



Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC

**PROGRAMA DE POS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM
COMPUTACIONAL E TECNOLOGIA INDUSTRIAL**

Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

Dissertação de mestrado

**CORRELAÇÃO DE LONGO ALCANCE EM INDICADORES DE
CRIMINALIDADE DE SALVADOR-BA: DFA E DCCA**

Apresentada por: Aloisio Machado da Silva Filho

Orientador: Dr. Gilney Figueira Zebende

Novembro/2009

ALOISIO MACHADO DA SILVA FILHO

**CORRELAÇÃO DE LONGO ALCANCE EM INDICADORES DE CRIMINALIDADE DE
SALVADOR-BA: DFA E 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: Interdisciplinar

Orientador: Dr. Gilney Figueira Zebende

SENAI CIMATEC

Salvador
SENAI CIMATEC
2009

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca da Faculdade de Tecnologia SENAI
Cimatec

Silva Filho, Aloisio Machado da
Correlação de longo alcance em indicadores de criminalidade de salvador-
ba:DFA e DCCA / Aloisio Machado da Silva Filho. - Salvador, 2010.
111f.; color.; il.

Orientador: Prof. Dr. Gilney Figueira Zebende
Monografia (Dissertação) – Faculdade de Tecnologia SENAI Cimatec,
Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia
Industrial. 2010.

1. DFA 2. DCCA. 3. Indicadores de criminalidades. 4. Métodos Estatísticos I.
Título

CDD 311

Nota sobre o estilo do PPGMCTI

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

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

SENAI CIMATEC

Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

A Banca Examinadora, constituída pelos professores abaixo listados, leram e recomendam a aprovação da Dissertação de mestrado, intitulada CORRELAÇÃO DE LONGO ALCANCE EM INDICADORES DE CRIMINALIDADE DE SALVADOR-BA: DFA E DCCA, apresentada no dia 26 de novembro de 2009, como requisito parcial para a obtenção do Título de **Mestre em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial**.

Orientador:

Prof. Dr. Gilney Figueira Zebende
SENAI CIMATEC

Membro interno da Banca:

Prof. Dr. Hernane Borges de Barros Pereira
SENAI CIMATEC

Membro externo da Banca:

Prof. Dr. José Garcia Vivas Miranda
Universidade Federal da Bahia

Dedico a minha mãe, as minhas
duas irmãs e aos meus amigos.

Agradecimentos

Agradeço a minha mãe Dilza e as irmãs Aloisia e Aloidilza pelo incentivo durante a pesquisa.

Aos professores e colegas do Mestrado e especialmente ao meu orientador Gilney pelos ensinamentos durante a pesquisa.

Ao amigo e professor Jair Sampaio Soares Junior pelo apoio, incentivo e parceria em alguns trabalhos realizados durante o desenvolvimento da pesquisa.

Ao amigo Aloisio Santos Nascimento Filho pelo apoio e incentivo durante o desenvolvimento da pesquisa.

Ao colega de profissão e amigo Evaldo Simões pelo apoio durante a pesquisa.

A Vitória Bispo pela paciência e apoio.

A Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado da Bahia - FAPESB pela Bolsa de Mestrado.

Ao CEDEP- Centro de Documentação e Estatística Policial do Estado da Bahia pelos dados fornecidos.

E a todos, que de maneira direta ou indiretamente, contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho.

Salvador, Brasil

26 de novembro de 2009

Aloisio Machado da Silva Filho

Resumo

A pressão social provocada pela forma de desenvolvimento econômico no Brasil, entre outros fatores, tem contribuído para o aumento da criminalidade nos grandes centros urbanos. Este aumento da criminalidade leva conseqüentemente a uma redução na qualidade de vida dos cidadãos. Portanto, com o intuito de contribuir com o estudo de métodos estatísticos recentes, tal como o *Detrended Fluctuation Analysis* e o *Detrended Cross-Correlation Analysis* e também com iniciativas voltadas para o estudo da criminalidade, esta dissertação tem como objetivo geral estudar a dinâmica temporal da criminalidade de Salvador (BA) em alguns dos seus indicadores. Além disso, essa pesquisa fornece subsídios para futuras análises na área criminal e contribui com estudos de robustos métodos estatísticos.

Abstract

The social pressure caused by the way of economic development in Brazil , among other factors, has contributed to the increase of crime in urban centers. This increase leads consequently to a reduction in a life quality of the citizens. Therefore, in order to contribute to the study of recent statistical methods, such as the Detrended Fluctuation Analysis and the Detrended Cross-Correlation Analysis and also initiatives for the study of crime, this master thesis aims to study the general dynamics of the crime in Salvador city (BA) in some of its indicators. Furthermore, this research provides subsidies for future analysis in criminal area and contributes to the studies of robust statistical methods.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Fluxo de elaboração dos boletins de ocorrência das Polícias Civis.	11
Figura 3.1 – Número de veículos roubados mensalmente em Salvador-BA, 2003 - 2007.	27
Figura 3.2 – Homicídios dolosos registrados diariamente na Região Metropolitana de Salvador – RMS, 2003 – 2007.	28
Figura 3.3 – Número de vítimas fatais em acidente de trânsito registrados em Salvador- BA, 1994 – 2006.	28
Figura 3.4 – Produto Interno bruto a preços correntes da Região metropolitana de Salvador-BA, 2002 - 2006.	29
Figura 3.5 – Representação de um sistema dinâmico.	30
Figura 3.6 – Série não-estacionária quanto ao nível e inclinação.	32
Figura 3.7 – (a) Homicídios dolosos registrados mensalmente em Salvador-BA, 2003 - 2007. (b) Primeira e (c) segunda diferença.	34
Figura 3.8 – Um processo estocástico interpretado como uma família de variáveis aleatórias.	35
Figura 3.9 – Um processo estocástico interpretado como uma família de trajetórias.	36
Figura 3.10 – Processo estocástico e Série temporal.	37
Figura 3.11 – Observações de uma série temporal com previsões de origem t e horizonte h	40
Figura 3.12 – Cotações diárias do índice IBOVESPA, 03/Jan/2000 - 10/out/2005.	43
Figura 3.13 – Demanda de passageiros transportados diariamente pelo sistema ferry boat, 1996 - 2003.	44
Figura 3.14 – Número de lincas capturados no Noroeste do Canadá, 1821 - 1934.	45
Figura 3.15 – Ajuste linear através dos mínimos quadrados na série de homicídios dolosos em Salvador-BA, maio/2006 - dez/2008.	48

Figura 3.16 – Ajustamento pelo método de MMS na série temporal do número de registros diários de roubos a transporte coletivo em Salvador-BA, janeiro de 2003 - dezembro de 2008. (a) $r = 7$, (b) $r = 15$, (c) $r = 30$	54
Figura 3.17 – Correlograma da série de homicídios dolosos registrados mensalmente em Salvador-Ba, 2003 – 2008 (n= 72 meses).	57
Figura 3.18 – Correlograma da série de roubo de veículos registrados mensalmente em Salvador-Ba, 2003 – 2008 (n= 72 meses).	57
Figura 3.19 – Modelo do reservatório Hurst (1951) cálculo de $X(t, \tau)$	61
Figura 3.20 – Modelo do reservatório Hurst (1951) cálculo do $R(\tau)$	61
Figura 3.21 – Série original dos homicídios dolosos registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008.	64
Figura 3.22 – Série integrada $y(k)$ dos homicídios dolosos registrado diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008.	65
Figura 3.23 – (a) Série original do roubo a transporte coletivo registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 – 2008 (b) Série integrada $y(k)$ do roubo a transporte coletivo registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 – 2008.	66
Figura 3.24 – Série integrada $y(k)$ dos homicídios dolosos registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008) dividida em (<i>box</i>) de tamanho 150.	67
Figura 3.25 – Divisão da série temporal integrada dos homicídios dolosos registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008 em <i>boxes</i> de tamanho n	68
Figura 3.26 – Comportamento do expoente α do furto de veículo e do roubo de veículo registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008.	69
Figura 3.27 – Comportamento do expoente α dos homicídios tentados registrados diariamente em Salvador-BA, 2004 - 2008.	70
Figura 3.28 – Roubo de veículo registrado diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008.	72
Figura 3.29 – Furto de veículo registrado diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008.	73
Figura 3.30 – Divisão dos sinais integrados R_k e R'_k em $N-n$ boxes (com superposição) de tamanho $n = 4$, cada um contendo $n+1$ valores.	73

Figura 3.31 – Autocorrelação individual (DFA) e cruzada (DCCA) em valores absolutos de mudanças de preços (<i>volatility</i>) e os volumes negociados (<i>volume</i>) tanto pelos índices da <i>Dow Jones (DJ)</i> e da <i>Nasdaq (Nasd)</i> , registrados diariamente (<i>time</i>), no período de julho de 1993 à novembro de 2003.	74
Figura 3.32 – Autocorrelação individual (DFA) e cruzada (DCCA) dos valores absolutos das diferenças entre valores diários de abertura e de fechamento (OC) e pontos médios (PM) dos dados do IBOVESPA, 1993 – 2008.	75
Figura 4.1 – Média móvel trimestral ($r = 3$) da taxa por 100 mil habitantes dos homicídios dolosos registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008.	77
Figura 4.2 – Média móvel trimestral ($r = 3$) da taxa por 100 mil habitantes dos homicídios tentados registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008.	78
Figura 4.3 – Média móvel trimestral ($r = 3$) da taxa por 100 mil veículos do roubo de veículos em Salvador-BA, 2003 - 2008.	79
Figura 4.4 – Média móvel trimestral ($r = 3$) da taxa por 100 mil veículos do furto de veículos em Salvador-BA, 2003 - 2008.	80
Figura 4.5 – Média móvel trimestral ($r = 3$) da taxa por 100 mil veículos da subtração de veículos (furto de veículo + roubo de veículo) em Salvador-BA, 2003 - 2008.....	81
Figura 4.6 – Média móvel trimestral ($r = 3$) da taxa por 10 mil veículos dos registros de roubos a transportes coletivos em Salvador-BA, 2003 - 2008.	82
Figura 4.7 – Comportamento do expoente (α) de alguns indicadores de criminalidade, Salvador-BA, 2003 - 2008.	84
Figura 4.8 – Relação linear entre $\log(n) \times \log F(n)$ (DFA) dos indicadores de criminalidade de Salvador-BA, 2003 - 2008.	86
Figura 4.9 – Correlação cruzada entre o homicídio doloso e o roubo a transporte coletivo em Salvador-BA, 2003 - 2008 (dados diários).	89
Figura 4.10 – Correlação cruzada entre o roubo de veículo e o furto de veículo em Salvador-BA, 2003 - 2008 (dados diários).	90
Figura 4.11 – Correlação cruzada entre o homicídio doloso e homicídio tentado em Salvador-BA, 2004 - 2008 (dados diários).	91

Figura 4.12 – Correlação cruzada entre o homicídio tentado e roubo a transporte coletivo em Salvador-BA, 2004 - 2008 (dados diários).92

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Taxa de notificação de cidades com mais 100 mil habitantes de países selecionados em 1992.	13
Tabela 2.2 – Pesquisa de vitimização (Sentimento de insegurança por tipo de crime e cidade).	14
Tabela 2.3 – Indicadores criminais sistematizados pela – SENASP.	19
Tabela 2.4 – Indicadores criminais contemplados neste trabalho.	22
Tabela 3.1 – Fatores que influenciam dados de séries econômicas ou de negócios.	45
Tabela 3.2 – Observações de uma série temporal com p anos.	50
Tabela 4.1 – Valor do expoente (α) de alguns indicadores de criminalidade, Salvador-BA, 2003 - 2008.	84
Tabela 4.2 – Valor do expoente (α) de alguns indicadores de criminalidade, Salvador-BA, 2003 - 2008 (série acumulada).	85
Tabela 4.3 – Valor do expoente λ do DCCA nos indicadores de criminalidade de Salvador-BA, 2003 - 2008 (dados diários).	88

LISTA DE SÍMBOLOS

t	Variável tempo de uma série temporal (ST);
t_n	Último ponto de uma ST;
Y	Variável observada no tempo;
$X(t)$	Série temporal de entrada;
$Z(t)$	Série temporal de saída;
$v(t)$	Função de transferência;
Z_t	Série temporal;
ω	Amostra de uma ST;
Ω	População de uma ST;
$Z(t, \omega)$	Variável aleatória de uma ST;
$f_z(Z)$	Função densidade de probabilidade de $Z(t, \omega)$;
$\Delta^n Z(t)$	n -ésima diferença de uma ST;
μ	Média de uma série estatística;
μ_t	Média populacional de uma ST;
M_t	Estimativa pontual (média móvel) da média populacional de uma ST;
σ^2	Variância de uma série estatística e variância esperada de uma ST;
$f(z_t)$	Distribuição marginal de uma ST;
$E(Z_t)$	Valor esperado (média) de uma ST;
$Var(Z_t)$	Variância esperada de uma ST;
$Z^{(j)}(t)$	Função de uma ST no instante t ;
Δt	Amplitude de uma ST;
n	Número de pontos de uma série estatística;
N	Número de pontos de uma série estatística;
μ	Média amostral esperada em uma ST;
$\hat{Z}_t(h)$	Previsão de uma série temporal em um intervalo de tempo;
h	Horizonte de previsão de uma ST;
\forall	Qualquer que seja;
EQM	Erro quadrático médio da previsão;
T_t	Componente tendência de uma ST;
C_t	Componente cíclica de uma ST;
S_t	Componente sazonal de uma ST;
\hat{S}_t	Componente sazonal estimada de uma ST;
\hat{T}_t	Componente tendência estimada de uma ST;
E_t	Termo errático (componente aleatória) de uma ST;
m	Grau do polinômio;

β_j	Parâmetro de um polinômio;
δ_t	Erro do ajuste sazonal;
Z_t^{SA}	Série livre de sazonalidade;
\overline{Z}_i	Média anual de uma série temporal com p anos;
\overline{Z}_j	Média mensal de uma série temporal;
Z_{ij}	Série temporal com i anos e j meses;
r	Número de observações contidas no cálculo da média móvel;
r_k	Coeficiente de autocorrelação;
k	Defasagem utilizada no cálculo do coeficiente de autocorrelação;
\overline{x}	Valor médio das observações;
R/S	Estatística de HURST;
τ	Período de tempo;
R_τ	Amplitude em determinado período de tempo;
S_τ	Desvio padrão das vazões de água em determinado período de tempo;
$\langle \xi \rangle_\tau$	Média do influxo de água em determinado período;
$\xi(t)$	Influxo de água no reservatório em determinado período;
$R(\tau)$	Amplitude entre a vazão máxima e mínima do Rio Nilo em determinado período de tempo;
H	Coeficiente de Hurst;
$y(k)$	Série integrada;
u_i	Série original;
$\langle u \rangle$	Média da ST original;
$y_n(k)$	Tendência local na amplitude de tamanho n .
$F(n)$	Raiz quadrática média do DFA;
∞	Em função de;
α	Expoente de correlação de longo alcance do DFA;
β	Expoente da transformada de Fourier da função de autocorrelação;
γ	Expoente da função de autocorrelação;
$C(n)$	Função de autocorrelação;
$S(f)$	Transformada de Fourier da função de autocorrelação;
$\{y_i\}$ e $\{y'_i\}$	Duas ST's com mesmo número de pontos em regime não estacionário;
R_K e R'_K	Sinais integrados das séries $\{y_i\}$ e $\{y'_i\}$ respectivamente;
f^2_{DCCA}	Covariância dos resíduos;
$F^2_{DCCA}(n)$	Função de correlação (<i>detrended covariance</i>);
F_{DCCA}	Raiz quadrática média do DCCA;
λ	Expoente de correlação cruzada de longo alcance.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- ARIMA** – Auto-regressivos integrados médias móveis.
AST– Análise de Séries Temporais.
CEDEP – Centro de Documentação e Estatística Policial da Bahia.
DCCA – Detrended Cross-Correlation Analysis.
DETRAN-BA – Departamento Estadual de Trânsito da Bahia.
DFA – Detrended Fluctuation Analysis.
FAC – Função de autocorrelação
IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.
ILANUD – Instituto Latino Americano das Nações Unidas para a Prevenção do Delito e tratamento do Delinquente.
MMS – Médias Móveis Simples.
MMT – Média Móvel Trimestral.
RMS – Região Metropolitana de Salvador.
SEI – Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia.
SENASP – Secretaria Nacional de Segurança Pública.
SET – Superintendência de Trânsito e Transporte do Salvador.
ST – Série Temporal
UNICRI – Instituto Europeu de Criminologia da ONU.
v.a – Variável aleatória.

Sumário

Capítulo 1	Introdução	1
Capítulo 2	Criminalidade e Violência	6
2.1	Definições	6
2.2	As várias formas de medir a criminalidade	10
2.3	Indicadores de criminalidade	15
Capítulo 3	Descrição teórica	26
3.1	Alguns conceitos relevantes	26
3.2	Modelos para séries temporais	38
3.2.1.	Decomposição clássica de séries temporais	42
3.2.1.1.	Estimação de tendência	46
3.2.1.2.	Estimação da sazonalidade	49
3.2.2.	Médias móveis simples – MMS	52
3.2.3.	Função de autocorrelação – FAC	55
3.3.	Modelos para análise de memória de longo alcance	59
3.3.1	Estatística de Hurst	59
3.3.2.	Modelo DFA	63
3.3.3.	Modelo DCCA	71
Capítulo 4	Resultados, conclusões e perspectivas.....	76
4.1.	Resultados	76
4.1.1	MMS	76
4.1.2	DFA	83
4.1.3	DCCA	87
4.2.	Conclusões e perspectivas	93
Referências	95
Anexo	111

Capítulo 1 Introdução

A criminalidade, aqui compreendida como infração de normas legais estabelecidas (TOLEDO,1994), cresce de forma significativa, gerando um obstáculo para o desenvolvimento sócio-econômico onde ela se manifesta. Esse fato tem estabelecido um sentimento de insegurança e impunidade, comprometendo o bem estar de toda a sociedade. No Brasil esta realidade não é diferente, mesmo em regime de paz, jamais tivemos indicadores tão alarmantes quanto os atuais. E tendo como base o relatório de análise das ocorrências registradas pelas polícias civis, os indicadores de criminalidade do Brasil superam muitas vezes os de países em estado de guerra. Por exemplo: a guerra do Vietnã (1959-1975) registrou cerca de 43.700 mortes anuais, de ambos os lados. Pois bem, no Brasil somente no ano de 2005 foram registradas 40.845 ocorrências de homicídios dolosos¹. Além disso a criminalidade vem, quase sempre, conciliada com muita violência. Logo, o crime e as maneiras de reprimi-lo têm se tornado um tema relevante nas discussões sobre os principais problemas da sociedade brasileira. Esse assunto há tempos faz parte do rol de problemas dos grandes centros urbanos do Brasil, justificado com a variação positiva nos principais indicadores de crimes e registrados pelos órgãos de segurança pública. Este fato vem contribuindo para que a criminalidade seja um dos fenômenos sociais de grande relevância para a opinião pública (CARRERA-FERNANDEZ; PEREIRA, 2001).

¹ http://www.mj.gov.br/senasp/estatisticas/mapacrime/Mapacrime2004_2005.pdf acesso em 29/10/2009.

A incidência dessa realidade na Região Metropolitana de Salvador (RMS), não é muito diferente daquela vivenciada em todo país. É fato que nunca se imaginou que o acentuado crescimento da criminalidade nas suas diversas modalidades se tornasse o centro das atenções da sociedade baiana, no sentido de buscar uma estratégia para solucionar esse problema, vivenciado por baianos e pelos brasileiros de um modo geral. Porém, o crescimento da criminalidade não é experimentado somente na Bahia (CARRERA-FERNANDES; PEREIRA, 2001), mas também por todos os estados brasileiros (ARAÚJO JÚNIOR; FAJNZYLBER, 2001; FAJNZYLBER; ARAÚJO JÚNIOR, 2001), assim como outros países (CARRERA-FERNANDEZ; PEREIRA, 2001; SOARES, 2001; PEREIRA; CARRERA-FERNANDEZ, 2000).

Faz mister relatar que o crescimento acelerado da criminalidade resulta em custo sócio-econômico para sociedade, à medida que impede o desenvolvimento econômico das atividades lícitas, provocado pelo desvio dos recursos econômicos dirigidos à segurança pública e privada. Estes recursos poderiam ser alocados, por exemplo, em educação, infra-estrutura, moradia, entre outros segmentos. Além do mais, a criminalidade proporciona redução na qualidade de vida dos cidadãos, a ponto de transformar estes em reféns do seu próprio medo, recorrendo às grades e ao isolamento social. Segundo Kahn (2000), esse medo gera custos intangíveis ou recursos financeiros que deixam de ser adquiridos e/ou produzidos pela sociedade. Quem habita as grandes cidades convive com essa realidade paradoxal, isto é, se por um lado viver em áreas urbanas é ter acesso a toda uma infra-estrutura moderna, por outro lado temos a sensação de sufoco e opressão cada vez mais, em um constate estado de violência.

Há um consenso entre pesquisadores e governantes que o crescimento acentuado da criminalidade no país, assim como na Região Metropolitana de Salvador-BA, tem alcançado proporção nunca vista antes, necessitando ser controlado urgentemente, a luz de fugir do controle da segurança pública (CARRERA-FERNANDEZ; PEREIRA, 2001). Diante dessa realidade, a sociedade brasileira reconhece que o aparelho estatal tem falhado no cumprimento de uma das suas funções básicas, isto é o de proteger os seus cidadãos da criminalidade. Ademais, a criminalidade é também um problema político porque os meios necessários para reprimir o crime envolvem a participação efetiva dos governos e a aplicação de recursos públicos para esse fim.

Devido a essa crescente “onda” de criminalidade é necessário um planejamento com apoio científico. Não basta apenas reprimir o crime, pois a repressão muda à modalidade de criminalidade, que se volta para outros delitos onde tentará encontrar condições privilegiáveis para se estabelecer. Os cidadãos são vítimas de uma situação dicotômica, isto é, de um lado uma polícia cada vez mais impotente e de outro um crime cada vez mais organizado. A luz desse fato considere que o órgão de segurança pública, ao aplicar com eficiência métodos quantitativos e qualitativos, poderá alcançar um diferencial na análise criminal, no planejamento estratégico, bem como na ação policial. Neste contexto, a estatística tem desempenhado papel fundamental, por ser uma ciência destinada a fornecer métodos para lidarmos, racionalmente, com situações sujeitas a incertezas, entre os quais destaca-se a análise de séries temporais.

A modelagem da estatística policial pelos órgãos de segurança pública deve levar em conta as variações cíclicas, sazonais, irregulares e aleatórias; por exemplo, no verão os dias são mais longos e as pessoas vão mais as ruas, aumentando as oportunidades

para cometimento de crimes; nas férias as pessoas viajam e deixam suas residências desprotegidas facilitando os arrombamentos; na volta às aulas crescem os furtos e roubos de veículos em torno das universidades; nos finais de semana e feriados as pessoas estão mais em casa proporcionando maior incidência de violência doméstica. O término da colheita das safras agrícolas desemprega grande quantidade de mão-de-obra migrante e pouco qualificada, aumentando o desemprego e diminuindo a renda do trabalhador em certos períodos do ano, com efeitos sobre roubos e furtos (KAHN, 2005).

Os métodos de análise de séries temporais vêm sendo modelados em diversas áreas do conhecimento, nas quais os fenômenos podem ser dispostos no tempo, como por exemplo, as ocorrências policiais diárias de determinada localidade. Modernas técnicas estatísticas têm sido utilizadas para investigar tal comportamento em função do tempo. O método *Detrended Fluctuation Analysis* (**DFA**) criado por Peng et al (1994) (que veremos no capítulo 3) tem como característica importante a identificação de correlação de longo alcance, nas séries temporais, via o seu expoente de correlação.

Embora recente, o método DFA tem sido aplicado em diversas áreas das ciências. Aqui nesta dissertação iremos aplicar tal método a mais uma área do conhecimento, que será a da criminalidade (estatística policial de Salvador-BA). Além disso, utilizaremos uma generalização do DFA o **DCCA** – *Detrended Cross-Correlation Analysis* um método para calcular a correlação cruzada de séries não estacionárias proposto por Podobnik e Stanley (2008). Assim, pretendemos contribuir de alguma forma no planejamento estratégico e na ação policial. Mesmo porque, a compreensão da dinâmica temporal da criminalidade, de Salvador-BA, poderá no futuro servir como indicador na alocação de recursos financeiros, por área geográfica e períodos, visto que o combate à

criminalidade gera custos consideráveis e afeta o bem-estar dos cidadãos. Nessa perspectiva temos como objetivo geral estudar a dinâmica temporal da criminalidade de Salvador-BA aplicando os métodos **DFA** e **DCCA** em alguns indicadores de criminalidade. Tendo em vista, fornecer bases para futuros estudos na área criminal.

Para contemplar tais objetivos, esta dissertação foi estruturada em 4 capítulos. A contar com a introdução, capítulo já lido, no Capítulo 2 discutiremos alguns conceitos de criminalidade e violência baseada em estudos recentes. No Capítulo 3 abordaremos alguns métodos de análise de séries temporais, destacando o método DFA e o DCCA. No Capítulo 4, apresentamos os resultados obtidos, as conclusões e as considerações finais.

Capítulo 2 Criminalidade e Violência

2.1 Definições

Nos últimos anos, principalmente nos grandes centros urbanos do Brasil, os indicadores de violência e de criminalidade têm apresentado crescimento significativo. E segundo relatório de Análise das Ocorrências Registradas pelas Polícias Cíveis do Brasil, por exemplo, em 2005 Salvador-BA obteve uma taxa² de 34,5 por 100 mil habitantes, referente a *Crimes Violentos Letais Intencionais* e que se comparada, por exemplo, com a cidade do Rio de Janeiro, apresentou uma redução de apenas 2,2% no mesmo período. Para Viola (2005) o crescimento significativo dos índices de violência e criminalidade na América Latina e no Brasil, equacionam os limites da civilização. Essa realidade tem proporcionado mudanças na cidade de tal forma que as regiões habitadas pelas classes médias e pelas elites tornaram-se verdadeiras áreas militares, protegidas com recursos privados. Em contra partida, nas áreas menos favorecidas economicamente, a população permanece à mercê da violência e da criminalidade. Aliado a isso, os veículos de comunicação, em suas variadas formas, noticiam o *crime* e a *violência* que passam a ser percebidos como um “cancer” que atinge todas as classes sociais. Segundo Jovchelovitch, (2000) os jornais descrevem as ruas do Brasil como fonte de violência, medo e ameaça proporcionados pelos delitos como saques, roubos, sequestro, e demais eventos criminosos. Ademais, Rondelli (2000) pontua que:

Pelo procedimento da ampla visibilidade, os meios de comunicação agem como construtores privilegiados de representações sociais e, mais especificamente, de representações sociais sobre o crime, a violência e sobre aquelas pessoas

² A taxa em questão foi calculada dividindo-se o número de ocorrências de crimes violentos letais (homicídios dolosos, roubo seguidos de morte e lesões seguidas de morte) pela população de habitantes da capital multiplicado por 100 mil habitantes.

envolvidas em suas práticas e em sua coibição. Estas representações sociais se realizam através da produção de significados que não só nomeiam e classificam a prática social, mas a partir dessa nomeação, passam mesmo a organizá-lo de modo a permitir que se proponham ações concretas em relação a ela (RONDELLI, 2000, p.150).

