(2012\)](#), [VASSOLER \(2012\)](#), [BRITO, MACHADO e ZEBENDE \(2015\)](#);;
- na dinâmica dos movimentos complexos na deglutição de um indivíduo: [CASTRO \(2012\)](#);
- em séries de veículos e passageiros do sistema Ferry-Boat da cidade de Salvador/BA [ZEBENDE e MACHADO \(2009a\)](#);
- no estudo de teste de aleatoriedade de séries temporais simuladas: [ZEBENDE e MACHADO \(2009b\)](#), [PODOBNIK et al. \(2011\)](#);
- em séries financeiras: [PODOBNIK et al. \(2009\)](#); em séries econômicas: [ZEBENDE et al. \(2015\)](#).
- indicadores de criminalidade e violência: [JUNIOR et al. \(2008.\)](#), [MACHADO \(2009\)](#).

dentre outros trabalhos científicos.

Para analisar duas séries temporais y_i e y'_i com o mesmo tamanho N pelo método DCCA é necessário seguir os seguintes passos:

- 1º Passo: Integram-se as duas séries, y_i e y'_i , de acordo com as seguintes expressões 2.21 e 2.22:

$$R_k = S_1 + S_2 + S_3 + \dots + S_k \quad (2.21)$$

$$R'_k = S'_1 + S'_2 + S'_3 + \dots + S'_k \quad (2.22)$$

em que $k = 1, 2, \dots, N$.

- 2º passo: Dividem-se os sinais integrados R_k e R'_k em $(N - n)$ boxes (com superposição) de tamanho n cada um, contendo $n + 1$ valores conforme Figura 2.10. Para as duas séries temporais, em cada box (que inicia em i e termina em $n + i$) calculam-se as tendências em cada box, isto é, $\tilde{R}_{k,i}$ e $\tilde{R}'_{k,i}$, ($i < k < i + n$) como sendo a ordenada do ajuste linear (processo dos mínimos quadrados) da série somada.

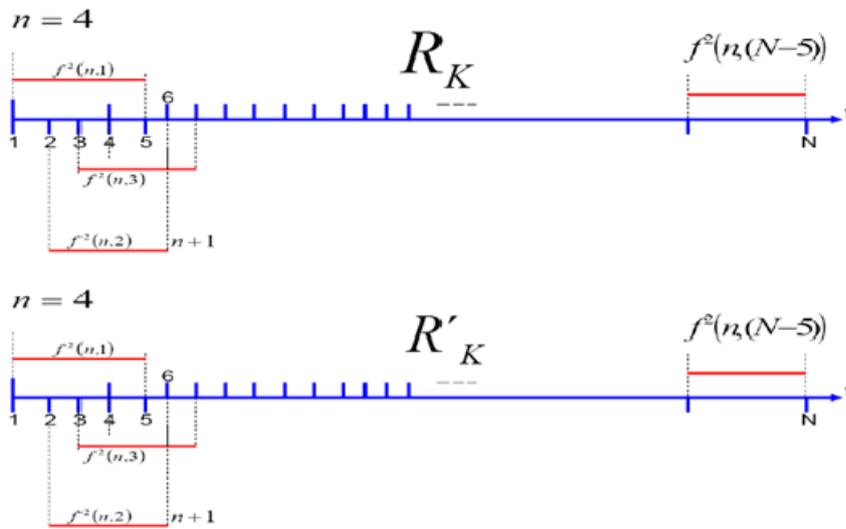


Figura 2.10: Divisão dos sinais integrados e em boxes (com superposição) de mesmo tamanho. Fonte: MACHADO (2009).

- 3º Passo: Calcula-se a partir do cálculo anterior a covariância dos resíduos em cada intervalo, dada pela expressão 2.23:

$$f_{DCCA}^2(n, i) \equiv 1/(n + 1) \sum_{k=i}^{i+n} [R_k - \tilde{R}_{k,i}] [R_k - \tilde{R}_{k,i}]. \quad (2.23)$$

- 4º Passo: Calcula-se a função de correlação cruzada dada pela expressão 2.24:

$$F_{DCCA}^2(n) \equiv (N - n)^{-1} \sum_{i=1}^{N-n} f_{DCCA}^2(n, i). \quad (2.24)$$

Dadas duas séries temporais de mesmo tamanho N , é possível obter o mesmo resultado do método DFA aplicado para uma única série temporal. Desta forma, quando repetido o procedimento descrito anteriormente para tamanhos diferentes de boxes N , podemos verificar a existência ou não da lei de potência, através da expressão 2.25:

$$F_{DCCA}^2(n) \sim n^{2\lambda}, \quad (2.25)$$

em que λ descreve o expoente de correlação cruzada de longo alcance.

Conclusão:

Como o expoente, λ_{DCCA} quantifica a correlação cruzada entre duas séries temporais de mesmo tamanho, tem-se como análise as seguintes características: para um expoente $\lambda_{DCCA} = 0,5$, as séries não apresentam correlação cruzada, ou seja, descorrelacionadas; se o expoente $\lambda_{DCCA} > 0,5$ as séries apresentam persistência de longo alcance e se o expoente $\lambda_{DCCA} < 0,5$, as séries apresentam comportamento antipersistente de longo alcance.

2.4.3 ρ_{DCCA} - Coeficiente de Correlação Cruzada DCCA

O coeficiente de correlação cruzada, ρ_{DCCA} , tem como objetivo quantificar o nível de correlação cruzada entre duas séries temporais não estacionárias, tendo como base o DFA e o DCCA.

O coeficiente de correlação cruzada, ρ_{DCCA} , é a razão entre a função de covariância sem tendência, F_{DCCA}^2 e a função de variância sem tendência, F_{DFA} , definido pela expressão 2.26:

$$\rho_{DCCA}(n) \equiv \frac{F_{DCCA}^2(n)}{F_{DFA_{y_i}}(n) F_{DFA_{y_i'}}(n)}. \quad (2.26)$$

Este coeficiente define uma nova escala de correlação cruzadas em séries temporais não estacionárias. O coeficiente de correlação cruzada, ρ_{DCCA} , é um coeficiente adimensional com intervalo que varia entre $-1 \leq \rho_{DCCA}(n) \leq 1$. Se $\rho_{DCCA} = 0$, dizemos que não existe correlação cruzada entre as séries, dividindo o nível de correlação cruzada entre positivo e negativo. Logo, se $\rho_{DCCA} > 0$ existe correlação cruzada entre as séries, e esta será perfeita caso $\rho_{DCCA} = 1$. Se $\rho_{DCCA} < 0$ existe uma anti correlação cruzada, sendo

ela anti correlação perfeita caso $\rho_{DCCA} = -1$. ZEBENDE (2011). Ver Tabela 2.2.

Tabela 2.2: ρ_{DCCA} em termos do nível de correlação cruzada.

ρ_{DCCA}	Condição
1	correlação cruzada perfeita
0	sem correlação cruzada
-1	anti correlação cruzada perfeita

Dentre os diversos trabalhos utilizando o coeficiente ρ_{DCCA} , nas diversas áreas científicas, podemos citar: ZEBENDE e MACHADO (2009a), ZEBENDE e VASSOLER (2012), MACHADO, CASTRO e ZEBENDE (2013), ZEBENDE, Filho e and (2014), ZEBENDE et al. (2015), VASSOLER (2012), GUEDES (2014), BRITO, MACHADO e ZEBENDE (2015), BRITO et al. (2015), FERREIRA, DIONISIO e ZEBENDE (2015), GUEDES, MACHADO e ZEBENDE (2015), SILVA et al. (2015), SILVA et al. (2016), GUEDES, FILHO e ZEBENDE (2016), ZEBENDE et al. (2016), BRITO et al. (2015), BALOCCHI, VARANINI e MACERRATA (2013), YUAN e FU (2014), WANG e XIE (2012), WANG et al. (405), WANG et al. (2013), WANG et al. (2014b), REBOREDO, RIVERA-CASTRO e ZEBENDE (2013), CASTRO, SILVA e FILHO (2014), GUEDES, MACHADO e ZEBENDE (2015).

Outras propriedades do coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} :

- É possível mensurar a correlação cruzada entre duas séries temporais em diferentes escalas temporais de tamanho n por WANG et al. (2014a);
- Em sua modelagem leva em consideração a ordem dos pares de valores das séries temporais modeladas o que não contraria o princípio básico da análise de séries temporais que é a dependência temporal entre os valores da série por MACHADO (2014);
- A análise entre as séries é realizada sem a componente tendência que tende a mascarar as verdadeiras correlações por ZEBENDE, Filho e and (2014);
- A partir da diferenciação do ρ_{DCCA} é possível estabelecer uma relação estatística entre os métodos DFA e DCCA por ZEBENDE, SILVA e Filho (2013);
- É possível analisar correlação cruzada em séries não lineares por MACHADO (2014)

METODOLOGIA

Para analisar o comportamento das duas variáveis climatológicas (temperatura ambiente e umidade relativa do ar) através dos coeficientes de correlação cruzada, ρ_{DCCA} , entre séries temporais não estacionárias, utilizamos inicialmente para o estudo, dados de 35 estações meteorológicas automáticas do estado da Bahia, distribuídas em todo o estado, disponibilizados pelo INMET e referentes a um período de aproximadamente dez anos, em intervalos hora a hora. Na Figura 3.1 são apresentadas as cidades em que se encontram as estações meteorológicas.

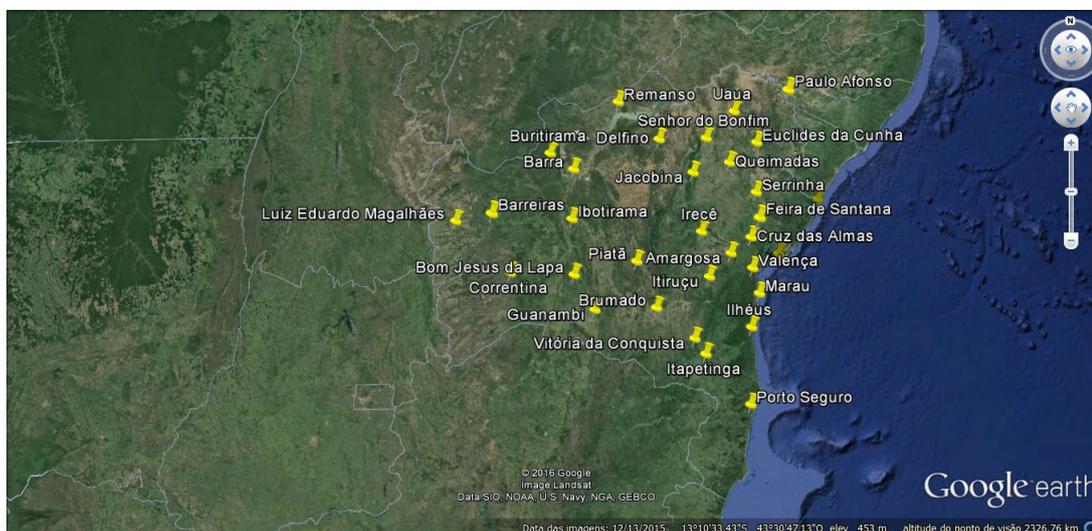


Figura 3.1: Mapa do Estado da Bahia identificando as estações meteorológicas das cidades estudadas nesta dissertação.

De posse dos dados, realizamos um trabalho de mineração dos mesmos. O procedimento adotado para a garantia da qualidade dos dados teve como critérios:

- Desconsiderar os dias em que havia a falta de três ou mais valores medidos;
- Valores anômalos foram desconsiderados;
- A falta de um único valor intercalado, tomamos a média aritmética entre os valores anterior e posterior, para ser utilizada como resultado da medição vacante;
- Foram desconsideradas as cidades que apresentavam frequentes falhas nas medições.

Após a qualificação dos dados, optamos por considerar os dados de 31 cidades devido à falta e divergências de medidas dos dados, conforme Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Cidades analisadas, localização e dados complementares.

	Cidade	Lat.(S)	Long. (O)	ele.(m)	Início	Fim	N_p
1	Amargosa	13°00'34.1"	39°37'00.8"	398	15/07/08	30/09/10	806
2	Barra da Estiva	11°05'05.5"	43°08'20.4"	408	14/05/08	30/09/10	868
3	Barreiras	12°07'29.0"	45°01'37.4"	474	22/12/01	30/09/10	2047
4	Bom Jesus da Lapa	13°15'05.0"	43°24'19.0"	439	22/05/07	30/09/10	1059
5	Brumado	14°10'54.8"	41°40'20.2"	473	29/04/08	30/09/10	885
6	Buritirama	10°43'22.5"	43°39'04.3"	506	17/05/08	12/08/10	718
7	Conde	11°48'43.0"	37°36'58.2"	5	08/04/08	30/09/10	904
8	Correntina	13°19'56.6"	44°37'02.5"	552	09/11/07	30/09/10	831
9	Cruz das Almas	12°40'31.5"	39°05'22.5"	220	26/01/03	30/09/10	1919
10	Delfino	10°27'17.7"	41°12'25.2"	646	22/07/08	30/09/10	799
11	Euclides da Cunha	10°32'14.0"	38°59'47.8"	432	09/05/08	30/09/10	874
12	Feira de Santana	12°11'46.3"	38°58'02.6"	230	26/05/07	30/09/10	1214
13	Guanambi	14°12'29.2"	42°44'58.7"	552	25/04/08	30/09/10	841
14	Ibotirama	12°11'35.0"	43°12'48.3"	425	29/04/08	30/09/10	883
15	Irecê	11°19'44.4"	41°51'52.2"	768	03/04/08	30/09/10	909
16	Itaberaba	12°31'26.6"	40°17'59.0"	250	30/01/03	30/09/10	2594
17	Itapetinga	15°14'40.6"	40°13'46.4"	271	27/06/09	30/09/10	456
18	Itiruçu	13°31'40.2"	40°07'11.1"	757	09/02/03	30/09/10	2142
19	Jacobina	11°12'18.5"	40°27'53.9"	441	03/05/08	30/09/10	877
20	Maraú	13°54'25.0"	38°58'20.0"	6	24/06/08	19/06/10	722
21	Paulo Afonso	9°22'41.2"	38°13'36.4"	255	18/06/03	30/09/10	2065
22	Piatã	13°09'20.4"	41°46'26.9"	1284	06/05/08	30/09/10	875
23	Porto Seguro	16°23'20.3"	39°10'56.6"	86	12/07/08	30/09/10	803
24	Queimadas	10°59'04.7"	39°37'01.2"	310	24/05/08	30/09/10	857
25	Remanso	9°37'32.5"	42°04'38.0"	397	28/03/08	30/09/10	915
26	Salvador	13°00'19.9"	38°30'20.7"	48	07/10/00	30/09/10	2616
27	Senhor do Bonfim	10°26'35.1"	40°08'53.7"	532	29/03/08	30/09/10	913
28	Serrinha	11°39'52.5"	39°01'22.6"	338	13/05/08	30/09/10	851
39	Uauá	9°50'01.0"	39°29'44.3"	451	20/05/08	30/09/10	765
30	Valença	13°20'37.0"	39°07'36.0"	93	01/07/09	30/09/10	433
31	Vitória Conquista	14°53'11.1"	40°48'04.8"	879	04/06/07	30/09/10	1208

Na Tabela 3.1, N_p é o número de total de dados de cada variável climatológica no período considerado.

Em seguida, de posse dos dados hora a hora, calculamos a temperatura ambiente média diária, $\langle T \rangle$, por quatro formas distintas. Tomamos como base para cálculo da temperatura ambiente média o artigo WEISS e HAYS (2005). Utilizamos os mesmos procedimentos para calcular a umidade relativa do ar média. Essas formas são apresentadas a seguir:

1 - Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar média diária hora a hora

$$\begin{aligned}\langle T_m \rangle &= \frac{\sum_{i=1}^{24} T_i}{24} \\ \langle U_m \rangle &= \frac{\sum_{i=1}^{24} U_i}{24}\end{aligned}\quad (3.1)$$

em que i é a hora, T_i , a temperatura na hora i e U_i a Umidade relativa do ar na hora i .

2 - Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar média diária ponderada

$$\begin{aligned}\langle T_p \rangle &= \frac{T_{07:00} + T_{14:00} + 2T_{21:00}}{4} \\ \langle U_p \rangle &= \frac{U_{07:00} + U_{14:00} + 2U_{21:00}}{4}\end{aligned}\quad (3.2)$$

em que $T_{07:00}$, $T_{14:00}$ e $T_{21:00}$ é a temperatura ambiente em horário local e $U_{07:00}$, $U_{14:00}$ e $U_{21:00}$ é a umidade relativa do ar em horário local .

3 - Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar média diária a cada 3 horas

$$\begin{aligned}\langle T_{3h} \rangle &= \frac{\sum_{i=1}^8 T_{3i}}{8} \\ \langle U_{3h} \rangle &= \frac{\sum_{i=1}^8 U_{3i}}{8}\end{aligned}\quad (3.3)$$

em que T_i é a temperatura ambiente a cada três horas (03 : 00, 06 : 00, . . . , 21 : 00, 24 : 00) do horário local em e U_i é a umidade relativa do ar a cada três horas (03 : 00, 06 :

00, . . . , 21 : 00, 24 : 00).

4 - Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar média diária Máx/Min

$$\begin{aligned}\langle T_{max/min} \rangle &= \frac{T_{min} + T_{max}}{2} \\ \langle U_{max/min} \rangle &= \frac{U_{min} + U_{max}}{2}\end{aligned}\tag{3.4}$$

em que T_{min} é a temperatura ambiente mínima diária e T_{max} é a temperatura ambiente máxima diária do local e U_{min} é a umidade relativa do ar mínima diária e U_{max} é a umidade relativa do máxima diária do local. A temperatura ambiente está medida em graus Celsius (°C) e umidade relativa do ar em valor percentual (%).

As quatro maneiras (3.1, 3.2, 3.3 e 3.4) utilizadas para o cálculo das médias diárias da temperatura ambiente e da umidade relativa do ar no período estudado, resultaram em quatro séries para cada uma das variáveis. A partir de então, utilizamos as séries resultantes para executar o software ρ_{DCCA} -Matrix que gerou os expoentes de autocorrelação, α_{DFA} , os expoentes de correlação cruzada, λ_{DCCA} e os coeficientes de correlação cruzada, (ρ_{DCCA}), entre as séries analisadas.

Apresentamos no capítulo dos resultados os expoentes de autocorrelação para temperatura ambiente na Tabela 4.1, os expoentes de autocorrelação para a umidade relativa do ar na Tabela 4.2, os expoentes de correlação cruzada na Tabela 4.3 para as quatro formas calculadas segundo o artigo WEISS e HAYS (2005).

Após calcularmos a média diária da temperatura ambiente e da umidade relativa do ar pelas quatro formas distintas, descritas anteriormente, esboçamos os gráficos com as curvas geradas pelos coeficientes ρ_{DCCA} para as 31 estações analisadas, como por exemplo o gráfico da Figura 3.2 que representa o ρ_{DCCA} médio gerado para a cidade de Salvador. No apêndice A, os gráficos gerados para todas as cidades estudadas constam como item (d) de cada figura.

Em seguida, após o cruzamentos dos dados hora a hora ao longo do período estudado, foi gerado um número determinado de coeficientes ρ_{DCCA} que depende da quantidade de dados utilizados. Portanto, para cada hora do dia, obteve-se uma mesma quantidade de coeficientes ρ_{DCCA} distribuídos ao longo do período considerado, gerando uma curva para cada hora do dia, conforme exemplo da Figura 3.5 grafico (a) para a cidade Salvador, cuja legenda segue a Figura 3.3. No apêndice A, os gráficos gerados para todas as cidades estudadas constam como item (c) de cada figura.

Salvador

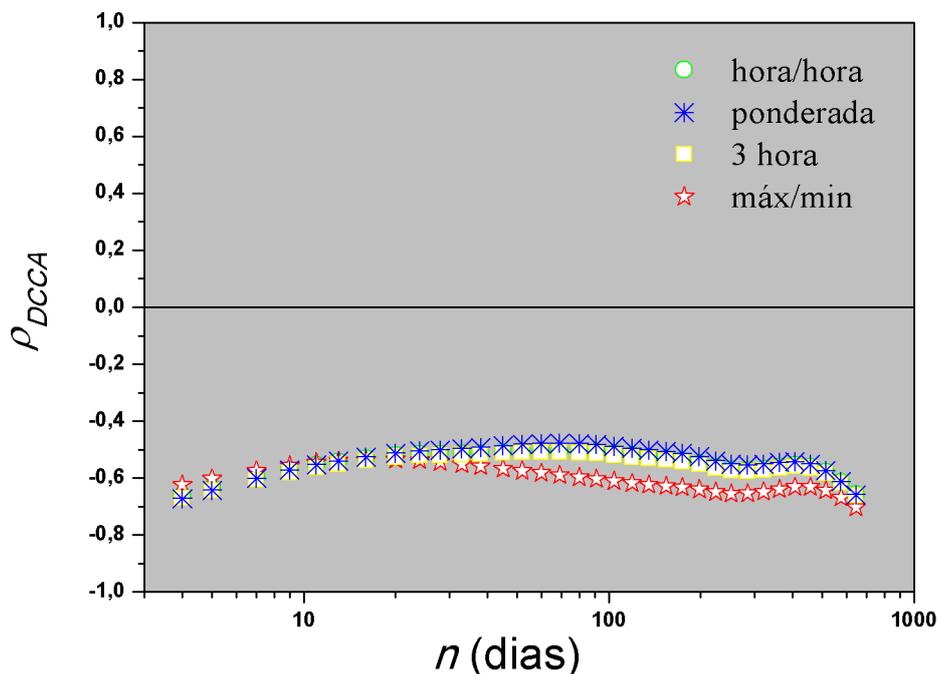


Figura 3.2: ρ_{DCCA} médio aplicados aos valores médios da temperatura ambiente e umidade relativa do ar segundo WEISS e HAYS (2005).

Dessas 24 curvas geradas (uma para cada hora do dia), calculamos uma curva média, através da média aritmética de todos os coeficientes ρ_{DCCA} hora a hora e geramos uma quinta curva apresentada na Figura 3.5 gráfico (b) pela cor preta em destaque (vide legenda Figura 3.4), e analisamos o comportamento desta em relação as quatro curvas provenientes das médias horárias calculadas segundo WEISS e HAYS (2005).

Sendo o cálculo do nível de correlação cruzada um dos elementos mais importantes para o estudo deste trabalho, calculamos também os valores dos coeficientes ρ_{DCCA} nas séries temporais nos intervalos de tempos seguintes: $4 \leq t < 30$, $30 \leq t < 365$ e $t \geq 365$, cujos resultados encontram-se na Tabela 4.7 no capítulo dos resultados.

Para melhor detalhamento dos resultados escolhemos as cidades de Feira de Santana, Paulo Afonso e Salvador para nossa apresentação.

A cidade do Salvador, capital do Estado da Bahia, possui uma área territorial de 693,276 km^2 e uma população 2,9 milhões de habitantes, sendo o município mais populoso do nordeste. O município de Feira de Santana, também conhecida como “princesinha do sertão”, é a segunda maior cidade do estado, situada a 108 km da capital, possui uma área territorial de 1.363 km^2 aproximadamente, com uma população de 617 528 habitantes, para o ano de 2015 segundo o IBGE. E o município de Paulo Afonso, também conhecida

MADRUGADA	MANHÃ	TARDE	NOITE	SÍMBOLO
00:00	06:00	12:00	18:00	○
01:00	07:00	13:00	19:00	□
02:00	08:00	14:00	20:00	△
03:00	09:00	15:00	21:00	+
04:00	10:00	16:00	22:00	✱
05:00	11:00	17:00	23:00	☆

Figura 3.3: Legenda para o gráfico ρ_{DCCA} hora a hora (a).

Cores	médias
	3 horas
	máx/min
	ponderada
	h/h
	média ρ_{DCCA}

Figura 3.4: Legenda para o gráfico ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de temperatura ambiente e umidade relativa dos ar (b).