Atualmente existe por parte da sociedade um olhar crítico em relação à violência. A violência sempre esteve presente na história da humanidade, e segundo Odália, (2004) por mais que recuemos ao passado, a violência se faz presente, em suas variadas formas. E corroborando com essa afirmação Viola (2005) descreve que:

O tema da violência não é novo para a humanidade: remonta à origem da escrita e dos livros sagrados. A construção da Torre de Babel perde-se na confusão de línguas e idéias. Na Grécia clássica, os deuses enfurecidos punem Prometeu e os homens. O primeiro, por ter roubado e entregue a chama do conhecimento para os homens e estes, por ousarem conhecer e desafiar os deuses. Ulisses, em busca da civilização, enfrenta Titãs e Ciclopes, enquanto Antígona denuncia ao povo de Creta que seu irmão permanece insepulto pela tirania simbolizada pela monarquia de Crete (VIOLA, 2005, p.63).

Diante disso definir o que venha a ser *violência* não é tarefa simples, dado o universo de definições e o seu relacionamento com diversas áreas do conhecimento como, por exemplo, sociologia, psicologia, antropologia, etnografia, ciência política, ciências jurídicas, demografia, entre outras. A palavra violência do latim *violentia*, que significa veemência, impetuosidade, tem como raiz a palavra *vis*, que quer dizer força, vigor, potência. E segundo Michaud (1989) existe violência quando, em uma situação de interação ou conflito, um ou mais indivíduos agem de forma direta ou indireta, maciça ou esparsa, proporcionando danos a uma ou a diversas pessoas em níveis variados, seja em sua integridade física, seja em sua integridade moral, em suas posses, ou em suas participações simbólicas e culturais. Já o sociólogo Nieburg (1963) define violência como

uma ação direta ou indireta, destinada a limitar, ferir ou destruir as pessoas ou os bens. Espinheira (2001) afirma que a violência é uma forma social de ser, uma forma de representar vontades, de interesses de indivíduos e grupos sociais. E segundo Cardoso, (2004) violência é toda ação, em uma interação social, que um ou mais indivíduos exerce, exprimindo constrangimentos ou danos físicos ou psicológicos e também tudo aquilo que quem sofre admite como sendo. Espinheira (2001) relata que:

A violência, enfim, não é uma “doença”, mas sim uma resposta social que se manifesta numa pluralidade de ações e de direções. Não há, portanto, patologia social, e sim agressividade e barbárie, nichos de anti-sociedade, de regressão civilizatória no conjunto mais amplo da sociedade que procura se referenciar nos direitos humanos, que constrói a cidadania no ambiente propício da democracia, única possibilidade para a construção da Civilização (ESPINHEIRA, 2001, p.14).

Há diversas formas de manifestações da violência podemos citar, por exemplo: a violência física, a violência contra a mulher, a violência psicológica, a violência cultural, violência urbana, violência da guerra, a violência à cidadania, a violência política, a violência no trânsito, entre outras. Segundo Moraes (1981), existem dois tipos de violência: violência criminosa, juridicamente passível de punição e a não criminosa e afirma que:

Usam-se expressões como: “violência vermelha e violência branca” “manipulação brutal e manipulação sutil” ou simplesmente “brutalidade e opressão”, todas estas posições significando a conveniência entre nós de violências criminosas (puníveis) e violências institucionalizadas (aceitas até pela lei) (MORAIS, 1981, p.111).

Devido à complexidade do tema e objetivo dessa dissertação, nos limitaremos a discutir sobre a violência criminosa, ou seja, aquela que há crime. O crime pode ser caracterizado como um desvio em relação às normas sociais e sua definição pode fazer parte do rol de todos aqueles atos definidos como violação da lei. Porém segundo Felix

(2002), a noção popular em relação à definição de crime pode estar geralmente relacionada, por exemplo, ao *assassinato*.

Mesmo entre os especialistas não se consegue uma definição uniforme, totalmente satisfatória ou pelo menos, com características muito comuns entre elas. Temos os mais diversos enfoques com variações não apenas culturais, mas até mesmo ideológicas (FELIX, 2002, p.8).

Para Toledo (1994), o crime é uma ação típica, antijurídica e culpável, portanto, para que haja um crime é preciso que existam todos os seus elementos, quais sejam a tipicidade, a antijuridicidade e a culpabilidade. A criminalidade e a violência podem ser analisadas sob vários aspectos, dependendo da abordagem teórica e do objetivo a ser almejado através dessa análise. Pode ser uma abordagem teórica do ponto de vista social, econômico e cultural, questionando o que gerou a violência e a criminalidade em determinado espaço geográfico; ou uma análise dos seus impactos na sociedade. Diante disso, busca-se a construção de modelos que têm como objetivo geral evitar e minimizar a violência e a criminalidade (FRANCISCO FILHO, 2004). De acordo com Mesquita Neto (2001), existem vários fatores que contribuem para o incremento da criminalidade e da violência no Brasil, que podem ser de ordem econômica, política e social. Em relação a essas hipóteses Costa, (2001) pontua que:

Na abordagem econômica, destaca-se as crises econômicas que tendem a causar impactos desestabilizadores como pobreza, o desemprego, os conflitos de classe. A abordagem política identifica a diminuição do poder do Estado com o enfraquecimento das instituições estatais que se tornam, pouco a pouco, inoperantes na manutenção da ordem e na repressão das ações violentas, cedendo lugar a grupos que praticam o crime organizado. A abordagem social procura mostrar o quanto a sociedade civil tem se mostrado incapaz de assegurar os direitos fundamentais do cidadão, no processo ainda frágil de consolidação dos valores e práticas do Estado democrático (COSTA, 2001, p.129).

É fato que a distância do Estado e a ausência de uma participação efetiva da sociedade são situações que devem ser analisadas e monitoradas para evitar o incremento da violência e da criminalidade em determinados grupos sociais, que são menos favorecidos e em sua maioria vivem marginalizados (ROSA; MACEROU, 2002).

2.2 – As várias formas de medir a criminalidade

Se tomarmos um crime qualquer pode-se idealizar que o mesmo tem ou pode ter, a depender do seu tipo e complexidade do ato, as seguintes variáveis: autor(es), vítima(s), instrumento(s), bens ou valores subtraídos, testemunha(s), registro formal da ocorrência – flagrante e seus pormenores (por telefone, ou pessoalmente, na polícia, em unidade hospitalar, etc.) entre outros aspectos identificáveis (KAHN 2000, p.1).

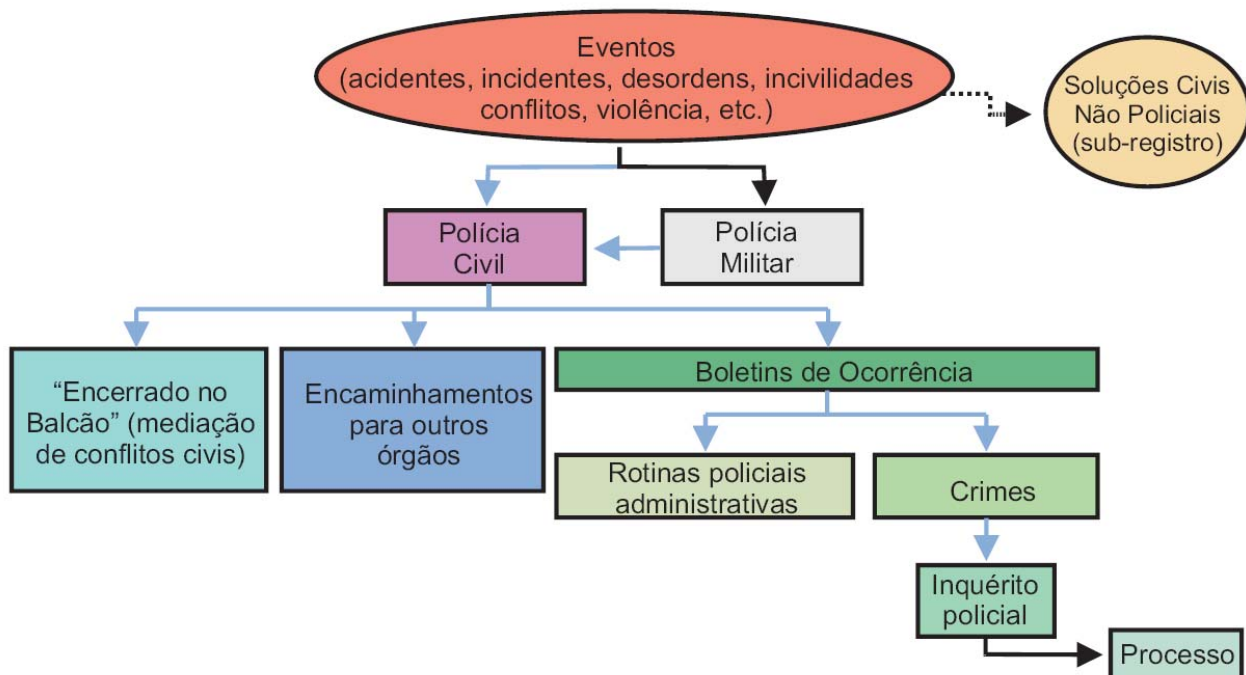


Figura 2.1 – Fluxo de elaboração dos boletins de ocorrência das Polícias Cíveis. Fonte: SENASP/http://www.mj.gov.br/senasp/estatisticas/mapacrime/Mapacrime2004_2005.pdf. Acesso em 29/10/2009.

Apesar do crescimento da criminalidade ser percebida por toda a população, a sua distribuição não se manifesta homoganeamente no tempo e nem no espaço. A criminalidade possui especificidade condicionada ao espaço geográfico e/ou ao tempo em questão. Para Felix (2002, p.3) a incidência da criminalidade em áreas periféricas, por exemplo, tendem aos crimes contra a pessoa, enquanto nas áreas centrais, mais abastadas economicamente, tendem aos crimes contra o patrimônio (furtos, roubos, assalto a mão-armada, por exemplo). Diante da complexidade envolvida no cometimento do crime, mensurar no tempo e no espaço a sua distribuição passou a ser uma das preocupações entre os criminologistas. Nesta óptica, a ocorrência policial é

uma das formas de medir o crime, porém de acordo o Manual de Estatística de Criminalidade da Segurança Pública de São Paulo (KAHN, 2005) para que um crime faça parte do rol de estatísticas oficiais são necessárias respectivamente três etapas: “a realização do crime, notificação do crime pelas autoridades policiais e por fim o registro do boletim de ocorrência” (Figura 2.1).

As informações estatísticas sobre criminalidade são frequentemente utilizadas por instituições governamentais com o objetivo diagnosticar a situação da segurança pública. Mas, essas estatísticas apresentam limitações, principalmente, devido a subnotificação de crimes, ou seja, essas métricas não expressão fidedignidade em relação ao universo dos crimes ocorridos em determinado local. E segundo kahn (2005), com base nas pesquisas de vitimização realizadas no Brasil, em média um terço dos crimes ocorridos são registrados, os demais entram no universo do fenômeno denominado como sub-registro. Na perspectiva de Kahn (2000) essa subnotificação pode estar vinculada, principalmente, ao tipo de crime e bem envolvido e a confiabilidade do sistema policial. Felix (2002, p.98) pontua que:

Os registros estatísticos variam no tempo-espaço e estão condicionados aos procedimentos policiais e políticos e as regras de interpretação. Desse modo, uma multiplicação de delitos pode significar mais esforços por parte da polícia ou maior eficiência dos tribunais, ao invés de um aumento real (FELIX, 2002, p.98).

Para ilustrar o problema da subnotificação estão representadas na Tabela 2.1 informações sobre taxas de notificação segundo a **UNICRI**.

Tabela 2.1 – Taxa de notificação de cidades com mais 100 mil habitantes de países selecionados em 1992.

Delito	País				
	Espanha	Itália	Costa Rica	Brasil	Argentina
Roubo de carro	80,9	94,9	73,7	91,9	90,3
Furto de dentro do carro	29,2	40,1	22,1	18,3	53,8
Vandalismo no carro	18,4	14,9	18,2	0,9	18,8
Roubo de moto	85,4	76,4	91,7	65	79,5
Roubo de bicicleta	40,9	27,5	35,7	7,1	41,4
Arrombamento	70,8	65,5	50,8	38,4	68,9
Tentativa de arrombamento	22,5	20,9	22,5	19,3	40,9
Assalto	32,1	37,5	27,6	19,1	42
Ofensas sexuais	3,6	4,3	9,3	9,8	43
Agressão / ameaça	24,4	25,4	29,9	11,5	34,4

Fonte: UNICRI/ILANUD

Diante das limitações mencionadas anteriormente em relação ao registro das ocorrências policiais, outro procedimento utilizado pelos órgãos públicos e pesquisadores para mensurar a criminalidade, e a *pesquisa de vitimização*. As pesquisas de vitimização realizadas, por exemplo, pela ONU pretendem identificar e caracteriza informações sobre as experiências dos cidadãos em relação à criminalidade. Como os riscos de sofrer determinado crime, possibilidade de registrar um crime, atitudes em relação à polícia e a punição dos criminosos, meios para prevenção da criminalidade, bem como a opinião sobre os serviços prestados pelas instituições de segurança pública. A Tabela 2.2 exemplifica informações de uma pesquisa de vitimização realizada pela **ILANUD** (KAHN, 2002).

Tabela 2.2 – Pesquisa de vitimização (Sentimento de insegurança por tipo de crime e cidade).

Questões: sentimento de insegurança	Brasil	SP	RJ	RE	VI	PN	AR	PT	Total ***
Probabilidade de ser vítima de furto ou roubo nos próximos 12 meses	67	72	58	64	63	40,7 *	83,0 **	58 *	31 *
Evitou locais ou pessoas por razões de segurança	57	54	61	63	59	-	65,5	-	-
Conversou sobre crime nas últimas 2 semanas	35	30	42	41	41	-	-	-	-
Sente-se muito inseguro ao andar na vizinhança quando escurece	34	42	21	38	34	16,2	39,3	6	6

Fonte: Pesquisa de Vitimização Ilanud / FIA / GSI -2002.

* probabilidade de ser vítima de arrombamento nos próximos 12 meses.

** probabilidade de ser vítima de algum delito.

*** total baseado nos países desenvolvidos que tomaram parte da pesquisa de vitimização em 2000.

As pesquisas de vitimização consistem em um levantamento perante uma dada população, perguntando a uma amostra da sociedade se foram vítimas de alguma modalidade de crime nos últimos dias, meses ou anos. Seu principal objetivo é estimar a incidência real de crimes através do conhecimento de crimes não informados as autoridades policiais (KAHN, 2000, p.11).

Além dos registros policiais e das pesquisas de vitimização podemos citar como meio de mensuração da criminalidade o Sistema de informações sobre mortalidade do Ministério da Saúde e os registros do Sistema de Justiça discutidos com propriedade em Fajnzylber e Araújo Júnior (2001), Soares *et al* (2003) e Kahn (2000).

Em síntese, no ponto de vista de Kahn (2000, p.2) “...todas as formas de mensurar o crime são precárias e nenhum método representa a população de crimes ocorridos na sociedade, mesmo que os principais instrumentos e métodos criminológicos sejam utilizados”.

2.3 Indicadores de criminalidade

Na sociedade há uma complexa gama de contradições, fatores de tensão e conflito, que são evidenciadas através da urbanização acelerada, desemprego, má distribuição da renda, serviços sociais insuficientes (educação, saúde, saneamento, habitação, etc). Estes fatores proporcionam problemas sociais, cujo interesse constitui a tônica predominante entre os economistas, sociólogos e demais estudiosos das questões socioeconômicas. Entre esses problemas, talvez seja hoje a *criminalidade* aquele que desperta maior atenção, pelos “incômodos” à sociedade. Não por acaso, voltados para a discussão desse problema reúnem-se estudiosos de várias formações, tentando detectar, de maneira multidisciplinar, as causas e minimizar a incidência da criminalidade. E, além disso, existem editais de pesquisas voltados exclusivamente a questões de segurança pública.

Atualmente, os indicadores sociais sobre mortalidade infantil, analfabetismo, crescimento e desenvolvimento econômico, *criminalidade*, pobreza e desenvolvimento humano são citados diariamente em jornais, na mídia eletrônica e também está presente no discurso dos gestores públicos. Segundo Jannuzzi (2003, p.11), é frequente o uso de *indicadores sociais* para medir o desenvolvimento ou retrocessos nas condições de vida da população e permitir a avaliação de desempenho das políticas públicas com o objetivo de contribuir com a formulação de programas governamentais focados nas prioridades sociais.

De acordo com Jannuzzi (2003, p.15) um indicador social é “uma medida em geral quantitativa dotada de significado social substantivo, usado para substituir, quantificar ou operacionalizar um conceito social abstrato, de interesse teórico (para

pesquisa acadêmica) ou programático (para formulação de políticas)”. E para Kahn (1997, p.10) um indicador social “são *medidas de uma característica observável de um fenômeno social e que estabelecem o valor de uma característica diferente, mas não observável do fenômeno*”. Ambos fazem referência à necessidade de mensuração de fenômenos sociais, tarefa nem sempre possível de realizar.

Na perspectiva de Kahn (1997, p.9), o surgimento dos indicadores sociais está correlacionado com o processo de expansão das atividades do setor público. Com a reforma do estado e a crescente complexidade das funções assumidas por organizações governamentais, surgiu paralelamente a necessidade de aperfeiçoar o fluxo de informações necessárias para tomada de decisão. Entretanto, Jannuzzi (2003) pontua que nos trabalhos dos anos 1920 e 1930, podem ser encontradas algumas contribuições relevantes para a construção de um marco conceitual sobre indicadores sociais, mas ainda segundo o autor, o desenvolvimento dessa área é recente, tendo adquirido poder científico a partir dos anos 1960 na tentativa construir sistemas capazes de medir as transformações sociais nas sociedades desenvolvidas e subdesenvolvidas. Já a partir da década de 70, de acordo Jannuzzi (2003, p.14), os indicadores sociais proporcionaram uma expectativa incompatível com a realidade operacional e metodológica dos mesmos, devido à falta de noção do que poderia ser realizado a curto, médio e longo prazo por parte do Estado, diante de uma crise fiscal. Porém, no decorrer da década de 80 ainda segundo Jannuzzi (2003, p.140), o desenvolvimento e aperfeiçoamento na implementação de políticas públicas e a utilização dos indicadores por parte de universidades, sindicatos, centros de pesquisas e demais órgãos vinculados ao planejamento público, resultou em um valioso universo de indicadores

Sociais que até então utilizamos. Na visão de Jannuzzi (2003, p.12), a popularidade dos indicadores sociais pode ser atribuída aos seguintes fatores:

- (i) Avanço da democratização político partidária;
- (ii) Maior acesso a fontes de informação;
- (iii) Surgimento de organizações sociais comprometidas com a causa sócio-econômica;
- (iv) A participação popular exigindo maior transparência, por parte do Estado em seus gastos;
- (v) A persistência em desigualdades sócio-econômicas;
- (vi) Divulgação dos indicadores através da mídia, elaboradas por instituições de pesquisas ligadas ao poder público.

Neste aspecto Kahn (1997, p.11) menciona que no âmbito da *segurança pública* é preciso construir um instrumento de trabalho para avaliar o fenômeno da criminalidade e as políticas elaboradas para combatê-lo. Ou seja, é preciso mensurar não apenas as perdas monetárias, mas também no universo da segurança pública, as vidas que podem e devem ser mantidas, ou preservadas, com aplicação adequada dos recursos. Porém segundo esse mesmo autor manipular dados referentes à criminalidade não é tarefa fácil para os governos que tem essa intenção, à medida que não só existe uma única maneira de apresentar os números. E segundo Batitucci (1998) no universo de desafios das políticas públicas destaca-se o aumento dos indicadores de violência e de criminalidade. Em contraste, na perspectiva Beato Filho (2000), quanto mais acentuada é a percepção pública da criminalidade como problema relevante, menos se conhece o fenômeno, devido às poucas estatísticas existentes sobre violência e criminalidade. Isto proporciona um paradoxo, diante da argumentação de Kahn (1997, p.12):

O cidadão tem o direito de ser informado sobre a evolução de um fenômeno que afeta intimamente sua vida, e informado corretamente. Isto implica, por parte do governo, na coleta e divulgação sistemática de dados recentes sobre os mais variados delitos. Implica também em aparelhar humana e materialmente as Secretarias de Segurança e os departamentos de estatística para que possam desempenhar suas obrigações a contento (Kahn, 1997, p.12).

Beato Filho (1999) pontua que os administradores de segurança, infelizmente, gerenciam a partir da crise que vem a tona através da opinião pública. Assim como, os demais setores da administração pública, os recursos utilizados para gestão da área de segurança pública são limitados e requerem uma alocação fundamentada em informação. Os indicadores sociais de criminalidade, assim como o demais, como já mencionado, têm como função mensurar, quantificar e qualificar determinada realidade social.

Kahn (1997, p.12) descreve que a construção e a escolha dos indicadores devem estar fundamentada em delitos que apresentam intencionalidade do agente. Além disso, ainda na visão desse autor, a determinação do objetivo é que legitima a escolha dos delitos que farão parte do universo de indicadores.

A Tabela 2.3 demonstra alguns indicadores de criminalidade e seu conceito de acordo com a **SENASP**.

Tabela 2.3 – Indicadores criminais sistematizados pela SENASP.

(Continua)

Indicador	Conceito	Norma origem
Homicídio doloso	Soma de todos os homicídios classificados como dolosos isto é, praticados voluntária ou intencionalmente, por qualquer instrumento ou meio.	Código Penal, art. 121.
Tentativa de homicídio	Soma de todos os casos de homicídio tentado (isto é, cuja execução se iniciou, mas não se consumou por circunstâncias alheias à vontade do agente).	Código Penal, art. 121 (homicídio), combinado com art. 14, inciso II (crime tentado).
Lesão corporal	Soma de todas as lesões corporais dolosas (ofensas voluntárias ou intencionais à integridade corporal ou à saúde de outrem), sejam e natureza leve, grave ou gravíssima, incluindo aquelas provocadas por agressão mútua ou recíproca e excluindo aquelas que resultaram em morte.	Código Penal, art. 129, caput e §§ 1º e 2º.

Tabela 2.3 – Indicadores criminais sistematizados pela SENASP.

(Continua)

Indicador	Conceito	Norma origem
Estupro	Soma de todos os estupros consumados registrados no período (define-se como crime de estupro: “constranger mulher à conjunção carnal, mediante violência ou grave ameaça”).	Código Penal, art. 213.
Atentado violento ao pudor	Soma de todas as ocorrências de atentado violento ao pudor (define-se como crime de atentado violento ao pudor: “constranger alguém, mediante violência ou grave ameaça, a praticar ou permitir que com ele ou ela se pratique ato libidinoso diverso da conjunção carnal”).	Código Penal, art. 214.
Extorsão mediante sequestro.	Soma de todas as ocorrências de extorsão mediante sequestro (sequestro de pessoa com o fim de obter, para si ou para outrem, qualquer vantagem, como condição ou preço do resgate).	Código Penal, art. 159, caput; e §§ 1º, 2º e 3º.

Tabela 2.3 – Indicadores criminais sistematizados pela SENASP.

(Conclusão)

Indicador	Conceito	Norma origem
Roubos	Soma de todas as ocorrências de roubo.	Código Penal, art. 157.
Furtos	Soma de todas as ocorrências de furto (subtração, para si ou para outrem, de coisa alheia móvel).	Código Penal, art. 155.
Crimes letais intencionais	Homicídios Dolosos, Roubos Seguidos de Morte e Lesões Seguidas de Morte.	-
Crimes Violentos não letais contra a pessoa	Tentativas de Homicídio, Estupros, Atentados Violentos ao Pudor e Torturas.	-
Crimes violentos contra o patrimônio	Roubos e Extorsões Mediante Sequestro	-
Delitos de trânsito	Homicídios culposos e lesões corporais culposas resultantes de acidentes de Trânsito	-
Delitos envolvendo drogas	Tráfico, Uso e porte de drogas	-

Fonte: SENASP.

Os indicadores de criminalidade disponibilizados pela **SENASP** (Tabela 2.3) fazem parte do processo de elaboração de um *Sistema Nacional de Estatística e Justiça Criminal*. Esses indicadores foram construídos a partir do registro de ocorrências policiais civis de todo Brasil com seguintes níveis de estratificação: Brasil, regiões geográficas, unidades da federação e capitais. Segundo a SENASP (2008), considerando a subnotificação, estes indicadores são necessários para o provimento de comparações regionais da criminalidade, bem como o monitoramento da evolução temporal, além de possibilitar novos estudos empíricos em relação à criminalidade.

É válido relatar que existem outros indicadores sistematizados pela **SENASP** como, por exemplo, o furto de veículos e roubo de veículos. Porém aqui buscamos apenas citar os disponibilizados publicamente pela SENASP (Tabela 2.3). Com o objetivo de atender os requisitos desse trabalho, optamos por questões operacionais modelar estatisticamente os seguintes delitos (Tabela 2.4):

Tabela 2.4 – Indicadores criminais sistematizados pela SENASP contemplados nesta pesquisa. (Continua)

Indicador	Conceito	Norma origem
Roubo a transporte coletivo	Soma de todos os roubos praticados no interior de qualquer veículo de transporte coletivo, regular ou alternativo (ônibus urbano ou interurbano, kombi, perua, van, lotação, lotada, trem, bonde, metrô, avio, barca, avião etc.), quer as vítimas sejam passageiros, condutores ou funcionários da companhia transportadora.	Código Penal, art. 157.

Tabela 2.4 – Indicadores criminais sistematizados pela SENASP contemplados nesta pesquisa. (Continua)

Indicador	Conceito	Norma origem
Roubo de veículo	Soma de todas as ocorrências de roubo (“subtração de coisa móvel alheia, para si ou para outrem, mediante grave ameaça ou violência a pessoa, ou depois de havê-la, por qualquer meio, reduzido à impossibilidade de resistência”) nas quais foram subtraído: veículo automotor terrestre sem carga transportada: automóvel de passeio, caminhonete, caminhão sem carga, veículo de transporte coletivo, motocicleta, motoneta, etc.	Código Penal, art. 157
Furto de veículo	Soma de todas as ocorrências de furto (subtração, para si ou para outrem, de coisa alheia móvel) nas quais foi subtraído veículo automotor terrestre: automóvel de passeio, táxi, caminhonete ou caminhão sem carga, veículo de transporte coletivo, motocicleta, motoneta, etc.	Código Penal, art. 155

Tabela 2.4 – Indicadores criminais sistematizados pela SENASP contemplados nesta pesquisa.

(Conclusão)

Indicador	Conceito	Norma origem
Homicídio doloso	Soma de todos os homicídios classificados como dolosos isto é, praticados voluntária ou intencionalmente, por qualquer instrumento ou meio	Código Penal, art. 121.
Homicídio tentado	Soma de todos os casos de homicídio tentado (isto é, cuja execução se iniciou, mas não se consumou por circunstâncias alheias à vontade do/a agente).	Código Penal, art. 121 (homicídio), combinado com art. 14, inciso II (crime tentado).

Fonte: SENASP

Crimes contra o patrimônio (furto de veículo, roubo de veículo e roubo a transporte coletivo), foram contemplados nesta dissertação por apresentarem baixa taxa de subnotificação, pois o proprietário para acionar a seguradora ou recuperar o bem perdido terá que registrar o evento junto a uma autoridade policial. Os crimes contra pessoa (homicídio doloso e homicídio tentado) e principalmente, o homicídio intencional (homicídio doloso), fizeram parte também do rol de indicadores desta dissertação, pois os mesmos são utilizados frequentemente como indicador de criminalidade em diversos estudos empíricos sobre os determinantes da criminalidade (SANTOS; KASSOUT, 2006, p.5). Ademais, o homicídio doloso, segundo Santos e Kassout (2006), possui taxa de sub-registro menor quando comparado com os demais, isso por resultar na perda de vida humana, tendo como consequência, o registro no instituto médico legal. Diante da

problemática da criminalidade, estudar estatisticamente no tempo e no espaço este fenômeno passou a ser uma das preocupações entre estudiosos de diversas áreas. Nesta perspectiva e com propósito de atender os objetivos desta dissertação, discutiremos alguns conceitos teóricos e métodos de análise das séries temporais no próximo capítulo, dando ênfase ao método DFA e o DCCA de análise de séries temporais.

Capítulo 3 – Descrição teórica

3.1 Alguns conceitos relevantes

As investigações empíricas dependem, em grande extensão, de dados arranjados em forma cronológica e a análise de séries temporais (AST) tem como objetivo descrever e analisar os comportamentos passados da série, visando à compreensão do comportamento da série e a conseqüente previsão de movimentos futuros (FONSECA, MARTINS e TOLEDO 1985, p.141). A análise de séries temporais tem sido de grande importância em diversas áreas do conhecimento como, por exemplo, economia, ciências sociais, demografia, epidemiologia, entre outras.

Para Morettin e Toloi (2004, p.1) série temporal é um conjunto de observações ordenadas no tempo. Seja Y a variável observada e t a variável tempo. Uma série temporal é definida pelos valores $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n$, nos tempos; $t_1, t_2, t_3, \dots, t_n$. Assim Y é uma função de t simbolizada por:

$$Y = f(t). \quad (3.1)$$

São exemplos de series temporais:

- (i) Valores diários das temperaturas médias de Salvador-BA;
- (ii) Incidência mensal dos acidentes de trânsito na Região Metropolitana de Salvador;
- (iii) Taxa mensal de homicídios dolosos por mil habitantes na Bahia;
- (iv) Número de veículos roubados mensalmente em Salvador-BA (Figura 3.1);
- (v) Registro diário de marés no litoral da Bahia;
- (vi) Índice diário da Bolsa de valores de São Paulo;

- (vii) Número médio de pessoas transportadas diariamente em veículos coletivos de Salvador-BA;
- (viii) Valores diários do consumo de energia elétrica no estado da Bahia;
- (ix) Homicídios dolosos registrados diariamente na Região Metropolitana de Salvador – RMS, 2003 – 2007 (Figura 3.2);
- (x) Número anual de vítimas fatais de acidente de trânsito em Salvador-Ba (Figura 3.3).
- (xi) PIB – Produto Interno Bruto anual da Região Metropolitana de Salvador – RMS (Figura 3.4);
- (xii) Número de ocorrências de dengue por mês no estado do Rio de Janeiro;

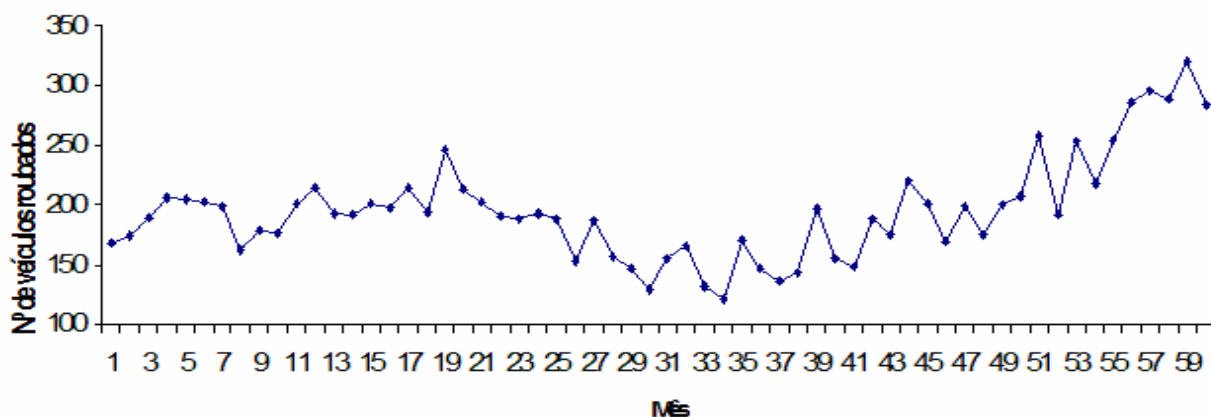


Figura 3.1 – Número de veículos roubados mensalmente em Salvador-BA, 2003 - 2007. Fonte: CEDEP.

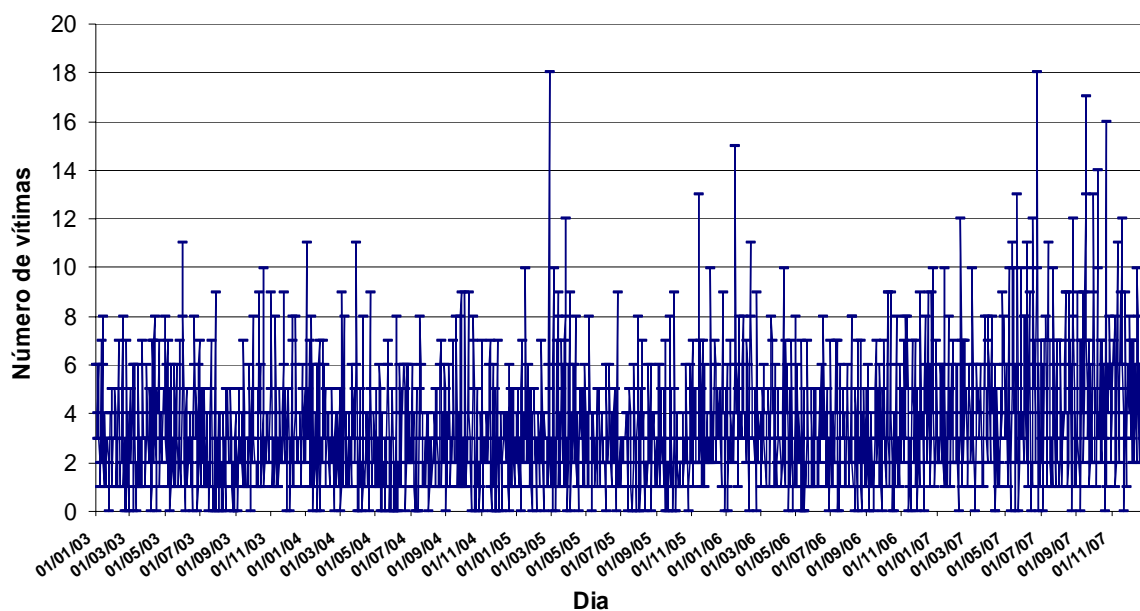


Figura 3.2 – Homicídios dolosos registrados diariamente na Região Metropolitana de Salvador – RMS, 2003 – 2007. Fonte: CEDEP.



Figura 3.3 – Número de vítimas fatais em acidente de trânsito registrados em Salvador-BA, 1994 – 2006. Fonte: DETRAN-BA/ SET.

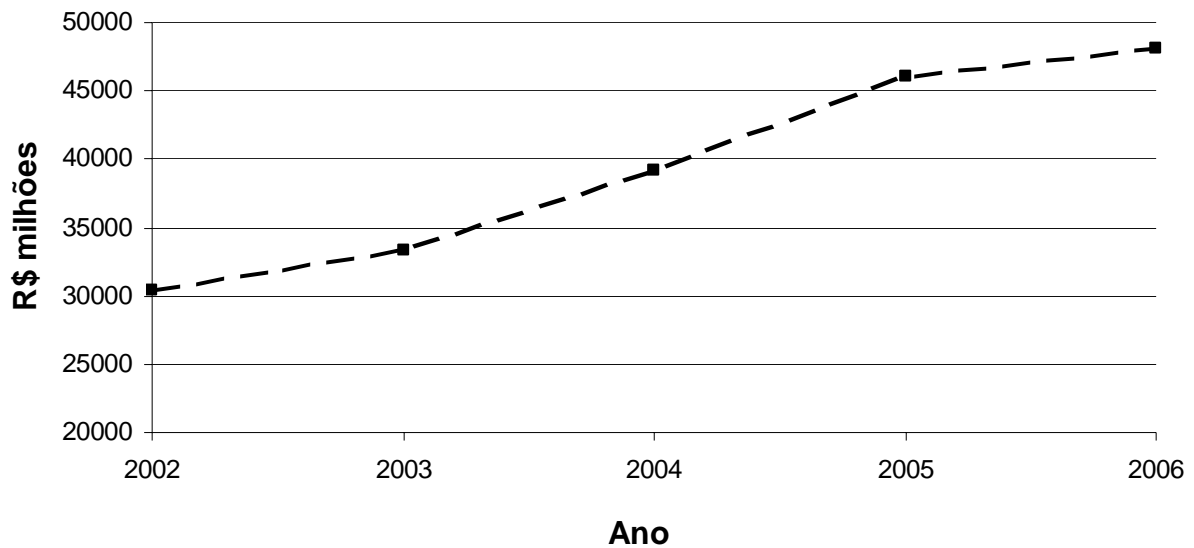


Figura 3.4 – Produto Interno bruto a preços correntes da Região metropolitana de Salvador-BA, 2002 - 2006. Fonte: SEI.

A AST é o procedimento pelo qual são identificados os segregados e fatores relacionados com o tempo que influenciam os valores observados na série. Uma vez identificados, podem ser usados para auxiliar na interpretação e na projeção de valores da série temporal. Segundo Morettin e Tolo (2004, p.1) existem, basicamente, dois enfoques utilizados nos procedimentos de análise de séries temporais, ambos com objetivos determinados. No primeiro enfoque, a análise é realizada no domínio temporal, ou seja, é considerada a evolução temporal do processo, e os modelos propostos são modelos paramétricos (com um número finito de parâmetros). Já no segundo enfoque a análise é concebida no domínio de frequência, e os modelos propostos são modelos não paramétricos, por exemplo, pode-se citar a análise espectral.

Obtida a série temporal podemos estar interessados em:

- a) Investigar o mecanismo gerador da série temporal; por exemplo, analisando uma série de homicídios dolosos, podemos querer saber como esses homicídios foram concebidos;
- b) Fazer previsões de valores futuros da série de curto, médio e longo prazo;
- c) Descrever apenas o comportamento da série; neste caso, a utilização de medidas estatísticas descritivas, a construção de gráficos, a verificação de tendências, ciclos e variações sazonais, etc podem ser ferramentas úteis;
- d) Procurar periodicidades relevantes nos dados.

Em variadas situações no campo das ciências físicas, exatas, biológicas e humanas freqüente o conceito de sistema dinâmico, submetendo-se a uma série de entrada $X(t)$, uma série de saída $Z(t)$ e uma função de transferência $\nu(t)$ (Figura 3.5).

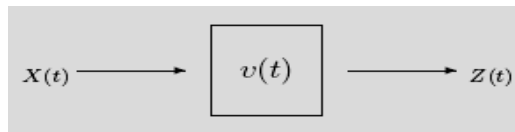


Figura 3.5 – Representação de um sistema dinâmico: Fonte: Morettin; Toloí, (2004).

Os sistemas lineares, segundo Veiga e Sáfadi (1999, p.59) são de relevante importância, onde a saída está relacionada com entrada por meio de um funcional linear envolvendo $\nu(t)$. Segundo estes, um exemplo característico é a chamada *função de transferência*³, representada pela seguinte expressão:

$$Z(t) = \sum_{\tau=0}^{\infty} \nu(\tau)X(t - \tau). \quad (3.2)$$

³ Para maiores detalhes consultar, a referência Box, Jenkins e Reinsel (1994).

Daí surgem problemas de interesse que são:

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

Um aspecto relevante no estudo de séries temporais é identificar se a série é estacionária, ou seja, se ela desenvolve aleatoriamente no tempo em torno de uma média constante, caracterizando assim algum padrão de equilíbrio estável. Mas, na maioria das vezes as séries temporais apresentam característica de não-estacionariedade. Outra característica importante ao analisar uma série temporal é detectar componentes periódicos e separar componentes determinísticos, dos puramente estocásticos (ANTENEODO, 2004).

Os modelos utilizados em séries cronológicas fundamentam-se fortemente no conceito de estacionariedade. Sendo assim, em sua maioria, os modelos considerados são lineares estacionários fracos, como modelos autoregressivos (AR), de médias móveis (MA) e mistos (ARMA). Existem, também, modelos capazes de descrever estatisticamente séries estacionárias e não estacionárias, por exemplo, o modelo ARIMA

(auto-regressivos integrados médias móveis) desde que não apresentem comportamento explosivo (MORETTIN; TOLOI, 2004). Uma série temporal pode apresentar característica de estacionariedade durante um período longo ou apenas em períodos muito curtos, mudando de nível e/ou de inclinação (Figura 3.6).

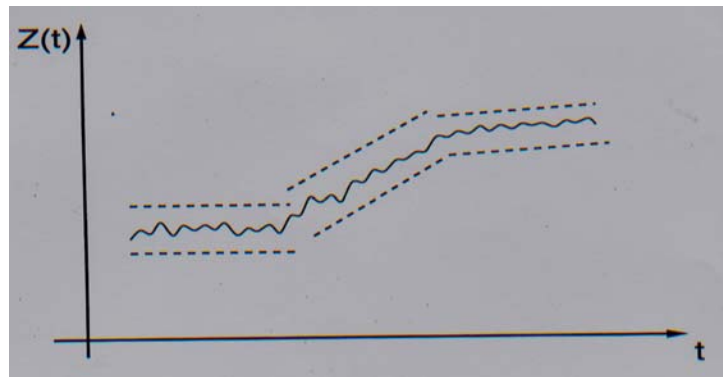


Figura 3.6 – Série não-estacionária quanto ao nível e inclinação. Fonte: Morettin; Tolo, (2004).

Devido ao fato de grande parte dos modelos estatísticos de AST supor que as séries sejam estacionárias, é preciso transformar os dados originais, caso estes não se caracterizam como de uma série estacionária. O procedimento de transformação mais elementar é estabelecer diferenças sucessivas da série original, até conseguir a desejada estacionalidade (MORETTIN; TOLOI, 2004, p.5). Assim a primeira diferença de $Z(t)$ é definida pela seguinte expressão:

$$\Delta Z(t) = Z(t) - Z(t-1), \quad (3.3)$$

a segunda diferença

$$\Delta^2 Z(t) = \Delta[\Delta Z(t)] = \Delta[Z(t) - Z(t-1)] \quad (3.4)$$

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

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

É frequente em ST econômicas e financeiras, por exemplo, a presença de tendências, podendo gerar um acréscimo de variância ao longo do tempo. Neste caso, uma transformação não linear, como a logarítmica pode ser aplicada (MORETTIN; TOLOI, 2004, p.8).

Existem, basicamente, dois motivos para se transformar os dados originais de uma série temporal: estabilizar a variância e tornar o efeito sazonal aditivo. Uma outra razão de se transformar os dados, de acordo com Morettin e Tolo (2004), é obter uma série mais próxima possível de uma distribuição simétrica aproximadamente normal, ou seja $\mu = 0$ (média igual a 0) $\sigma^2 = 1$ (variância igual a 1). A Figura 3.7 apresenta (a) os homicídios dolosos registrados em Salvador-BA de Janeiro de 2003 a Dezembro de 2007, (b) a primeira e a (c) segunda diferença respectivamente da série de homicídios dolosos de Salvador-Ba agora estacionária (em b e c).

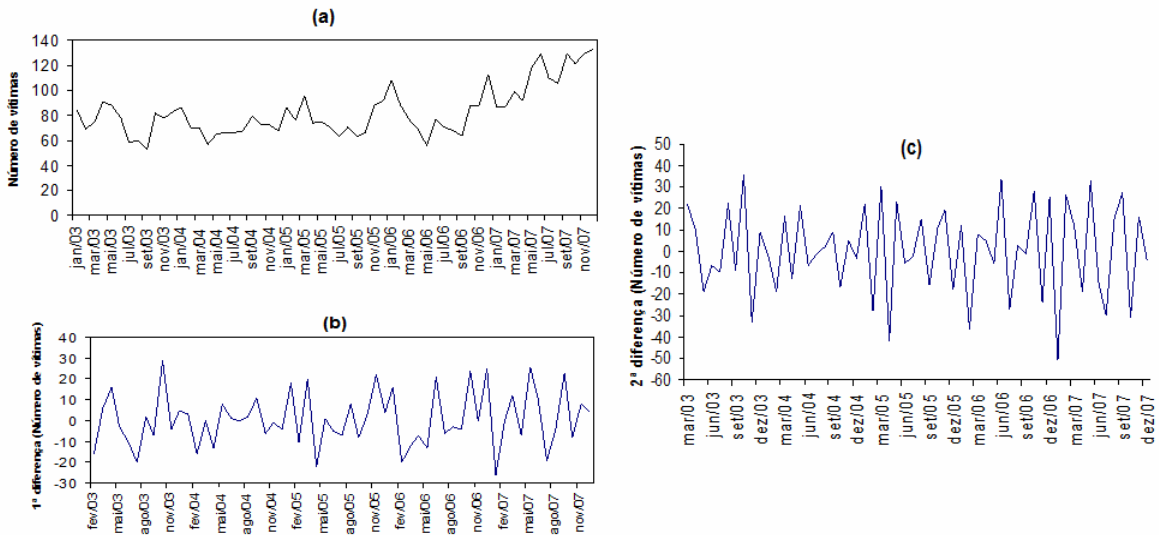


Figura 3.7 – (a) Homicídios dolosos registrados mensalmente em Salvador-BA, 2003 - 2007. (b) Primeira e (c) segunda diferença. Fonte: CEDEP Nota: Cálculo do autor.

Caso consideremos Z_1, Z_2, \dots, Z_n como variáveis aleatórias, tendo uma distribuição conjunta $f(z_1, \dots, z_n)$ e distribuições marginais $f(z_1), \dots, f(z_n)$, a série será estacionária se, para qualquer momento de tempo t e n , tivermos $f(z_t) = f(z_{t+n})$, $n = \pm 1, \pm 2, \dots$, isto é, as distribuições de Z_1, Z_2, \dots, Z_n são invariantes por translações ao longo do tempo. Assim, Z_t e Z_{t+n} terão os mesmos parâmetros, por exemplo,

$$E(Z_t) = E(Z_{t+n}), \quad (3.6)$$

$$Var(Z_t) = Var(Z_{t+n}), \quad (3.7)$$

onde $E(Z_t)$ é o valor esperado variável Z e $Var(Z_t)$ é variância de Z .

Ou seja, a média e a variância de uma série estacionária são constantes, independentemente do instante de tempo t , e pode-se representar da seguinte forma:

$$E(Z_t) = \mu, \forall t \quad (3.8)$$

$$Var(Z_t) = \sigma^2, \forall t. \quad (3.9)$$

Algumas séries temporais são baseadas em processos estocásticos, isto é, processos controlados por leis probabilísticas. Se relacionarmos T como um conjunto arbitrário. Um processo estocástico é uma família $Z = \{Z(t), t \in T\}$, tal que, para cada $t \in T, Z(t)$ é uma variável aleatória (MORETTIN; TOLOI, 2004, p.21; PEREIRA, 1984, p.9). Nestas condições um processo estocástico pode ser considerado uma família de variáveis aleatórias (v.a), e podemos supor que elas sejam definidas no mesmo espaço amostral de probabilidade (Ω). Na realidade $Z(t)$ é uma função de dois argumentos, $Z(t, \omega), t \in T, \omega \in \Omega$ (Figura 3.8).

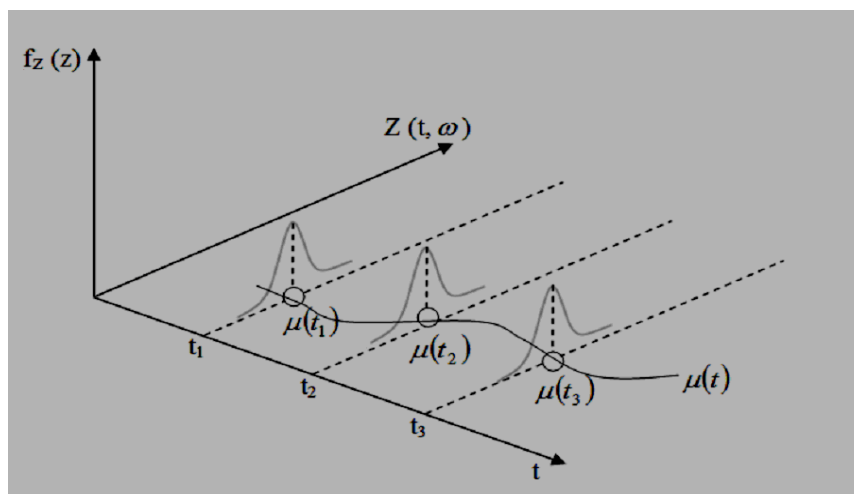


Figura 3.8 – Um processo estocástico interpretado como uma família de variáveis aleatórias. Fonte: Morettin; Toloí, (2004).

Ao analisar a Figura 3.8 veremos, que para cada $t \in T$, teremos uma v.a. $Z(t, \omega)$, como uma distribuição de probabilidade, ou seja é possível que a função densidade de probabilidade $f_z(Z)$ no momento t_1 difira da $f_z(Z)$ no momento t_2 .

Se designarmos as possíveis realizações de $Z(t, \omega)$ por $Z^{(1)}(t), Z^{(2)}(t), \dots, Z^{(n)}(t)$, poderemos chamar o conjunto de todas as possíveis trajetórias como “ensemble”. E,

além disso, podemos observar que cada realização $Z^{(j)}(t)$ é uma função do tempo t não aleatória e, para cada t fixo, $Z^{(j)}(t)$ é um número real.

Segundo Morettin e Toloi (2004, p.22) uma forma de analisar uma distribuição de probabilidade $Z(t, \omega)$, para um t fixo, é levar em consideração durante a análise a quantidade de trajetórias que passam por uma janela de amplitude Δt de modo que, tal quantidade de trajetórias será relacionada à $f_z(Z)\Delta t$. Onde $\Delta t = t_j - t_{(j-1)}$, j variando de $1, \dots, n$ pontos da série (Figura 3.9).

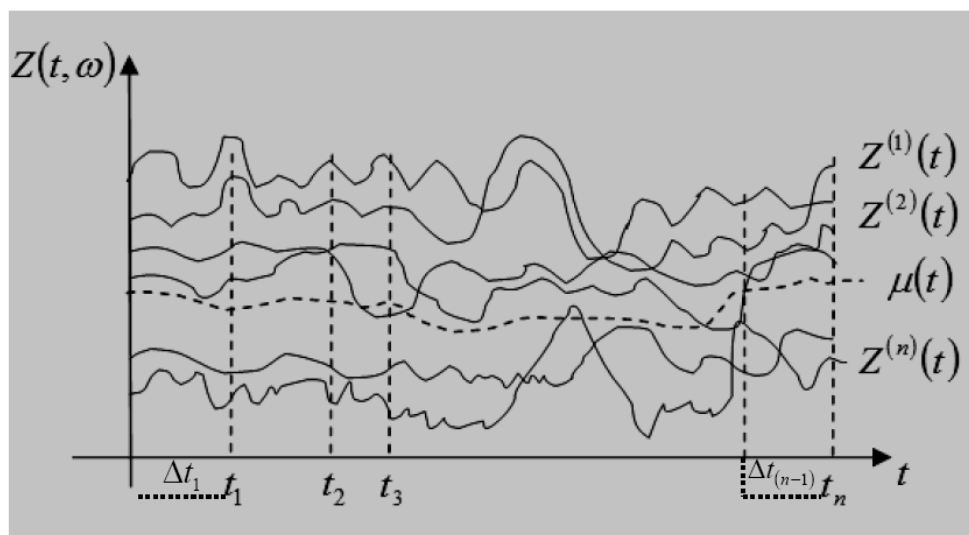


Figura 3.9 – Um processo estocástico interpretado como uma família de trajetórias. Fonte: Morettin; Toloi (2004). Nota: Adaptado pelo autor.

Um processo estocástico está estatisticamente determinado quando é conhecido suas funções de distribuição até a N -ésima ordem. Por exemplo, dado um processo estocástico $Z = \{Z(t), t \in T\}$, o mesmo estará especificado se para todo $n > 1$ conhecermos as distribuições finito-dimensionais. Isto denota que, para $n = 1$, conhecemos as distribuições unidimensionais da v.a $Z(t_1), t \in T$, para $n = 2$,

conhecemos as distribuições bidimensionais da v.a $(Z(t_1), Z(t_2))$, $t_1, t_2 \in T$, e assim por diante (MORETTIN; TOLOI, 2004; PEREIRA, 1984). Porém, na prática, segundo Souza e Camargo (2004), dificilmente se conhece todas as funções de distribuição até a N -ésima ordem e frequentemente tem-se apenas uma realização do processo estocástico em análise. Com esta realidade, é necessário realizar uma inferência do mecanismo gerador da série (Figura 3.10).

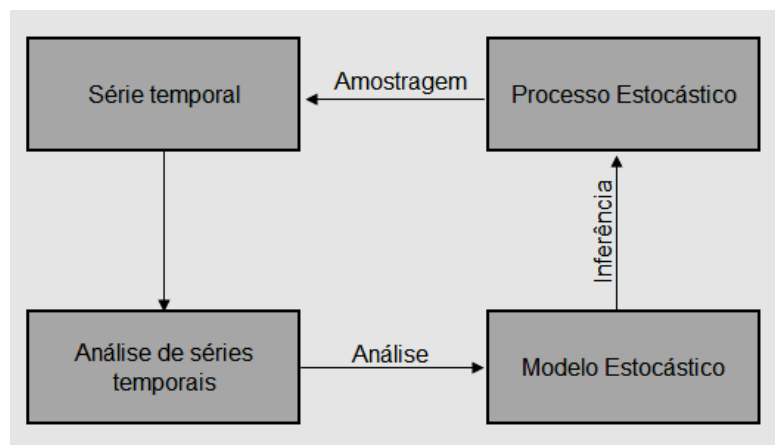


Figura 3.10 – Processo estocástico e Série temporal. Fonte: Souza; Camargo (2004).

A Figura 3.10 destina-se a ilustração da sequência e o objetivo do estudo de séries temporais. Isto é, considerando um processo estocástico em análise retira-se uma amostra finita de observações (série temporal), e através do estudo dessa amostra, é possível atribuir um modelo com propósito de inferir sobre o comportamento da realidade (GUJARATI, 2000, p.719). Uma relevante classe de modelos estocásticos corresponde ao processo estacionário, i.e., aquele que apresenta média constante com equilíbrio em seu desenvolvimento. Um processo estocástico $Z = \{Z(t), t \in T\}$ é considerado estacionário, se para todo t tivermos:

$$E[Z(t)] = \mu, \quad (3.10)$$

$$V[Z(t)] = V[Z(t) - \mu]^2 = \sigma^2; \quad (3.11)$$

$$E[(Z(t) - \mu)(Z(t - k) - \mu)] = f_z(k), k = 1, 2, 3, \dots \quad (3.12)$$

onde μ é a média amostral esperada por $E\{Z(t)\}$ e σ^2 a variância esperada em $V[Z(t)]$, que são invariantes ao longo do tempo. A Equação 3.12 exprime que as autocovariâncias independem no tempo. Ou seja, elas variam apenas em função da distância ou ordem k que afasta as duas observações consideradas (ENDERS, 2003).

Além das propriedades anteriormente mencionadas, outra propriedade pertinente em uma ST é a autocorrelação, que determina, se a série possui memória de longa duração ou não, ou seja, se a mesma é persistente, antipersistente ou descorrelacionada. Uma série temporal pode ser caracterizada como persistente se observações adjacentes estão correlacionadas positivamente. A ST é denominada como antipersistente se a série apresentar correlação inversa, ou seja, se existir a tendência de valores grandes serem seguidos por valores pequenos como, por exemplo, o batimento cardíaco. Se uns dos casos supracitados não ocorrerem à série é dita descorrelacionada, como ocorre com o ruído branco (ANTENEODO, 2004).