Salvador

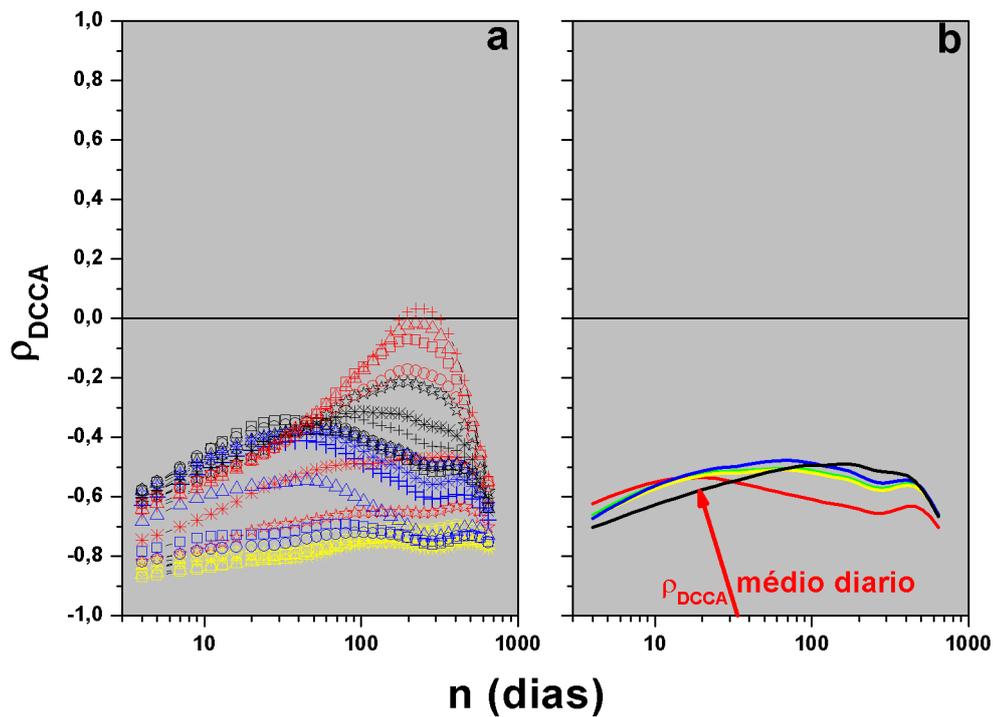


Figura 3.5: Gráfico: ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de temperatura ambiente e umidade relativa dos ar (b).

como a “Capital da Energia ” ou “Cidade da Água ”, esta distante da capital cerca 480 *km*, possui uma área territorial de 1.580.000 *km*² com uma população é de 118 323 estimada para o ano de 2014 segundo o IBGE.

No apêndice A, apresentamos os gráficos com os métodos estatísticos DFA, DCCA, e ρ_{DCCA} calculado pelas quatro formas distintas para o cálculo das médias diárias segundo WEISS e HAYS (2005) para todas as localidades analisadas.

ANÁLISE E RESULTADOS

Para a composição deste trabalho escolhemos cidades onde existem estações meteorológicas instaladas e monitoradas pelo INMET distribuídas em todas as microregiões do estado da Bahia. Dentre estas cidades, para a análise detalhada dos resultados, escolhemos Feira de Santana, por ser a cidade mais populosa do interior baiano e com grandes modificações da paisagem natural devido a ocupação territorial das edificações civis; Salvador por ser a capital do estado e sofrer fortes influências litorâneas e Paulo Afonso, por esta localizada no alto sertão fazendo limite com região desértica do Raso da Catarina.

4.1 Cidades Analisadas

A localização geográfica das cidades escolhidas para a análise detalhada dos métodos estatísticos esta representada na Figura 4.1.

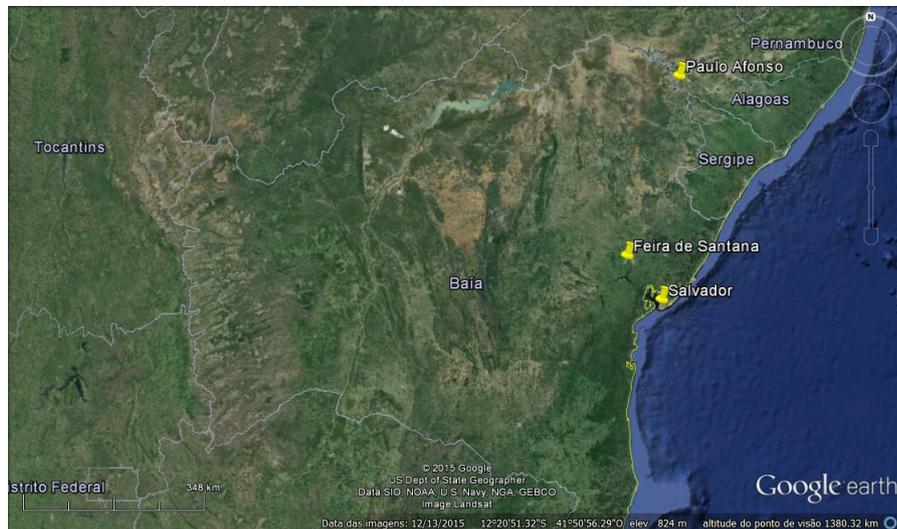


Figura 4.1: Mapa do Estado da Bahia identificando as estações meteorológicas de Feira de Santana, Paulo Afonso e Salvador.

4.1.1 Resultados da Modelagem para Feira de Santana

Feira de Santana possui um clima semiárido quente e o tropical semiúmido na parte sudeste e sul do município. Sua variação climática é significativa, sendo o verão “quente” e seco, com máximas entre 33°C e 37°C, e com mínimas entre 20°C e 23°C. Já o inverno é “frio” e chuvoso, com máximas entre 21°C e 26°C, e mínimas entre 12°C e 18°C. Sua altitude é de 230 metros acima no nível do mar.

Os dados analisados nesta dissertação, correspondem a 1.214 observações com duas variáveis, temperatura ambiente em graus Celsius (°C) e umidade relativa do ar em percentual (%), referentes ao período de 26 de maio de 2007 a 30 de setembro de 2010, ambas registrados a cada hora do dia.

A Figura 4.2 apresenta o gradiente de temperatura ambiente e umidade relativa do ar, permitindo visualizar um comportamento não estacionário nas variáveis estudadas e uma relação inversa entre elas, ou seja, quando existe um acréscimo no valor da variável temperatura, ocorre um decréscimo no valor da variável umidade relativa do ar. Este comportamento será mensurado e quantificado com a análise do coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} , que será detalhado a seguir.

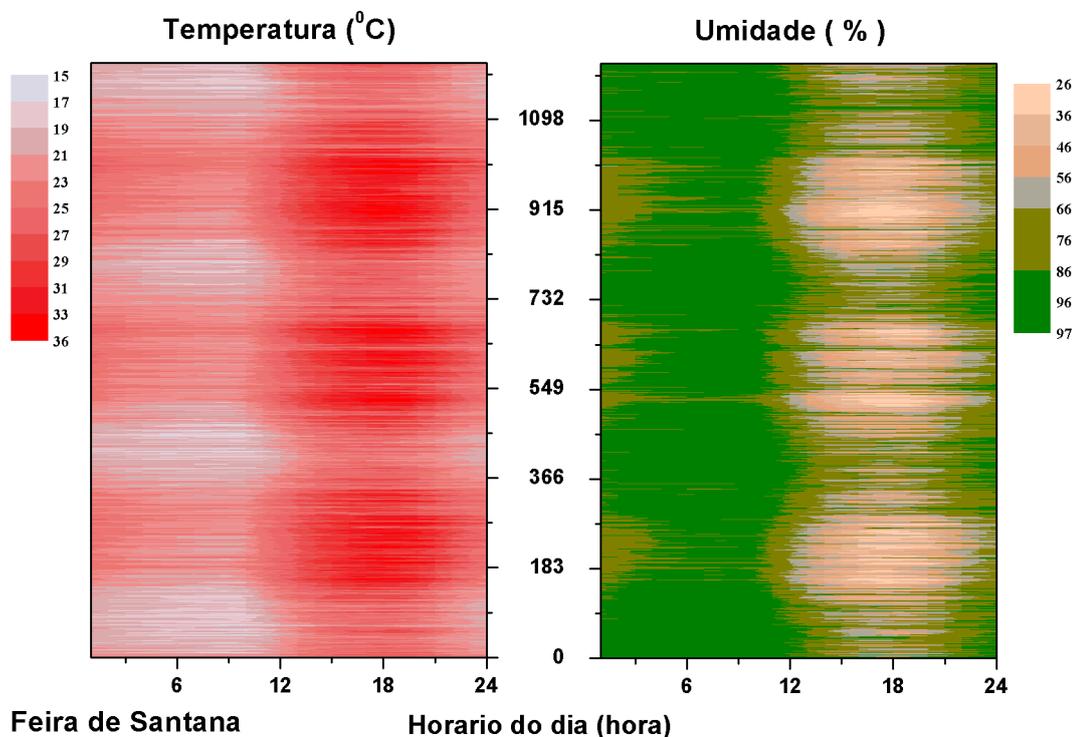


Figura 4.2: Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b) para a cidade de Feira de Santana. Fonte: Próprio Autor

Para o método DFA, Figura 4.3 gráfico (a), apresentamos as médias calculadas pelas quatro maneiras proposta por WEISS e HAYS (2005), para a variável temperatura ambiente representada pela cor vermelha e a umidade relativa do ar, pela cor verde, observamos um comportamento persistente e não estacionário nas séries temporais estudadas, ou seja, $\alpha > 0,5$. Apresentamos todos os valores na Tabela 4.1 para a variável temperatura ambiente e Tabela 4.2 para variável umidade relativa do ar. Independente da forma que fora calculada a média destas variáveis, o comportamento tenderá a resultado próximos. Desta forma, caso exista uma tendência de crescimento ou decrescimento nas flutuações das variáveis, esse comportamento tende a se repetir a longo prazo.

Para a modelagem do expoente de correlação cruzada, λ_{DCCA} , observamos através da Figura 4.3 gráfico (b), uma correlação cruzada negativa para todas as escalas temporais independente da forma que fora calculada a média das variáveis. Este resultado nos permite concluir que existe uma relação de antiperistência entre as duas variáveis climatológicas pois a função F_{DCCA}^2 é negativo ao longo do tempo.

Feira de Santana

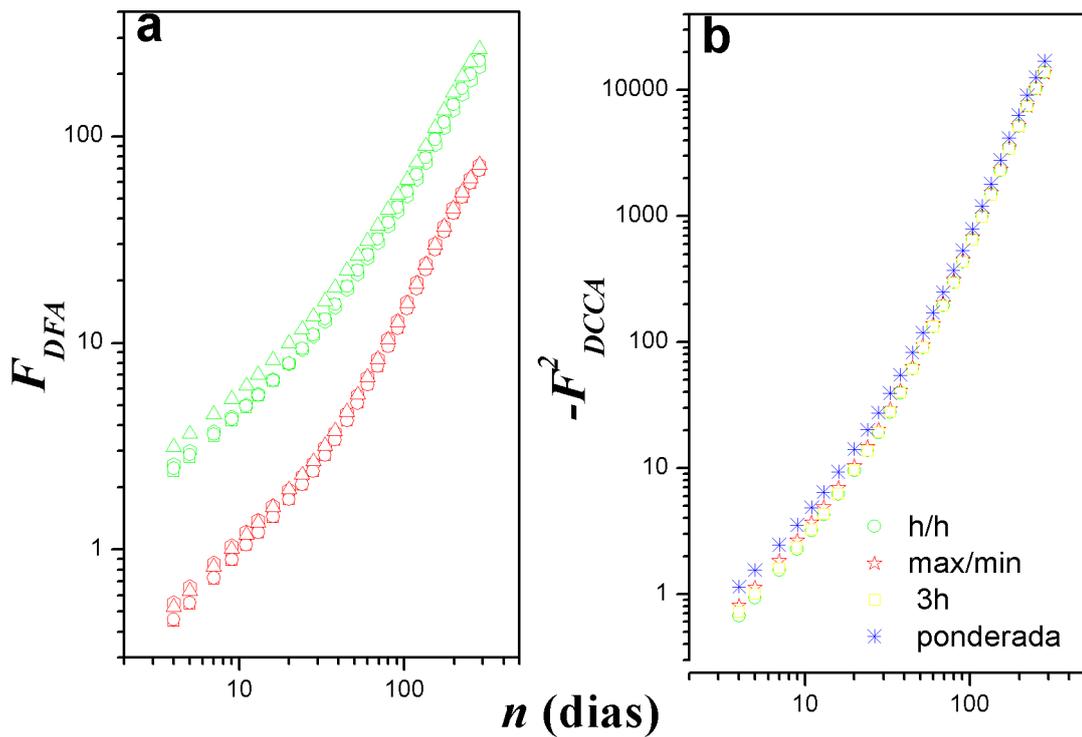


Figura 4.3: Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

Sabemos que o expoente λ_{DCCA} quantifica a correlação cruzada enquanto lei de potência, porém não mensura o nível da correlação cruzada. O coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} tem como objetivo mensurar e quantificar o nível de correlação cruzada entre as séries temporais não estacionárias, baseados nos métodos DFA e DCCA conforme Tabela 2.2 e por meio dele faremos as análises dos gráficos das Figuras 4.4 e 4.7.

O gráfico da Figura 4.4 apresenta o coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} , calculado pelas quatro maneiras distintas proposta por WEISS e HAYS (2005). Percebemos por meio do gráfico Figura 4.4 que a correlação cruzada do ponto de vista do coeficiente ρ_{DCCA} é negativa para todas as escalas de tempo n (dias) independente da forma em que a média das variáveis fora calculada, o que nos permite afirmar uma anti-correlação cruzada, ou seja, existindo um aumento ou redução na temperatura ambiente existirá um redução ou aumento na umidade relativa do ar para a cidade analisada.

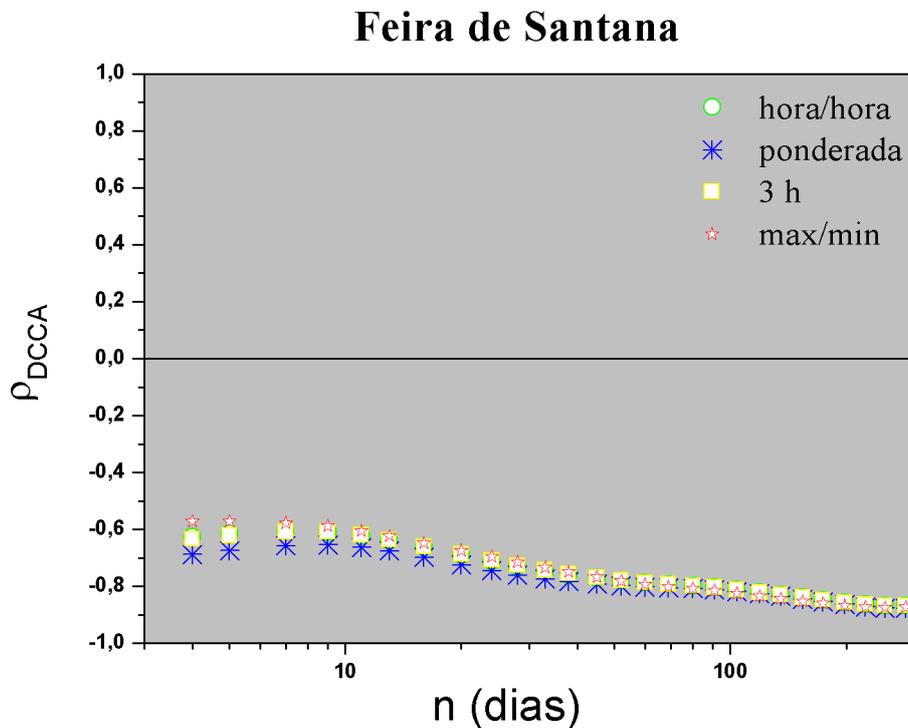


Figura 4.4: ρ_{DCCA} médio aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

Na Figura 4.7 realizamos um estudo do coeficiente de correlação cruzada, ρ_{DCCA} , considerando o comportamento das séries a cada hora do dia, conforme as legendas representadas pela Figura 4.5 para o gráfico (a) e pela Figura 4.6 para o gráfico (b). De acordo com o gráfico (a) da Figura 4.7, percebemos que a modelagem ρ_{DCCA} considerando as informações a cada hora do dia, identificamos uma correlação cruzada negativa para todas as escalas temporais, sendo com maior intensidade entre 12:00 e 17:00 horas do dia. O coeficiente ρ_{DCCA} fica bem disperso para pequenas escalas de tempo e para longas escalas de tempo, as curvas tendem para um mesmo valor.

A Figura 4.7 gráfico (b), inserimos uma nova curva que é a média aritmética dos coeficientes de correlação cruzada ρ_{DCCA} hora a hora, e percebemos que esta curva tem o mesmo comportamento que as demais curvas que foram calculadas de formas distintas, ou seja, pelo valores das médias de temperatura ambiente e umidade relativa do ar proposto por WEISS e HAYS (2005).

MADRUGADA	MANHÃ	TARDE	NOITE	SÍMBOLO
00:00	06:00	12:00	18:00	○
01:00	07:00	13:00	19:00	□
02:00	08:00	14:00	20:00	△
03:00	09:00	15:00	21:00	+
04:00	10:00	16:00	22:00	✱
05:00	11:00	17:00	23:00	☆

Figura 4.5: Legenda para o gráfico ρ_{DCCA} hora a hora (a).

Cores	médias
	3 horas
	máx/min
	ponderada
	h/h
	média ρ_{DCCA}

Figura 4.6: Legenda para o gráfico ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de temperatura ambiente e umidade relativa dos ar (b).

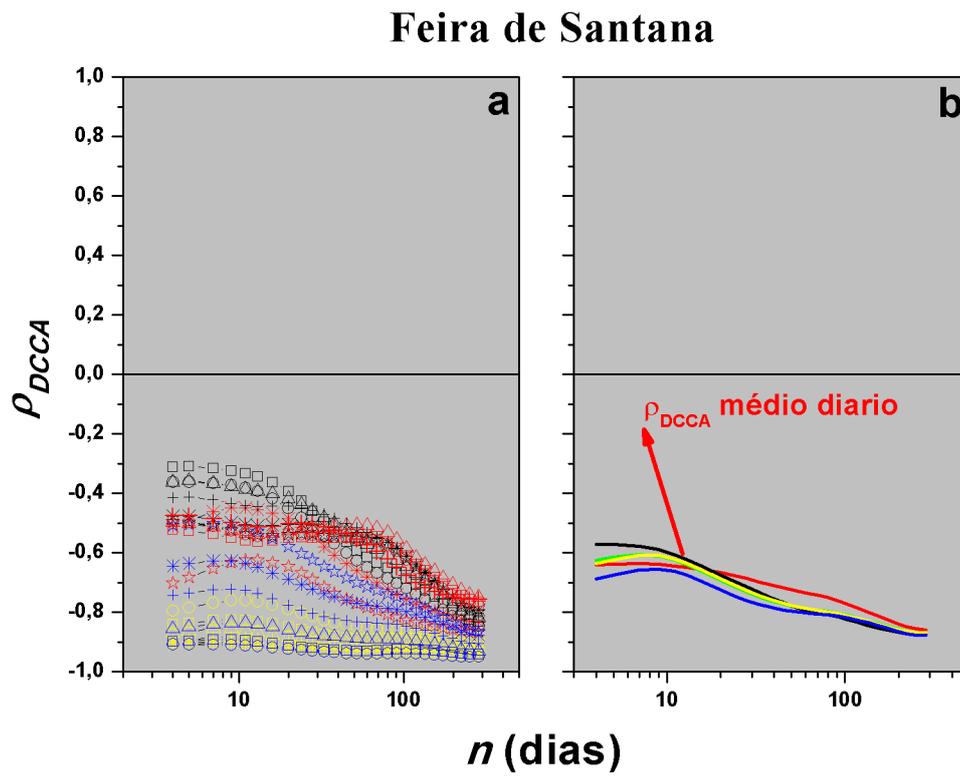


Figura 4.7: ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

4.1.2 Resultados da Modelagem para Salvador

O município de Salvador possui clima predominante tropical atlântico, estando a uma altitude é 48 metros acima do nível do mar com temperatura média anual 32°C.

Para modelarmos os métodos DFA, DCCA e o coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} , utilizamos 2.616 dados medidos hora a hora das variáveis climatológicas e chegamos aos seguintes resultados.

No gráfico do gradiente representado na Figura 4.8 visualizarmos um comportamento não estacionário entre as duas variáveis, e, além disso, uma relação inversa ente as variáveis em questão. Esta relação será mensurada e quantificada com a análise do coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} nesta seção.

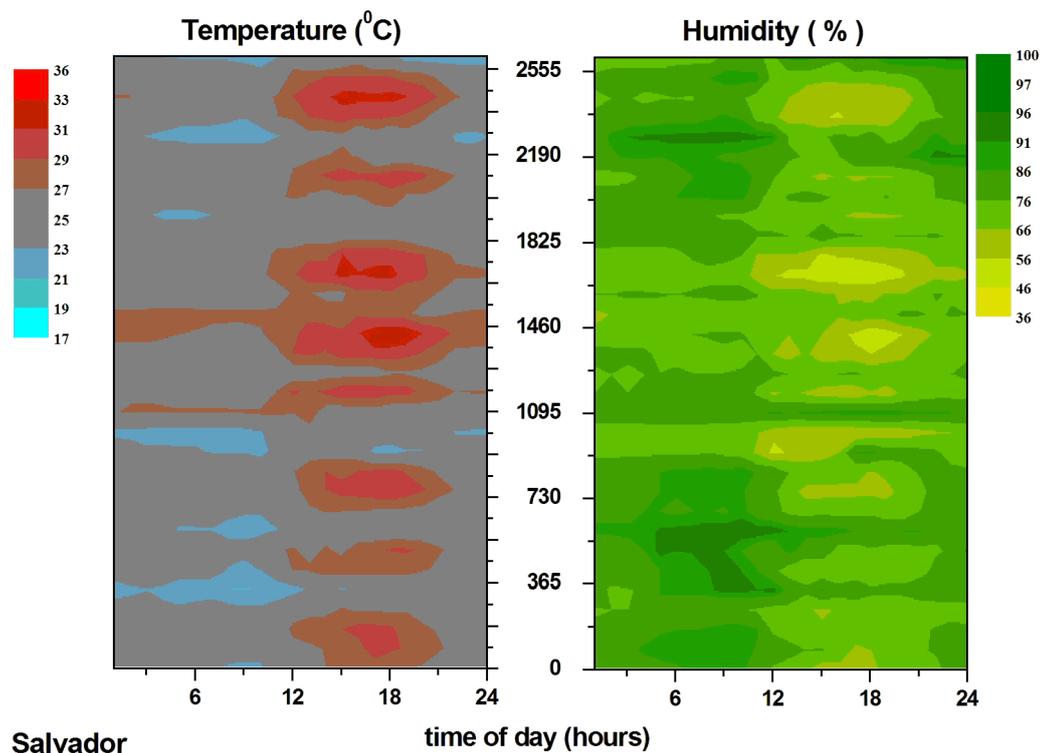


Figura 4.8: Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b) para a cidade de Salvador. Fonte: Próprio Autor.

Na Figura 4.9 gráfico (a), identificamos um comportamento persistente nas séries temporais estudadas, ou seja, $\alpha_{DFA} > 0,5$, para todas escalas de tempo analisadas. Na Tabela 4.1, observamos $\alpha_{DFA} = 1,22$ para o cálculo da média hora a hora; $\alpha_{DFA} = 1,18$ para o cálculo da média máximo-mínimo; $\alpha_{DFA} = 1,19$ para o cálculo da média a cada 3 horas e $\alpha_{DFA} = 1,18$ para o cálculo da média ponderada para a variável temperatura ambiente. Na Tabela 4.2, temos $\alpha_{DFA} = 0,91$ para o cálculo da média hora a hora; $\alpha_{DFA} = 0,89$ para o cálculo da média máximo-mínimo; $\alpha_{DFA} = 0,99$ para o cálculo da média a cada 3 horas e $\alpha_{DFA} = 0,94$ para o cálculo da média ponderada para a variável umidade relativa do ar. Notamos que independente da forma de se calcular a média das variáveis, o comportamento das séries tendem a valores muito próximos para o cálculo da função F_{DFA} . Desta forma, caso exista uma tendência de crescimento ou decrescimento nas flutuações das variáveis esse comportamento tende a continuar ocorrendo em longo prazo. Analisando os resultados da função de autocorrelação do método DFA e a função de correlação cruzada do método DCCA foi possível identificar presença de componente sazonal e com base nesses resultados, modelamos o DFA e o DCCA considerando os seguintes intervalos tempo: $4 \leq t < 30$, $31 \leq t \leq 365$ e $t > 365$, t em dias. Apresentamos estes expoentes através do cálculo máximo/mínimo (Equação 3.4) por se tratar da forma usual para se calcular a temperatura ambiente média e os mesmos estão representados na Tabela 4.4 e na Tabela 4.5.

Na modelagem do método DCCA, identificamos correlação cruzada negativa para todas as escalas temporais, independente da forma calculada para a média das variáveis, ver Figura 4.9 gráfico (b). Resultado este que, nos permite concluir a existência da relação de antipersistência entre as duas variáveis climatológicas para a cidade de Salvador.