3.2 Modelos para séries temporais

Descrever por meio de modelos matemáticos sistemas e fenômenos observáveis, desde a antiguidade, sempre foi um desafio. Uma das significativas mudanças, ocorridas na metade dos anos 90, foi à crescente tendência no

desenvolvimento de se obter modelos matemáticos a partir de dados observados e não mais exclusivamente com base nas equações que descrevem a física do processo. Uma das possíveis razões dessa mudança foi o acesso a computadores com baixo custo e bom desempenho (AGUIRRE, 2000). A palavra modelo pode ser denotada como uma representação simplificada da realidade, estruturada de tal maneira que possibilite a compreensão do funcionamento total ou parcial de uma dada realidade ou fenômeno (MATOS 2000, p.20). “Por um modelo matemático entende-se uma construção abstrata de um fenômeno real, que deveria comportar-se em concordância com a situação real em todos os seus aspectos relevantes” (SOUZA; CAMARGO, 2004, p.29).

Os modelos utilizados em ST são os processos estocásticos. Ao descrever determinada ST por um modelo, é necessário especificar uma função-perda como, por exemplo, o erro quadrático médio (EQM) (Equação 3.12), além do modelo proposto, para daí então obter um procedimento de previsão. Digamos que dispomos de observações de uma série temporal até o momento t e precisamos prever o valor da série no instante $t+h$ (Figura 3.11), neste caso t é a origem e $\hat{Z}_t(h)$ denotará a previsão de $Z(t+h)$, de origem t e horizonte h , poderemos definir o erro quadrático médio pela seguinte expressão (MORETTIN; TOLOI, 2004):

$$EQM = \left[Z(t+h) - \hat{Z}_t(h) \right]^2 \quad (3.12)$$

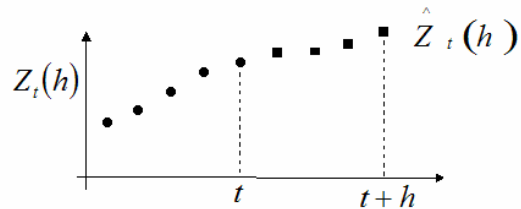


Figura 3.11 – Observações de uma série temporal com previsões de origem t e horizonte h . Fonte: Morettin; Tolo (2004).

De posse de um dado modelo que possa descrever uma ST até o momento t e considerando que temos o objetivo de minimizar a expressão acima, obteremos uma expressão para $\hat{Z}_t(h)$. A previsão de uma ST pode ser classificada como de curto, médio e longo prazo, isso dependendo do valor associado ao horizonte máximo de previsão. Mas, qualquer que seja o horizonte de previsão (curto, médio ou longo prazo), não há um consenso entre os estudiosos sobre o horizonte máximo de previsão. Este estará correlacionado com o grau de previsibilidade da ST e também com o erro de previsão. Além disso, a qualidade da previsão de um determinado modelo, não pode ser sustentada quando forem identificadas mudanças significativas geradas a partir da origem, em relação àquelas utilizadas para a construção do modelo.

Comumente os modelos de previsão de ST fundamentam-se na suposição de que observações passadas contêm propriedades sobre o padrão de comportamento da ST. O objetivo dos métodos, neste caso, é estabelecer diferença entre o padrão de qualquer ruído que possa estar contido nas observações para daí então usar esse padrão para prever valores ou movimentos futuros da série.

A classificação dos modelos de ST, de acordo com o número de parâmetros envolvidos, se dá através de duas classes: modelos paramétricos (aqueles para os

quais este número de parâmetro é finito) e não-paramétricos (os que envolvem um número infinito de parâmetros). Na classe de modelos paramétricos, cuja análise é realizada no domínio do tempo, os mais frequentes na utilização estão os modelos de erro (ou de regressão), os modelos auto-regressivos e de médias móveis (ARMA), os modelos auto-regressivos integrados e de médias móveis (ARIMA), modelos de memória longa (ARFIMA), modelos estruturais e modelos não-lineares. E os modelos não-paramétricos comumente utilizados são a função de autocovariância (autocorrelação) e a transformada de Fourier.

Podemos classificar, também, os modelos de ST em duas categorias: modelos automáticos e modelos não automáticos. Os modelos automáticos correspondem aqueles cuja aplicação se dá diretamente com o auxílio do computador. Já os não automáticos exigem a intervenção de pessoal especializado, para serem modelados, devido à dificuldade de automatização do modelo. Entre os modelos automáticos podemos citar os modelos de alisamento exponencial simples, os modelos auto-regressivo *stepwise* e a filtragem adaptativa. No rol de modelos não-automáticos pode-se mencionar o chamado método Box-Jenkins e o Bayesiano. A utilização frequente dos modelos automáticos de ST é devida à simplicidade, à eficiência computacional e à sua razoável previsão (MORETTIN; TOLOI, 1987; VEIGA; SÁFADI, 1999).

Grande parte dos métodos de ST estão fundamentados apenas na análise de uma série temporal visando especificar algum modelo que a descreva, porém existem alguns procedimentos de previsão que tentam modelar o comportamento de uma ST por meio de outras séries. Com essa premissa, Souza (1989) classifica os modelos de ST, dependendo do número de ST's envolvidas na análise, em modelos univariados e multivariados. A modelagem de uma única série temporal denomina-se análise

univariada enquanto que análise de mais de uma série distinta trata-se de uma análise multivariada (MADDALA, 2003).

Existe na literatura uma significativa variedade de modelos de séries temporais, cada um com suas peculiaridades, ou seja, capacidades e limitações (WHEELWRIGHT; MAKRIDAKIS, 1985). Diante disso, fica evidente que qualquer que seja a classificação do modelo de ST, é possível modelar estatisticamente um número significativo de diferentes modelos para analisar o comportamento de uma série particular.

A construção e seleção de modelos de ST dependem de diversos fatores como, por exemplo, comportamento do fenômeno ou conhecimento a priori que temos de sua natureza e do objetivo do estudo e, também, da acessibilidade a *software* adequados (MORETTIN; TOLOI, 2004).

3.2.1 Decomposição clássica de séries temporais

Até o início da década de 70, a maior parte dos trabalhos envolvendo séries de tempo procurava decompô-las em tendência (T_t), ciclo (C_t), sazonalidade (S_t) e termo errático (E_t). Uma série temporal (y_t) pode resultar na combinação de todas as quatro componentes mencionadas anteriormente ou por parte delas, em formato aditivo teremos $y_t = T_t + C_t + S_t + E_t$, já no multiplicativo poderemos expressar $y_t = T_t \times C_t \times S_t \times E_t$, $t = 1, \dots, n$. O modelo aditivo é recomendado, por exemplo, quando S_t não depende das outras componentes, como a tendência. Caso as amplitudes sazonais variem com a tendência, o modelo mais adequado é o multiplicativo.

Uma ST está intimamente ligada a uma mudança no nível da série em longo prazo. Ou seja, a tendência pode refletir o acréscimo, a redução ou a estabilidade em torno de um valor médio da série temporal em longo prazo (Figura 3.12). A sazonalidade ocorre quando padrões cíclicos de flutuação se repetem em intervalos relativamente constantes de tempo (Figura 3.13). A característica cíclica é evidenciada quando a série temporal manifesta variações ascendentes e descendentes, mas em intervalos não regulares de tempo (Figura 3.14). Qualquer variação em uma série temporal que não possa ser relacionada com uma das características anteriormente mencionada é devido ao chamado ruído aleatório no processo gerador da série. O termo ruído denota algo irregular. Para uma ST ruído é uma variação aleatória do sinal ao redor do seu valor médio. A hipótese usual é que essa variação resulte em uma série puramente aleatória ou ruído branco, com média zero e variância constante.

Nº de pontos

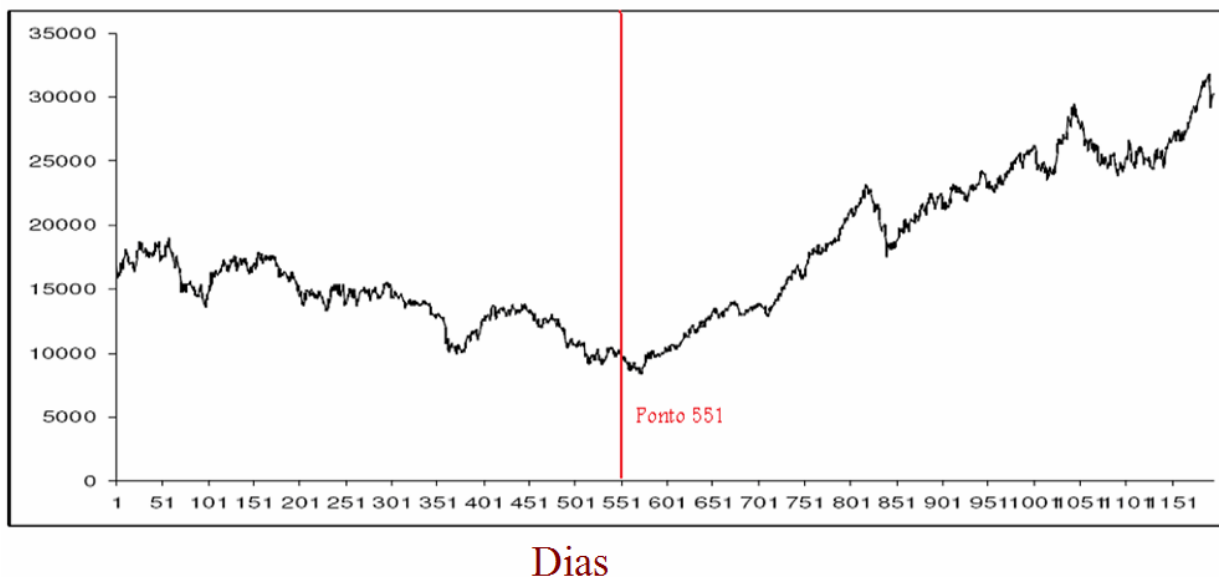


Figura 3.12 – Cotações diárias do índice IBOVESPA, 03/Jan/2000 - 10/out/2005. Fonte: ARNAUD (2007). Adaptada pelo autor.

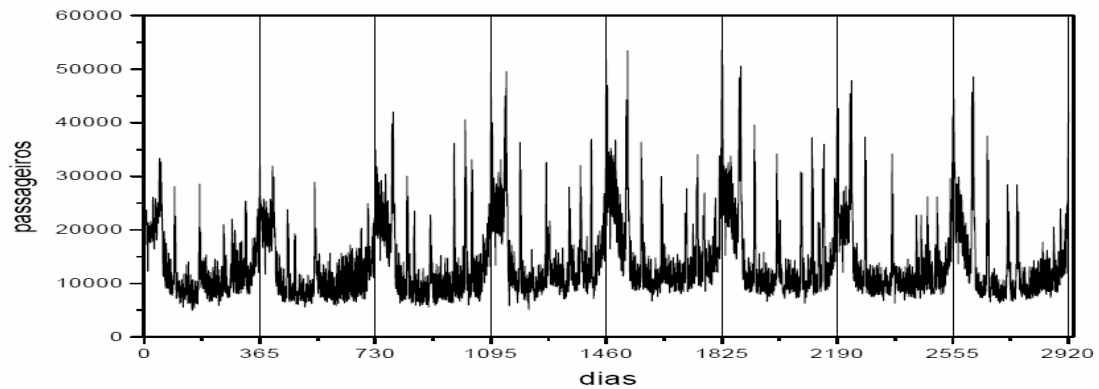


Figura 3.13 – Demanda de passageiros transportados diariamente pelo sistema ferry boat, 1996 - 2003. Fonte: FILHO (2005).

A Figura 3.12 representa uma série temporal sem movimento cíclico aparente, com uma quebra de estrutura expressiva (troca abrupta de movimento de tendência em torno do ponto 551) e não estacionária (ARNAUD, 2007). Na Figura 3.13 é possível observar um comportamento sazonal, pois existem movimentos semelhantes a cada 365 dias. A Figura 3.14 demonstra claro movimento cíclico, sem movimento de tendência relevante e é estacionária. A título de exemplo, a Tabela 3.1 apresenta as quatro componentes que podem influenciar uma ST econômica ou de negócios e suas respectivas características (LEVINE; BERENSON; STEPHAN, 2000).

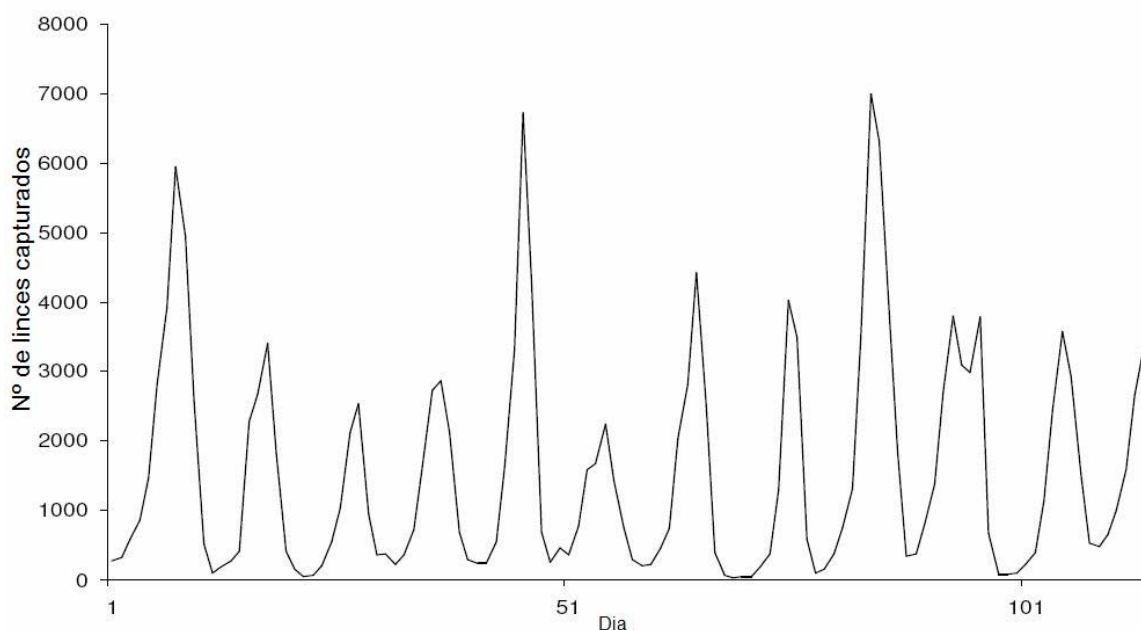


Figura 3.14 – Número de lincas capturados no Noroeste do Canadá, 1821 - 1934. Fonte: ARNAUD (2007).

Tabela 3.1 – Fatores que influenciam dados de séries econômicas ou de negócios.

Componentes	Classificação do componente	Definição	Razão para a influência	Duração
Tendência	Sistemático	Geral ou persistente, padrão de movimento de longo prazo, para cima ou para baixo.	Modificações na tecnologia, na população, na renda ou no valor.	Vários anos.
Sazonal	Sistemático	Flutuações periódicas relativamente regulares, que ocorrem dentro de cada período de 12 meses, ano após ano.	Condições climáticas, costumes sociais, costumes religiosos.	Dentro de 12 meses (dados mensais ou trimestrais).
Cíclico	Sistemático	Oscilações ou movimentos repetidos para cima e para baixo, através de quatro fases: pico (prosperidade) para a contração (recessão) para o fundo (depressão) para a expansão (recuperação ou crescimento).	Interações de inúmeras combinações de fatores que influenciam a economia.	Geralmente 2 a 10 anos com diferentes intensidades para um ciclo completo.
Irregular	Não-sistemático	Flutuações erráticas ou "residuais" em uma série temporal, que existem após se levarem em conta os efeitos sistemáticos – tendência, sazonal e cíclica.	Variações aleatórias nos dados ou devido a eventos não-previstos, como greves, furacões, enchentes assassinatos políticos etc.	Curta duração e sem repetição.

Fonte: Levine; Berenson; Stephan, 2000.

3.2.1.1. Estimação de tendência

Na seção anterior vimos que no modelo de decomposição de uma série temporal Z_t pode ser representada como uma soma de pelos menos três componentes não-observáveis. Sendo representada pela seguinte expressão:

$$Z_t = T_t + S_t + a_t, \quad (3.14)$$

onde T_t e S_t denotam a tendência e sazonalidade, respectivamente, enquanto a_t a componente aleatória, com média zero e variância constante. O principal objetivo em considerar o modelo acima é estimar S_t e modelar uma série livre de sazonalidade ou sazonalidade ajustada. Com o objetivo de se estimar a tendência, podemos supor que a componente sazonal não esteja presente e assim representar Z_t da seguinte forma.

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

Existem diversos motivos para modelar uma série temporal considerando o procedimento de ajuste sazonal mencionado anteriormente. Comumente as componentes T_t e S_t são relacionadas e a influência da tendência sobre a sazonalidade pode ser significativa, por dois motivos:

- (i) modelos de estimação de sazonalidade podem ser consideravelmente afetados se não levarmos em conta a componente tendência;
- (ii) a descrição das características de S_t depende da especificação de T_t

Os métodos destinados a estimação de tendência (T_t) mais frequentes se destinam a:

- (i) modelar uma série temporal, com um polinômio de grau m , uma função exponencial ou outra função suave de t ;
- (ii) suavizar (ou filtrar) as observações da série ao redor de um ponto visando a estimação da tendência naquele ponto;
- (iii) suavizar, por meio de sucessivos ajustes de retas de mínimos quadrados ponderados (“lowess”), as observações da série objeto de estudo.

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

$$Y_t = Z_t - \hat{T}_t \quad (3.16)$$

Nesta dissertação daremos ênfase ao item (i) enquanto método de estimação de tendência. Uma técnica utilizada comumente na estimação de tendência (T_t) de uma ST é o ajuste de uma curva aos valores observados da série para fazer previsões. As funções mais utilizadas são: a exponencial, a logística e um polinômio de grau m . Nesta dissertação nos limitaremos a descrever o ajuste através de um polinômio. Assim supondo que a tendência (T_t) de uma série possa ser representada pelo seguinte polinômio de grau m .

$$T_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \dots + \beta_m t^m, \quad (3.17)$$

onde o grau m do polinômio é bem menor que o número de observações N . Na estimação dos parâmetros β_j , o método mais utilizado é Método dos Mínimos Quadrados.

Como exercício da aplicação do método dos mínimos quadrados (polinômio de grau um) para estimar a tendência (T_t) utilizamos os dados dos homicídios dolosos (código Penal, art. 121) registrados em Salvador-BA de maio de 2006 a dezembro de 2008 (Figura 3.15).

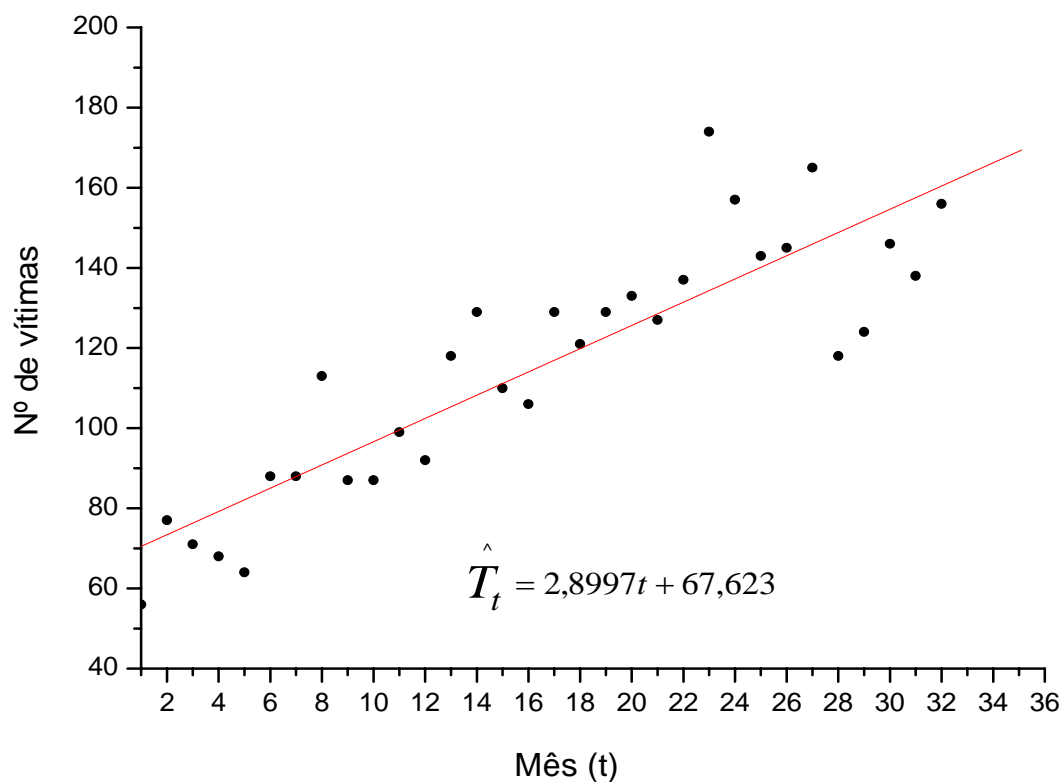


Figura 3.15 – Ajuste linear através dos mínimos quadrados na série de homicídios dolosos registrados em Salvador-BA, maio/2006 - dez/2008. Fonte: CEDEP. Nota: Cálculo do autor.

Com base no Figura 3.15, pode-se afirmar que T_t tem como melhor estimador linear $\hat{T}_t = 2,8997t + 67,623$. Ou seja, por meio do modelo estimado através do método dos mínimos quadrados para T_t podemos realizar previsões para valores futuros da série de homicídios dolosos de Salvador-BA.

3.2.1.2. Estimação da sazonalidade

Sabendo que uma ST pode ser expressa por $Z_t = T_t + S_t + a_t$, com $t = 1, 2, 3, \dots, N$. Podemos estimar a componente sazonal S_t subtraindo a série estimada de Z_t . Utilizando essa premissa, um procedimento de ajustamento sazonal consiste em obter \hat{S}_t de S_t e calcular $Z_t^{SA} = Z_t - \hat{S}_t$. Com base em Morettin e Toloí (2004) ao estimar a componente sazonal estamos cometendo erro de ajuste sazonal, expresso por $\delta_t = S_t - \hat{S}_t$. O procedimento de ajustamento sazonal é conceituado ótimo se for capaz de minimizar o erro de ajustamento. Empiricamente denota-se como sazonalidade em uma série temporal, os eventos que ocorrem regularmente em intervalos constantes como, por exemplo, o aumento do furto e do roubo (Código penal, art.155 e art. 157, respectivamente) e das vendas de dezembro a fevereiro ano a ano. Entre os diversos métodos de estimação de sazonalidade os mais frequentes na utilização são: os métodos de regressão e os de médias móveis (VEIGA; SÁFADI, 1999; MORETTIN; TOLOI, 2004). Neste estudo nos limitaremos a descrever o método de médias móveis e o DCCA (que será descrito na Seção 3.3.3) que também pode ser empregado para se estimar componentes sazonais.

O método de médias móveis é recomendado na estimação da sazonalidade quando a série temporal apresenta sazonalidade estocástica (varia com o tempo). Para compreensão do método de estimação da sazonalidade através da média móvel, considere a Tabela 3.2. Que representa observações de uma série temporal com p anos.

Tabela 3.2 – Observações de uma série temporal com p anos.

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

Fonte: Morettin e Toloi, 2004.

A Tabela 3.2 representa dados mensais e o número total de observações N . Sendo N o múltiplo de 12 isto é, $N = 12p$, $p =$ número de anos. Se calcularmos médias mensais, utilizando a notação da Tabela 3.2 chegaremos às seguintes expressões:

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

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

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

Ainda utilizando a notação da Tabela 3.2 podemos representar Z_{ij} como modelo sazonal constante (não varia muito ano a ano) pela seguinte expressão:

$$Z_{ij} = T_{ij} + S_j + a_{ij}, \quad i = 1, \dots, p, \quad j = 1, \dots, 12. \quad (3.21)$$

Já para modelo sazonal não-constante é possível representar Z_{ij} da seguinte forma:

$$Z_{ij} = T_{ij} + S_{ij} + a_{ij}, \quad i = 1, \dots, p, \quad j = 1, \dots, 12. \quad (3.22)$$

Ao considerar a série $Y_t = Z_t - \hat{T}_t$ este procedimento fornecerá meios para estimar a sazonalidade (S_t). Se a partir de Y_t tomamos médias dos meses: janeiro, fevereiro, março etc. Utilizando a notação da Tabela 3.2 chegaremos à seguinte expressão:

$$\bar{Y}_{.j} = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} Y_{ij}, \quad j = 1, \dots, 12, \quad (3.23)$$

Como em geral a soma dos $\hat{Y}_{.j}$ não é zero, é possível estimar as constantes sazonais considerando $\hat{S}_j = \bar{Y}_{.j} - \bar{Y}$, onde

$$\bar{Y} = \frac{1}{12} \sum_{j=1}^{12} \bar{Y}_{.j} \quad (3.24)$$

O modelo, neste caso, pode ser escrito como $Z_t = T_t + S_j + a_t$ com $t = 12i + j = 0, 1, \dots, p-1, j = 1, \dots, 12$, existindo p anos. Sendo assim podemos escrever $\bar{Y}_{.j}$ como:

$$\bar{Y}_{.j} = \frac{1}{p-1} \sum_{i=1}^{p-1} Y_{12i+j}, \quad j = 1, \dots, 6,$$

$$= \frac{1}{p-1} \sum_{i=0}^{p-2} Y_{12i+j}, \quad j = 7, \dots, 12. \quad (3.25)$$

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

3.2.2 Médias móveis simples – MMS

Diante de uma série localmente constante, ou seja, sem tendência e sem sazonalidade pode-se representar uma ST pela seguinte função:

$$Z_t = \mu_t + a_t, \quad t = 1, 2, \dots, N, \quad (3.26)$$

onde $E(a_t) = 0$, $Var(a) = \sigma^2$ e μ_t (média populacional da ST) é um parâmetro desconhecido, que pode apresentar variação lenta ao longo do tempo. Entre o rol de modelos designados para modelagem de séries localmente constante encontra-se a média móvel simples. A média móvel pode ser definida como a média das r observações mais recentes, sendo expressa pela seguinte equação:

$$M_t = \frac{Z_t + Z_{t-1} + \dots + Z_{t-r+1}}{r}, \quad (3.27)$$

Neste caso, M_t é uma estimativa pontual de μ_t que não faz ponderação das informações mais antigas, isso levando em consideração que a série varie suavemente ao longo do tempo. A média móvel produz previsões com menor variação que os dados originais, devido à combinação de valores altos com valores baixos (propriedade da média aritmética). A expressão média móvel esta associada à utilização de uma informação mais antiga por uma observação mais recente a cada interação. Portanto, a

previsão de todas as observações futuras é promovida pela última média móvel calculada, isto é,

$$\hat{Z}(h) = M_t, \quad \forall h > 0. \quad (3.28)$$

A qualidade de previsão do método MMS depende do número de observações (r) utilizadas na média. Um valor relativamente grande de (r) proporciona uma resposta mais lenta das oscilações do parâmetro μ_t , portanto homogeneiza a média. Porém, um valor relativamente pequeno de (r) resulta numa reação mais rápida diante das variações de μ_t (Figura 3.16). Quanto maior o número de observações inseridas no cálculo da média móvel melhor será o alisamento da previsão. Caso a ST possua muita variação ou pequenas mudanças no seu padrão, um número maior de valores pode ser utilizado no ajustamento proporcionando assim uma série mais alisada. Todavia, se existir pouca flutuação ou significativas mudanças no seu padrão, um número menor de observações pode ser incluído no ajustamento através MMS para que esta possa reagir rapidamente a mudanças da série.

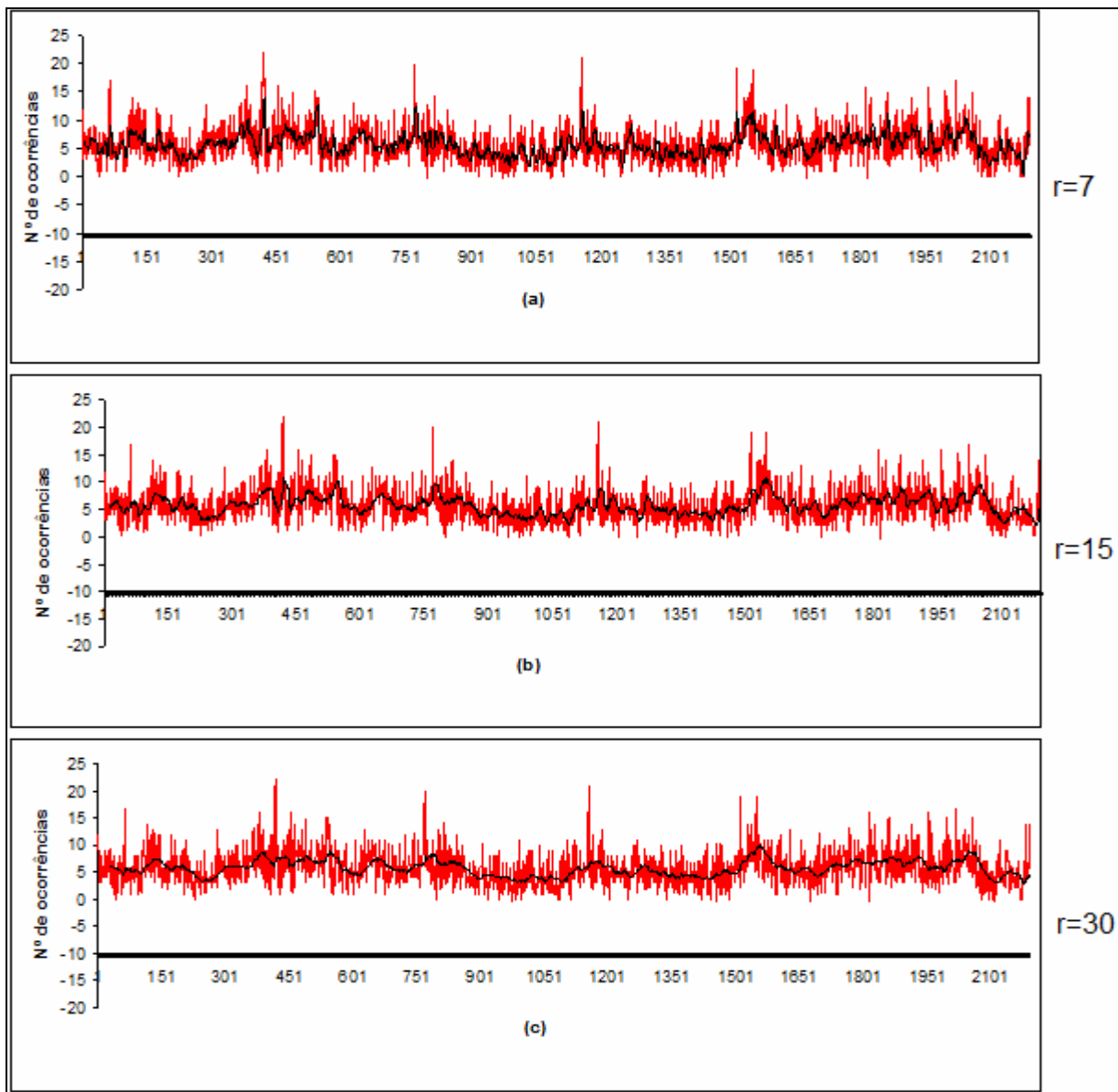


Figura 3.16 – Ajustamento pelo método de MMS na série temporal do número de registros diários de roubos a transporte coletivo em Salvador-BA, janeiro de 2003 - dezembro de 2008. (a) $r=7$, (b) $r=15$, (c) $r=30$. Fonte: CEDEP. Nota: Cálculo do autor.

O procedimento de cálculo do ajuste através da MMS é simples e flexível, pois a tendência (T_i) não precisa, necessariamente, se adaptar a uma função matemática. E, além disso, pode-se determinar o número r de observações para o cálculo da média de

acordo as oscilações da série. Assim, por exemplo, se uma série temporal apresentar um movimento sazonal de quatro meses, deve-se modelar a série com um $r = 4$, com objetivo de isolar a tendência. Entretanto, o método MMS deve ser utilizado, preferencialmente, em séries estacionárias, pois os pesos atribuídos as r observações são iguais durante o ajustamento.

3.2.3. Função de Autocorrelação – FAC

A função de autocorrelação ou correlação serial é a autocovariância padronizada. Mostra-se relevante quando o propósito é caracterizar uma ST em relação a sua interdependência temporal, isto é, quando se quer mensurar quanta interdependência há entre observações de uma ST. A FAC tem como objetivo medir a correlação entre observações defasadas por períodos de uma ST com n observações. Logo, desta forma o coeficiente de autocorrelação ou correlação serial de defasagem (amplitude) k (r_k) definido pela equação

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (3.29)$$

A expressão acima nada mais é do que a covariância da série na defasagem k dividida pela variância da série, onde n representa o comprimento da série e \bar{x} o valor médio das observações, determinadas a partir da variação temporal k .

Devido ao fato da covariância e variância apresentarem as mesmas unidades de medida, os valores de r_k são adimensionais e variam de -1 a 1, inclusive. E para interpretação dos valores de r_k considera-se as seguintes situações:

- i) $0 < r_k \leq 1$ a série possui autocorrelação positiva;
- ii) $-1 \leq r_k < 0$ a série possui autocorrelação negativa;
- iii) $r_k = 0$ não existe autocorrelação na série, ou seja, correlação serial nula.

Para obter uma boa estimativa de r_k é necessário pelo menos 50 observações e, as autocorrelações devem ser calculadas para $k = 1, 2, \dots, j$, onde j não deve exceder o valor $n/4$ (BOX; JENKINS, 1976, apud, BALLINI, 2000). É possível representar graficamente a relação r_k contra k através do gráfico denominado correlograma (Figuras 3.17 e 3.18). Que pode ser uma importante ferramenta na identificação de características de uma série temporal.

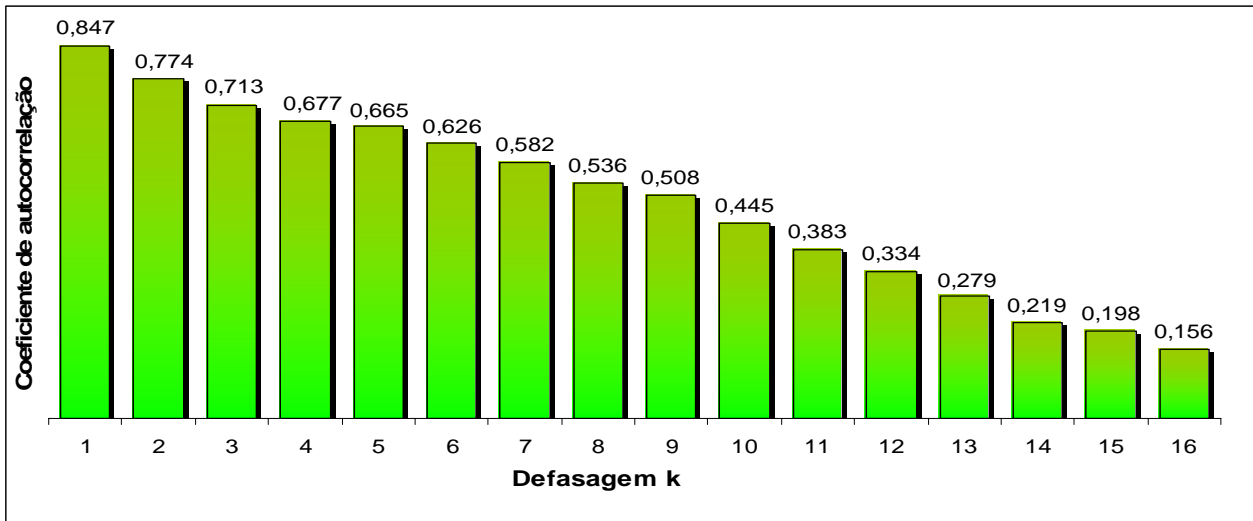


Figura 3.17 – Correlograma da série de homicídios dolosos registrados mensalmente em Salvador-Ba, 2003 – 2008 ($n = 72$ meses). Fonte: CEDEP. Nota: Cálculo do autor.

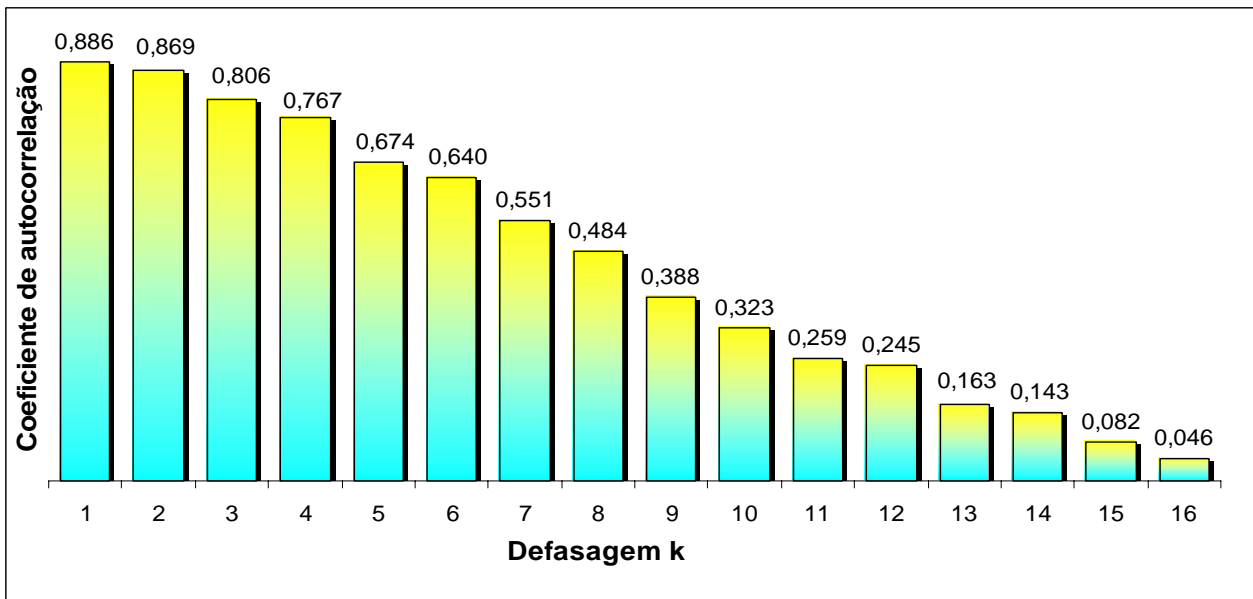


Figura 3.18 – Correlograma da série de roubo de veículos registrados mensalmente em Salvador-Ba, 2003 – 2008 ($n = 72$ meses). Fonte: CEDEP. Nota: Cálculo do autor.

Com o auxílio do comportamento da função de autocorrelação – FAC ou correlação serial em diferentes defasagens é possível, também, caracterizar a ST como:

- a) Estacionária (se os valores de r_k decrescerem rapidamente para zero);

- b) Não estacionárias (se as estatísticas de r_k decrescerem lentamente para zero);
- c) Periódica (se a série apresentar característica de sazonalidade de período de 12 meses, por exemplo, as correlações seriais são altas para k (amplitudes) 6,12,18,24, etc, oscilando o sinal. Divergindo das séries estacionárias, que apresentam correlações divergindo de zero, para k grande, oscilando indefinidamente);
- d) Ruído branco (diante de uma série de variáveis aleatórias independentes, identicamente distribuídas, as correlações seriais serão nulas, exceto r_0 que é igual a 1).

Com base nas Figuras 3.17 e 3.18, por exemplo, pode-se inferir que a série temporal de homicídios dolosos e roubo de veículos registrados em Salvador-BA no período em questão trata-se de séries não estacionárias. Pois, as estatísticas de r_k calculadas nas duas séries temporais tenderam a zero lentamente.

Outra característica de grande valor capaz de ser identificada por meio da FAC é a memória da série. Ou seja, se a ST possui memória curta ou longa. Se as estatísticas de r_k (FAC) decrescerem rapidamente para zero a série é caracterizada como de memória curta e a sua dependência temporal desaparece rapidamente. Em contraste, quando, a FAC decrescer lentamente para zero a série é denotada como de memória longa e a sua dependência temporal permanece presente por um período longo. Porém, a FAC é adequada na detecção de memória da série quando a mesma for estacionária.

3.3. Memória de longo alcance em séries temporais

É possível mensurar a existência de correlação em séries temporais através de diversas metodologias (TAQQU *et al*, 1995). Entre o rol de modelos pode-se citar: análise R/S clássica, de Hurst (1951) e Mandelbrot (1972). Nesta dissertação será identificada e mensurada a correlação de longa duração em uma ST por meio do Detrended Fluctuation Analysis – DFA (PENG *et al*, 1994) e o pelo Detrended Cross-Correlation Analysis – DCCA (PODOBNIK; STANLEY, 2008) que veremos a seguir.

3.3.1 Estatística de Hurst

Harold E. Hurst (1880 - 1978) foi um hidrólogo que passou parte de sua vida dedicando-se a descrição dos problemas relacionados aos reservatórios de água do rio Nilo (FEDER, 1998). Seu problema estava fundamentado na otimização dos fluxos de água do rio Nilo, de modo que a represa não transbordasse nem ficasse muito vazia. No decorrer de seus estudos Hurst percebeu que as vazões e enchentes do rio Nilo caracterizavam-se como um processo estocástico. Com objetivo de descrever os problemas de dimensionamento das represas foi proposto por Hurst (1951), a análise estatística R/S , descrita em detalhes no livro Long-Term Storage: An Experimental Study (HURST *et al*, 1965) (Figuras 3.19 e 3.20).

A estatística R/S (HURST, 1951) consistia na mensuração dos volumes máximos e mínimos do reservatório (amplitude) e no cálculo do desvio-padrão dos fluxos de água em um período de tempo τ , de modo que R/S seria a razão entre o amplitude (R_τ) e o desvio padrão (S_τ) das vazões de água, que é um valor

adimensional. Hurst, ao realizar essa estatística para diversos períodos de tempo, através desse modelo, constatou que a estatística R/S apresentava uma função de relacionamento com o número de observações do cálculo, inclusive para outros fenômenos naturais (SOUZA; TABAK; CAJUEIRO, 2006).

Para modelar o reservatório, Hurst (1951) considerou os seguintes passos:

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

$$\langle \xi \rangle_\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} \xi(t) \quad (3.30)$$

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

II) Determina-se a variação da média para o ano ν . De modo que a soma da variação acumulada da média, para os períodos de 1 à τ é denotada por

$$X(t, \tau) = \sum_{\nu=1}^t [\xi(\nu) - \langle \xi \rangle_\tau], \quad (3.31)$$

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

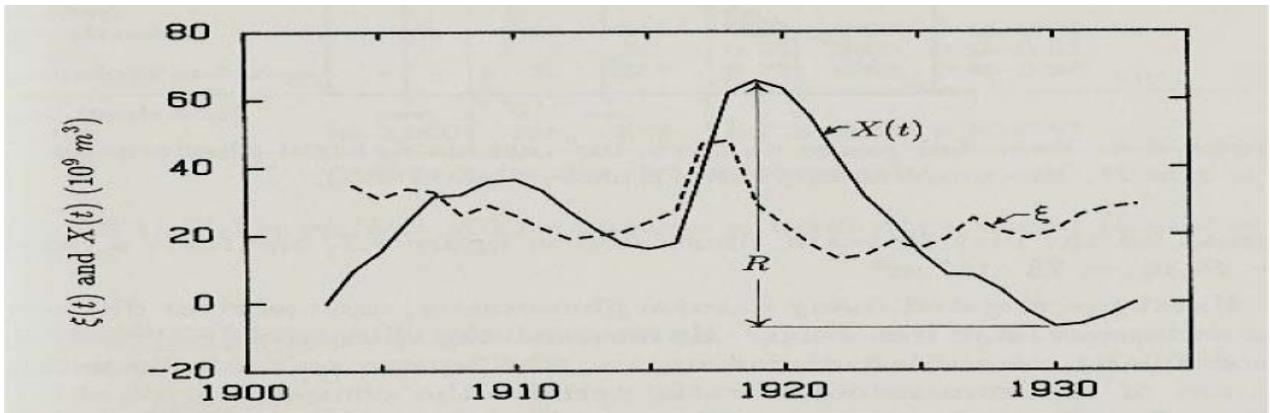


Figura 3.19 – Modelo do reservatório Hurst (1951) cálculo de $X(t, \tau)$. Fonte: Feder (1988).

III) Calcula-se a diferença entre o valor máximo e mínimo de $X(t)$ no período τ isto é

(Figura 3.19),

$$R(\tau) = \text{Max}[X(t, \tau)] - \text{Min}[X(t, \tau)] \text{ Para } 1 \leq t \leq \tau \quad (3.32)$$

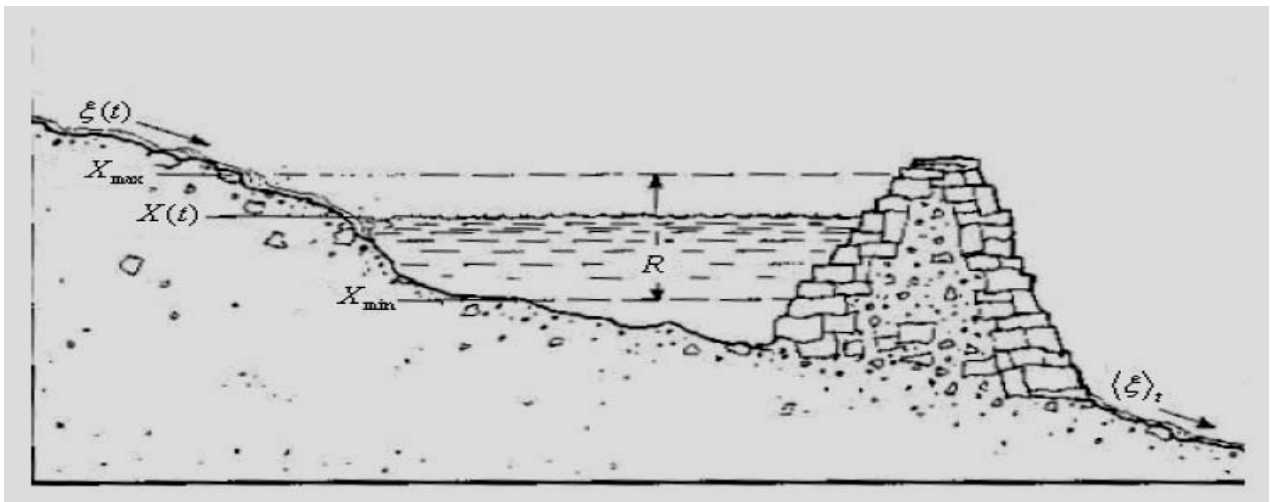


Figura 3.20 – Modelo do reservatório Hurst (1951) cálculo do $R(\tau)$. Fonte: Feder (1988).

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

$$R/S = \frac{R(\tau)}{S(\tau)}, \quad (3.33)$$

onde,

$$S(\tau) = \sqrt{\frac{1}{\tau} \left(\sum_{t=1}^{\tau} [\xi(t) - \langle \xi \rangle_{\tau}]^2 \right)} \quad (3.34)$$

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

$$R/S = (\tau/2)^H, \quad (3.35)$$

onde H que é denominado coeficiente de Hurst.

Os valores do expoente de Hurst tem domínio de variação entre 0 e 1. Se o coeficiente de Hurst for igual a 0,5 a série é denotada como browniana ou descorrelacionada (aleatório). Quando H estiver compreendido $0,5 < H \leq 1$ a série é dita persistente. Para H variando de $0 \leq H < 0,5$, a série pode-se inferir que a série apresenta comportamento de antipersistência. Neste caso um aumento na tendência de uma série implicará em uma redução futura, ou uma redução na série tenderá por um aumento futuro (FEDER, 1988). A estatística R/S (HURST, 1951) originalmente aplicada em hidrologia, tem aplicação em diversas áreas da ciência como, por exemplo, estudo de temperaturas globais, volatilidade de ativos financeiros entre outras (MORETTIN, 2008). Apesar da robustez matemática o modelo de Hurst necessita de filtragem antes da aplicação com objetivo de retirar possíveis tendências (SOUZA; TABAK; CAJUEIRO, 2006).

3.3.2 Método DFA

Denominado análise de flutuações retirando tendências do inglês *Detrended Fluctuation Analysis* (PENG *et al*, 1994), o DFA pode ser aplicado para analisar correlações de longo alcance em séries temporais não-estacionárias. O método DFA é uma evolução da análise *R/S* clássica de Hurst. A principal vantagem do DFA é permitir a identificação da auto-afinidade⁴, e também correlações de longo alcance em sinais com tendências polinomiais, que podem mascarar as correlações.

O DFA tem sido utilizado com sucesso em diversas áreas do conhecimento, no rol de trabalhos nacionais pode-se citar aplicação do método, por exemplo: no estudo de sistemas biológicos (BATISTA, 2006; FIGUEIRÊDO, 2006; GALHARDO *et al*, 2008; NASCIMENTO, 2008; NASCIMENTO *et al*, 2008; NOGUEIRA; ROSAS; FORTANARI, 2003; OLIVEIRA, 2002; OLIVEIRA *et al*, 2006; POLI; GOGOY, 2006; ROMAN-CAMPOS; DESTRO-FILHO, 2007; SANTOS *et al*, 2006; TAKAKURA, 2007), no mercado financeiro (CREPALDI, 2007; CREPALDI; FERREIRA, 2007; FAVARO; ONODY, 2006; SIQUEIRA JÚNIOR; BEJAN; STOSIC, 2008; SIQUEIRA JÚNIOR, *et al*, 2008a; SIQUEIRA JÚNIOR; GUSMÃO; FERREIRA, 2008b), em climatologia (DA SILVA *et al*, 2008; PEDRON, 2007), em computação científica (ZEBENDE, 1999; PORTUGAL, 2006), em séries de demandas de passageiros e veículos do sistema Ferry Boat (FILHO, 2005), no estudo de imagens (FREITAS *et al*, 2009), etc. Já no conjunto de trabalhos internacionais é possível citar os seguintes: em séries biológicas (MARÍA; ESCÓS; ALADOS, 2004;

⁴ Em matemática, a auto-afinidade se refere a um fractal cujas partes são diferentes na direção *x*, *y* e *z*. Isto significa que, para observar a auto-semelhança desse fractal, é necessário redimensioná-lo usando uma transformação anisotrópica. Já em uma série temporal existe auto-afinidade quando são mantidas as propriedades estatísticas observadas em diferentes escalas (FEDER, 1988; CRUZ, 2000).

PENG *et al*, 1994; PENG *et al*, 1995; PENG *et al*, 1998; RUTHERFORD *et al*, 2003; CONTRERAS NUÑO, 2007; GARCIA; JOSÉ, 2005; GOMIS *et al*, 2004; GOMIS *et al*, 2006; JOSPIN, 2004; NAVARRETE; VERA-GRAZIANO; ROSALES, 2005; PERAZZO *et al*, 2004), em climatologia (TALKNER; WEBER, 2000), análise de raios-X estelar oriundos de sistemas binários (MORET *et al*. 2003), economia e mercados de capitais (LIU, *et. al*, 1999; MANTEGNA; STANLEY, 1995; MANTEGNA; STANLEY, 2000), em fenômenos físicos (ZEBENDE, *et al*, 2004), em computação científica (ZEBENDE *et al*, 1998), além de diversos outros campos de aplicação.

Segundo Peng *et al* (1994), para proceder à aplicação do DFA é preciso seguir ao menos três passos principais. Assim seja uma série temporal do indicador estudado u_i , por exemplo, de homicídios dolosos, com i variando de 1 a N (número total de pontos da série) (Figura 3.21).

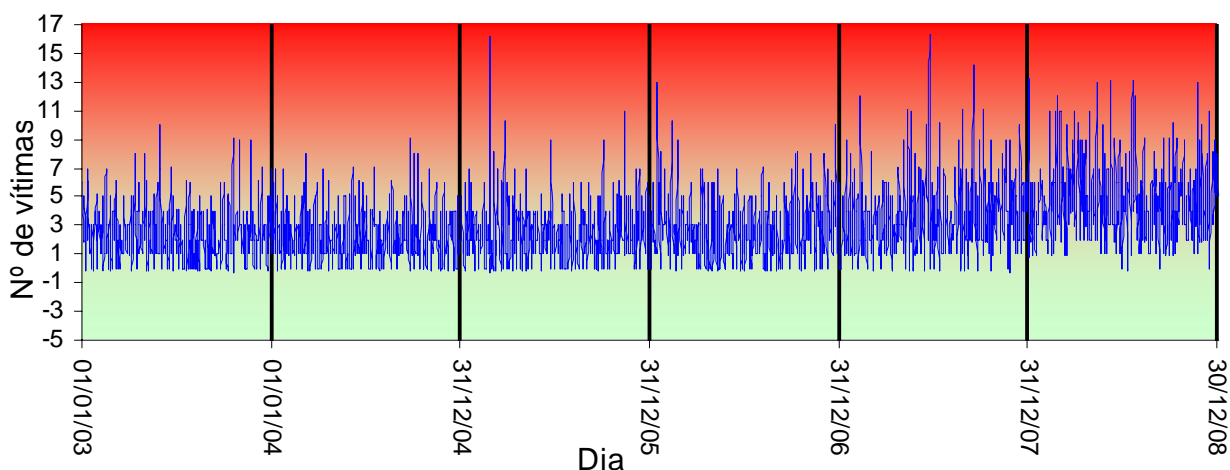


Figura 3.21 – Série original dos homicídios dolosos registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008. **Fonte:** CEDEP

Passo 1: Inicialmente, calcula-se o desvio de cada registro em relação à incidência média daquele dia na série completa, ou seja, integrando assim o sinal u_i e obtendo a série integrada $y(k)$ (Figura 3.22 e 3.23) por:

$$y(k) = \sum_{i=1}^k u_i - \langle u \rangle, \quad (3.36)$$

onde $\langle u \rangle$ é valor médio de u_i .