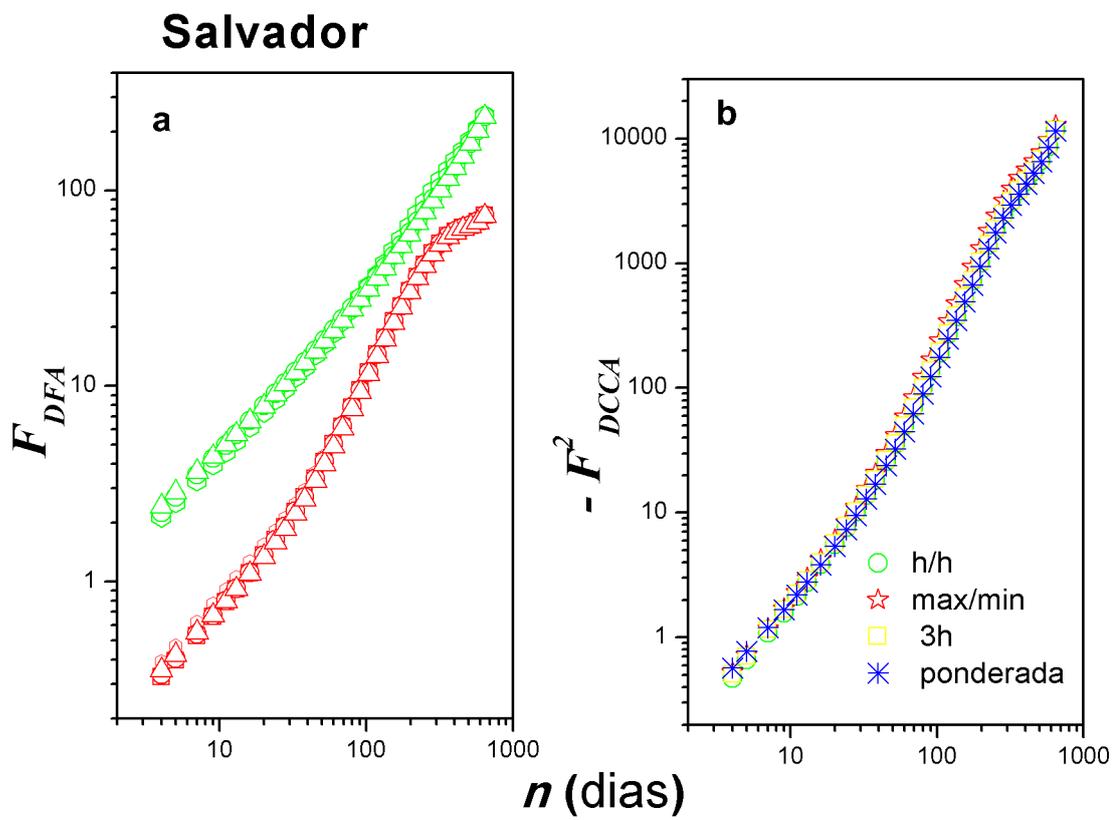


Figura 4.9: Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

O gráfico Figura 4.10 apresenta o coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} , calculado pelas quatro maneiras distintas proposta por WEISS e HAYS (2005). Percebemos através da análise deste gráfico que a correlação cruzada do ponto de vista do coeficiente ρ_{DCCA} também é negativa para todas as escalas de tempo n (dias) independente da forma em que a média das variáveis fora calculada, o que nos permite afirmar uma anti-correlação entre as variáveis.

Salvador

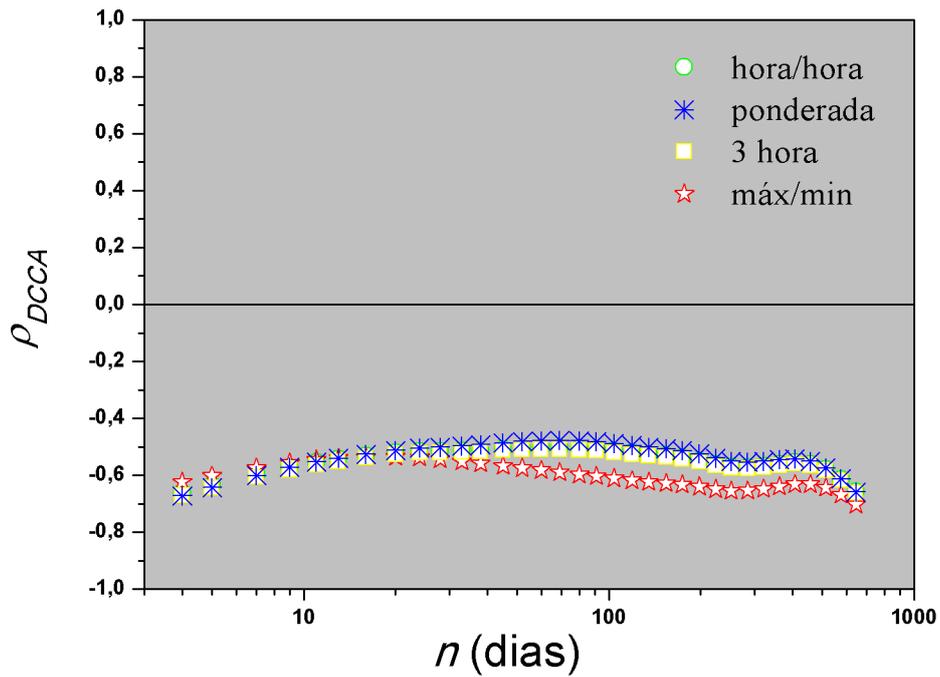


Figura 4.10: ρ_{DCCA} médio aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

Na Figura 4.11 gráfico (a), analisamos a modelagem ρ_{DCCA} (vide legenda Figura 4.5) considerando as informações a cada hora do dia. Identificamos uma correlação cruzada negativa para todas as escalas temporais, sendo com maior intensidade entre 12:00 às 17:00 hora do dia e que o coeficiente ρ_{DCCA} fica disperso das 06:00 às 11:00 do dia para longas escalas e para pequenas escalas tende para ao mesmo valor.

Na Figura 4.11 gráfico (b) (vide legenda Figura 4.6), apresentamos uma nova curva que é a média aritmética dos coeficientes de correlação cruzada ρ_{DCCA} hora a hora. Notemos que esta curva representada pela cor preta em destaque, tem o mesmo comportamento que as demais curvas que foram calculadas pelas quatro médias segundo WEISS e HAYS (2005).

A Figura 4.11 gráfico (b) apresenta o coeficiente de correlação cruzada sem tendência, ρ_{DCCA} calculado pelas quatro valores médios e através deste gráfico, percebemos que a correlação cruzada do ponto de vista do coeficiente ρ_{DCCA} é negativa para todas as escalas de tempo, independente da forma em que a média das variáveis é calculada. Isto nos permite afirmar que existindo um aumento ou redução na temperatura do ar existirá um redução ou aumento na umidade relativa do ar para cidade de Salvador.

Salvador

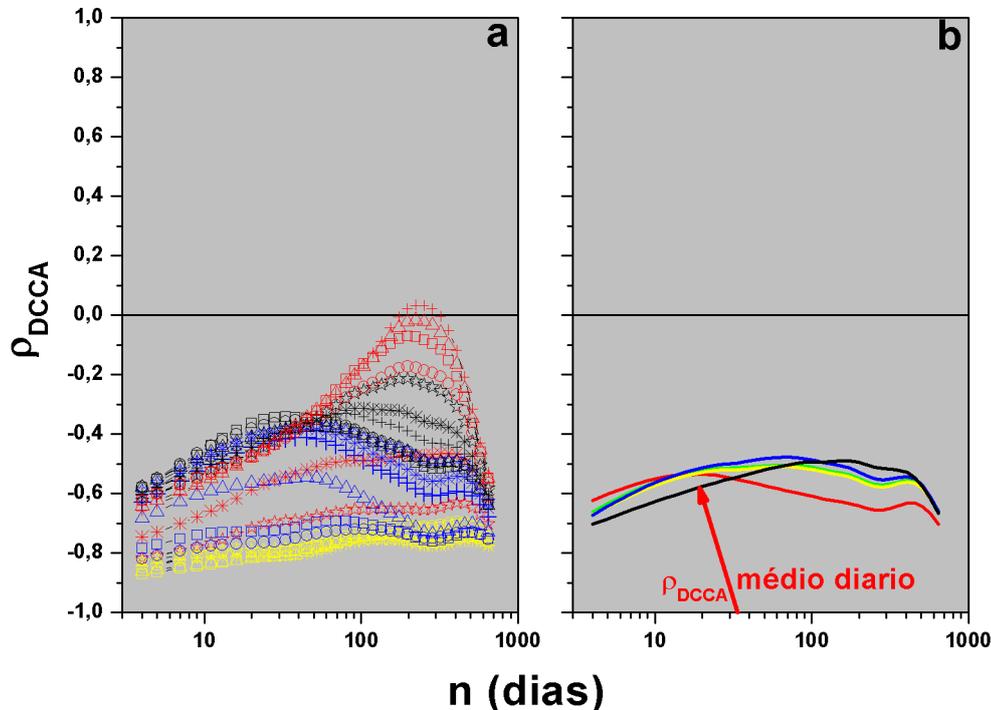


Figura 4.11: ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

4.1.3 Resultados da Modelagem para Paulo Afonso

Paulo Afonso possui um clima semiárido com temperatura média elevada variando 30°C a 38°C, chegando próximo dos 40°C nos meses de dezembro e janeiro, uma altitude 243 metros acima do nível do mar, com relevos acidentados composto por planaltos e depressões.

Nesta dissertação utilizamos 2.065 dados medidos hora a hora para as duas variáveis climatológicas e chegamos aos seguintes resultados para modelagem dos métodos DFA, DCCA e o coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} .

Assim como as cidades de Feira de Santana e Salvador, o gradiente da temperatura ambiente gráfico (a) e da umidade relativa do ar gráfico (b) representado na Figura 4.12 percebemos também um comportamento não estacionário para as variáveis estudadas e uma relação inversa entre elas. Desta forma, existindo um aumento e(ou) redução na variável temperatura ambiente ocorrerá uma redução e(ou) aumento na variável umidade relativa do ar. E, de forma análoga, as cidades de Feira de Santana e Salvador, este comportamento será mensurado e quantificado com a análise do coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} , a seguir.

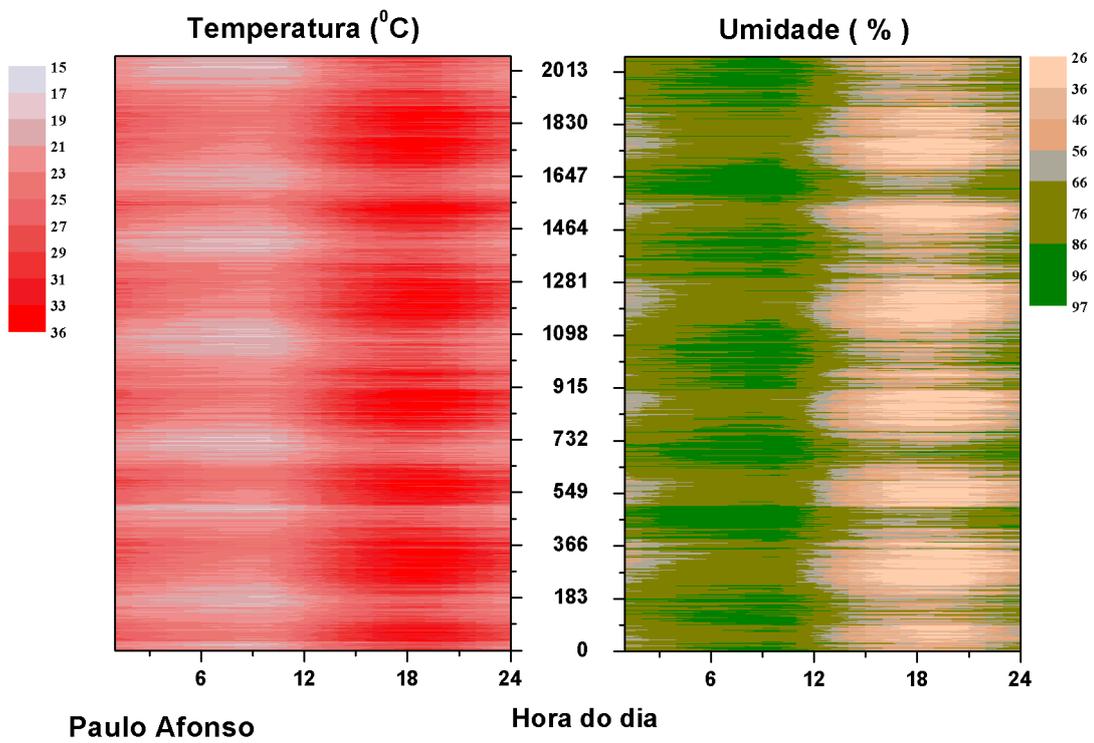


Figura 4.12: Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b) para a cidade de Paulo Afonso. Fonte: Próprio Autor.

Na modelagem DFA, assim como vimos para as cidades anteriores, também verificamos o comportamento persistente nas séries temporais estudadas, ou seja, $\alpha > 0,5$, para toda escala de tempo. Esses valores estão representados na Tabela 4.1 e na Tabela 4.2. O resultado das médias variáveis estudadas teve o mesmo comportamento, independente da forma utilizada para calcular essas médias como se pode notar na Figura 4.13 gráfico (a). As curvas apresentadas na cor vermelha representa a variável temperatura ambiente e as curvas apresentadas na cor verde, representa a variável umidade relativa do ar.

Quanto à modelagem DCCA, identificamos mais uma vez a correlação cruzada negativa para todas as escalas temporais, independente da forma que fora calculada a média das variáveis ver Figura 4.13 gráfico (b), concluindo na existência de uma relação de anti-persistência entre as duas variáveis climatológicas.

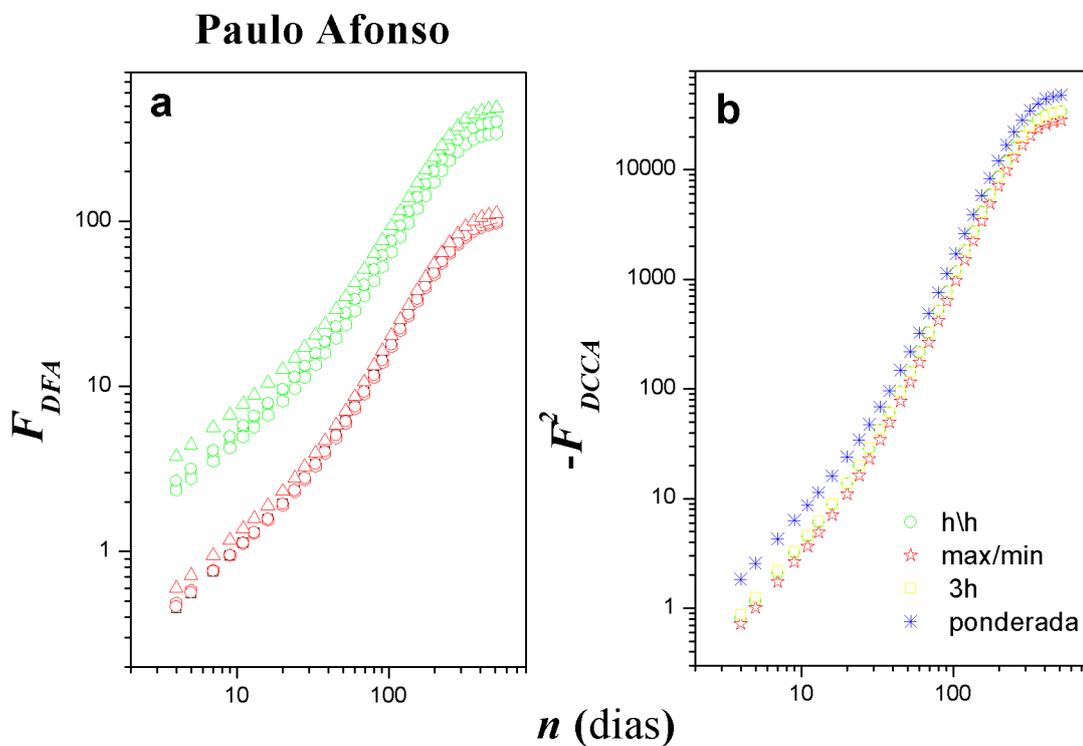


Figura 4.13: Gráfico do DFA (a) e DCCA (b).

No gráfico 4.14 apresentamos o coeficiente de correlação cruzada sem tendência, ρ_{DCCA} calculado pelas quatro maneiras distintas proposta por WEISS e HAYS (2005) e através deste gráfico percebemos que a correlação cruzada do ponto de vista do coeficiente ρ_{DCCA} também foi negativa para toda a escala de tempo n (dias) independente da forma em que a média das variáveis fora calculada.

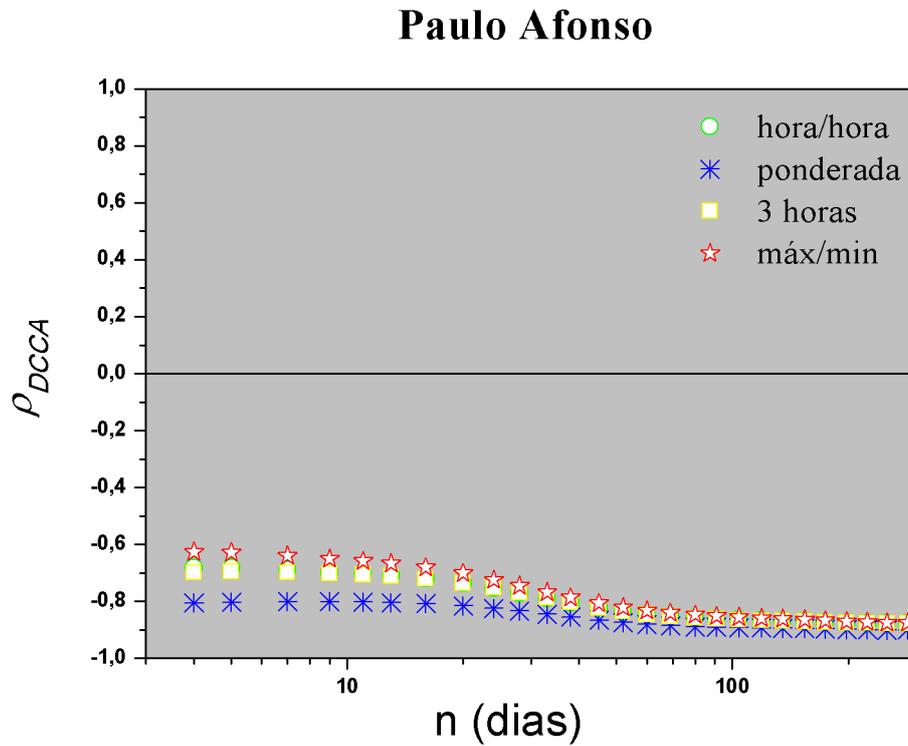


Figura 4.14: ρ_{DCCA} médio aplicados aos valores médios de Temperatura e Umidade relativa do ar.

Na Figura 4.15 apresentamos um estudo da correlação cruzada considerando o comportamento das séries a cada hora do dia e de acordo com o gráfico (a) legenda Figura 4.5, percebemos que a modelagem ρ_{DCCA} , identificou uma correlação cruzada negativa para todas as escalas temporais tendo uma maior intensidade no intervalo de 18:00 e 23:00 horas da noite, e que o coeficiente ρ_{DCCA} fica disperso para curtos intervalos de tempo n (dias), porém bastante precisos quando se considera uma escala de tempo maior.

O gráfico (b) com legenda Figura 4.6, inserimos uma quinta curva que é a média aritmética dos coeficientes de correlação cruzada ρ_{DCCA} hora a hora, apresentou um comportamento semelhante às demais curvas que foram calculadas de formas distintas segundo WEISS e HAYS (2005).

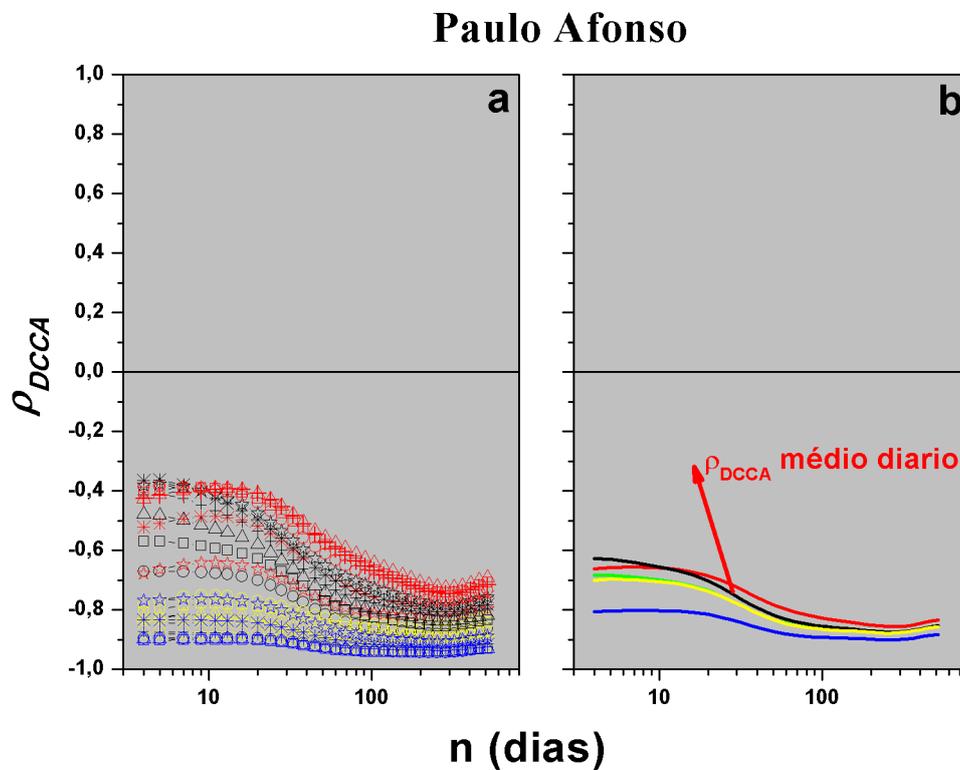


Figura 4.15: ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

4.2 Tabelas completas com os resultados para todas as cidades analisadas

Os resultados para todas as cidades analisadas nesta dissertação encontram-se representados por tabelas. Nas Tabelas 4.1, 4.2 e 4.3, apresentamos os valores dos expoentes de autocorrelação, α_{DFA} , os expoentes de correlação cruzada, λ_{DCCA} , ao longo do período estudado pela quatro formas proposta por WEISS e HAYS (2005).

As componentes sazonais foram identificadas a partir das flutuações das funções de autocorrelação e correlação cruzada respectivamente pelos métodos DFA, DCCA e pelo Coeficiente de Correlção Cruzada, ρ_{DCCA} . Com base nessa modelagem identificamos três comportamentos distintos denotados pelos seguintes intervalos temporais $4 \leq n \leq 30$, $31 \leq n < 365$ e $n \geq 365$. Nas Tabelas 4.4, 4.5, 4.6 e 4.7 apresentamos os valores dos expoentes de autocorrelação, α_{DFA} , os expoentes de correlação cruzada, λ_{DCCA} e os coeficientes correlação cruzada, ρ_{DCCA} , pela forma da média máximo-mínimo, expressa pela equação 3.4 para box de tamanho entre $4 \leq n \leq 30$, $31 \leq n < 365$ e $n \geq 365$ com o intuito de mostrarmos estas componentes sazonais.

Tabela 4.1: Expoentes de autocorrelação, α_{DFA} , para a Temperatura ambiente.

	Cidade	hora/hora	máx/min	3 horas	Ponderada
1	Amargosa	1,10	1,11	1,08	1,07
2	Barra da Estiva	1,05	1,06	1,03	1,01
3	Barreiras	1,11	1,10	1,02	1,06
4	Bom Jesus da Lapa	1,04	1,05	1,05	1,01
5	Brumado	1,12	1,08	1,12	1,11
6	Buritirama	1,10	1,07	1,09	1,08
7	Conde	1,13	1,09	1,12	1,14
8	Correntina	1,06	1,07	1,05	0,98
9	Cruz das Almas	1,21	1,18	1,20	1,20
10	Delfino	1,08	1,06	0,90	1,02
11	Euclides da Cunha	1,19	1,18	1,18	1,18
12	Feira de Santana	1,22	1,18	1,21	1,19
13	Guanambi	0,98	0,99	0,97	0,97
14	Ibotirama	1,06	1,06	1,06	1,03
15	Irecê	1,08	1,08	1,07	1,02
16	Itaberaba	1,16	1,13	1,15	1,07
17	Itapetinga	0,94	0,93	0,94	0,87
18	Itiruçu	1,13	1,11	1,13	1,12
19	Jacobina	1,11	1,11	1,11	1,11
20	Maraú	1,06	1,05	1,06	0,81
21	Paulo Afonso	1,23	1,22	1,23	1,17
22	Piatã	1,03	1,04	1,03	1,00
23	Porto Seguro	1,10	1,07	1,10	1,11
24	Queimadas	1,14	1,12	1,13	1,08
25	Remanso	1,00	1,00	1,00	0,97
26	Salvador	1,22	1,18	1,19	1,18
27	Senhor do Bonfim	1,16	1,14	1,15	1,13
28	Serrinha	1,16	1,14	1,15	1,13
39	Uauá	1,16	1,10	1,11	1,06
30	Valença	0,97	0,93	0,97	0,73
31	Vitória Conquista	1,09	1,06	1,09	1,08
	Média	1,10	1,08	1,09	1,07

Tabela 4.2: Expoentes de autocorrelação, α_{DFA} , para a Umidade relativa do ar.

	Cidade	hora/hora	máx-min	3 horas	Ponderada
1	Amargosa	0,87	0,86	0,86	0,85
2	Barra da Estiva	1,08	1,06	1,07	1,06
3	Barreiras	1,20	1,18	1,19	1,15
4	Bom Jesus da Lapa	1,11	1,09	1,11	1,11
5	Brumado	1,09	1,08	1,09	1,09
6	Buritirama	1,17	1,15	1,17	1,16
7	Conde	0,94	0,97	0,93	0,92
8	Correntina	1,13	1,10	1,12	1,07
9	Cruz das Almas	1,06	1,03	1,06	1,05
10	Delfino	0,99	0,97	0,83	1,02
11	Euclides da Cunha	1,09	1,08	1,09	1,07
12	Feira de Santana	1,11	1,07	1,10	1,07
13	Guanambi	0,98	0,97	0,97	0,98
14	Ibotirama	1,14	1,14	1,14	1,11
15	Irecê	1,00	1,00	1,00	0,96
16	Itaberaba	0,95	0,94	0,94	0,93
17	Itapetinga	0,83	0,82	0,83	0,76
18	Itiruçu	0,95	0,92	0,94	0,92
19	Jacobina	1,03	1,00	1,02	1,02
20	Marau	0,81	0,78	0,81	0,78
21	Paulo Afonso	1,17	1,16	1,16	1,13
22	Piatã	0,91	0,89	0,91	0,90
23	Porto Seguro	0,91	0,87	0,91	0,93
24	Queimadas	1,00	0,99	0,99	0,96
25	Remanso	0,99	1,00	0,99	0,97
26	Salvador	0,91	0,89	0,99	0,94
27	Senhor do Bonfim	1,03	1,03	1,03	1,00
28	Serrinha	1,06	1,04	1,05	1,02
29	Uauá	1,00	1,00	0,99	0,95
30	Valença	0,73	0,66	0,72	0,72
31	Vitória Conquista	0,91	0,88	0,91	0,92
	Média	1,00	1,00	0,99	0,98

Tabela 4.3: Expoentes de Correlação Cruzada, λ_{DCCA} , para Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

	Cidade	hora/hora	máx-min	3 horas	Ponderada
1	Amargosa	1,02	1,00	1,00	0,99
2	Barra da Estiva	1,01	1,00	1,00	0,99
3	Barreiras	1,08	1,03	1,07	1,05
4	Bom Jesus da Lapa	0,97	0,94	0,97	0,99
5	Brumado	1,06	1,03	1,06	1,06
6	Buritirama	1,13	1,10	1,13	1,11
7	Conde	1,06	1,09	1,05	1,06
8	Correntina	0,93	0,85	0,93	0,90
9	Cruz das Almas	1,19	1,15	1,19	1,17
10	Delfino	1,01	1,01	0,92	1,02
11	Euclides da Cunha	1,18	1,19	1,17	1,15
12	Feira de Santana	1,20	1,19	1,20	1,17
13	Guanambi	0,81	0,81	0,80	0,87
14	Ibotirama	1,08	1,06	1,08	1,05
15	Irecê	0,98	0,99	0,97	0,92
16	Itaberaba	1,03	1,01	1,01	0,98
17	Itapetinga	0,86	0,86	0,85	0,77
18	Itiruçu	1,04	1,02	1,04	1,02
19	Jacobina	1,10	1,10	1,09	1,08
20	Marauí	0,98	0,96	0,97	0,96
21	Paulo Afonso	1,23	1,23	1,23	1,18
22	Piatã	0,92	0,93	0,91	0,90
23	Porto Seguro	1,05	0,99	1,05	1,07
24	Queimadas	1,09	1,09	1,09	1,03
25	Remanso	0,93	0,96	0,93	0,90
26	Salvador	1,05	1,04	1,05	1,06
27	Senhor do Bonfim	1,17	1,17	1,17	1,09
28	Serrinha	1,15	1,14	1,14	1,09
29	Uauá	1,07	1,09	1,06	1,00
30	Valença	0,84	0,83	0,86	0,81
31	Vitória Conquista	0,97	0,92	0,96	0,97
	Média	1,05	1,02	1,05	1,02

Tabela 4.4: Expoentes de autocorrelação, α_{DFA} para Temperatura ambiente calculada pela forma da média máximo/mínimo.

	Cidades	$4 \leq t < 30$	$30 < t \leq 365$	$t > 365$
1	Amargosa	0,83	1,43	
2	Barra da Estiva	0,86	1,28	
3	Barreiras	0,91	1,22	
4	Bom Jesus da Lapa	1,04	1,04	
5	Brumado	0,82	1,37	
6	Buritirama	0,81	1,38	
7	Conde	0,66	1,52	
8	Correntina	1,06	1,06	
9	Cruz das Almas	0,83	1,41	0,55
10	Delfino	0,75	1,35	
11	Euclides da Cunha	0,82	1,55	
12	Feira de Santana	0,79	1,51	
13	Guanambi	0,98	0,98	
14	Ibotirama	0,86	1,26	
15	Irecê	0,79	1,37	
16	Itaberaba	0,77	1,40	0,24
17	Itapetinga	0,76	1,32	
18	Itiruçu	0,82	1,32	0,49
19	Jacobina	0,77	1,42	
20	Maraú	0,78	1,39	
21	Paulo Afonso	0,88	1,45	0,25
22	Piatã	0,83	1,33	
23	Porto Seguro	0,81	1,44	
24	Queimadas	0,83	1,42	
25	Remanso	0,80	1,23	
26	Salvador	0,86	1,39	0,38
27	Senhor do Bonfim	0,82	1,43	
28	Serrinha	0,84	1,45	
29	Uauá	0,79	1,47	
30	Valença	0,73	1,41	
31	Vitória Conquista	0,79	1,34	
	Média	0,83	1,35	0,38

Tabela 4.5: Expoentes de autocorrelação, α_{DFA} para Umidade relativa do ar calculada pela forma da média máximo/mínimo.

	Cidades	$4 \leq t < 30$	$30 < t \leq 365$	$t > 365$
1	Amargosa	0,68	0,95	
2	Barra da Estiva	0,91	1,25	
3	Barreiras	0,91	1,33	
4	Bom Jesus da Lapa	1,11	1,11	
5	Brumado	0,93	1,14	
6	Buritirama	0,98	1,35	
7	Conde	0,68	1,25	
8	Correntina	1,12	1,12	
9	Cruz das Almas	0,78	1,15	0,52
10	Delfino	0,82	1,08	
11	Euclides da Cunha	0,79	1,40	
12	Feira de Santana	0,73	1,34	
13	Guanambi	0,98	0,98	
14	Ibotirama	0,94	1,30	
15	Irecê	0,85	1,17	
16	Itaberaba	0,77	1,04	0,25
17	Itapetinga	0,68	1,08	
18	Itiruçu	0,74	1,02	0,25
19	Jacobina	0,80	1,12	
20	Maraú	0,63	0,92	
21	Paulo Afonso	0,80	1,39	0,23
22	Piatã	0,78	0,98	
23	Porto Seguro	0,71	0,99	
24	Queimadas	0,80	1,13	
25	Remanso	0,87	1,18	
26	Salvador	0,78	1,03	1,10
27	Senhor do Bonfim	0,78	1,25	
28	Serrinha	0,79	1,25	
29	Uauá	0,78	1,26	
30	Valença	0,58	0,84	
31	Vitória Conquista	0,74	0,96	
	Média	0,81	1,14	0,47

Tabela 4.6: Expoentes de Correlação Cruzada, λ_{DCCA} para Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar calculada pela forma da média máximo/mínimo.

	Cidades	$4 \leq t < 30$	$30 < t \leq 365$	$t > 365$
1	Amargosa	0,74	1,26	
2	Barra da Estiva	1,01	1,12	
3	Barreiras	1,08	1,15	
4	Bom Jesus da Lapa	0,97	0,97	
5	Brumado	0,88	1,08	
6	Buritirama	1,11	0,93	
7	Conde	0,69	1,49	
8	Correntina	1,09	0,90	
9	Cruz das Almas	1,16	1,32	1,32
10	Delfino	0,84	1,08	
11	Euclides da Cunha	0,85	1,52	
12	Feira de Santana	0,82	1,46	
13	Guanambi	0,89	0,89	
14	Ibotirama	0,92	1,13	
15	Irecê	0,85	1,09	
16	Itaberaba	1,01	1,18	0,17
17	Itapetinga	0,62	1,31	
18	Itiruçu	1,01	1,17	0,25
19	Jacobina	1,11	1,26	
20	Maraú	0,96	1,24	
21	Paulo Afonso	0,88	1,45	0,25
22	Piatã	0,92	1,02	
23	Porto Seguro	0,99	0,63	
24	Queimadas	1,09	0,87	
25	Remanso	0,96	1,06	
26	Salvador	0,78	1,25	0,88
27	Senhor do Bonfim	0,83	1,34	
28	Serrinha	0,87	1,38	
29	Uauá	1,09	1,38	
30	Valença	0,82	1,56	
31	Vitória Conquista	0,92	1,05	
	Média	0,93	1,18	0,57

Tabela 4.7: Coeficiente de Correlação Cruzada, ρ_{DCCA} , para Temperatura ambiente e a Umidade relativa do ar calculada pela forma da média máximo/mínimo.

	Cidades	$4 \leq t < 30$	$30 < t \leq 365$	$t > 365$
1	Amargosa	-0,67 (0,03)	-0,72 (0,03)	
2	Barra da Estiva	-0,64 (0,02)	-0,54 (0,11)	
3	Barreiras	-0,53 (0,01)	-0,37 (0,13)	-0,23 (0,01)
4	Bom Jesus da Lapa	-0,60 (0,04)	-0,42 (0,18)	
5	Brumado	-0,49 (0,01)	-0,44 (0,09)	
6	Buritirama	-0,65 (0,02)	-0,65 (0,04)	
7	Conde	-0,46 (0,01)	-0,59 (0,07)	
8	Correntina	-0,49 (0,02)	-0,29 (0,13)	
9	Cruz das Almas	-0,62 (0,03)	-0,79 (0,04)	
10	Delfino	-0,53 (0,04)	-0,56 (0,09)	
11	Euclides da Cunha	-0,69 (0,04)	-0,87 (0,04)	
12	Feira de Santana	-0,63 (0,05)	-0,82 (0,05)	
13	Guanambi	-0,64 (0,01)	-0,40 (0,22)	
14	Ibotirama	-0,66 (0,02)	-0,61 (0,10)	
15	Irecê	-0,57 (0,02)	-0,48 (0,10)	
16	Itaberaba	-0,61 (0,01)	-0,57 (0,03)	-0,49 (0,02)
17	Itapetinga	-0,45 (0,06)	-0,43 (0,03)	
18	Itiruçu	-0,67 (0,01)	-0,66 (0,01)	-0,62 (0,02)
19	Jacobina	-0,59 (0,05)	-0,75 (0,02)	
20	Marauá	-0,38 (0,04)	-0,49 (0,05)	
21	Paulo Afonso	-0,67 (0,04)	-0,85 (0,03)	
22	Piatã	-0,66 (0,01)	-0,56 (0,08)	
23	Porto Seguro	-0,29 (0,06)	-0,31 (0,07)	
24	Queimadas	-0,71 (0,03)	-0,82 (0,01)	
25	Remanso	-0,72 (0,04)	-0,65 (0,11)	
26	Salvador	-0,56 (0,03)	-0,61 (0,03)	-0,66 (0,03)
27	Senhor do Bonfim	-0,69 (0,03)	-0,81 (0,01)	
28	Serrinha	-0,68 (0,05)	-0,84 (0,03)	
29	Uauá	-0,67 (0,03)	-0,77 (0,01)	
30	Valença	-0,19 (0,03)	-0,22 (0,09)	
31	Vitória Conquista	-0,61 (0,01)	-0,52 (0,07)	
	Média	-0,58	-0,59	-0,62

Percebemos através das Tabelas 4.4, 4.5, 4.6 e 4.7 em que os cálculos dos valores foram feitos pela média máximo-mínimo, expressa pela equação 3.4, que:

- os expoentes de autocorrelação α_{DFA} tanto para temperatura ambiente como para umidade relativa do ar, é sempre persistente, ou seja, $\alpha_{DFA} > 0.5$ para as escalas de tempo;
- os expoentes de correlação cruzada, λ_{DCCA} , são negativos para todas as escalas de tempo, resultado este que nos permite concluir que existe uma relação de anti-persistência entre as duas variáveis climatológicas;
- em geral o valor do expoente α_{DFA} da temperatura é maior do que o expoente α_{DFA} da umidade relativa do ar;
- E, com relação ao coeficiente de correlação cruzada sem tendência, ρ_{DCCA} , para todas as estações meteorológicas estudadas nesta dissertação, apresentados na tabela 4.7, é sempre negativo, para todas as escalas de tempo, permitindo afirmar uma anti correlação cruzada entre as variáveis, ou seja, existindo um aumento ou redução na variável temperatura ambiente existirá uma redução ou aumento na variável umidade relativa do ar para o estado da Bahia.

CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 Conclusões

De um total de 35 cidades disponíveis em nosso banco de dados disponibilizado pelo INMET, após a mineração dos dados, totalizamos 31 cidades para nossa análise. A análise foi realizada em duas variáveis climatológicas, sendo elas, temperatura ambiente e umidade relativa do ar. Aplicamos os métodos estatísticos DFA, DCCA e o coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} .

Com os dados qualificados, calculamos as médias diárias da temperatura ambiente por quatro formas distintas(3.1, 3.2, 3.3 e 3.4) segundo WEISS e HAYS (2005). Utilizamos a mesma técnica para o cálculo das médias diárias para a umidade relativa do ar. Com as médias calculadas procedemos à análise pelos métodos supracitados.

No caso da aplicação do método DFA, observamos que para todas as cidades analisadas, nas séries temporais (temperatura ambiente e umidade relativa do ar) o expoente de autocorrelação, α_{DFA} , foi maior do que 0,5. Dessa forma, classificando as séries como persistentes ao longo do tempo.

O expoente de correlação cruzada, λ_{DCCA} , foi negativo para toda escala de tempo. A função de correlação cruzada, F_{DCCA}^2 , foi sempre negativa, isto significa dizer que quanto maior (menor) a temperatura do ar, menor (maior) será a sua umidade relativa do ar. Ao passo que λ_{DCCA} foi maior do que 0,5 e que há correlação cruzada e de longo alcance.

O expoente de correlação cruzada, λ_{DCCA} , tem como característica a qualificação da correlação entre as séries temporais, porém não quantifica o nível de correlação.

Como estávamos interessados no nível de correlação cruzada, calculamos os coeficientes ρ_{DCCA} conforme apresentados na Tabela 4.7. Observamos que os coeficientes ρ_{DCCA} foram negativos para todas as cidades e escalas de tempo implicando numa anti correlação cruzada entre as variáveis climatológicas analisadas.

5.2 Considerações Finais

Independentemente da forma que fora calculada as médias para as duas séries temporais, para todas as cidades baianas analisadas, o coeficiente de correlação cruzada ρ_{DCCA} apresentou valores negativos, característica essa que implica numa anti correlação cruzada entre as variáveis estudadas.

Verificamos que, se tivermos os dados diários medidos hora a hora de variáveis climatológicas, a média aritmética dos coeficientes ρ_{DCCA} gerados por esses dados, nos garante a mesma precisão do cálculo de médias diárias a longo prazo utilizando qualquer modelo matemático clássico convencional.

Registramos no INPI - Instituto Nacional de Propriedade Industrial, o programa ρ_{DCCA} -Matrix sob número BR 512015001431-5, que calcula em diferentes escalas de tamanhos os expoentes de autocorrelação, α_{DFA} , o expoente de correlação cruzada, λ_{DCCA} e o coeficiente de correlação cruzada, ρ_{DCCA} . Vide registro no Apêndice B, Figura B.1.

Apresentamos dois pôsteres intitulados: **ANÁLISE TEMPORAL DE DADOS CLIMATOLÓGICOS DE FEIRA–BA: UMA ABORDAGEM COM MÉTODOS DA MECÂNICA ESTATÍSTICA.**, sendo o primeiro no V Workshop Pesquisa, Tecnologia e Inovação (PTI) e I Simpósio Internacional de Inovação e Tecnologia do SENAI\DR–Ba (SIINTECC) realizado em 10 e 11 de setembro de 2015 em Salvador–BA promovido pelo SENAI CIMATEC e o segundo, no XXXIII Encontro de Físicos do Norte e Nordeste realizado em 11 a 13 de novembro do mesmo ano em Natal–RN promovido pela Sociedade Brasileira de Física. Vide certificação no Apêndice B, Figuras: B.2, B.3 e B.4

Publicamos um artigo intitulado **ANÁLISE TEMPORAL DE DADOS CLIMATOLÓGICOS DE FEIRA DE SANTANA - BA** na revista Conjuntura e Planejamento, v. 189, p. 50-59, 2015.

E, como conclusão deste trabalho, apresentamos um terceiro pôster intitulado **DFA,DCCA, and DCCA Cross-Correlation coefficient ρ_{DCCA} apply to air temperature and humidity in Bahia State.** no Encontro de Física 2016 realizado de a 7 de setembro de 2016 em Natal, Rio Grande do Norte promovido pela Sociedade Brasileira de Física. Vide certificação no Apêndice B Figura B.5.

E, por fim, como trabalho futuro, pretendemos fazer um estudo mais completo das cidades analisadas adicionando novas variáveis climatológicas.

Referências Bibliográficas

- ARAÚJO, H. A. D. *Padrões de Ecos de Radar Meteorológico no Semi-árido Brasileiro e Condições Atmosféricas Associadas*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — UFPB, 1996.
- ARAÚJO, H. A. D. *Entrevista a respeito de Variáveis Climatológicas*. www.inema.gov.br: [s.n.], Janeiro 2016.
- BALOCCHI, R.; VARANINI, M.; MACERRATA, A. Quantifying different degrees of coupling in detrended cross-correlation analysis. *Europhysics Letters*, v. 101, p. 20011, 2013.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. *Times Series Analysis: Forecasting and Control*. [S.l.]: Englewood Cliffs: Prentice Hall, 2008.
- BRITO, A. A.; MACHADO, A.; ZEBENDE, G. F. Análise temporal de dados climatológicos de feira de santana (ba). *Conjuntura & Planejamento*, v. 189, p. 50–59, 2015.
- BRITO, A. A.; ZEBENDE, G. F.; FILHO, A. S. M.; CASTRO, A. P. N. Análise temporal de dados climatológicos de feira de santana-ba: Uma abordagem com métodos da mecânica estatística. In: SBF. *XXXIII Encontro de Físicos do Norte e Nordeste*. Natal-RN, 2015.
- CAJUEIRO, D. O.; TABAK, B. M.; SOUZA, S. R. Investigação de memória de longo prazo na taxa de câmbio no brasil. *Revista Brasileira de Economia*, v. 60, n. 2, p. 193–209, 2006.
- CASTRO, A. P. N. *Método de detecção de padrões na dinâmica dos movimentos complexos na deglutição de um indivíduo*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — SENAI CIMATEC, 2012.
- CASTRO, A. P. N. de; SILVA, M. F. da; FILHO, A. M. S. Quantificando a influência do mercado de câmbio nos preços do milho e da soja no município de barreiras. *Conjuntura & Planejamento*, v. 182, p. 42–49, 2014.
- FEDER, J. *Fractals*. [S.l.]: New York, 1988.
- FERNANDEZ, B. F. *Análise da Auto-afinidade do Comportamento de Variabilidade Temporal da Estrela Pulsante KIC10670103*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — SENAI CIMATEC, 2014.

FERNANDEZ, B. F.; ZEBENDE, G. F.; PEREIRA, M. G. Analysis of the variability in the sdb star kic10670103: Dfa approach. *Royal Astronomical Society. Monthly Notices*, v. 464, p. 2638–2642, 2016.

FERREIRA, P.; DIONISIO, A.; ZEBENDE, G. F. Why does the euro fail? the dcca approach. *PHYSICA A*, v. 443, p. 543–554, 2015.

GUEDES, E.; MACHADO, A.; ZEBENDE, G. F. Análise temporal dos indicadores da indústria de transformação da bahia: uma abordagem com métodos da mecânica estatística. *Conjuntura & Planejamento*, v. 186, p. 34–43, 2015.

GUEDES, E. F. *Estudo do Comportamento da Produção da Indústria de Transformação*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — SENAI CIMATEC, 2014.

GUEDES, E. F.; FILHO, A. M. D. S.; ZEBENDE, G. F. Proposta de modelo preditivo de curto prazo para a produção da indústria de transformação da bahia: uma abordagem estatística. *Conjuntura & Planejamento*, v. 01, p. 34–43, 2016.

HURST, E. Long term storage capacity of reservoirs. *Transactions of the American society of civil engenieers.*, v. 116, p. 770–799, 1951.

JUNIOR, J. S. S.; MACHADO, A.; QUINTELLA, R. H.; ZEBENDE, G. F. Uma análise estatística nos indicadores de criminalidade de salvador. *Conjuntura e Planejamento*, v. 161, p. 40–49, 2008.

LIMA, J. G. S. *Gerenciamento de Dados Climatológicos Heterogêneos para Aplicações em Agricultura*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Instituto de Computação Universidade Estadual de Campinas, Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Campinas, SP, 2003.

MACHADO, A. *Correlação de longo alcance em indicadores de criminalidade de Salvador-Ba: DFA e DCCA*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — SENAI-CIMATEC, 2009.

MACHADO, A. *Autocorrelação e Correlação Cruzada: Teoria e Aplicações*. Tese (Doutorado) — SENAI CIMATEC, 2014.

MACHADO, A.; CASTRO, A. P. N.; SILVA, M. F.; ZEBENDE, G. F. G. F. Autocorrelação e correlação cruzada em séries temporais de acidententes de transito de salvador-ba. In: *XXX Encontro de Físicos no Norte e Nordeste. Salvador - BA*. [S.l.: s.n.], 2012.

MACHADO, A.; CASTRO, A. P. N.; ZEBENDE, G. F. Coeficiente de correlação cruzada múltiplo: Teorias e aplicações em séries temporais. In: *IV Encontro de Pesquisa Operacional no Nordeste IV ERPO NE. Salvador-BA*. [S.l.: s.n.], 2013.

MACHADO, A.; SILVA, M. da; ZEBENDE, G. F. Autocorrelation and cross-correlation in time series of homicide and attempted homicide. *Phyica A*, v. 400, p. 12 – 19, 2014.

- MACHADO, A.; ZEBENDE, G. F.; SILVA, P. Correlação de longo alcance em séries de furto de veículos e roubo de veículos de salvador-ba: Uma aplicação utilizando o dfa e dcca. In: *XII Escola de Modelos de Regressão. Fortaleza-CE*. [S.l.: s.n.], 2011.
- MACHADO, A.; ZEBENDE, G. F.; SOARES, J. S. Estatística policial de salvador-ba: Uma proposta de modelagem utilizando dfa. In: *XL Simpósio Brasileira de Pesquisa Operacional. João Pessoa*. [S.l.: s.n.], 2008.
- MACHADO, A.; ZEBENDE, G. F.; SOARES, J. S. Detrended fluctuation analysis e detrended cross-correlation analysis: Uma aplicação em indicadores sociais de criminalidade. In: *XLI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional. Porto Seguro - BA*. [S.l.: s.n.], 2009.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. *Análise de Séries Temporais*. [S.l.]: São Paulo: ABE - Projeto FISHER, 2006.
- PENG, C. K.; BULDYREV, V.; SIMONS, M.; STANLEY, H. E.; GOLDBERGER, L. Mosaic organization of dna nucleotides. *Physical Review E*, v. 49, p. 1685–1689, 1994.
- PEREIRA, B. B. *Tópicos em Séries Temporais: Métodos Automáticos de Previsão*. [S.l.]: Rio de Janeiro, 1980.
- PEREIRA, B. B. Séries temporais multivariadas. In: *VI Simpósio de Probabilidade e Estatística - Rio de Janeiro*. [S.l.: s.n.], 1984.
- PODOBNIK, B.; GROSSE, I.; HORVATIC, D.; ILIC, S.; IVANOV, P. Quantifying cross-correlations using local and global detrending approaches. *European Physical Journal B*, v. 71, p. p. 243–250, 2009.
- PODOBNIK, B.; JIANG, Z.-Q.; ZHOU, W.-X.; STANLEY, H. E. Statistical tests for power-law cross-correlated processes. *Physical Review E*, v. 84, p. p. 066118, 2011.
- PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E. Detrended cross-correlation analysis: A new method for analyzing two nonstationary times series. *PHYSICAL REVIEW LETTERS*, v. 100, p. 084102, 2008.
- PORTUGAL, A. G. *DFA Prognóstico - Um Software para medir Correlação de Longo Alcance dos Acordos de Níveis de Serviços usando Análise de Flutuação sem Tendências*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — CEPPEV - Fundação Visconde de Cairu, 2006.
- REBOREDO, J. C.; RIVERA-CASTRO, M. A.; ZEBENDE, G. F. Oil and us dollar exchange rate dependence: A detrended cross-correlation approach. *Energy Economics*, v. 42, p. 132–139, 2013.
- SILVA, M. F. D. et al. Quantifying cross-correlation between ibovespa and brazilian blue-chips: The dcca approach. *Physica A*, v. 424, p. 124–129, 2015.