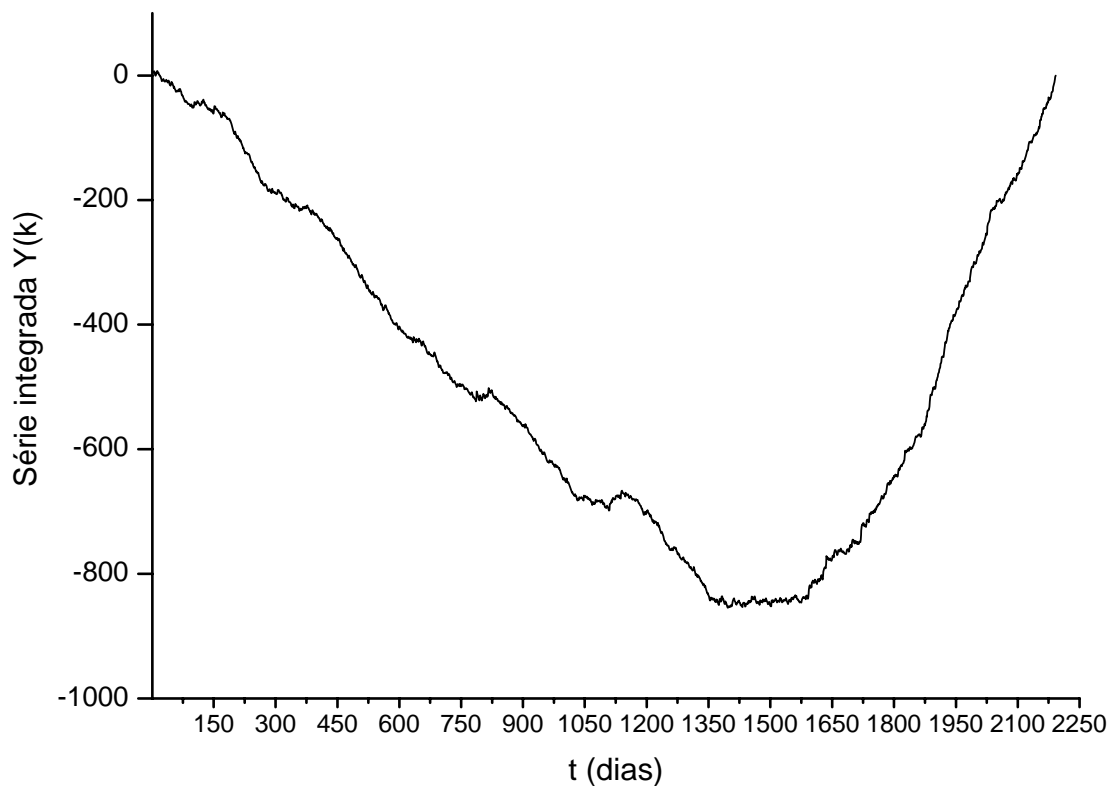


Figura 3.22 – Série integrada $y(k)$ dos homicídios dolosos registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008. Fonte: CEDEP. Nota: Cálculo do autor.

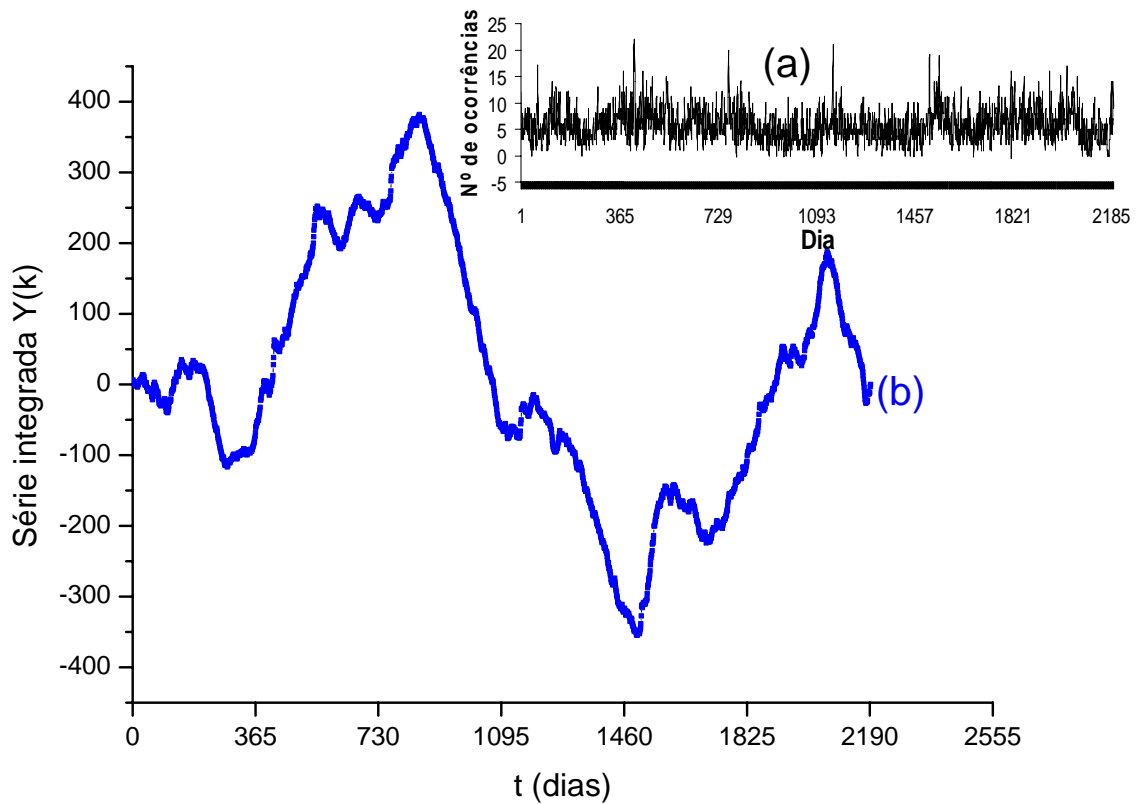


Figura 3.23 – (a) Série original do roubo a transporte coletivo registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 – 2008 (b) Série integrada $y(k)$ do roubo a transporte coletivo registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 – 2008. Fonte: CEDEP. Nota: Cálculo do autor.

Esse procedimento permite eliminar o grande número de oscilações e assim obter uma série estacionária, portanto, apropriada para aplicar o método. Em seguida a série integrada $y(k)$ é dividida em intervalos de igual tamanho de amplitude (*box*) n não sobrepostos (Figura 3.24).

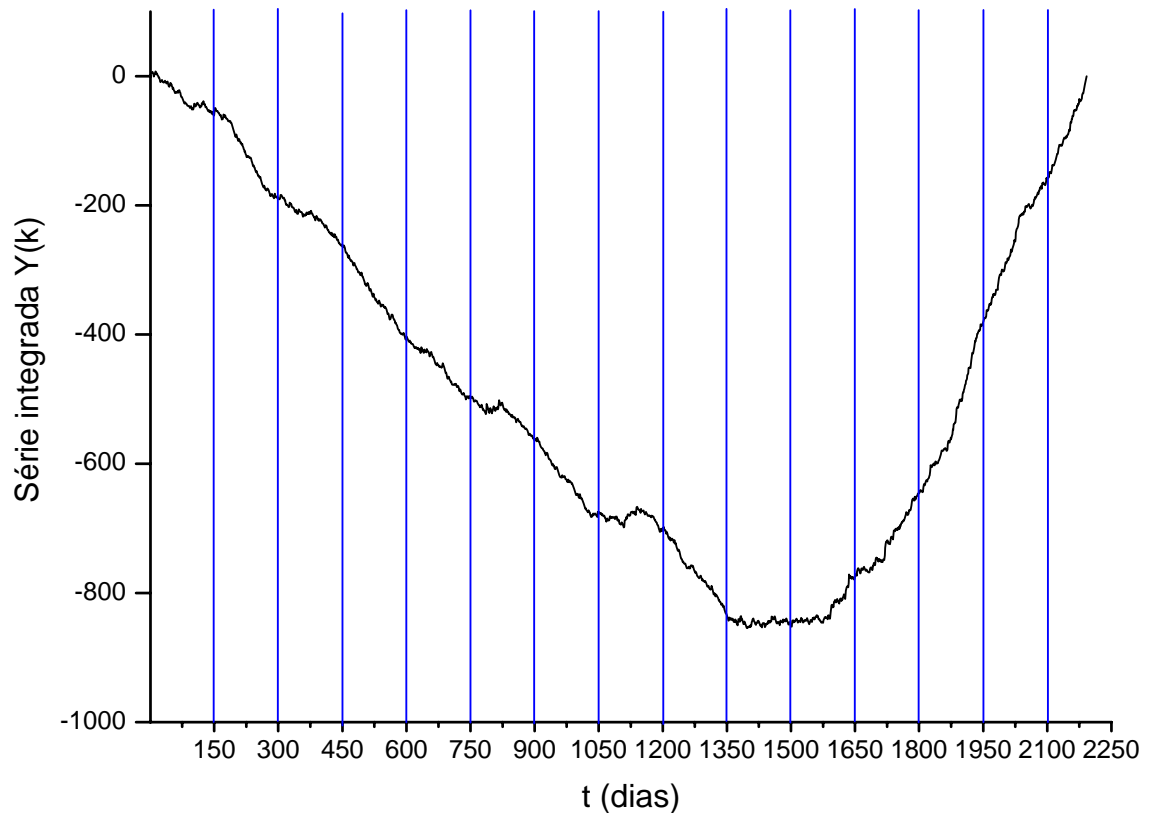


Figura 3.24 – Série integrada $y(k)$ dos homicídios dolosos registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008) dividida em (*box*) de tamanho 150. Fonte: CEDEP. Nota: Cálculo do autor.

Passo 2: Para cada amplitude de tamanho n , é necessário ajustar um polinômio de grau ≥ 1 a $y(k)$, que pode ser denominado como $y_n(k)$, e esta estatística representa a tendência local na amplitude de tamanho n (Figura 3.25).

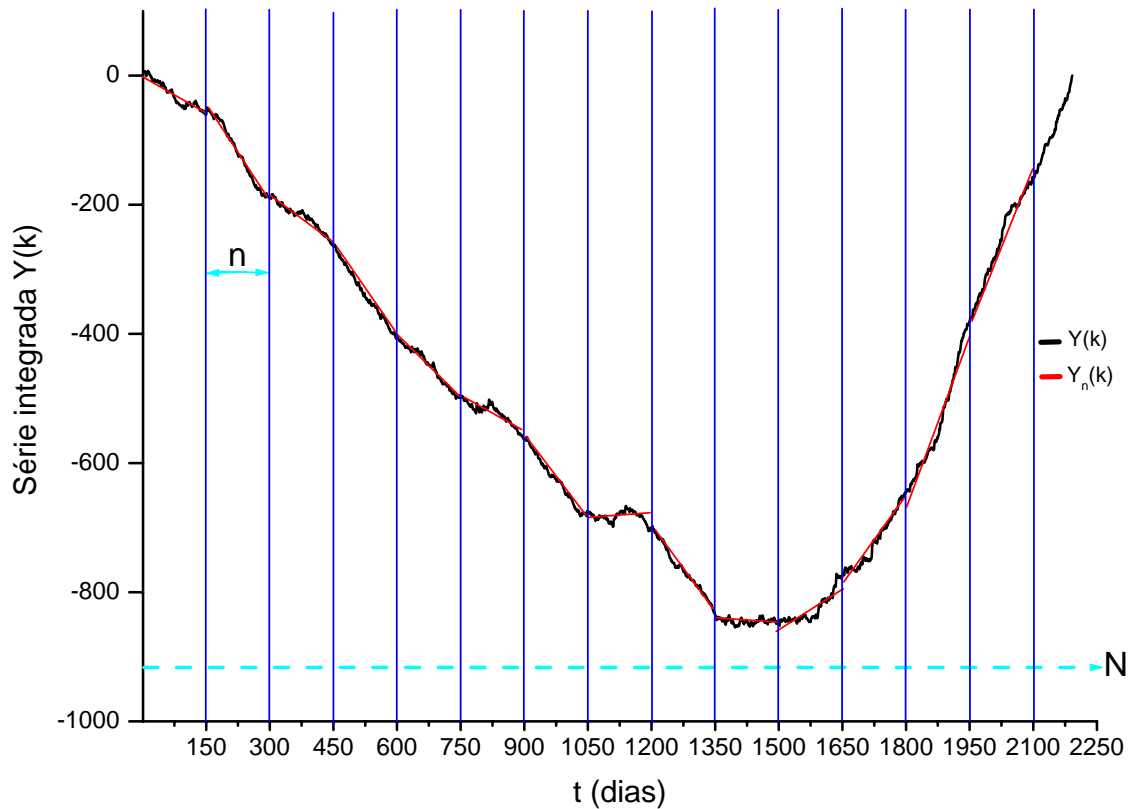


Figura 3.25 – Divisão da série temporal integrada dos homicídios dolosos registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008 em *boxes* de tamanho n . Fonte: CEDEP
Nota: Cálculo do autor.

A série $y(k)$ é subtraída de $y_n(k)$ em cada amplitude de tamanho n . Assim para cada amplitude de tamanho n calcula-se a raiz quadrática média $F(n)$ em que:

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (3.37)$$

É importante destacar que o cálculo descrito anteriormente deve ser repetido sistematicamente para diferentes amplitudes (*boxes*) de tamanho n . E, além disso, o ajuste $y_n(k)$ pode ser modelado para diferentes polinômios de grau m (PERAZZO *et al*, 2004).

Passo 3: Por fim, verificamos se a função $F(n)$ comporta-se como uma lei de potência, do tipo $F(n) \sim n^\alpha$ em que α é o expoente de correlação de longo alcance, esta relação pode ser linearizada em um gráfico $\log F(n) \times \log(n)$ e é representada por uma reta cuja inclinação α representa o expoente procurado (Figura 3.26 e 3.27).

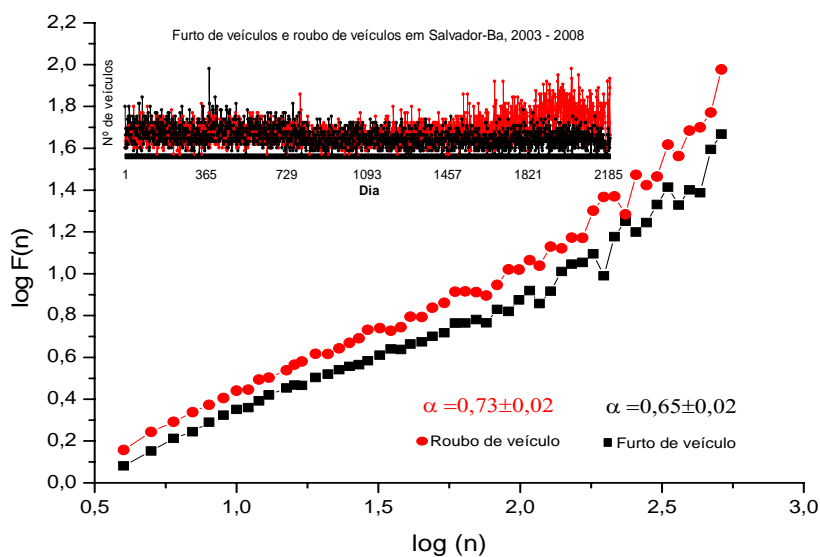


Figura 3.26 – Comportamento do expoente α do furto de veículo e do roubo de veículo registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008. Fonte: Cálculo do autor.

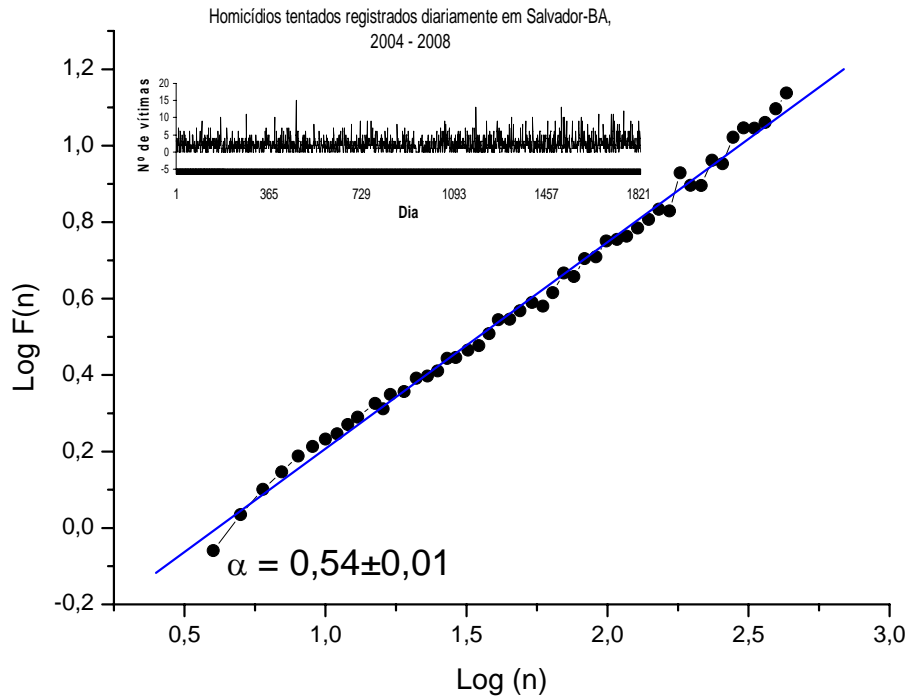


Figura 3.27 – Comportamento do expoente α dos homicídios tentados registrados diariamente em Salvador-BA, 2004 - 2008. Fonte: Cálculo do autor.

A $F(n)$ está relacionada à função de autocorrelação $C(n)$ pela seguinte relação (PENG *et al*, 1992; TAQQU *et al*, 1995; MAKSE *et al*, 1996):

$$F^2(n) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n C(j-i) \quad (3.38)$$

Para séries estacionárias, o espectro de potências $S(f)$ é a transformada de Fourier da função de autocorrelação $C(n)$. Se existir correlação de longo alcance na série (comportamento tipo lei de potência) então temos $S(f) \sim (1/f)^\beta$ e $C(n) \sim (1/n)^\gamma$. Finalmente, neste caso, α , β e γ estão relacionados da seguinte forma:

$$\alpha = \frac{1 + \beta}{2} = \frac{2 - \gamma}{2} \quad (3.39)$$

isto para o caso em que $0 < \alpha < 1$, maiores detalhes podem ser visto em Peng *et al*, (1992), Taquu *et al* (1995), Makse *et al* (1996) e Eke *et al* (2002).

Para séries não correlacionadas espera-se $\alpha = 0,50$, caso típico do Rndom Walk 1-D. Em contra partida, se $\alpha > 0,50$ pode-se inferir que a série apresenta persistência e se o expoente $\alpha < 0,50$, espera-se um comportamento antipersistente.

O expoente α obtido através do DFA permite 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.

3.3.3. Modelo DCCA

Existindo o interesse de identificar correlação cruzada entre duas séries temporais não estacionárias com mesmo número de pontos N pode-se aplicar uma generalização do modelo DFA, denominado Detrended Cross-Correlation Analysis – DCCA (PODOBNIK; STANLEY, 2008). O modelo DCCA é uma generalização do DFA e se propõe a estimar o expoente que caracteriza a correlação entre duas séries temporais com o mesmo número de observações N , em regime não estacionário. Isto é, se duas séries temporais apresentam ou não correlação de longo alcance cruzada. E, além disso, é possível identificar através do DCCA componentes sazonais (ZEBENDE; MACHADO FILHO, 2009) (Artigo em anexo).

Embora recente, o DCCA tem sido aplicado em diversas áreas das ciências como, por exemplo: séries financeiras (PODOBNIK; STANLEY, 2008; ZHOU, 2008;

SIQUEIRA JÚNIOR, *et al.*, 2008; ARAÚJO; BEJAN; STOSIC, TATIJANA, 2008), em sinais biológicos (URSULEAN; LAZAR, 2009), em teste de aleatoriedade de constantes matemáticas (ZEBENDE; MACHADO FILHO, 2009), em séries de veículos e passageiros do sistema Ferry-Boat (ZEBENDE; MACHADO FILHO, 2009) e em outras áreas do conhecimento. Assim de posse de duas séries $\{y_i\}$ e $\{y'_i\}$ (Figura 3.28 e 3.29) com o mesmo N (mesmo número de pontos), em regime não estacionário, é necessário seguir os seguintes passos para modelar estatisticamente o DCCA:

Passo 1: Integram-se as duas séreis $\{y_i\}$ e $\{y'_i\}$ por meio das seguintes expressões,

$$\begin{aligned} R_K &= y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_k \\ R'_K &= y'_1 + y'_2 + y'_3 + \dots + y'_k \end{aligned} \quad (3.40)$$

onde $K = 1, \dots, N$

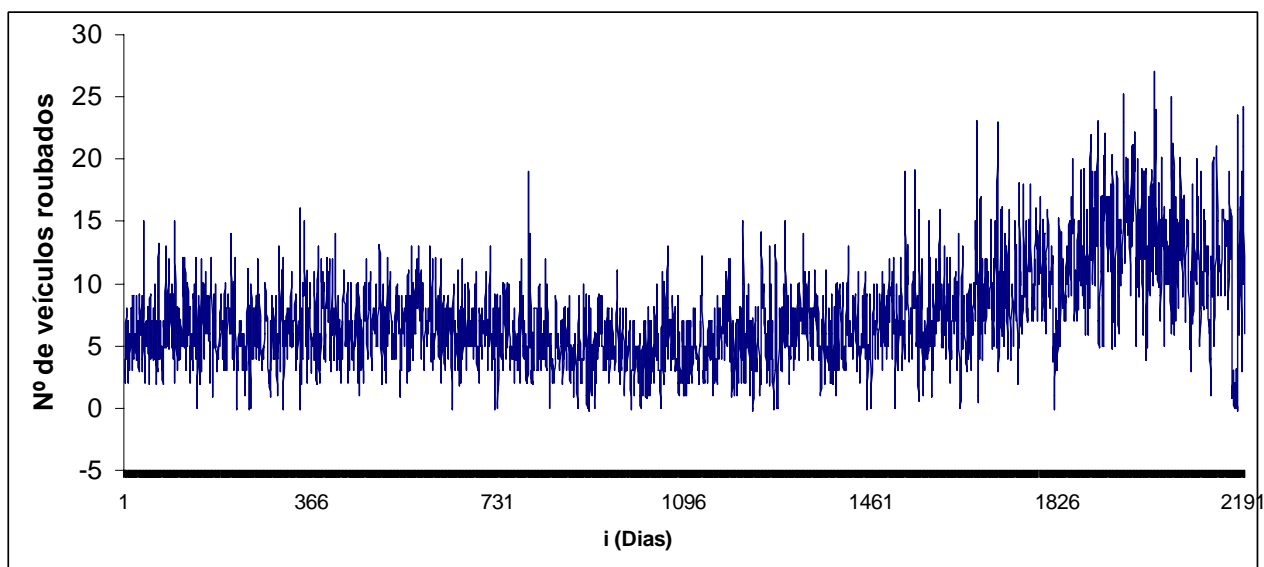


Figura 3.28 – Roubo de veículo registrado diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008.
Fonte: CEDEP.

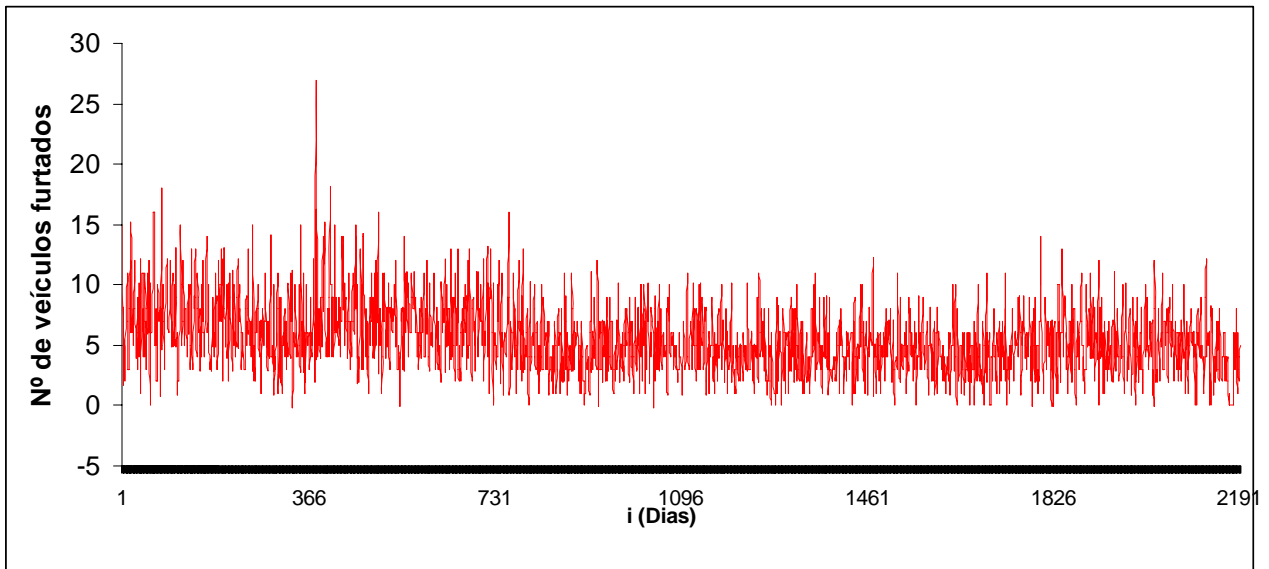


Figura 3.29 – Furto de veículo registrado diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008.
Fonte: CEDEP

Passo 2: Divide-se os sinais integrados R_K e R'_K em $N - n$ boxes (com superposição) de tamanho n , cada um contendo $n + 1$ valores (Figura 3.30). Para ambas séries temporais, em cada box (que inicia em i e termina em $i + n$) definimos as “tendências locais”, isto é, $\tilde{R}_{K,i}$ e $\tilde{R}'_{K,i}$ ($i \leq K \leq i + n$) como sendo a ordenada do ajuste linear (processo dos mínimos quadrados) da série somada.

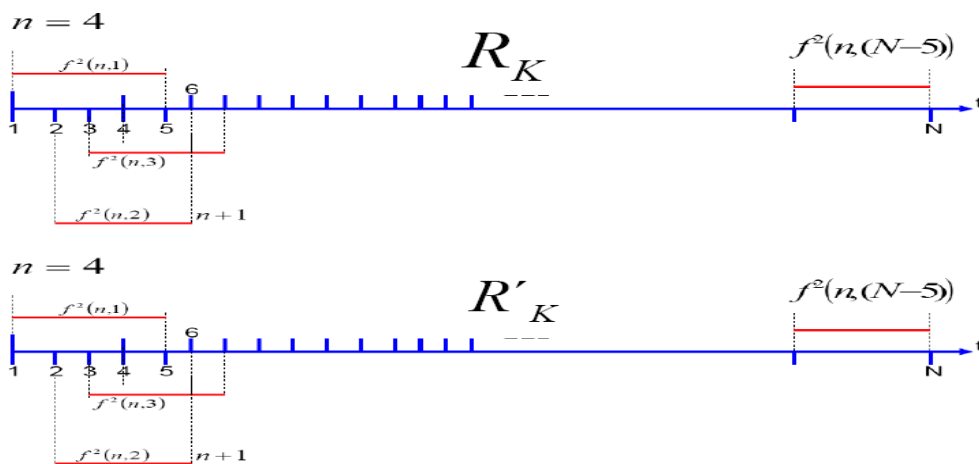


Figura 3.30 – Divisão dos sinais integrados R_K e R'_K em $N - n$ boxes (com superposição) de tamanho $n = 4$, cada um contendo $n + 1$ valores. Fonte: Autor

Passo 3: Calcula-se a partir do cálculo anterior a covariância dos resíduos em cada intervalo, ou seja,

$$f^2_{DCCA}(n,i) = \frac{1}{n+1} \sum_i^{i+n} \left(R_K - \tilde{R}_{K,i} \right) \left(R_K - \tilde{R}_{K,i} \right) \quad (3.41)$$

Passo 4: Determina-se a função de correlação (*detrended covariance*) expressa como:

$$F^2_{DCCA}(n) \equiv \frac{1}{N-n} \sum_{i=1}^{N-n} f^2_{DCCA}(n,i) \quad (3.42)$$

De posse de duas séries temporais idênticas é possível obter o mesmo resultado do método DFA (PENG *et al*, 1994) aplicado para uma única série temporal. Ou seja, se o procedimento anteriormente descrito for repetido para diferentes tamanho de box n sistematicamente é possível verificar se existe lei de potência, isto é, se $F_{DCCA} \propto n^2$ (Figura 3.31 e Figura 3.32).