SILVA, M. F. D. et al. Quantifying the contagion effect of the 2008 financial crisis between the g7 countries (by gdp nominal). *PHYSICA A*, v. 453, p. 1–8, 2016.

VASSOLER, R. T. *Estudo de Auto-Afinidade e Correlações Cruzadas em Dados Climatológicos*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — SENAI CIMATEC, 2012.

WANG, G. J.; XIE, C. Cross-correlations between wti crude oil market and us stockmarket: A perspective from econophysics. *Acta Physica Polonica-Series B Elementary Particle Physics*, v. 43, p. 22021–2036, 2012.

WANG, G.-J.; XIE, C.; CHEN, S.; HAN, F. Cross-correlations between energy and emission markets: New evidence from fractal and multifractal analysis. *Mathematical Problems in Engineering*, v. 2014, p. 1–13, 2014.

WANG, G. J.; XIE, C.; CHEN, S.; HAN, F. Cross-correlations between energy and emission markets: New evidence from fractal and multifractal analysis. *Mathematical Problems in Engineering*, v. 2014, p. 1–13, 2014.

WANG, G. J.; XIE, C.; CHEN, Y. J.; CHEN, S. Statistical properties of the foreign exchange network at different time scales: evidence from detrended cross-correlation coefficient and minimum spanning tree. *Entropy*, v. 15, p. 1643–1662, 2013.

WANG, G. J.; XIE, C.; HE, L. Y.; CHEN, S. Detrended minimum-variance hedge ratio: a new method for hedge ratio at different time scales. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, v. 2014, p. 70–79, 405.

WEISS, A.; HAYS, C. J. Calculating daily mean air temperature by different methods: implications from a non-linear algorithm. *Agricultural and Forest Meteorology*, v. 128, p. 57–65, 2005.

YUAN, N.; FU, Z. Different spatial cross-correlation patterns of temperature records over china.: A dcca study on different time scales. *PHYSICA A*, v. 400, p. 71–79, 2014.

ZEBENDE, G. F. *Correlação de informação em disquetes de computador*. Tese (Tese de Doutorado) — Universidade Federal Fluminense, 1999.

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

ZEBENDE, G. F.; BASHIR, U.; YU, Y.; HUSSAIN, M. Do foreign exchange and equity markets co-move in latin american region? detrended cross-correlation approach. *PHYSICA A*, v. 462, p. 889–897, 2016.

ZEBENDE, G. F.; FILHO, A. M.; AND, M. F. da S. Autocorrelation and cross-correlation in time series of homicide and attempted homicide. *Physica A*, v. 400, p. 12–19, 2014.

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

ZEBENDE, G. F.; MACHADO, A. Detrended cross-correlation analysis: Measuring cross-correlation between mathematical constants. In: *XXXII Encontro Nacional de Física da Matéria Condensada*. [S.l.: s.n.], 2009.

ZEBENDE, G. F.; OLIVIERA, P. M. C. de; PENNA, T. J. P. Long-range correlation in computer diskettes. *Physical Review E*, v. 57, p. 3311–3314, 1998.

ZEBENDE, G. F.; SILVA, M. F. da; FILHO, A. M. Dcca cross-correlation coefficient differentiation: Theoretical and practical approaches. *Physica A*, v. 392, p. 1756–1761, 2013.

ZEBENDE, G. F. et al. Quantifying cross-correlation between ibovespa and brazilian blue-chips: The dcca approach. *Physica A*, v. 424, p. 124–129, 2015.

ZEBENDE, G. F.; SILVA, P. A.; FILHO, A. M. da S. Study of corss-correlation in a self-affine time series of taxi accidents. *Physica A*, v. 390, p. 1677–1683, 2011.

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

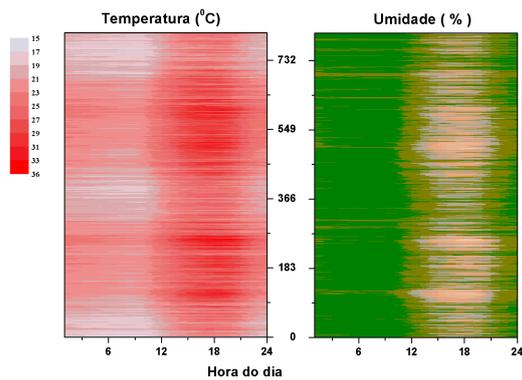
RESULTADOS DE TODAS ESTAÇÕES

MADRUGADA	MANHÃ	TARDE	NOITE	SÍMBOLO
00:00	06:00	12:00	18:00	○
01:00	07:00	13:00	19:00	□
02:00	08:00	14:00	20:00	△
03:00	09:00	15:00	21:00	+
04:00	10:00	16:00	22:00	✱
05:00	11:00	17:00	23:00	☆

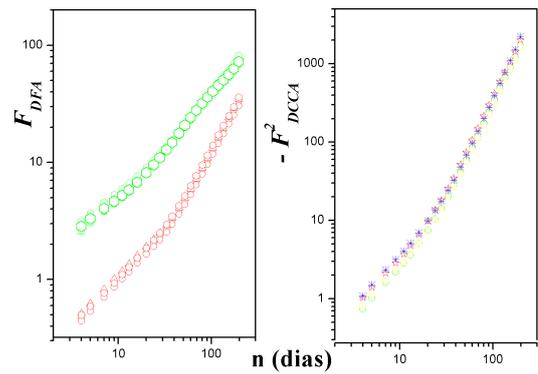
Figura A.1: Legenda do ρ_{DCCA} médio hora a hora (a).

Cores	médias
	3 horas
	máx/min
	ponderada
	h/h
	média ρ_{DCCA}

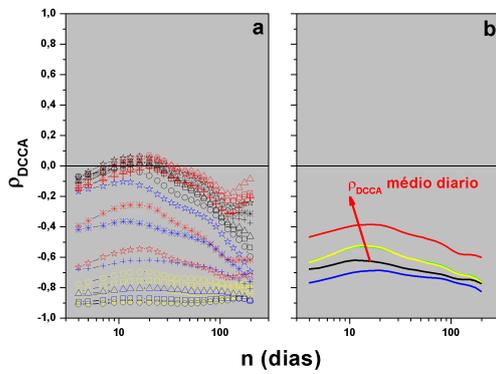
Figura A.2: Legenda do ρ_{DCCA} médio figura (b).



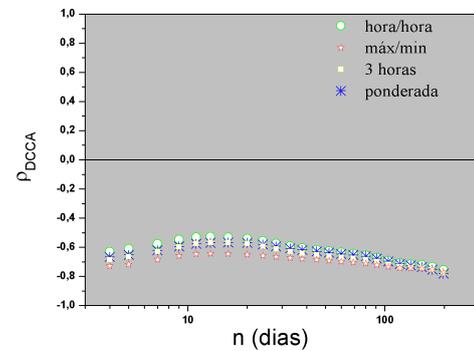
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

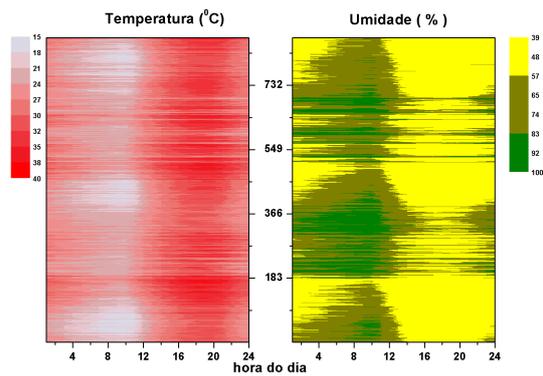


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

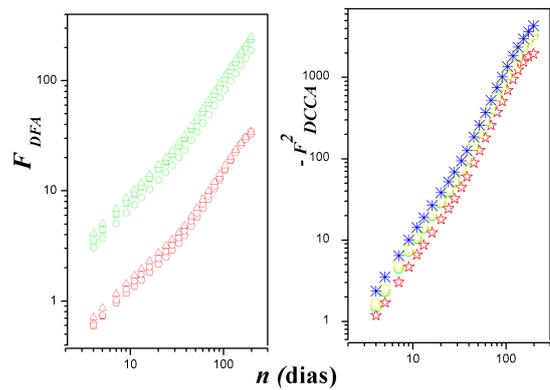


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

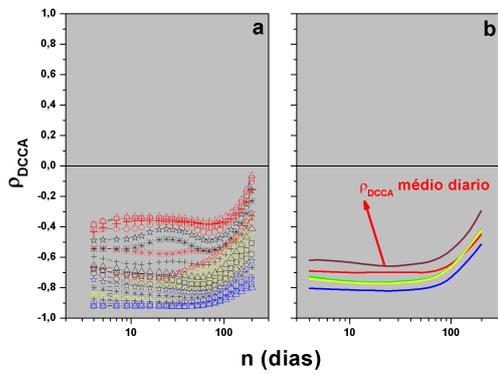
Figura A.3: Resultados obtidos para a estação de Amargosa.



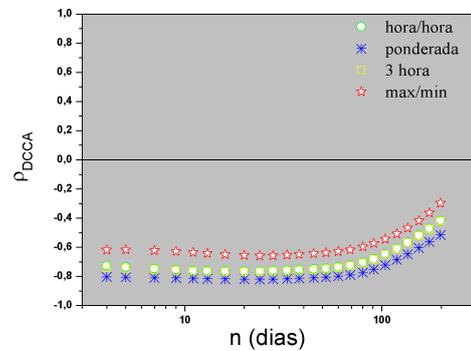
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

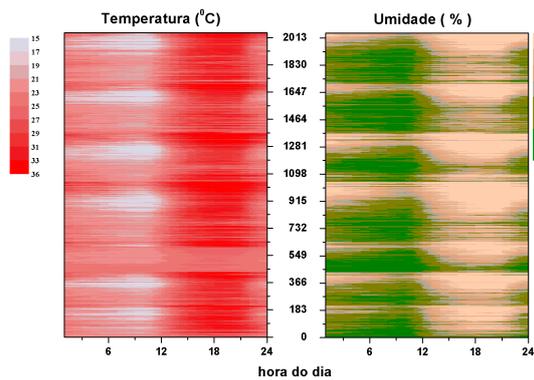


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

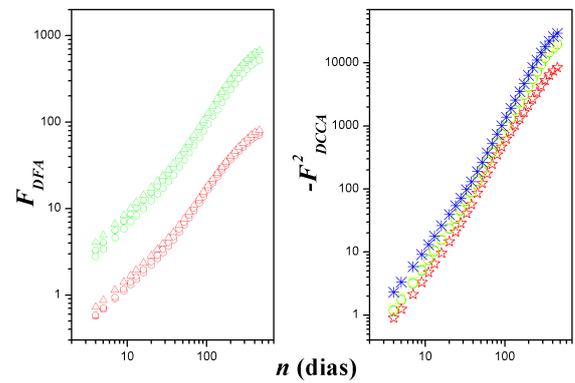


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

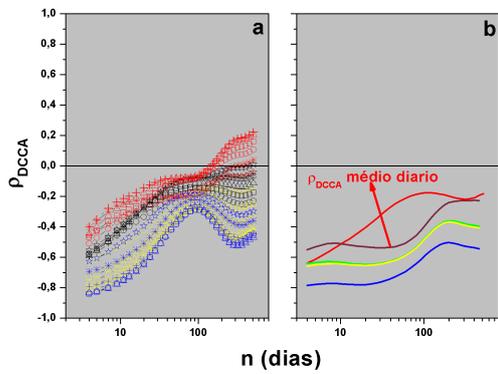
Figura A.4: Resultados obtidos para a estação de Barra.



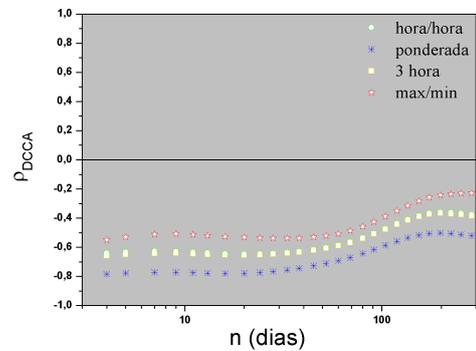
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

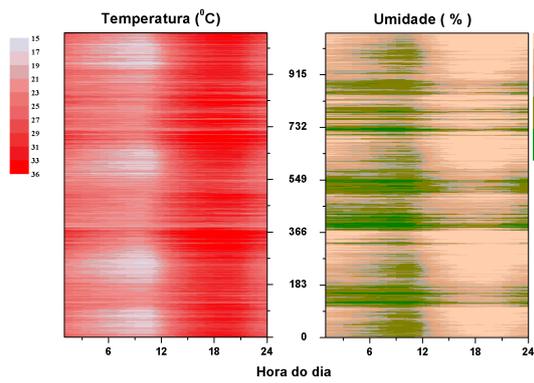


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

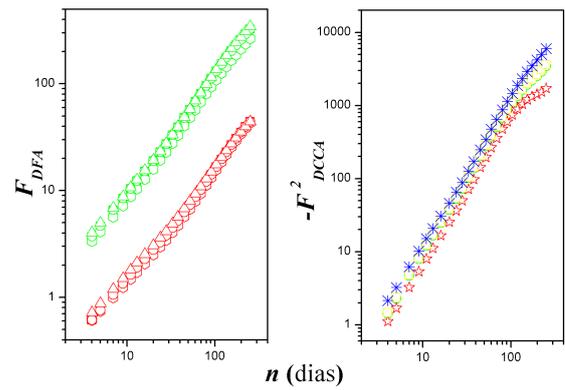


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

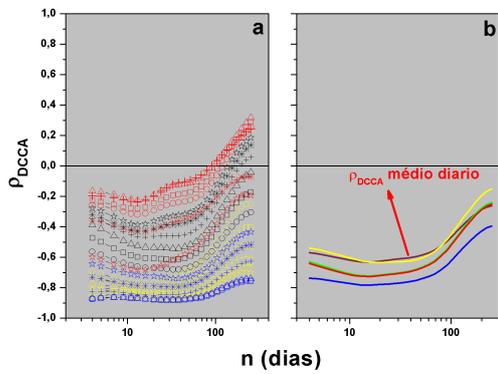
Figura A.5: Resultados obtidos para a estação de Barreiras.



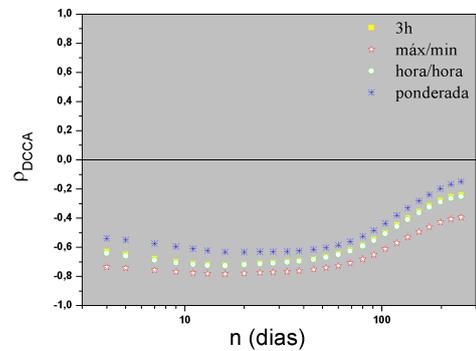
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

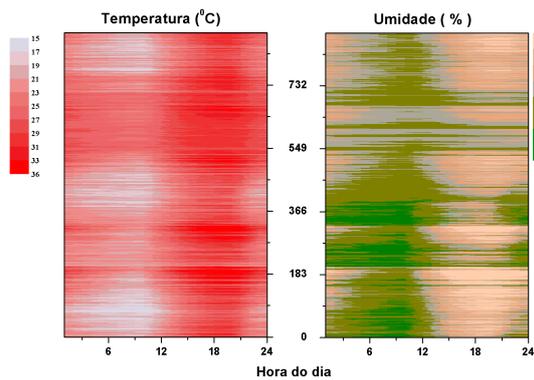


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

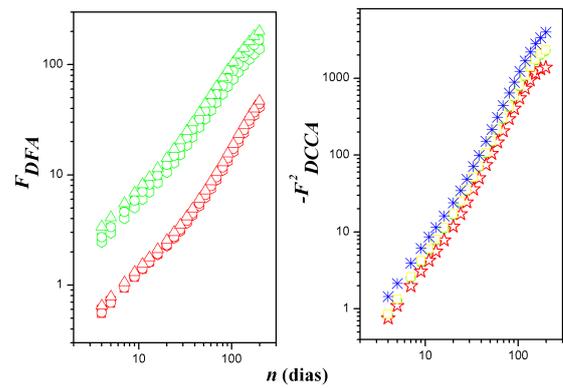


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

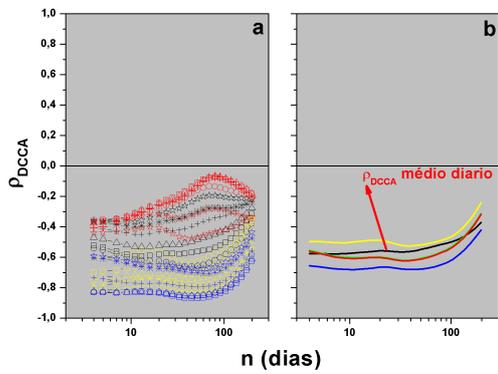
Figura A.6: Resultados obtidos para a estação de Bom Jesus da Lapa.



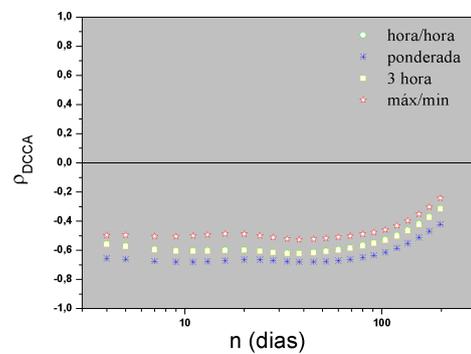
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

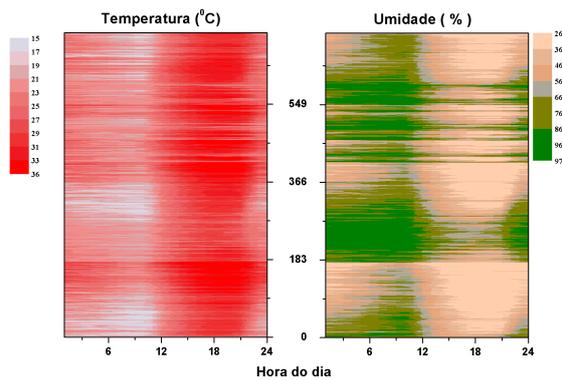


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

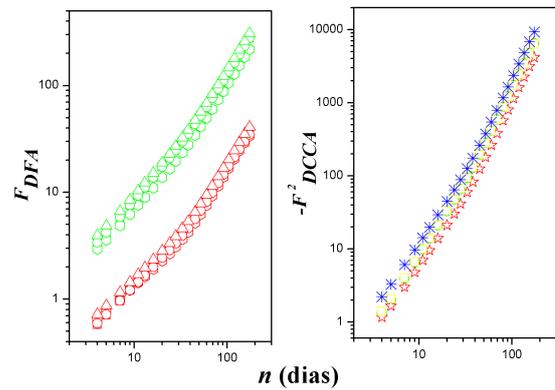


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

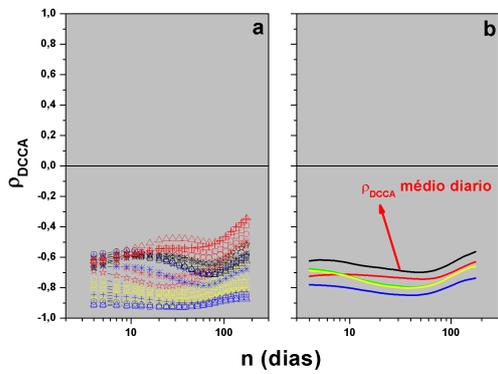
Figura A.7: Resultados obtidos para a estação de Brumado.



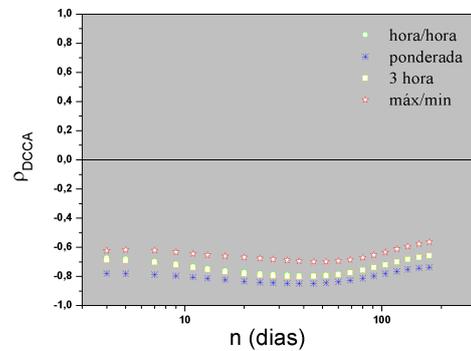
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

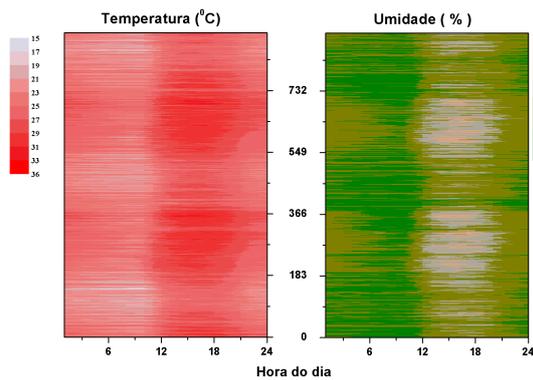


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

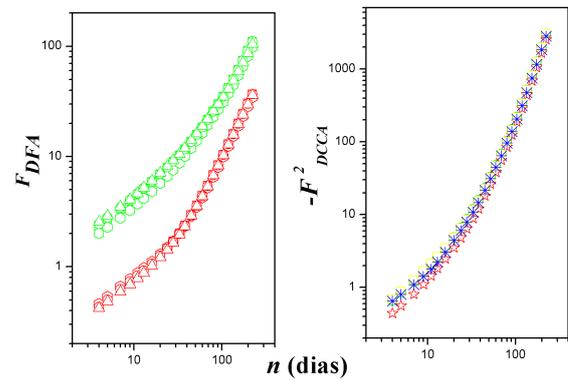


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

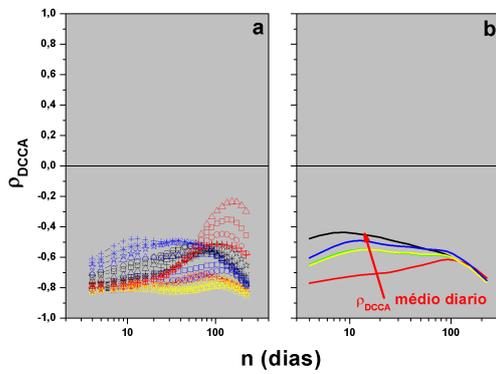
Figura A.8: Resultados obtidos para a estação de Buritirama.



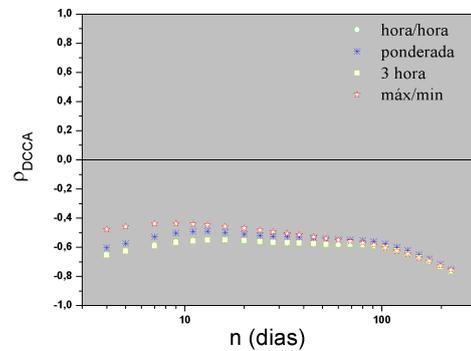
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

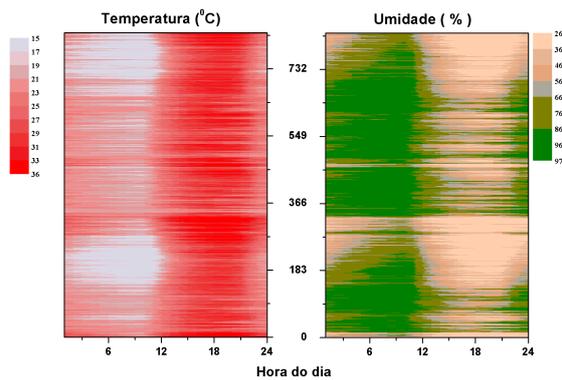


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

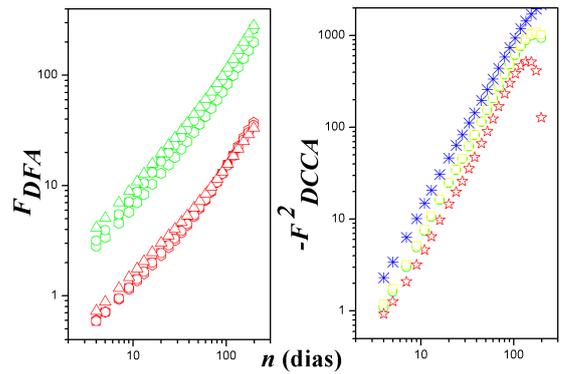


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

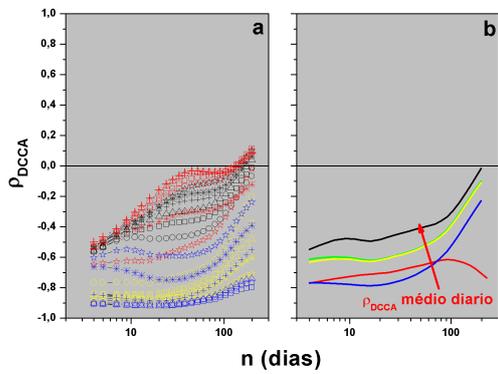
Figura A.9: Resultados obtidos para a estação de Conde.



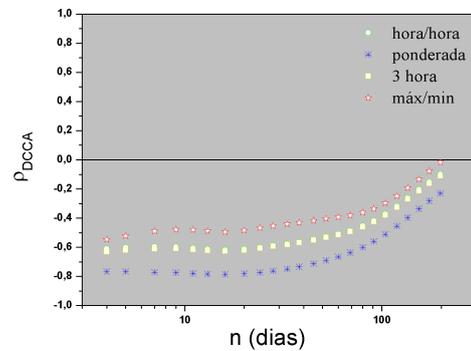
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

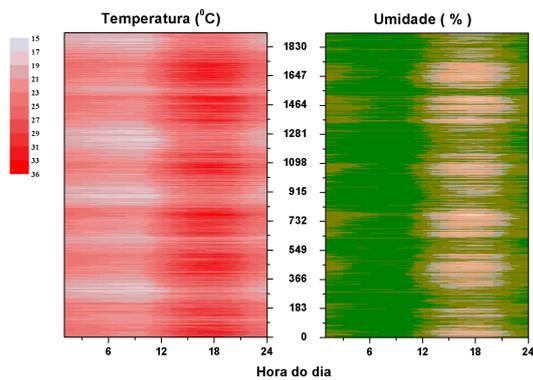


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

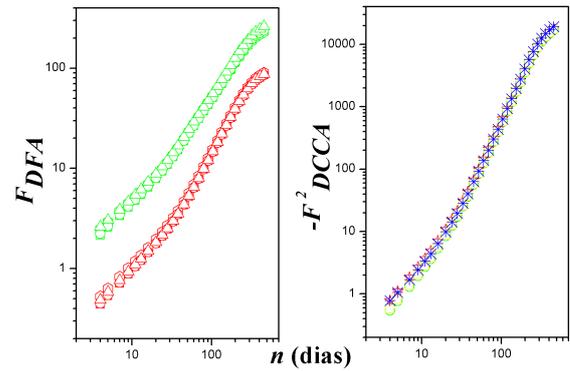


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

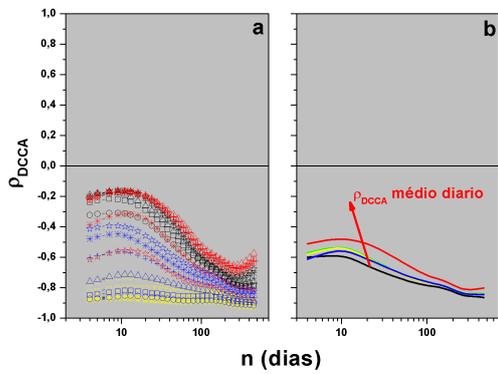
Figura A.10: Resultados obtidos para a estação de Correntina.



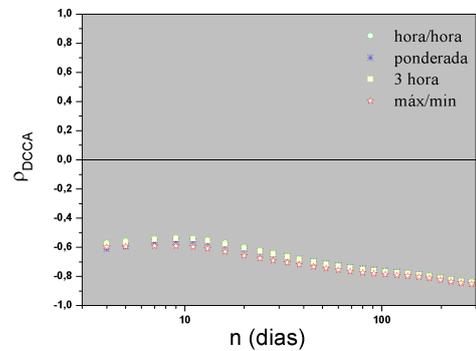
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

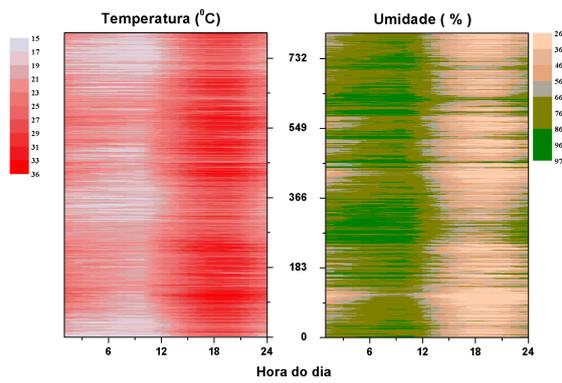


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

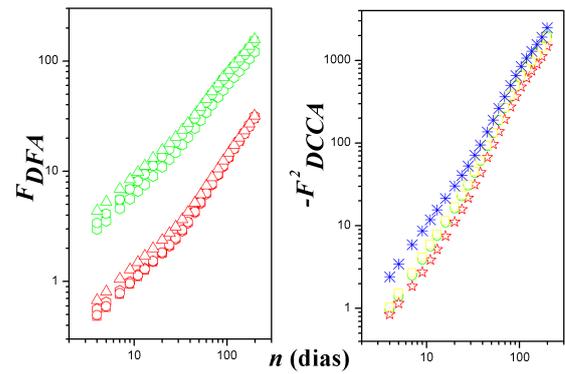


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

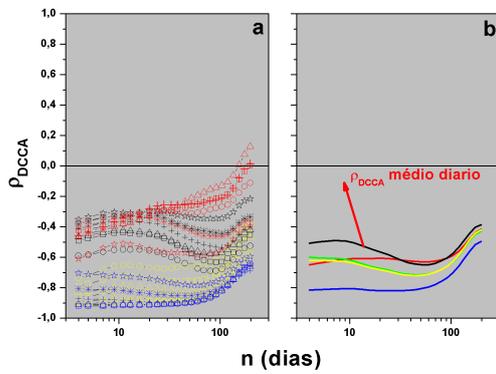
Figura A.11: Resultados obtidos para a estação de Cruz das Almas.



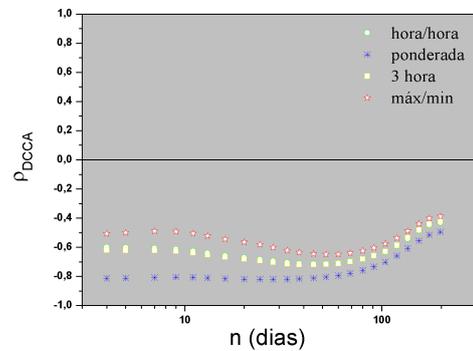
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

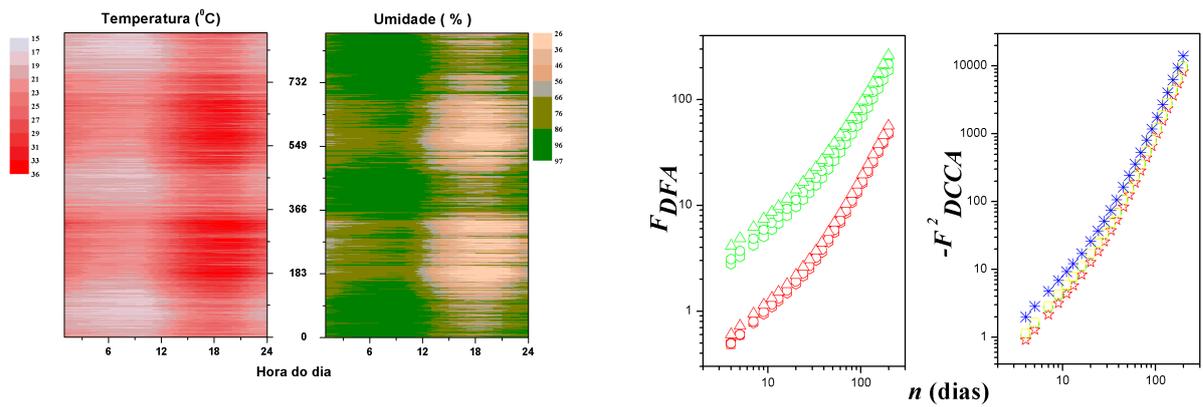


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).



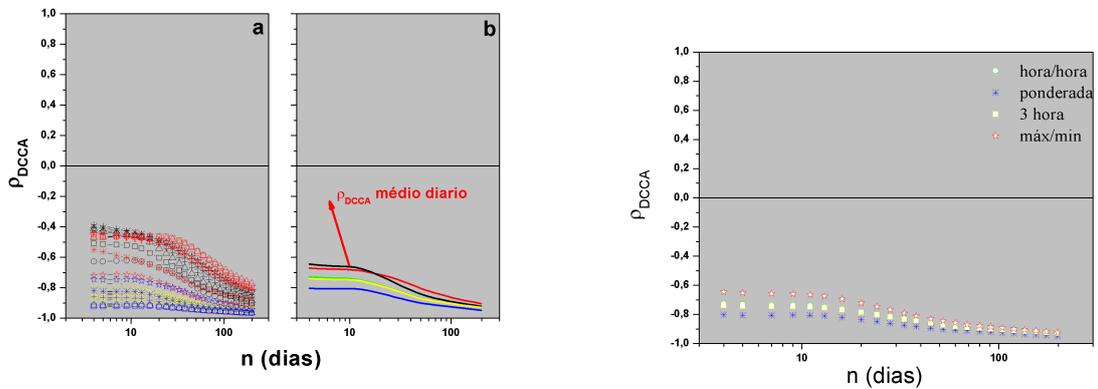
(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

Figura A.12: Resultados obtidos para a estação de Delfino.



(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)

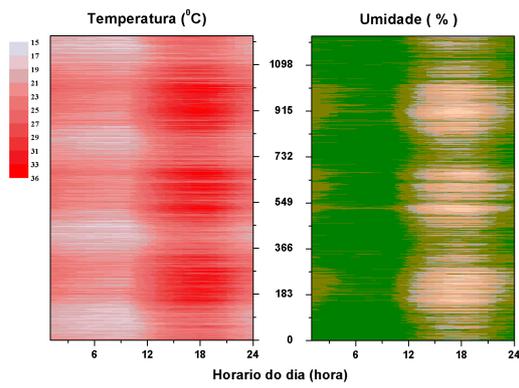
(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)



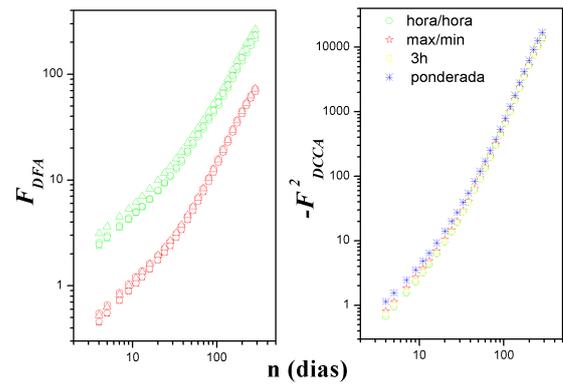
(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

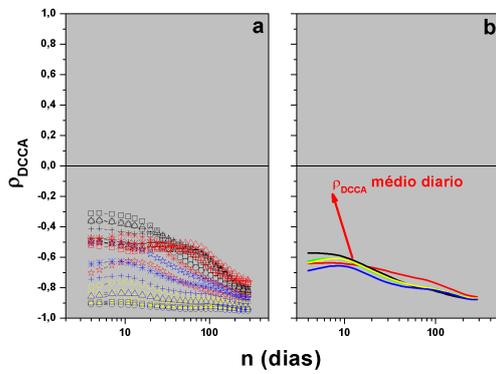
Figura A.13: Resultados obtidos para a estação de Euclides da Cunha.



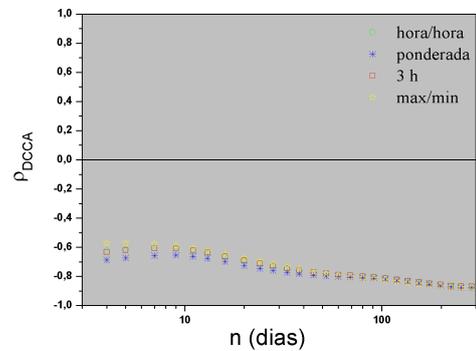
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

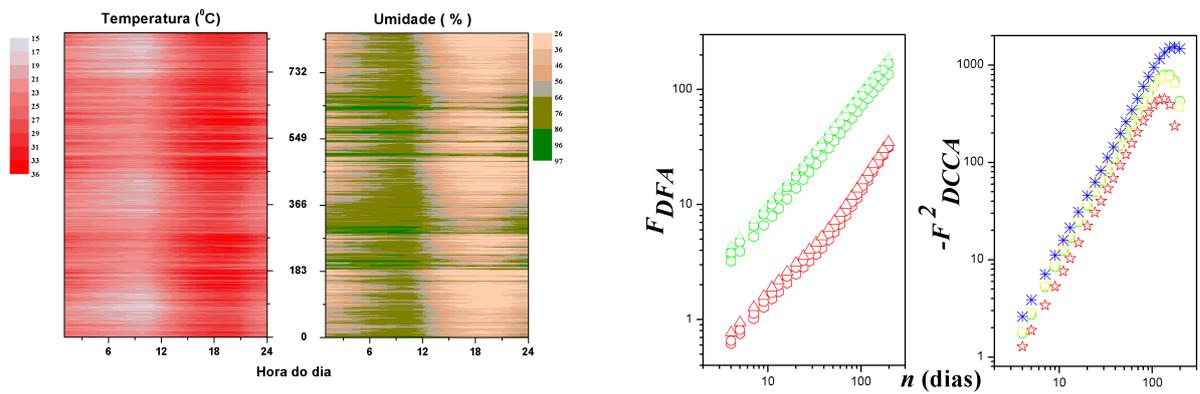


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).



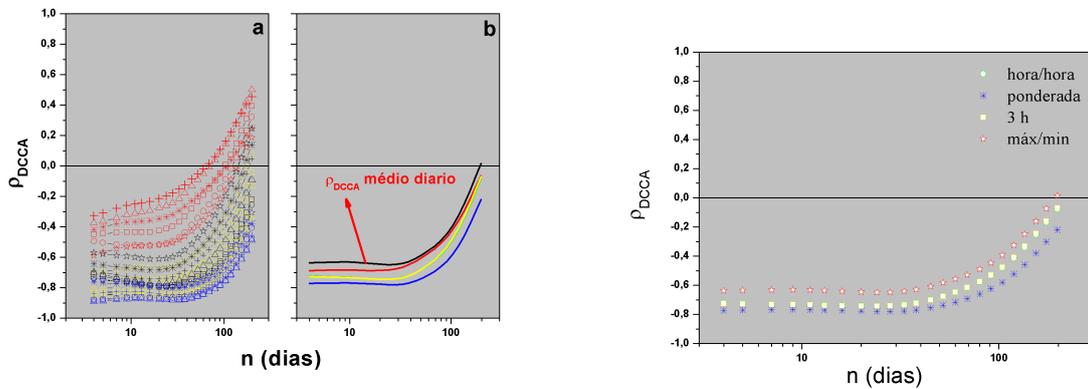
(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

Figura A.14: Resultados obtidos para a estação de Feira de Santana.



(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)

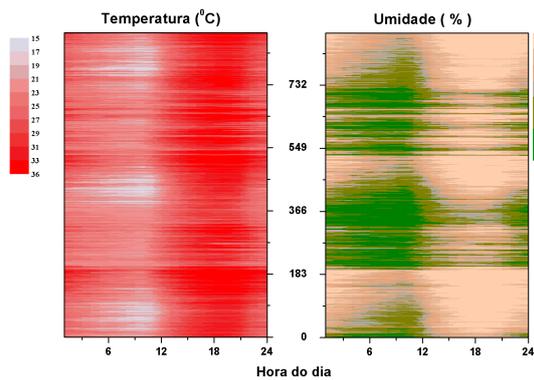
(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)



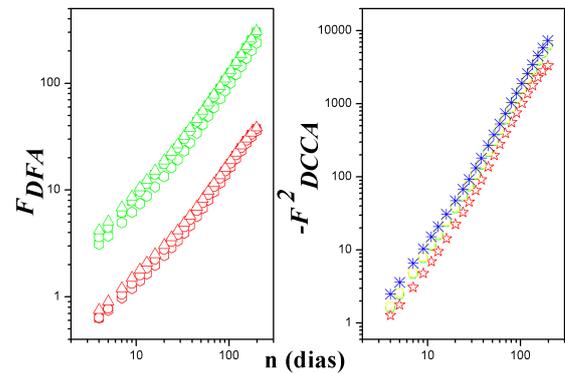
(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

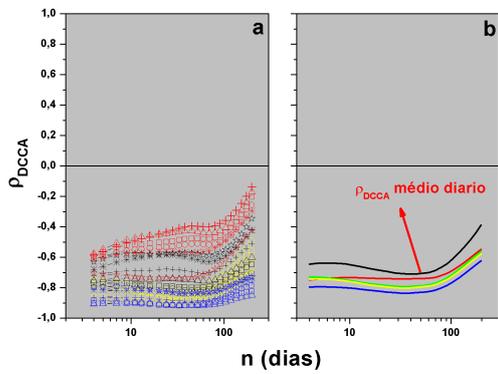
Figura A.15: Resultados obtidos para a estação de Guanambi.



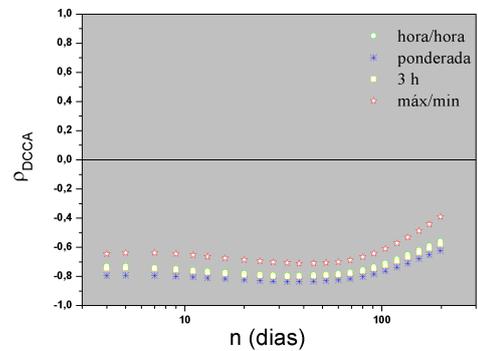
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

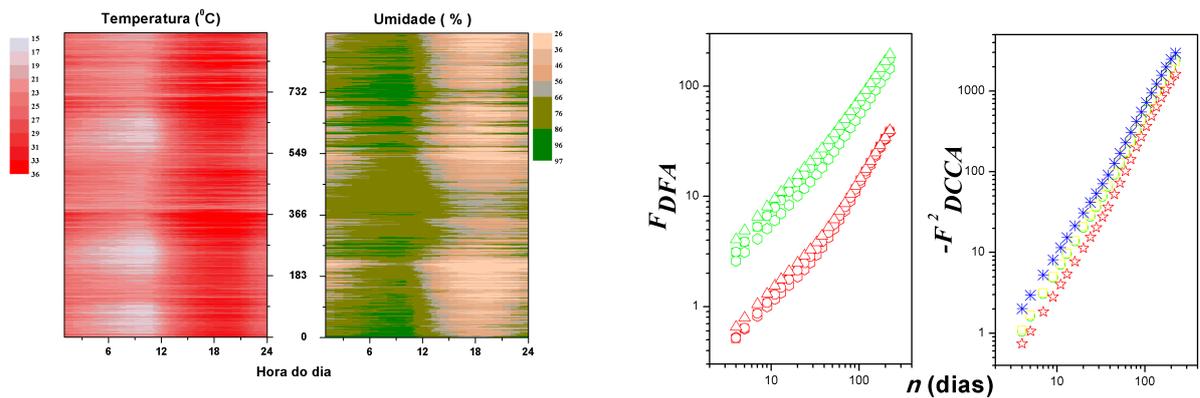


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).



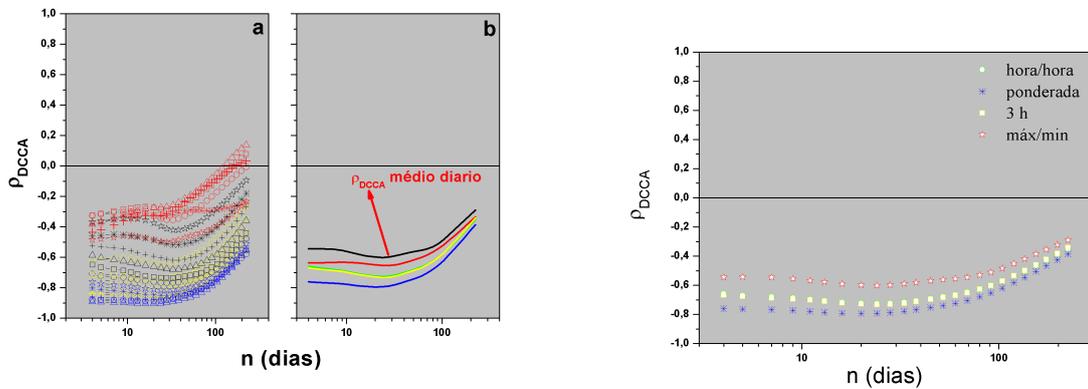
(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

Figura A.16: Resultados obtidos para a estação de Ibotirama.



(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)

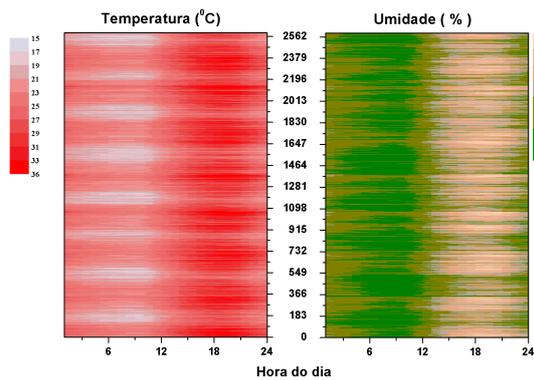
(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)



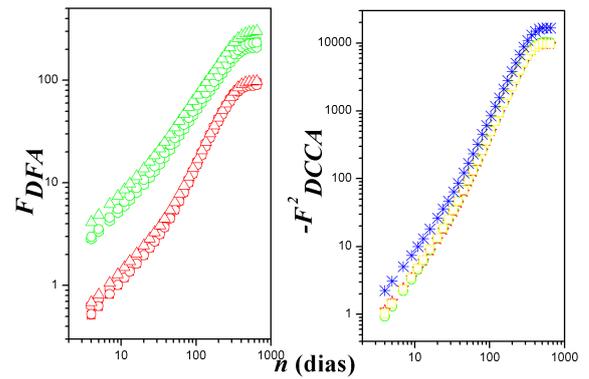
(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

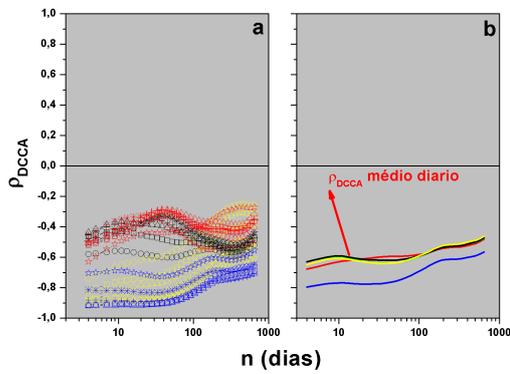
Figura A.17: Resultados obtidos para a estação de Irecê.



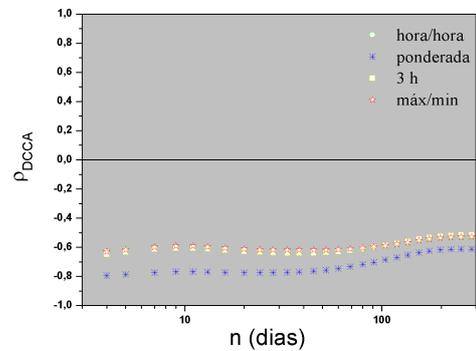
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

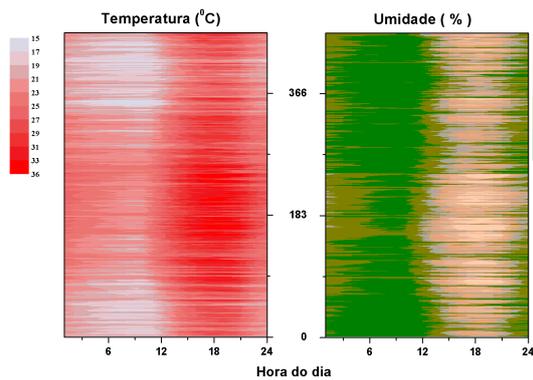


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

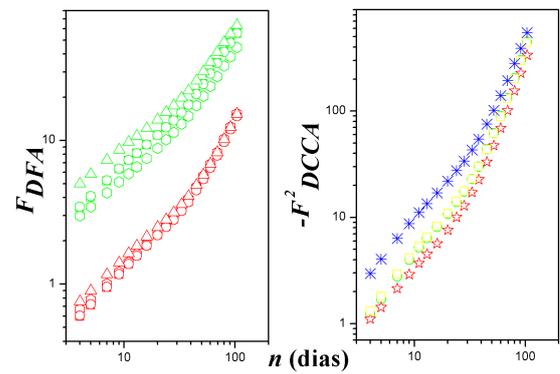


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

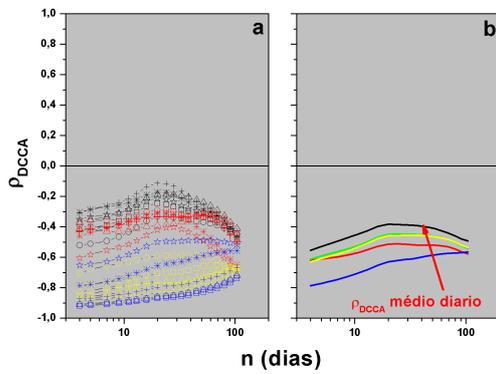
Figura A.18: Resultados obtidos para a estação de Itaberaba.