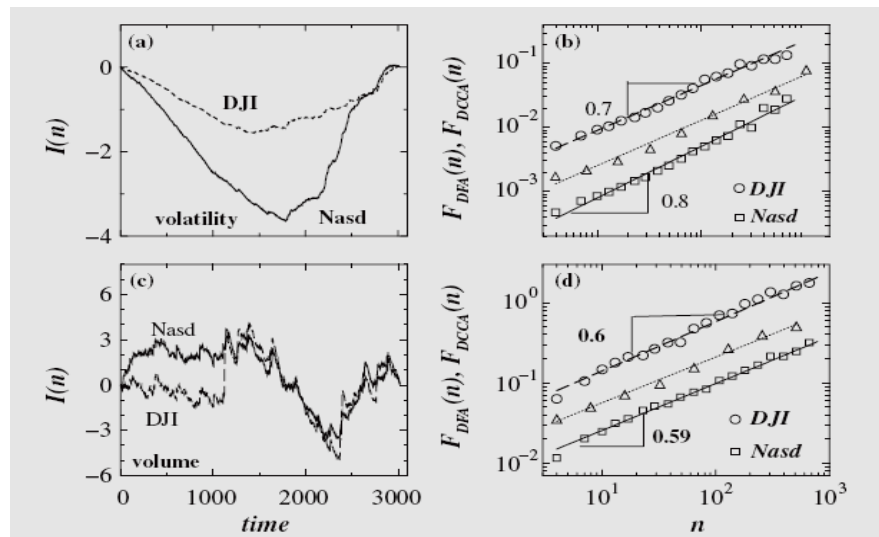


Figura 3.31 – Autocorrelação individual (DFA) e cruzada (DCCA) em valores absolutos de mudanças de preços (*volatility*) e os volumes negociados (*volume*) tanto pelos índices da *Dow Jones (DJI)* e da *Nasdaq (Nasd)*, registrados diariamente (*time*), no período de julho de 1993 à novembro de 2003. Fonte: Podobnik; Stanley, 2008.

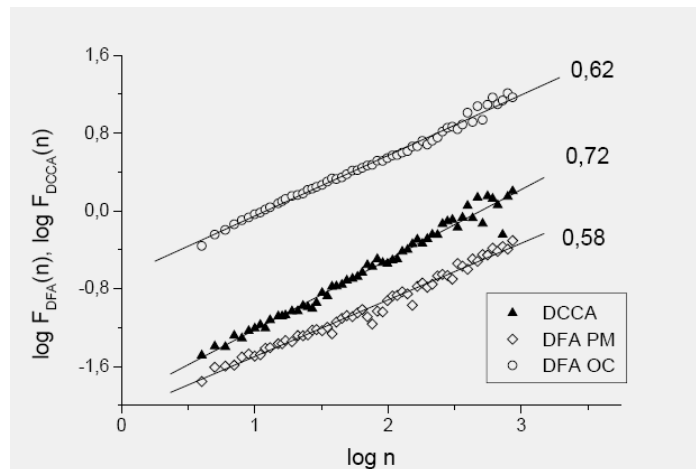


Figura 3.32 – Autocorrelação individual (DFA) e cruzada (DCCA) dos valores absolutos das diferenças entre valores diários de abertura e de fechamento (OC) e pontos médios (PM) dos dados do IBOVESPA, 1993 – 2008. Fonte: Araújo; Bejan; Stosic, 2008.

Uma das vantagens do DCCA em relação a outros métodos de detecção de correlação cruzada como, por exemplo, o coeficiente de correlação de Pearson, é a possibilidade de identificação e mensuração de correlação entre dois sinais em diferentes escalas de tempo n .

No próximo capítulo serão demonstrados e discutidos os resultados obtidos nesta dissertação.

Capítulo 4 Resultados, Conclusões e Perspectivas

4.1 – Resultados

4.1.1 – MMS

Com o objetivo de observar a tendência da série e atender os objetivos desta dissertação, optamos inicialmente pela suavização da série de alguns indicadores de criminalidade com auxílio da Média Móvel Simples – MMS com $(r=3)$, sendo r o número de observações da média.

Os resultados da aplicação da MMS são apresentados nas Figuras 4.1 até 4.6. Através da Figura 4.1 é possível identificar uma tendência de crescimento nas taxas do homicídio doloso em Salvador-BA a partir primeiro trimestre de 2006. Já homicídio tentado em Salvador-BA apresentou tendência de crescimento a partir do quarto trimestre de 2006 (Figura 4.2), esta tendência não é evidente quanto na série temporal das taxas dos registros de homicídios dolosos em Salvador (Figura 4.1).

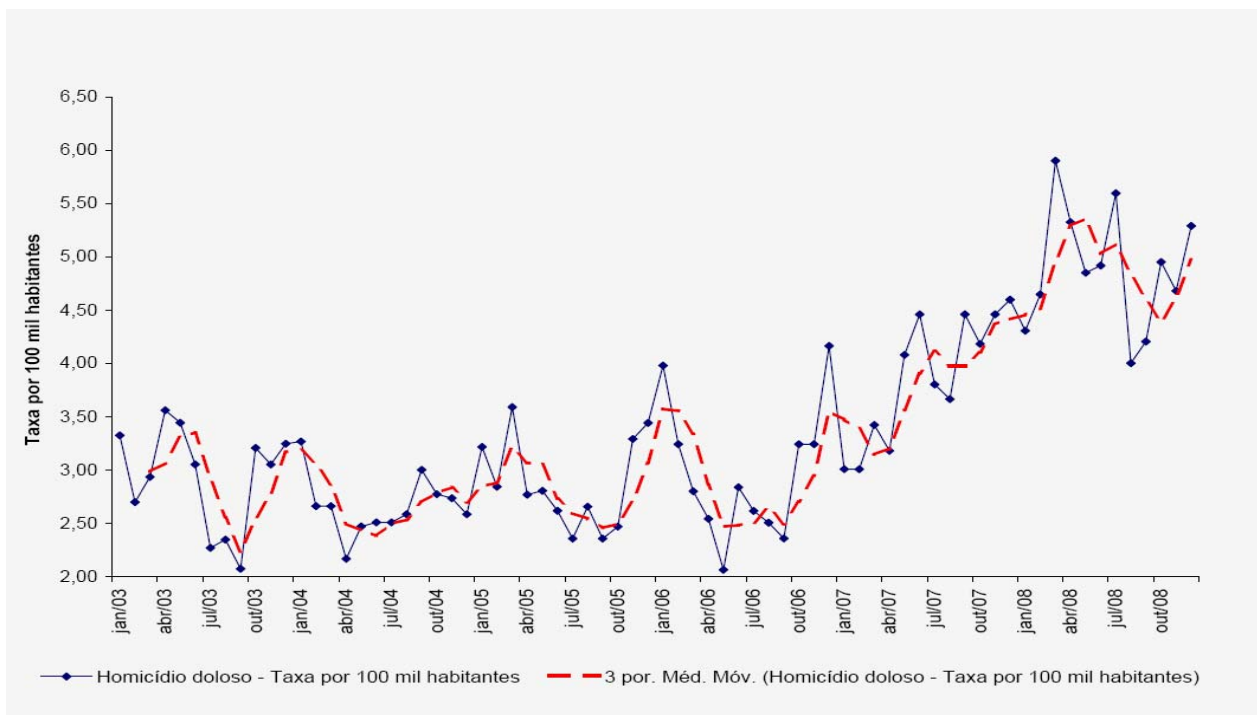


Figura 4.1 – Média móvel trimestral ($r = 3$) da taxa por 100 mil habitantes dos homicídios dolosos registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008. Fonte: CEDEP. Notas: 1 - Cálculo do autor. 2 - As taxas foram calculadas com base na população estimada de Salvador-BA, tendo como fonte o IBGE.

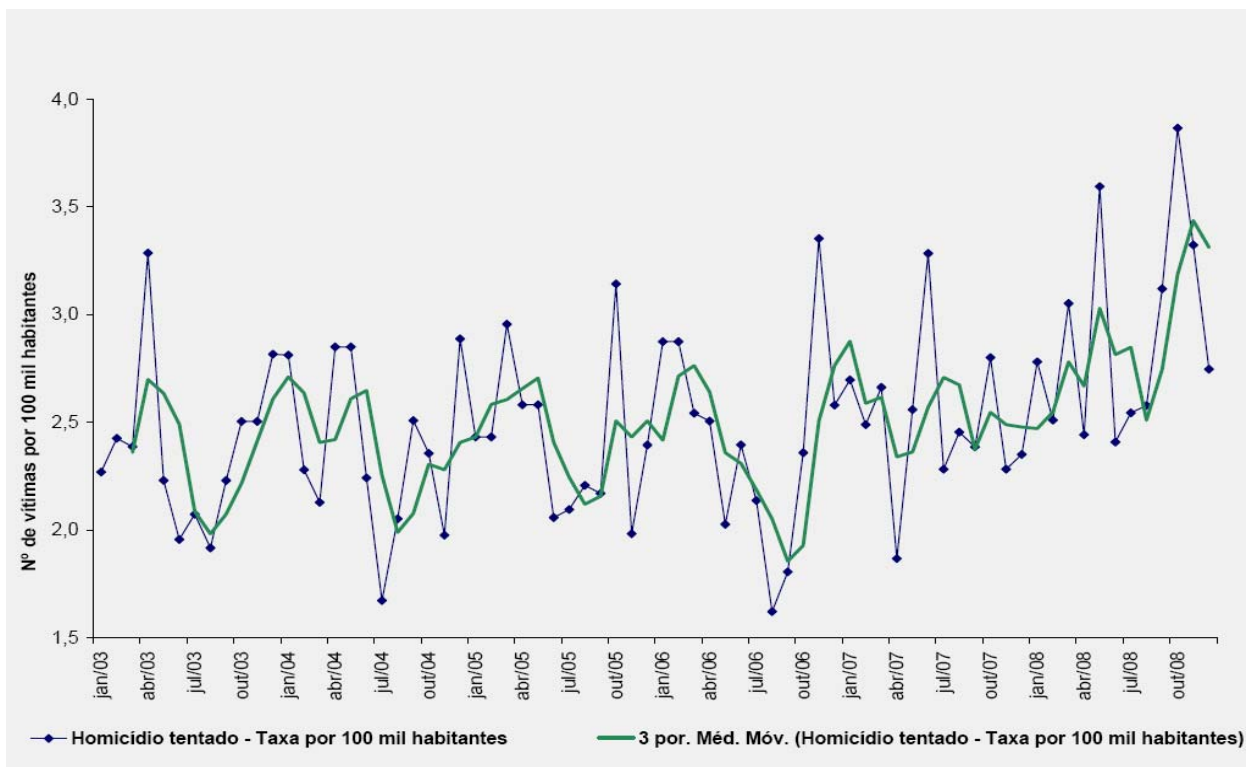


Figura 4.2 – Média móvel trimestral ($r = 3$) da taxa por 100 mil habitantes dos homicídios tentados registrados diariamente em Salvador-BA, 2003 - 2008. Fonte: CEDEP. Notas: 1 - Cálculo do autor. 2 - As taxas foram calculadas com base na população estimada de Salvador-BA, tendo como fonte o IBGE.

Para as taxas dos registros de furto de veículos, a aplicação da MMT sugere uma tendência de diminuição na ocorrência dos crimes (Figura 4.4). No entanto, o comportamento da série das taxas dos registros de roubo de veículos e furto de veículos (Figura 4.3 e 4.4 respectivamente) apresentam uma relação de complementaridade, onde a redução do furto é “compensada” com o aumento das taxas do roubo de veículos, resultando em uma tendência crescente para a série acumulada dos delitos (Figura 4.5).

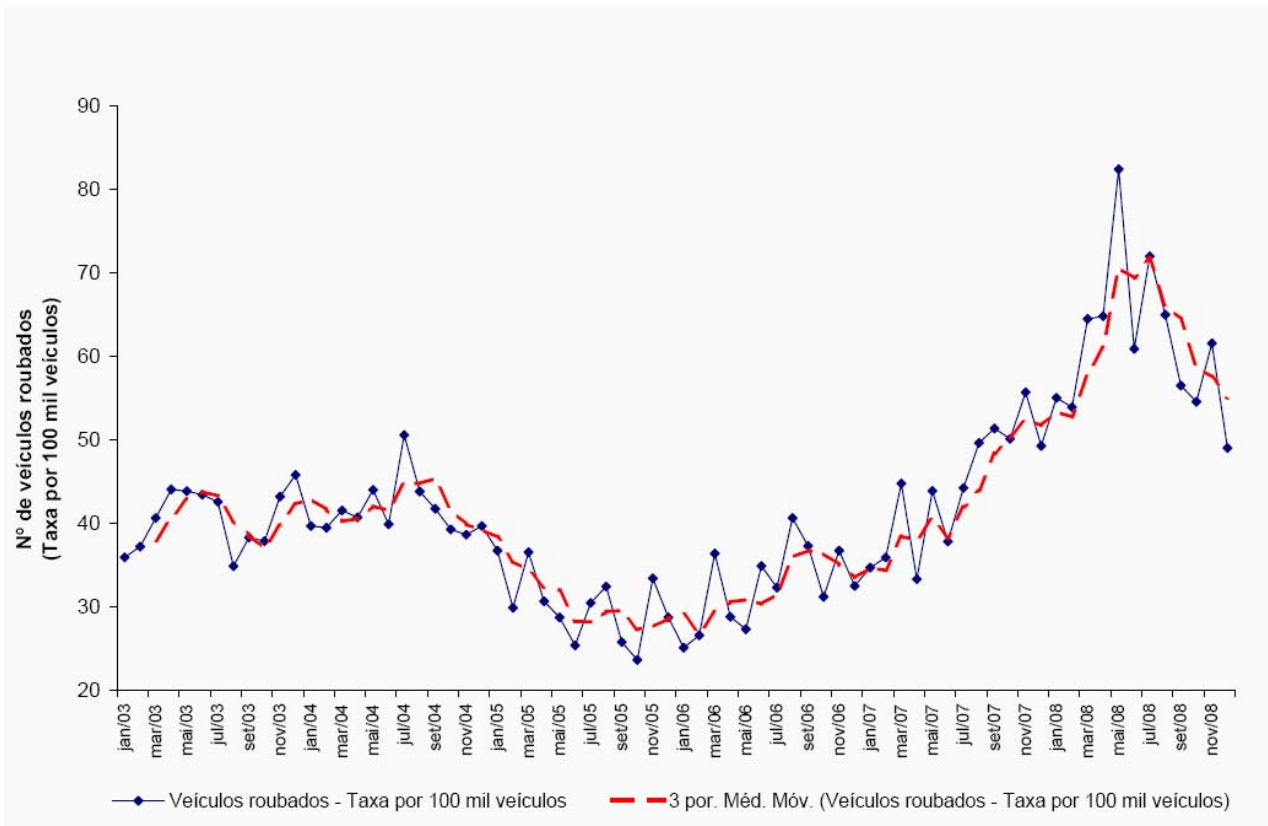


Figura 4.3 – Média móvel trimestral ($r=3$) da taxa por 100 mil veículos do roubo de veículos em Salvador-BA, 2003 - 2008. Fonte: CEDEP. Notas: 1 - Cálculo do autor. 2 – As taxas foram calculadas com base na frota de veículos automotores de Salvador-BA, com exceção do ônibus e microônibus, tendo como fonte o DETRAN-BA.

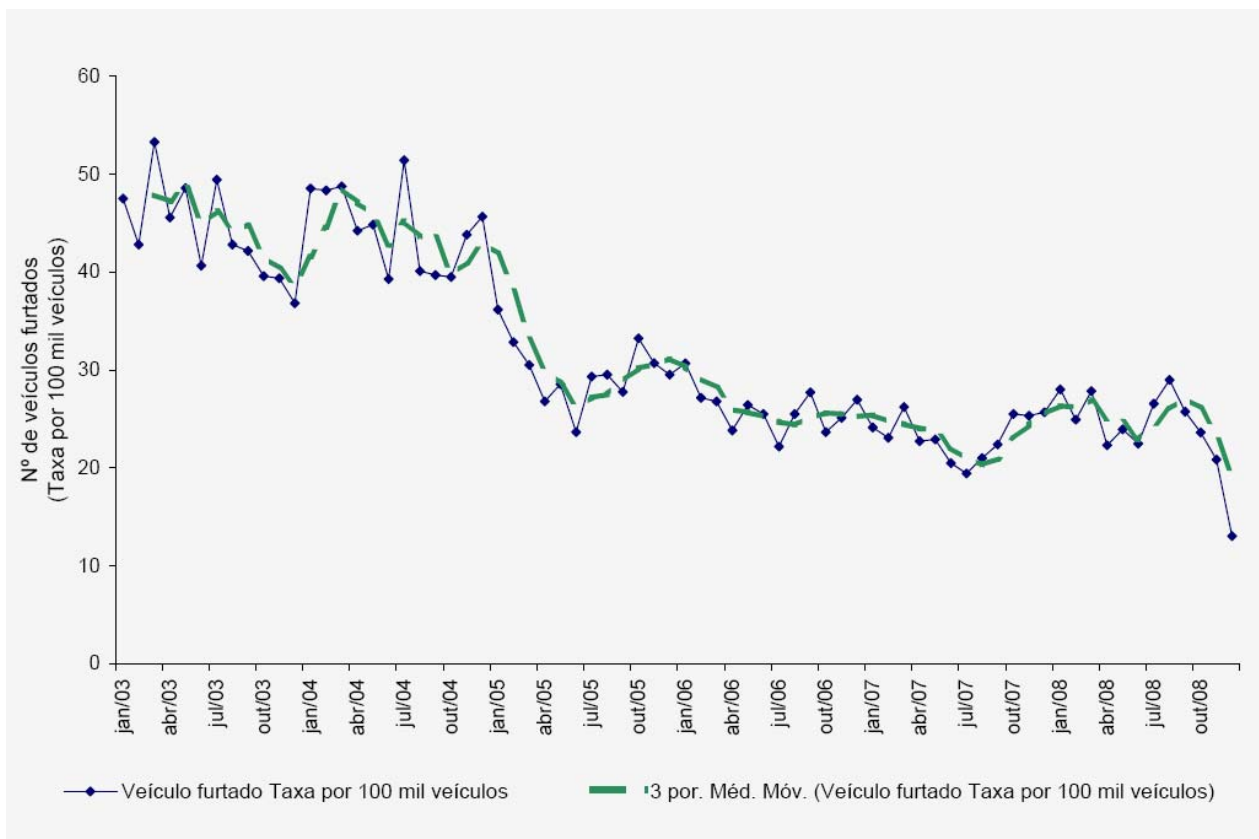


Figura 4.4 – Média móvel trimestral ($r=3$) da taxa por 100 mil veículos do furto de veículos em Salvador-BA, 2003 - 2008. Fonte: CEDEP. Notas: 1 - Cálculo do autor. 2 - As taxas foram calculadas com base na frota de veículos automotores de Salvador-BA, com exceção do ônibus e microônibus, tendo como fonte o DETRAN-BA.

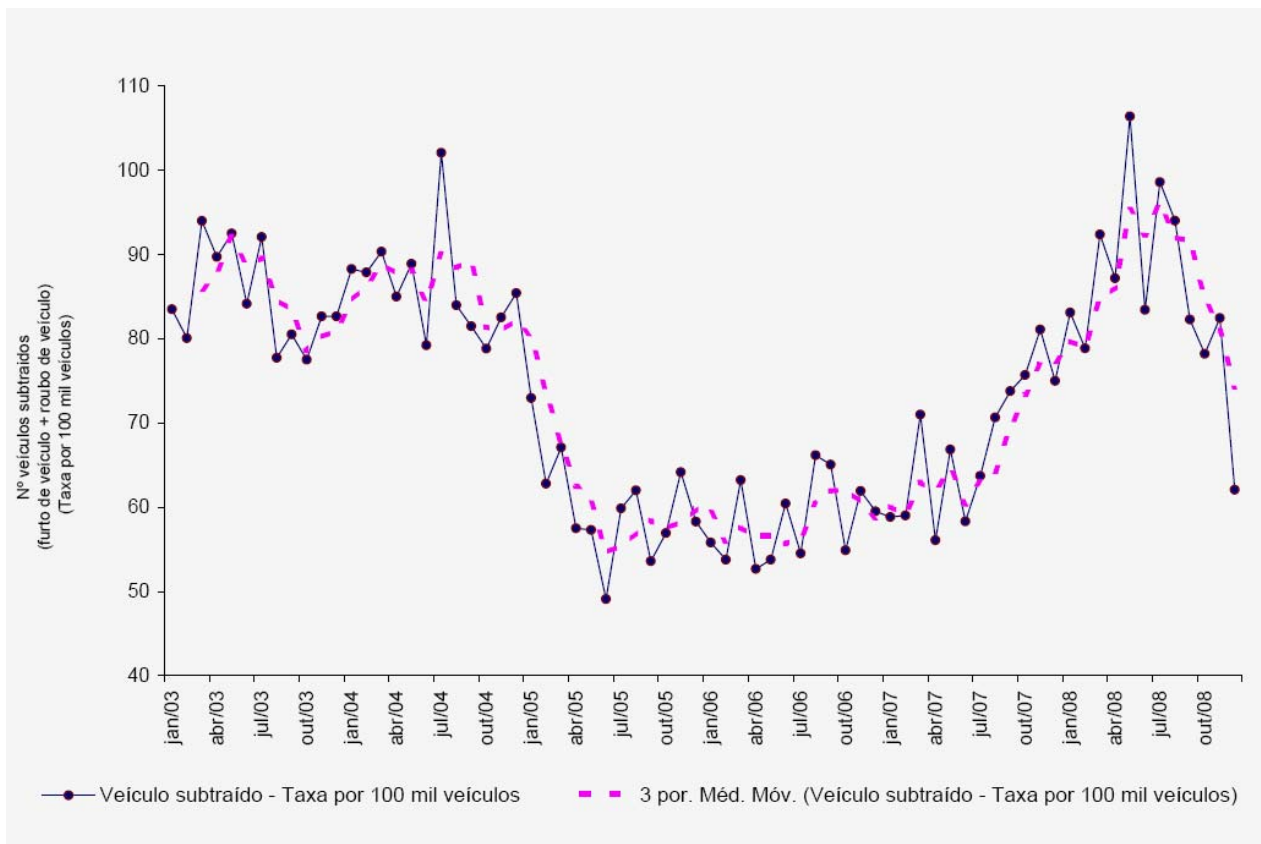


Figura 4.5 – Média móvel trimestral ($r = 3$) da taxa por 100 mil veículos da subtração de veículos (furto de veículo + roubo de veículo) em Salvador-BA, 2003 - 2008. Fonte: CEDEP. Notas: 1 - Cálculo do autor. 2 - As taxas foram calculadas com base na frota de veículos automotores de Salvador-BA, com exceção do ônibus e microônibus, tendo como fonte o DETRAN-BA.

A flutuação das taxas dos registros do roubo a transportes coletivos na capital baiana no período em análise apresentou maior variabilidade quando comparado com os demais indicadores de criminalidade avaliados (Figura 4.6), o qual permite inferir, assim como os demais delitos, sobre a necessidade de ampliar as políticas e ações governamentais voltadas para combater a incidência desses crimes. Cenário semelhante evidenciado em estudos como o de Fajnzylber e Araujo Júnior (2001), Silva (2004) e Carvalho (2007) podem ser encontrados. A título de análise, também, encontram-se em apêndice as estatísticas descritivas (média, moda, mediana, desvio-

padrão, etc) e histogramas dos indicadores de criminalidade analisados nesta dissertação.

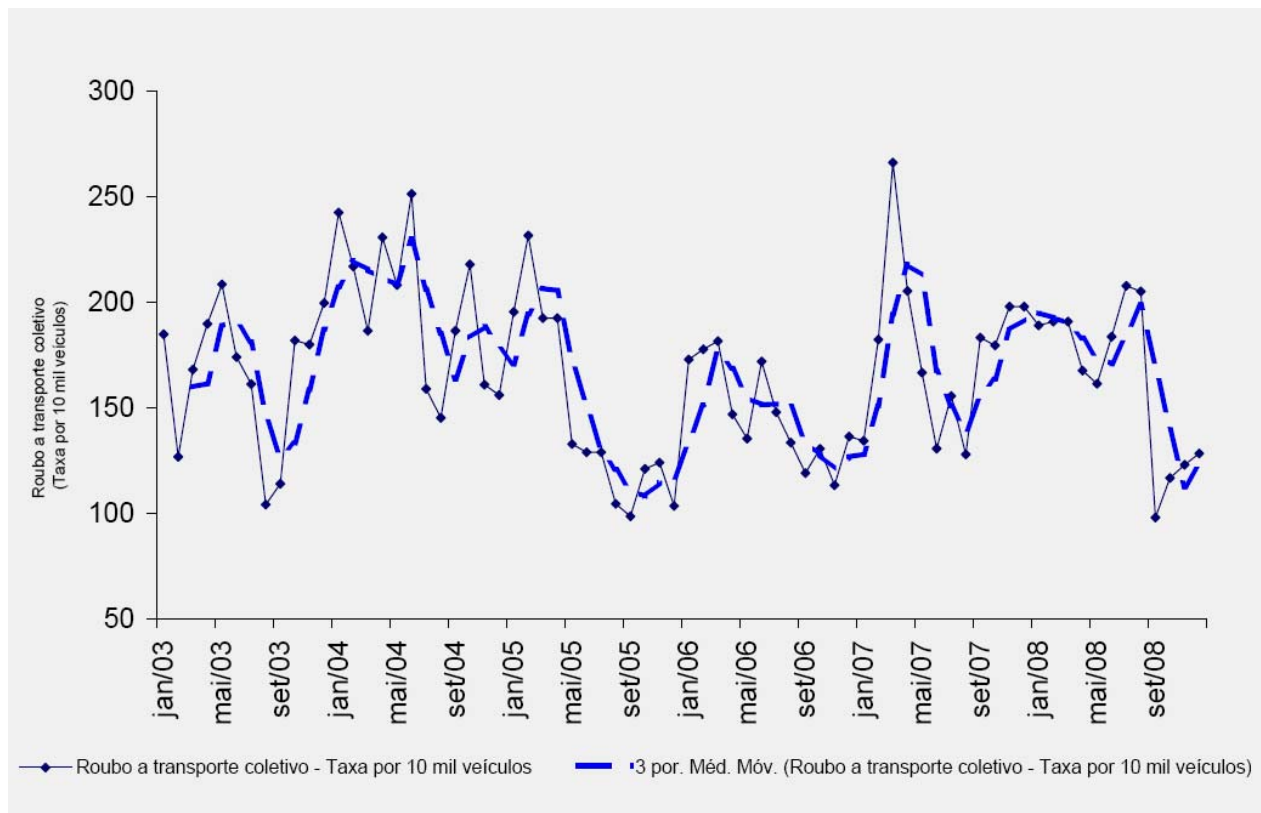


Figura 4.6 – Média móvel trimestral ($r = 3$) da taxa por 10 mil veículos dos registros de roubo a transportes coletivos em Salvador-BA, 2003 - 2008. Fonte: CEDEP Notas: 1 - Cálculo do autor. 2 - As taxas foram calculadas com base na frota de ônibus e microônibus de Salvador-BA, tendo como fonte o DETRAN-BA.

Como a aplicação da média móvel trimestral (MMT) visa apenas à suavização da série e não a mensuração da correlação de longo alcance, então a seguir apresentamos os resultados dos métodos DFA e DCCA, que permitem medir correlação de longo alcance individual e cruzada respectivamente nos indicadores contemplados nesta dissertação.