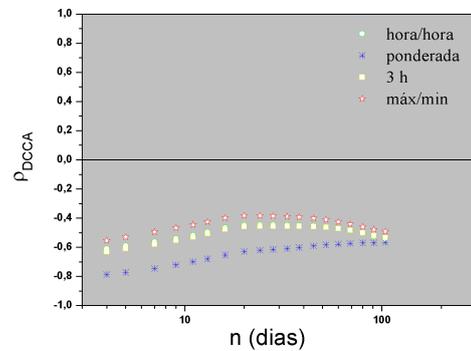
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

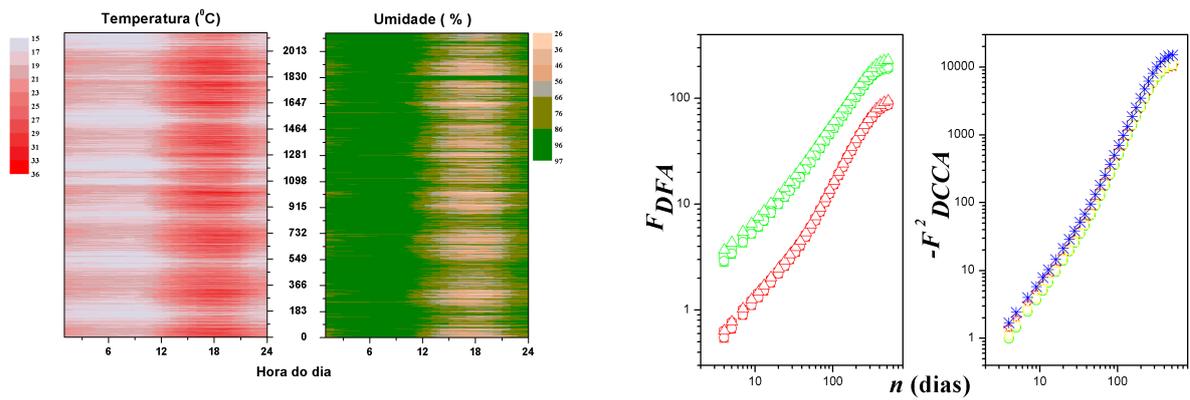


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).



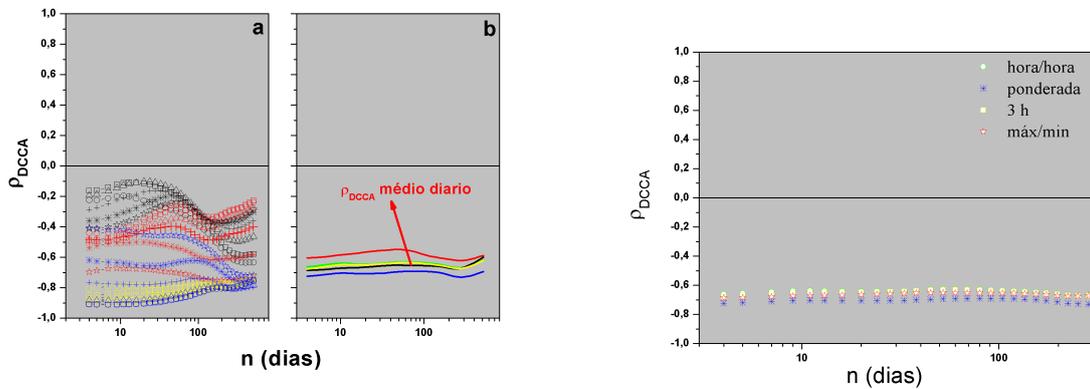
(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

Figura A.19: Resultados obtidos para a estação de Itapetinga.



(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)

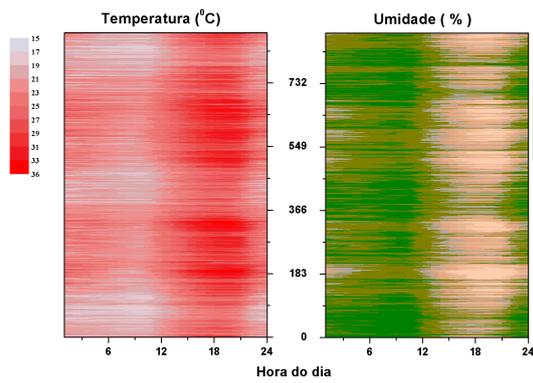
(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)



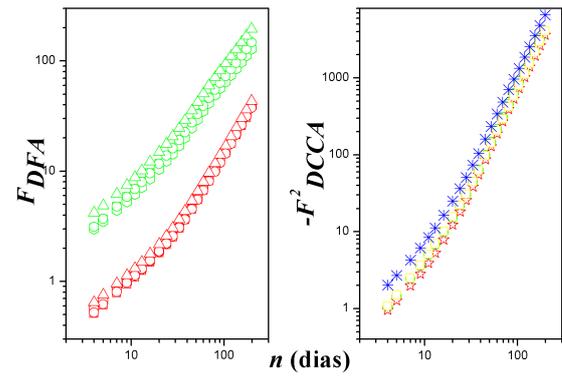
(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

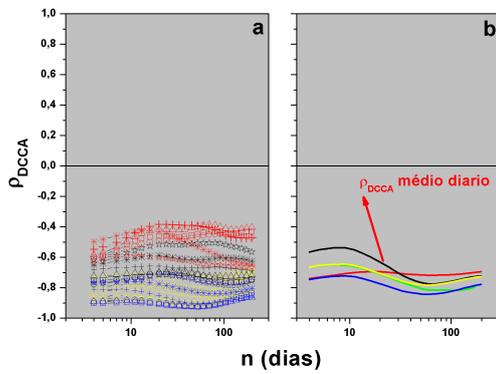
Figura A.20: Resultados obtidos para a estação de Itiruçu.



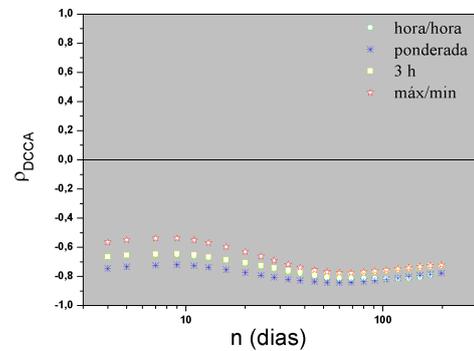
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

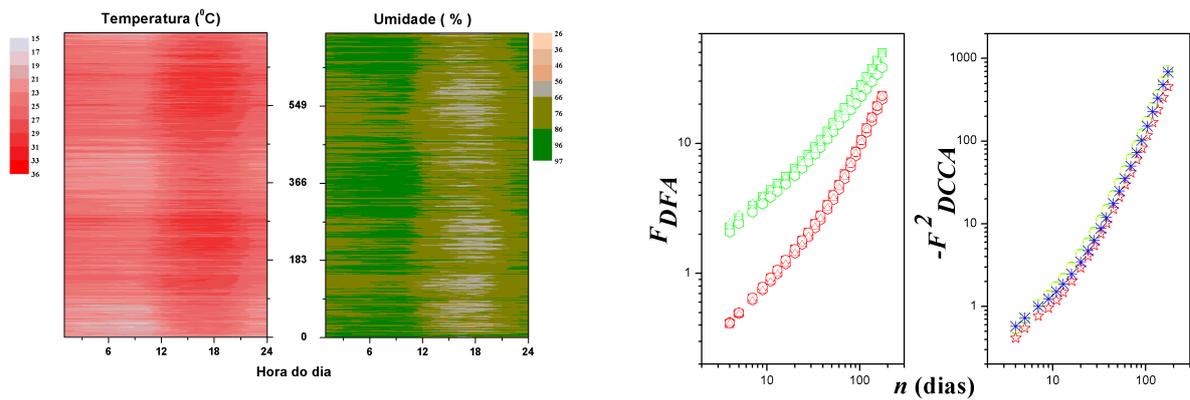


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).



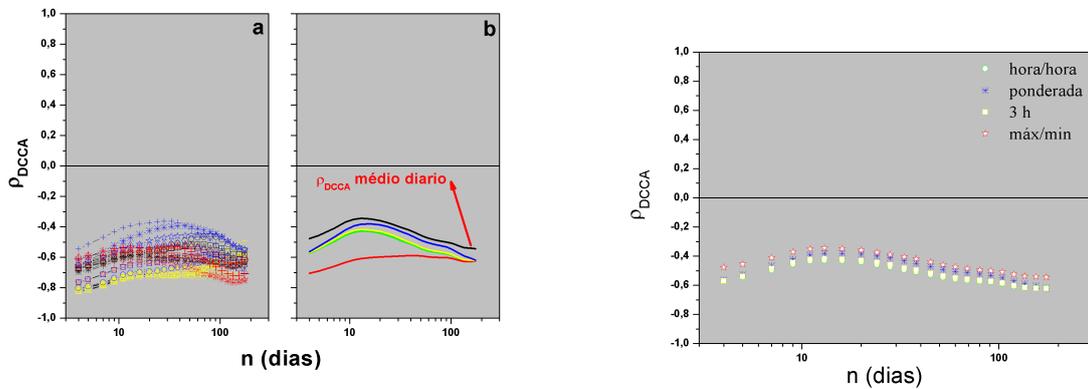
(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

Figura A.21: Resultados obtidos para a estação de Jacobina.



(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)

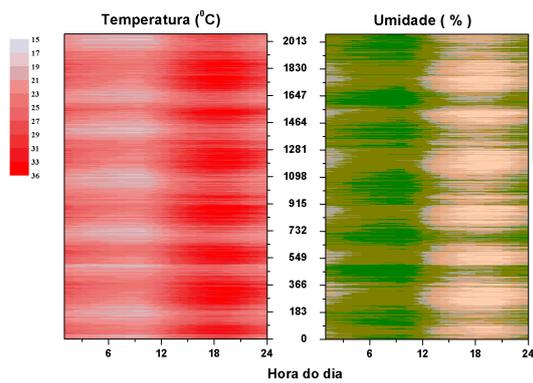
(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)



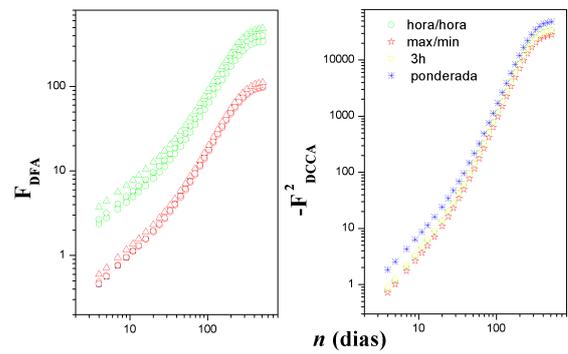
(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

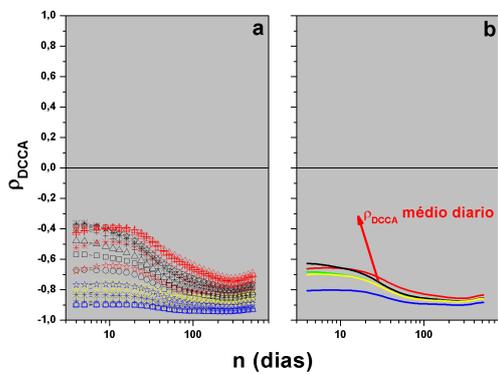
Figura A.22: Resultados obtidos para a estação de Maraú.



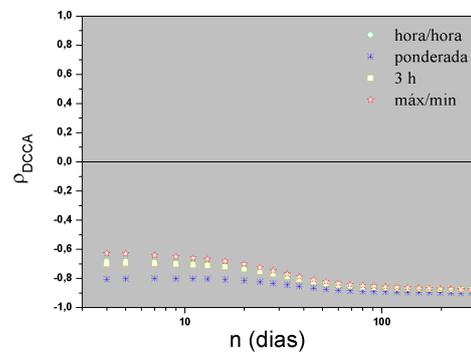
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

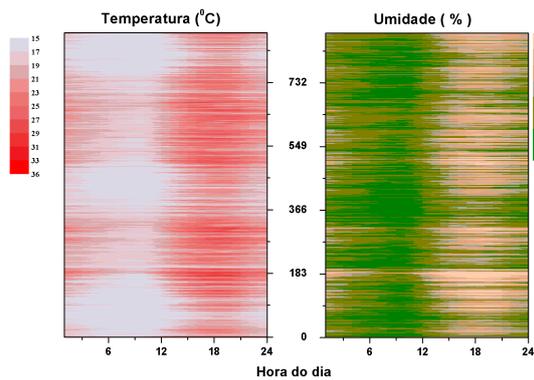


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

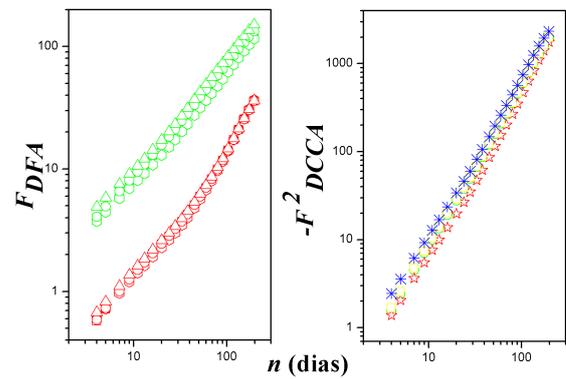


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

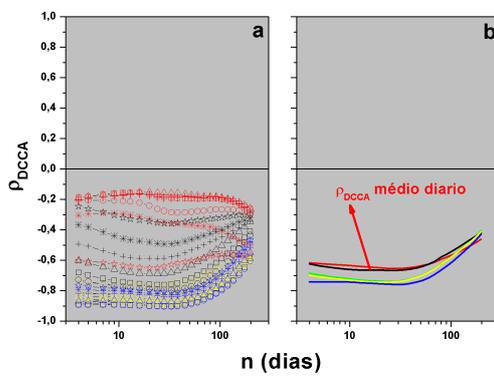
Figura A.23: Resultados obtidos para a estação de Paulo Afonso.



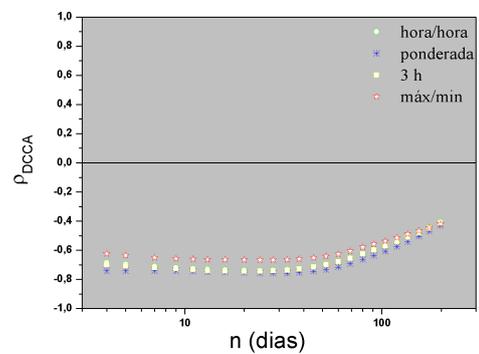
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

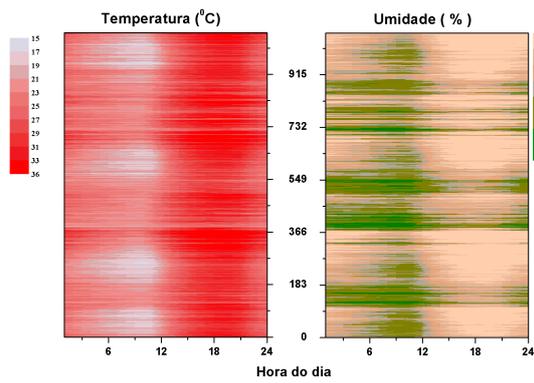


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

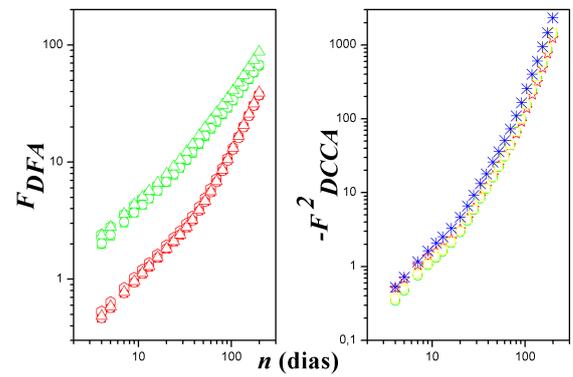


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

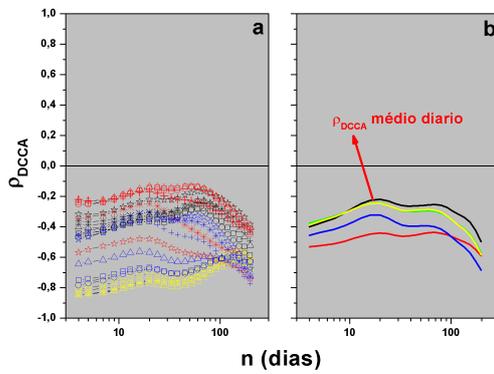
Figura A.24: Resultados obtidos para a estação de Piatã.



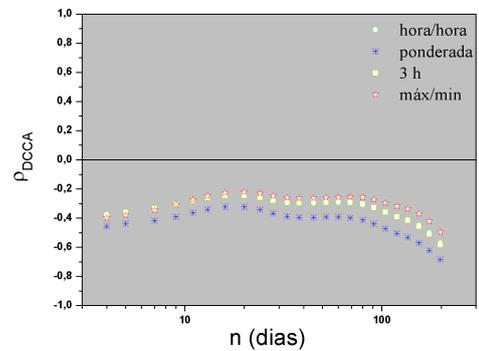
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

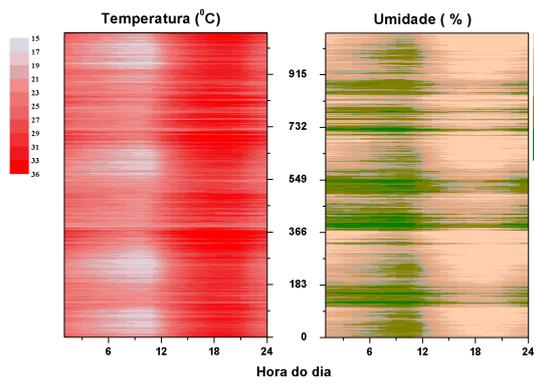


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

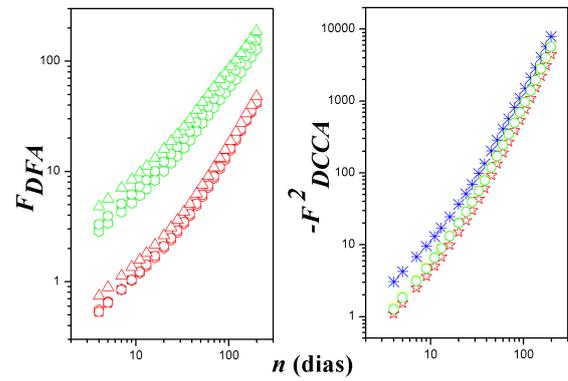


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

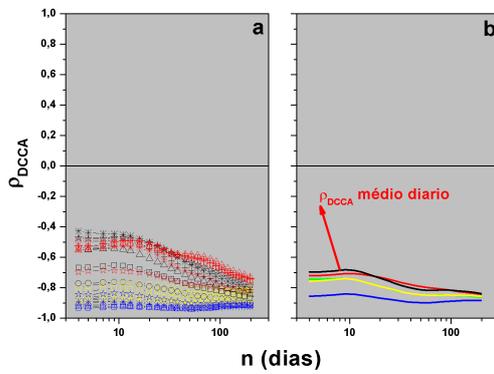
Figura A.25: Resultados obtidos para a estação de Porto Seguro.



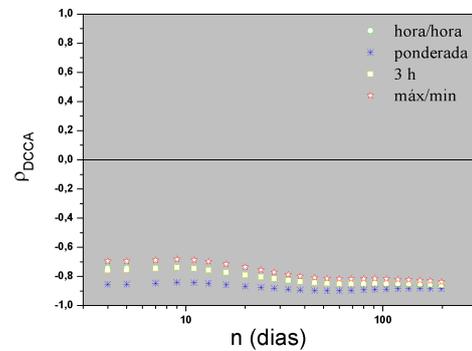
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

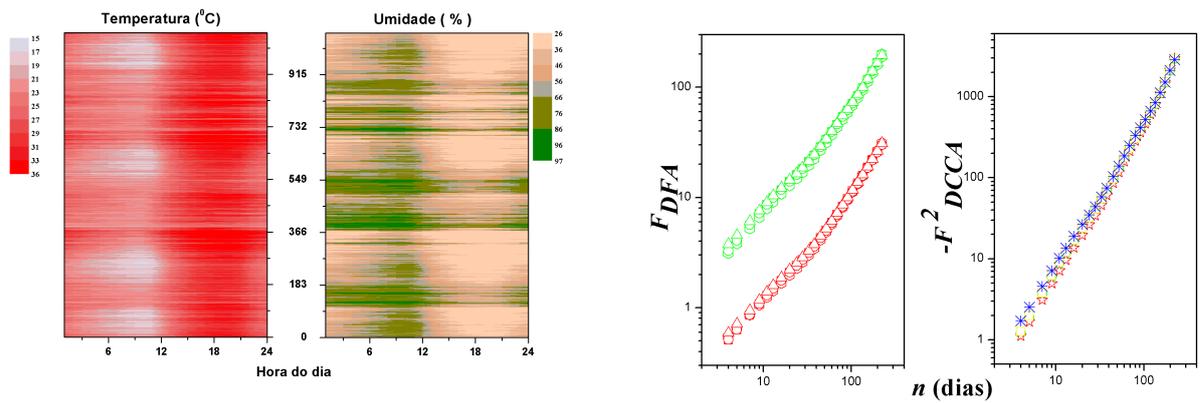


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).



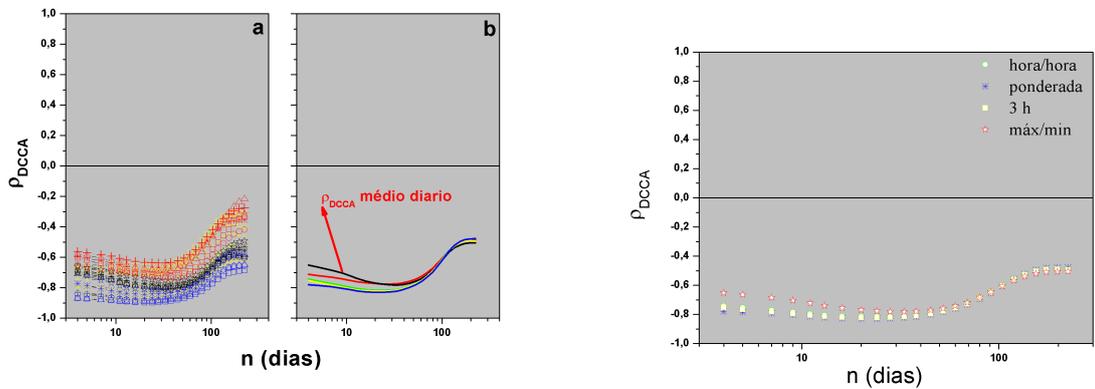
(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

Figura A.26: Resultados obtidos para a estação de Queimadas.



(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)

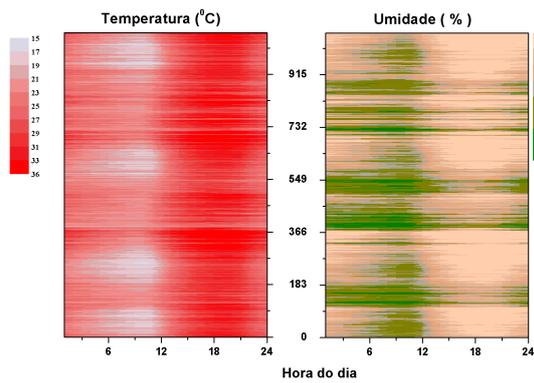
(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)



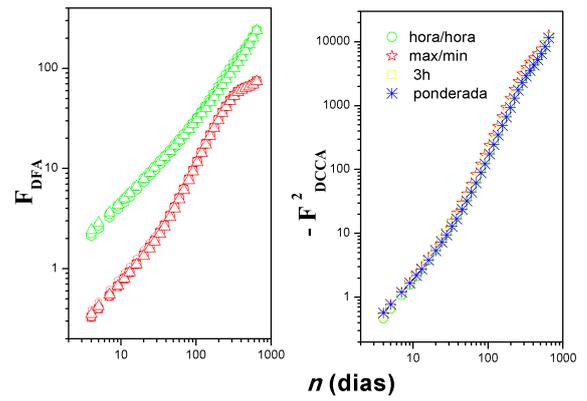
(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

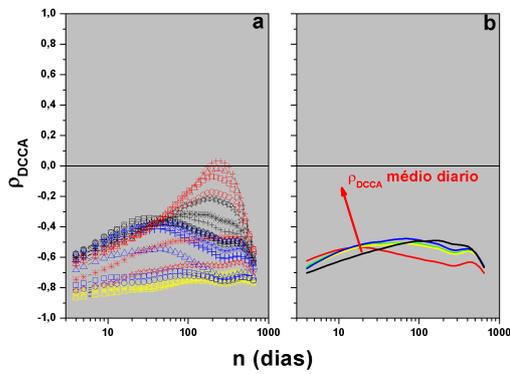
Figura A.27: Resultados obtidos para a estação de Remanso.



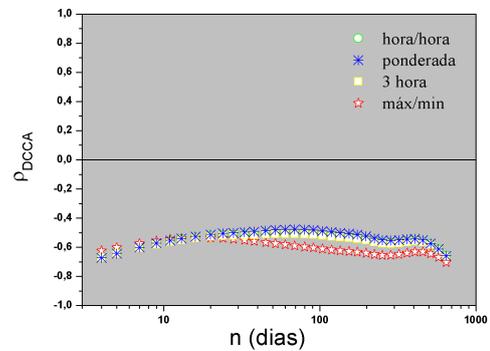
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

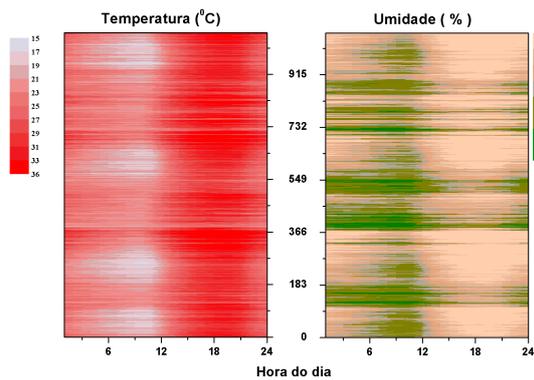


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

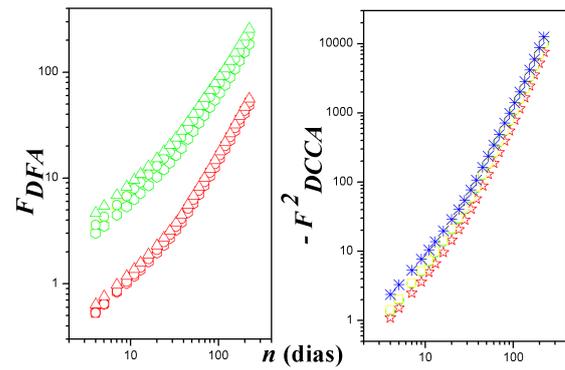


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

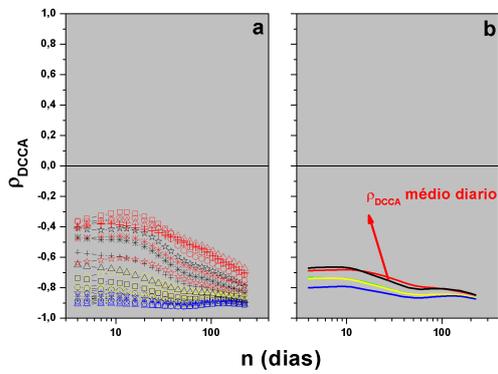
Figura A.28: Resultados obtidos para a estação de Salvador.



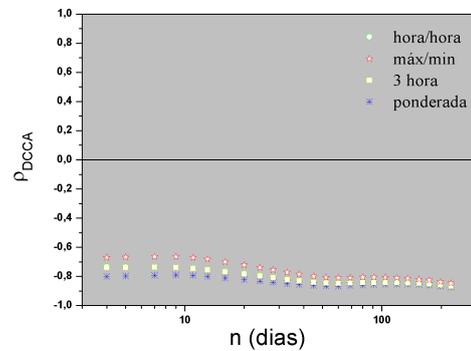
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

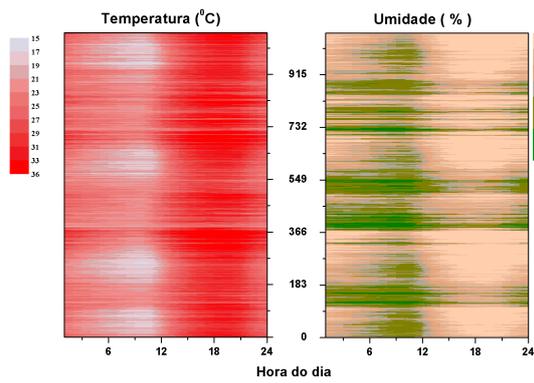


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

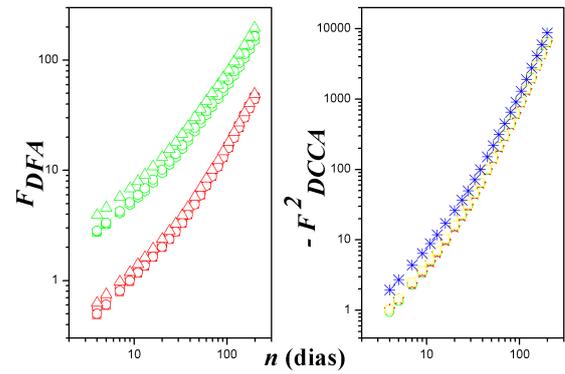


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

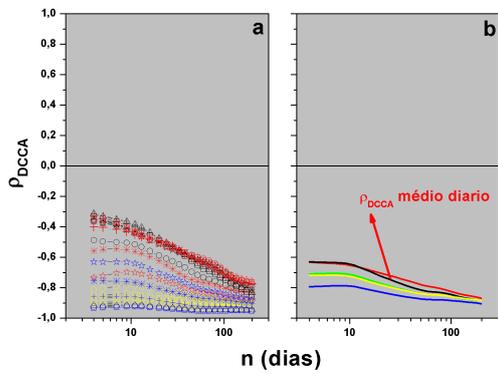
Figura A.29: Resultados obtidos para a estação de Senhor do Bonfim.



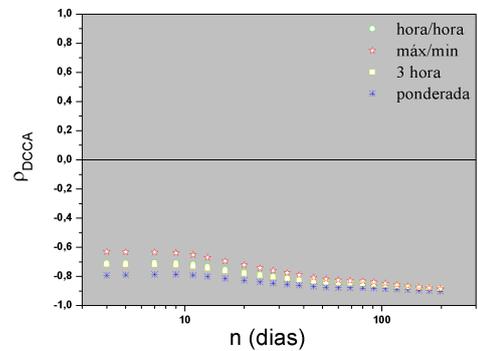
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

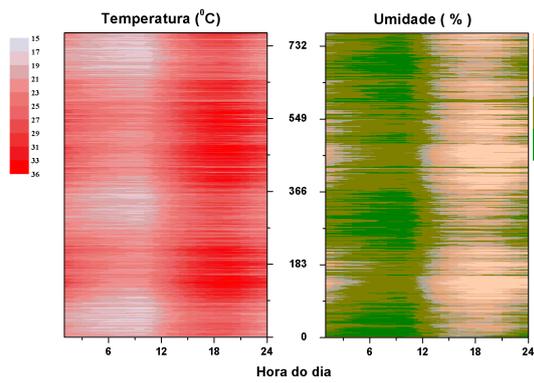


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

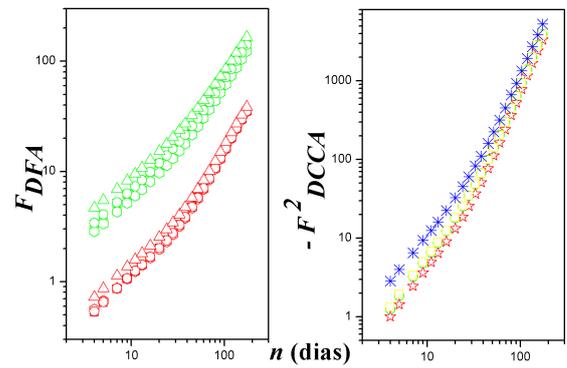


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

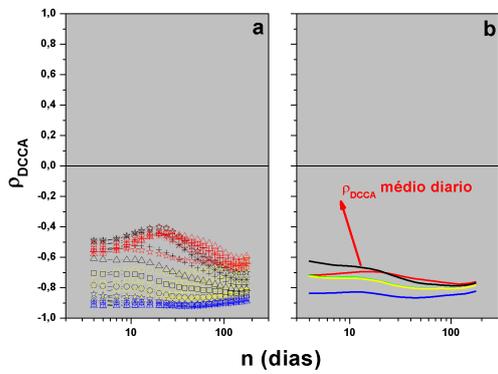
Figura A.30: Resultados obtidos para a estação de Serrinha.



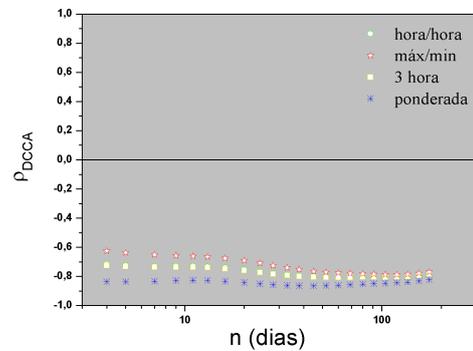
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

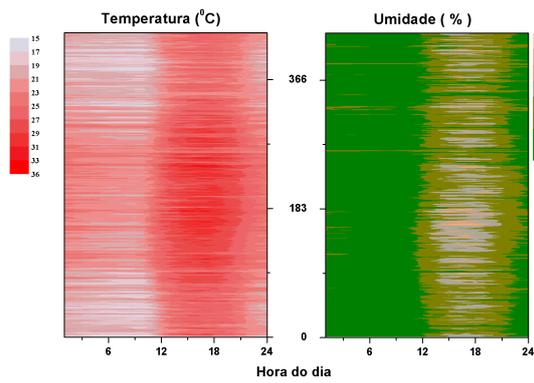


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

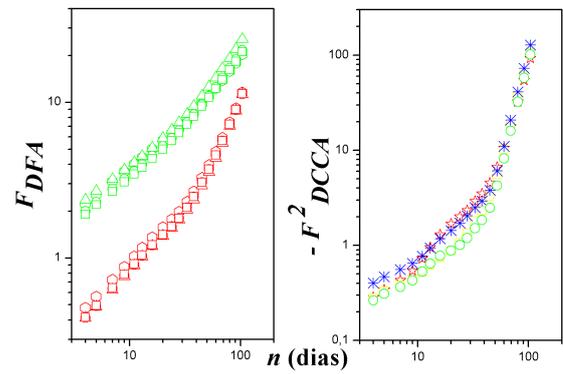


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

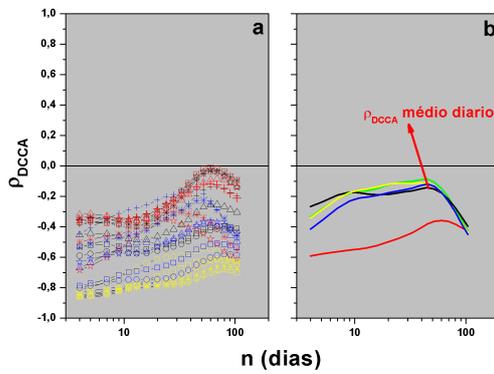
Figura A.31: Resultados obtidos para a estação de Uauá.



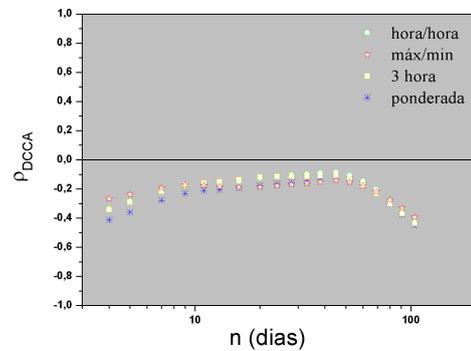
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)

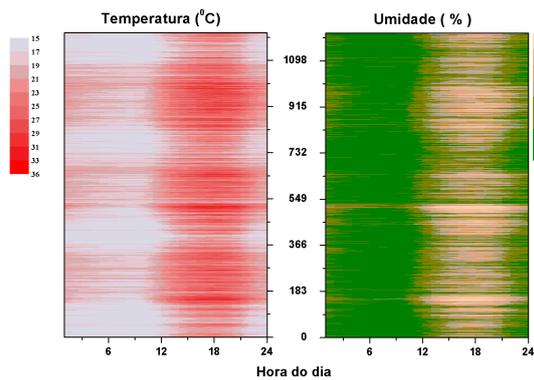


(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).

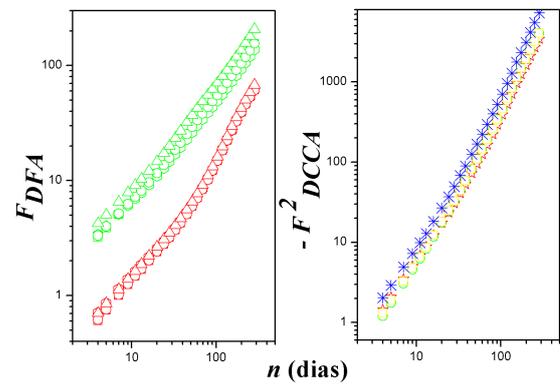


(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

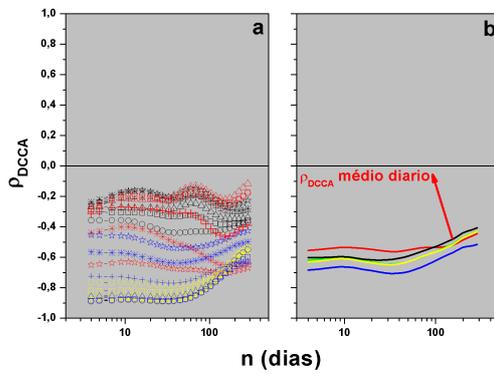
Figura A.32: Resultados obtidos para a estação de Valença.



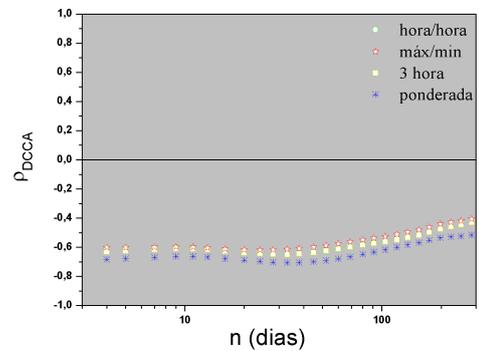
(a) Gradiente de Temperatura ambiente (a) e Umidade relativa do ar (b)



(b) Gráfico do DFA (a) e DCCA (b)



(c) ρ_{DCCA} hora a hora (a) e ρ_{DCCA} aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar (b).



(d) ρ_{DCCA} médios aplicados aos valores médios de Temperatura ambiente e Umidade relativa do ar.

Figura A.33: Resultados obtidos para a estação de Vitória da Conquista.

CERTIFICAÇÕES



REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL
MINISTÉRIO DO DESENVOLVIMENTO, INDÚSTRIA E COMÉRCIO EXTERIOR
INSTITUTO NACIONAL DA PROPRIEDADE INDUSTRIAL
DIRETORIA DE CONTRATOS, INDICAÇÕES GEOGRÁFICAS E REGISTROS

**CERTIFICADO DE REGISTRO
DE PROGRAMA DE COMPUTADOR**

Processo: BR 51 2016 000375-8

O INSTITUTO NACIONAL DA PROPRIEDADE INDUSTRIAL expede o presente Certificado de Registro de Programa de Computador, **válido por 50 anos** a partir de 1º de janeiro subsequente à data de criação indicada, em conformidade com o art. 3º da Lei Nº 9.609, de 19 de Fevereiro de 1998, e arts. 1º e 2º do Decreto 2.556 de 20 de Abril de 1998.

Título: RHO_DCCA_MATRIX
Criação: 15 de junho de 2015
Titular(es): SERVIÇO NACIONAL DE APRENDIZAGEM INDUSTRIAL-SENAI/DR-BAHIA (03.795.071/0001-16)
Autor(es): ANDREA DE ALMEIDA BRITO (876.091.425-49)
ARLEYS PEREIRA NUNES DE CASTRO (595.821.465-91)
GILNEY FIQUEIRA ZEBENDE (022.396.277-51)
Linguagem: C, C++
Aplicação: MT-01, MT-06
Tipo Prog.: AP-01, IT-04, SM-01

DOCUMENTAÇÃO TÉCNICA EM DEPÓSITO SOB SIGILO ATÉ 30/03/2026.

Os Direitos Patrimoniais relativos ao programa de computador objeto do presente registro foram cedidos dos Criadores para o Titular, na data de 29 de março de 2016, conforme documentação

A exclusividade de comercialização deste programa de computador não tem a abrangência relativa à exclusividade de fornecimento estatuida pelo art.25, I, da Lei nº8.666, de 21 de Junho de 1993, para fins de inexigibilidade de licitação para compras pelo poder público.

Expedido em 02 de agosto de 2016

Assinado digitalmente por:

Breno Bello de Almeida Neves

Diretor de Contratos, Indicações Geográficas e Registros

Figura B.1: Registro de Software.



Figura B.2: Participação no V Workshop de Pesquisa, Tecnologia e Inovação e I Simpósio de Inovação e Tecnologia.



Figura B.3: Apresentação de Trabalho no V Workshop de Pesquisa, Tecnologia e Inovação e I Simpósio de Inovação e Tecnologia.

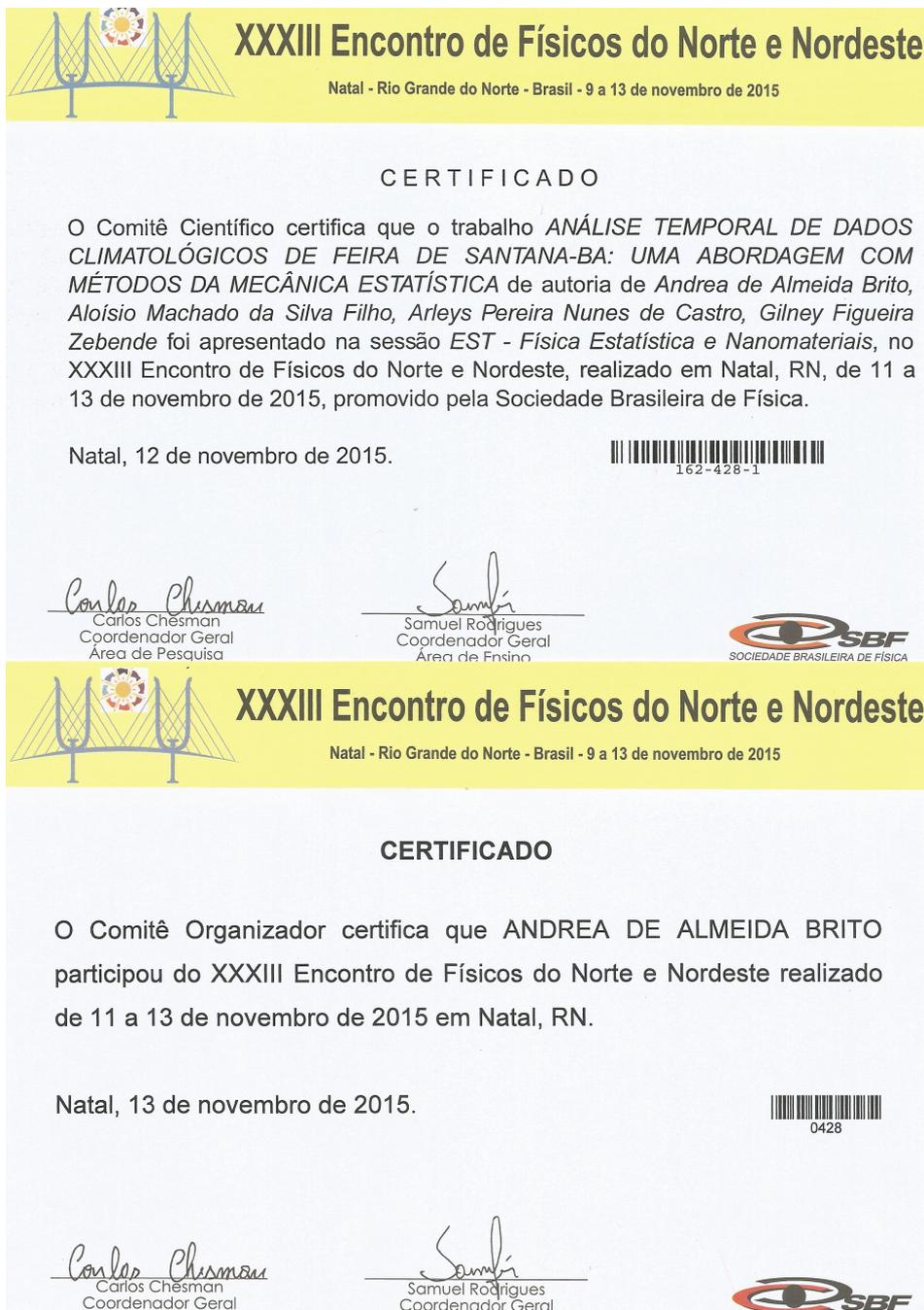


Figura B.4: Participação e apresentação de Trabalho no *XXXIII* Encontro de Físicos do Norte e Nordeste.

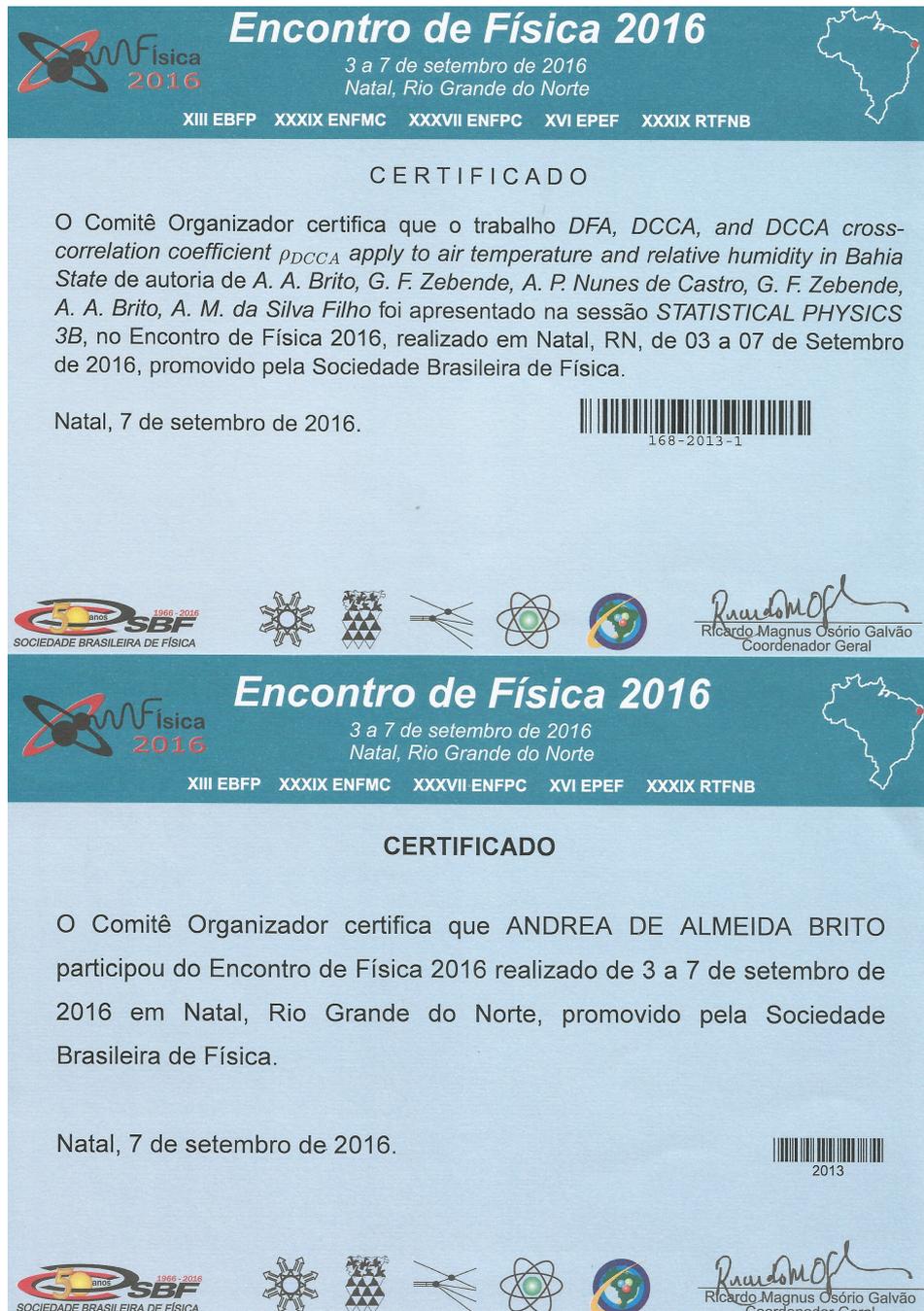


Figura B.5: Participação e apresentação de Trabalho no Encontro Nacional de Física 2016.