4.1.2 – DFA

Visando atender o objetivo desse estudo, ou seja, identificar e mensurar a correlação de longo alcance nos indicadores de criminalidade da capital baiana, medimos a correlação de longo alcance através do método DFA, e análise conjunta dos expoentes (α) de correlação de longo alcance podem ser vistos nas Tabelas 4.1 e 4.2, Figuras 4.7 e 4.8. Os resultados apresentados nas referidas tabelas permitem avaliar se a série apresenta comportamento persistente, antipersistente ou descorrelacionado para o período estudado.

Como já foi dito, a interpretação do expoente α deve considerar três situações: $\alpha = 0,50$ (Random Walk 1-D), $\alpha < 0,50$ (comportamento antipersistente) e por fim $\alpha > 0,50$ (série persistente). Se valor $\alpha = 0,50$ não se pode relacionar o comportamento de uma série passada com o comportamento de uma série futura. Caso valor $\alpha > 0,50$ indica uma expectativa de inflexão na trajetória da série futura. Por exemplo, se a série estudada apresenta uma tendência de crescimento, isso implicará em uma tendência de redução e vice versa. Mas, se $\alpha > 0,50$ o comportamento de uma série passada tende a continuar no futuro.

Pela Tabela 4.1 e Figura 4.7 vemos que entre os indicadores de criminalidade em análise, o que apresentou sinal persistente ($\alpha > 0,50$) em todo o período foi o roubo a transporte coletivo. O homicídio doloso e o homicídio tentado tiveram sinal antipersistente, persistente e descorrelacionado no período em estudo. Já o furto de veículo e o roubo de veículo oscilaram entre persistente e antipersistente no período em análise.

Tabela 4.1 – Valor do expoente (α) de alguns indicadores de criminalidade, Salvador-BA, 2003 – 2008 (série diária).

Delitos/ α	Expoente α						Média	Desvio Padrão
	2003	2004	2005	2006	2007	2008		
Roubo a Transporte Coletivo	0,71 ($\pm 0,02$)	0,75 ($\pm 0,02$)	0,68 ($\pm 0,01$)	0,71 ($\pm 0,02$)	0,79 ($\pm 0,03$)	0,79 ($\pm 0,02$)	0,74	0,05
Roubo de Veículo	0,48 ($\pm 0,01$)	0,52 ($\pm 0,01$)	0,59 ($\pm 0,01$)	0,60 ($\pm 0,01$)	0,56 ($\pm 0,02$)	0,65 ($\pm 0,02$)	0,57	0,06
Furto de Veículo	0,45 ($\pm 0,02$)	0,53 ($\pm 0,02$)	0,47 ($\pm 0,01$)	0,64 ($\pm 0,01$)	0,47 ($\pm 0,02$)	0,50 ($\pm 0,02$)	0,51	0,07
Homicídio Doloso	0,48 ($\pm 0,02$)	0,37 ($\pm 0,01$)	0,45 ($\pm 0,02$)	0,50 ($\pm 0,01$)	0,44 ($\pm 0,02$)	0,54 ($\pm 0,02$)	0,46	0,06
Homicídio Tentado (*)	...	0,45 ($\pm 0,02$)	0,48 ($\pm 0,01$)	0,58 ($\pm 0,01$)	0,52 ($\pm 0,01$)	0,50 ($\pm 0,01$)	0,51	0,05

Fonte: Dados do autor

Nota: (*) Os homicídios tentados para o ano de 2003 não dispõe de dados diários para aplicação do método.

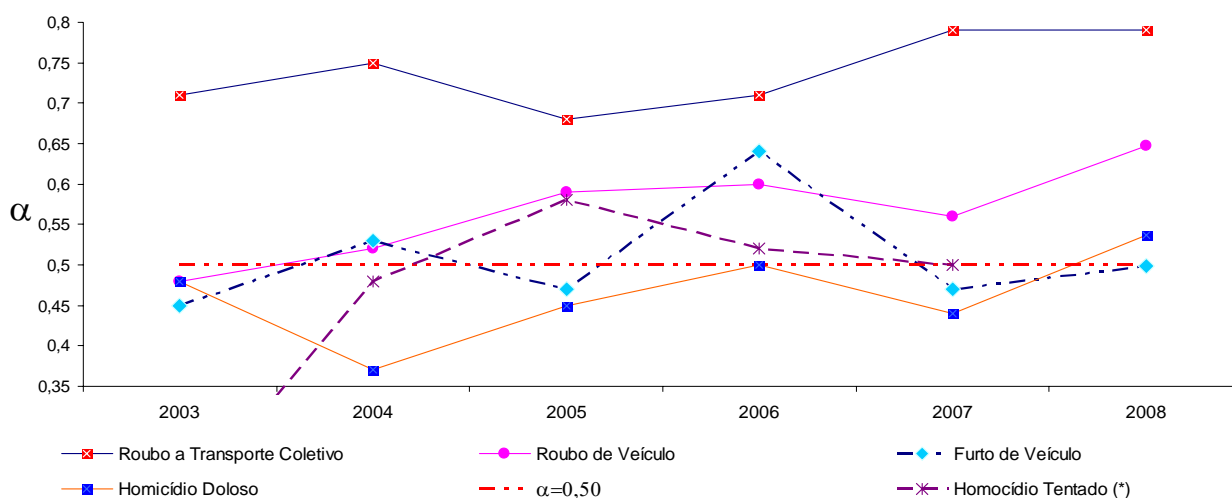


Figura 4.7 – Comportamento do expoente (α) de alguns indicadores de criminalidade, Salvador-BA, 2003 - 2008. Fonte: Dados do autor. Nota: (*) Os homicídios tentados para o ano de 2003 não dispõe de dados diários para aplicação do método.

Como complementação do estudo calculamos o valor de α na série acumulada de 2003 a 2008. Dos indicadores de criminalidade em questão todos apresentaram sinal persistente ($\alpha > 0,50$) (Tabela 4.2 e Figura 4.8). Com exceção do roubo a transporte coletivo, a aplicação do DFA ano a ano apresentou comportamento decorrelacionado

($\alpha = 0,50$), persistente ($\alpha > 0,50$) e antipersistente ($\alpha < 0,50$) (Tabela 4.1 e Figura 4.7). Já na série acumulada o sinal foi persistente ($\alpha > 0,50$) em todos os indicadores analisados (Figura 4.2 e Figura 4.8).

Tabela 4.2 – Valor do expoente (α) de alguns indicadores de criminalidade, Salvador-BA, 2003 - 2008 (série acumulada).

Delitos	Expoente α	erro
Roubo a Transporte Coletivo	0,81	0,01
Roubo de Veículo	0,73	0,02
Furto de Veículo	0,65	0,02
Homicídio Doloso	0,61	0,02
Homicídio Tentado (*)	0,54	0,01

Fonte: Dados do autor

Notas: 1 – (*) O DFA do homicídio tentado foi calculado para o período de 2004 - 2008 por inexistência de dados diários para 2003. 2 – O cálculo do DFA foi realizado n no mínimo igual a 4 a um máximo de $N/4$.

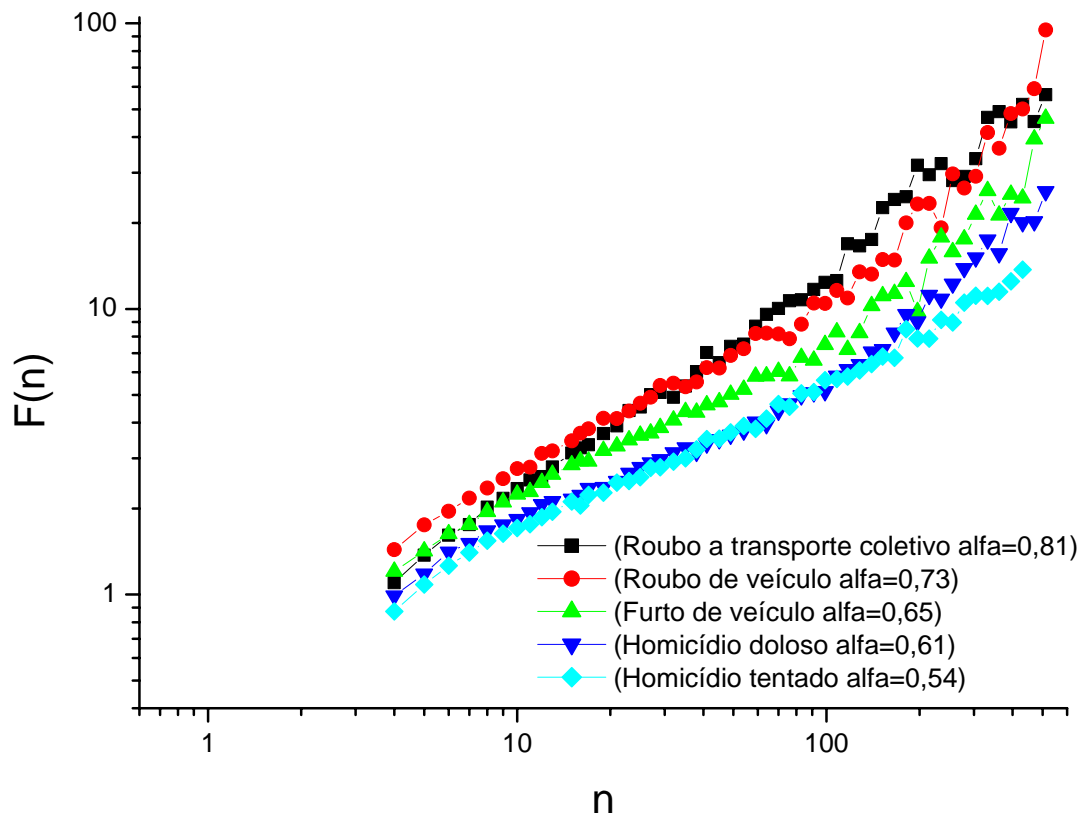


Figura 4.8 – Relação linear entre $\log(n) \times \log F(n)$ (DFA) dos indicadores de criminalidade de Salvador-BA, 2003 - 2008. Fonte: Dados do autor. Notas: 1 – O DFA do homicídio tentado foi calculado para o período de 2004 - 2008 por inexistência de dados diários para 2003. 2 – O cálculo do DFA foi realizado n no mínimo igual a 4 a um máximo de $N/4$.

Em se tratando de análise da criminalidade, mais especificamente utilizando o DFA, a situação esperada para correlação de longo alcance é um expoente $\alpha > 0,50$, ou seja, comportamento persistente, combinado com uma tendência de decrescimento ao longo da série. Essa expectativa de comportamento foi constatada apenas nas taxas dos registros oficiais de furto de veículo (Figuras 4.4 e 4.8). Entretanto, a situação observada nas taxas dos registros de roubo de veículo, roubo a transporte coletivo,

homicídio doloso e homicídio tentado é adversa e evidencia uma tendência de crescimento do número de delitos aliada a um comportamento persistente da série (Figuras 4.1, 4.2, 4.3 e 4.5). Esta constatação indica a necessidade de um estudo detalhado desses delitos por parte do poder público e dos criminologistas.

Na próxima seção será apresentada a aplicação do método DCCA nas séries de indicadores abordadas nesta dissertação, com o objetivo de identificar e mensurar a existência ou não de correlações cruzadas nos indicadores de criminalidade.

4.1.3 – DCCA

No estudo de séries temporais é possível encontrar situações em que séries diferentes apresentem correlações entre si como, por exemplo, roubo de armas de fogo e homicídios dolosos (LEE, 2008). Com base nesta afirmação, nesta dissertação, é testada a correlação cruzada em alguns indicadores de criminalidade de Salvador-BA, tendo como método o DCCA (Tabela 4.3).

Tabela 4.3 – Valor do expoente λ do DCCA nos indicadores de criminalidade de Salvador-BA, 2003 - 2008 (dados diários).

Indicador	Homicídio doloso	Furto de veículo	Roubo de veículo	Roubo a transporte coletivo	Homicídio tentado (1)
Homicídio doloso					
Furto de veículo	(2)				
Roubo de veículo	(2)	(3)			
Roubo a transporte coletivo	(3)	(2)	(2)		
Homicídio tentado (1)	(3)	(2)	(2)	(3)	

Fonte: Dados do autor.

Notas: (1) A correlação cruzada para homicídio tentado foi calculada de 2004 - 2008 por inexistência de dados diários. (2) Não existe lei de potência de acordo com o método DCCA. (3) Existe correlação cruzada com componentes sazonais.

Com base no DCCA foi identificada correlação cruzada entre o roubo a transporte coletivo e o homicídio doloso; roubo a transporte coletivo e homicídio tentado; roubo de veículo e furto de veículo; homicídio doloso e homicídio tentado (Tabela 4.3). Esse resultado indica que a variação, por exemplo, do furto de veículo interfere de maneira positivamente correlacionada no roubo de veículo. As correlações cruzadas entre o homicídio doloso e o homicídio tentado, homicídio tentado e doloso são iguais, sendo assim, as covariâncias entre eles são iguais (Tabela 4.3).

Por meio da aplicação do DCCA nos indicadores de criminalidade de Salvador-BA, foi possível identificar padrões de sazonalidade nos indicadores avaliados (Figura 4.9 a 4.12), isso considerando o recente trabalho publicado na *Physica A* por Zebende e Machado Filho (2009) (Artigo em anexo).

A figura 4.9 demonstra a correlação cruzada entre o homicídio doloso e roubo a transporte coletivo e padrões de sazonalidade semanal, mensal e trimestral (Figura 4.9). O valor $n = 7$ denota a componente sazonal semanal, $n = 30$ mensal, $n = 90$ trimestral e $n > 90$ acima de três meses. E também comportamento transitório persistente ($\lambda = 1,15$) para $n = 7$ (sete dias), antipersistente ($\lambda = 0,44$) para $n = 30$ (trinta dias) e persistente ($\lambda = 1,14$) para $n = 90$ (noventa dias) e $n > 90$ (acima de 90 dias) ($\lambda = 1,10$) respectivamente (Figura 4.9).

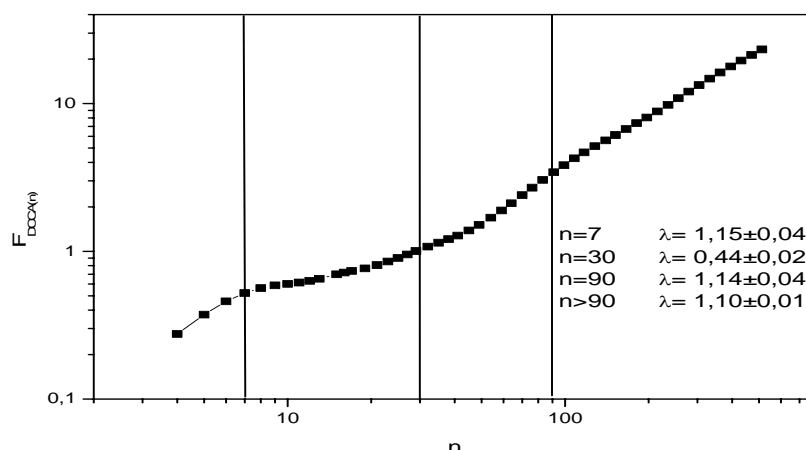


Figura 4.9 – Correlação cruzada entre o homicídio doloso e o roubo a transporte coletivo em Salvador-BA, 2003 - 2008 (dados diários). As linhas verticais representam os intervalos (4 |—| 7, 8 |—| 30, 31 |—| 90, e $n > 90$ dias). Fonte: Dados do autor.

Ao correlacionar a série de veículos roubados e veículos furtados, com base no DCCA, foram identificadas correlação cruzada e componente sazonais para $n = 7$ (sete

dias), $n = 60$ (sessenta dias), $n = 120$ (cento e vinte dias) e para $n > 120$ (cento e vinte dias). E também transição persistente/antipersistente para a escala estabelecida (Figura 4.10).

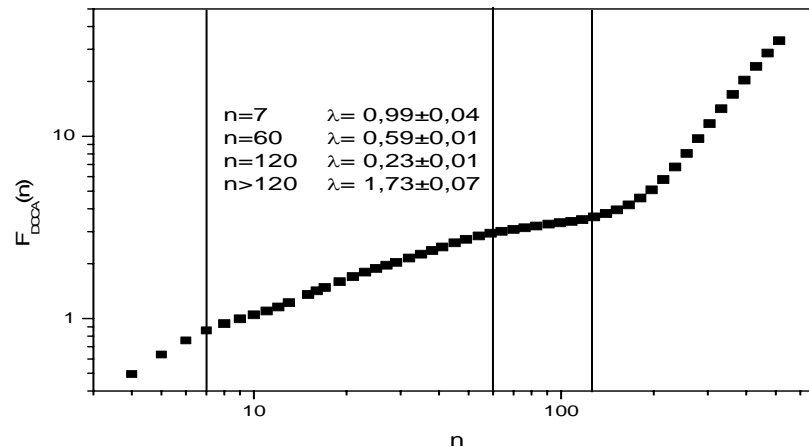


Figura 4.10 – Correlação cruzada entre o roubo de veículo e o furto de veículo em Salvador-BA, 2003 - 2008 (dados diários). As linhas verticais representam os intervalos (4 |—| 7, 8 |—| 60, 61 |—| 120, e $n > 120$ dias). Fonte: Dados do autor.

A autocorrelação cruzada (DCCA) entre a série histórica do homicídio doloso e homicídio tentado apresentou componente sazonal para $n = 7$, $n = 30$, $n = 90$ e $n > 90$ respectivamente. E correlação de longo alcance cruzada persistente ($\lambda = 0,74$) para $n = 7$ e $n > 90$ e antipersistente ($\lambda = 0,29$; $\lambda = 0,38$) para $n = 30$ e $n = 90$ (Figura 4.11).

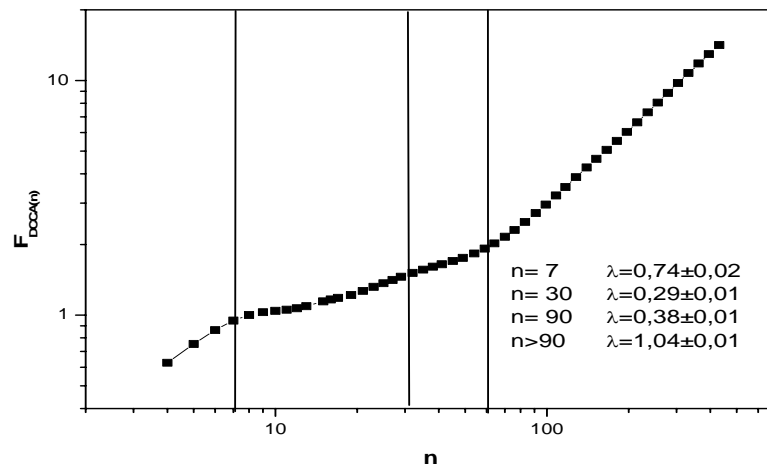


Figura 4.11 – Correlação cruzada entre o homicídio doloso e homicídio tentado em Salvador-BA, 2004 - 2008 (dados diários). As linhas verticais representam os intervalos (4 |—| 7, 8 |—| 30, 31 |—| 90, e $n > 90$ dias). Fonte: Dados do autor. A correlação cruzada para homicídio tentado foi calculada de 2004 - 2008 por inexistência de dados diários.

A modelagem estatística entre os indicadores de criminalidade homicídio doloso e roubo a transporte coletivo, tendo como método o DCCA, identificou e mensurou correlação cruzada de longo alcance em diferentes escalas de tamanho n . E, além disso, componentes sazonais de ordem $n = 7$, $n = 30$, $n = 60$ e $n = 120$. E transição persistente/antipersistente nas escalas de tamanho n consideradas (Figura 4.12).

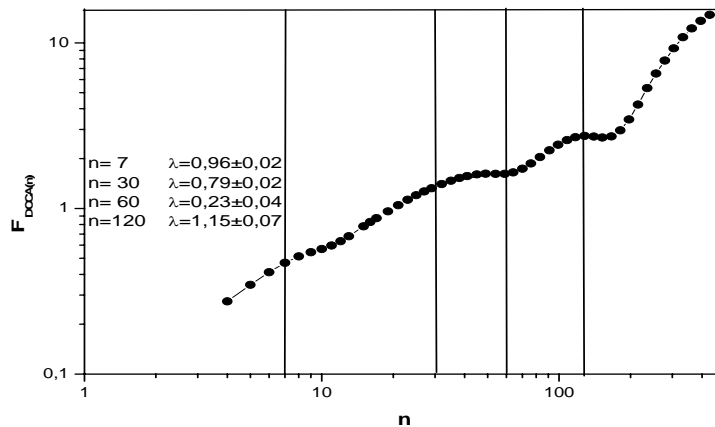


Figura 4.12 – Correlação cruzada entre o homicídio tentado e roubo a transporte coletivo em Salvador-BA, 2004 - 2008 (dados diários). As linhas verticais representam os intervalos (4 |—| 7, 8 |—| 30, 31 |—| 60, 61 |—| 120 dias). Fonte: Dados do autor. Notas: 1 – A correlação cruzada para homicídio tentado foi calculada de 2004 - 2008 por inexistência de dados diários. 2 – Para $n > 120$ não existe correlação segundo o método DCCA.

4.2 – Conclusões e perspectivas

Após aplicação do DFA e do DCCA em séries de indicadores de criminalidade da capital baiana, pode-se pensar em propostas futuras de utilização dos métodos em outros indicadores de criminalidade, para demais capitais e regiões do Brasil. Sendo assim, este estudo fornece elementos que estão relacionados à possibilidade de utilização de registros diários de indicadores de criminalidade, permitindo uma melhor compreensão do fenômeno em análise.

Ao relacionar o expoente de correlação de longo alcance obtido a partir do DFA com a tendência da série de indicadores, pode-se perceber que existe uma expectativa de aumento em todos os indicadores avaliados, com exceção do furto de veículo (art.155 do código penal brasileiro) isso considerando a persistência ($\alpha > 0,50$) obtida nos mesmos.

A aplicação do DCCA nos indicadores contemplados nesta dissertação identificou correlação de longo alcance cruzada persistente entre crimes contra o patrimônio e os crimes contra pessoa como, por exemplo, o homicídio doloso (crime contra pessoa) e o roubo a transporte coletivo (crime contra o patrimônio). Neste caso, com base no DCCA, o homicídio doloso influencia de forma positivamente correlacionada no roubo a transporte coletivo. E, além disso, foi possível identificar sazonalidade tendo como método o DCCA.

Concluindo, a modelagem de estatísticas dos indicadores de criminalidade de Salvador-BA pode gerar ações antecipadas por parte da sociedade e seus representantes legais. Espera-se que esta dissertação possa oferecer subsídios para formulação de políticas e programas de governo voltados às questões relacionadas a

segurança pública, como também contribuir com futuros estudos sobre criminalidade, principalmente porque existem poucos trabalhos desenvolvidos utilizando técnicas estatísticas mais sofisticadas, fornecendo uma nova proposta para avaliar os indicadores de criminalidade no auxílio da gestão da segurança pública.

Referências Bibliográficas

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

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

ARAÚJO JÚNIOR, A.; ARI, F.; FAJNZYLBER, Pablo. **Crime e economia: um estudo das micro-regiões mineiras**. XXVIII Encontro Nacional de Economia da ANPEC, Campinas, 2000.

ARAÚJO JÚNIOR, A.; FAJNZYLBER, P. **O que causa a criminalidade violenta no Brasil? Uma análise a partir do modelo econômico do crime: 1981 a 1996**. Texto de discussão, n.162. Universidade Federal de Minas Gerais, CEDEPLAR, set. 2001.

ARAÚJO, L.H.D; BEJAN, L.B; STOSIC, Tatijana. **Aplicação do método Detrended Cross-Correlation Analysis para dados do IBOVESPA**. In: 18º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística-SINAPE, Estância de São Pedro, 2008.

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

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

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

BATITUCCI, Eduardo Cerqueira. **O homicídio em quatro regiões metropolitanas brasileiras: dados do sistema de informações sobre mortalidade**. In: Reunião da ANPOCS, 22, 1998, Caxambu. Anais. São Paulo: ANPOCS, 1998.

BEATO FILHO, Cláudio C. **Ação e Estratégia das Organizações Policiais**. Mimeo. Paper apresentado no III Seminário Brasileiro sobre Polícia e Sociedade Democrática, organizado pela Fundação FORD/Centro de Estudos Del Desarrollo/Viva Rio/Museu da República, no Rio de Janeiro, em junho de 1999.

BEATO FILHO, Cláudio C. **Fontes de dados policiais em estudos criminológicos**. In: CERQUEIRA, Daniel, LEMGRUBER, Julita (org). Criminalidade, violência e segurança pública no Brasil. Rio de Janeiro: IPEA, 2000.

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

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

CARVALHO, Silvio Roberto Bastos. **Estudo Exploratório dos Custos da (In)Segurança na Bahia: Correlações Socioeconômicas**. Mestrado em Análise Regional e Urbano, Universidade Salvador – UNIFACS, Salvador/BA, 2007.

CARRERA-FERNANDEZ, José; PEREIRA, Rogério. **Diagnóstico da criminalidade na Bahia: Uma análise a partir da teoria econômica do crime**. Revista econômica do nordeste, Fortaleza, v.32, n. especial, p. 792-806, novembro 2001.

CONTRERAS NUÑO, Guillermo. **La variación del ritmo cardiaco**. Cinvestav, v.26, núm. 01, p. 24-27, enero-março 2007.

COSTA, Heloisa Helena F. G. da. **Construindo uma cultura de paz: um modelo diferenciado de gestão na Prefeitura de Salvador**. Bahia análise & Dados. Salvador-BA, SEI v.11 n.1 p.129 – 135, junho 2001.

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

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

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

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

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

ESPINHEIRA, Gey. **Sociabilidade e violência na Vida cotidiana em Salvador**. Bahia Análise & Dados. Salvador-BA SEI, v.11 n.1, p. 8-16 Jun. 2001.

EKE, A.; HERMAN, P.; KOCSIS, L.; KOZAK, L.R. **Fractal characterization of complexity in temporal physiological signals**. Physiological Measurement, n.1, v.23, p. 1-38, 2002.

FAJNZYLBER, P.; ARAUJO JÚNIOR, A. F. **Violência e Criminalidade**. Texto de discussão, n.167. Universidade Federal de Minas Gerais, CEDEPLAR, 2001.

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

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

FELIX, Sueli Andruccioli. **Geografia do crime: Interdisciplinaridade e relevâncias** / Sueli Andruccioli Felix – Marília – Unesp-Publicações, 2002.

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

FILHO, A. S. **Correlação de longo alcance em demandas de passageiros e veículos do sistema Ferry Boat**, Dissertação de Mestrado. CEPPEV - Fundação Visconde de Cairu, Salvador, 2005.

FONSECA, J. S.; MARTINS, G. A.; TOLEDO, G. S. **Estatística aplicada**. 2^a.ed. São Paulo: Atlas, 1985.

FRANCISCO FILHO, Lauro Luiz. **Distribuição espacial da violência em Campinas: uma análise por geoprocessamento**. Doutorado em Geografia, UFRJ, Rio de Janeiro, 2004.

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

GALHARDO, C.E.C. *et al.* **Análise de sinais não estacionários de pressão arterial de ratos sujeitos à deservação**. In: XXXI Encontro Nacional de Física da Matéria Condensada, Águas de Lindóia, 2008.

GARCIA, J.A.; JOSÉ, M.V. **Mathematical properties of DNA sequences from coding and noncoding regions.** Revista mexicana de física, v. 51, p. 122-130, 2005.

GOMIS, P. *et. al.* **Análisis Fractal del control autonómico del ritmo cardiaco durante oclusión coronaria.** Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, v. 3, núm. 3, p. 116-122, 2006.

GOMIS, P. *et. al.* **Análisis fractal del sistema de control cardiaco durante isquemia de miocardio.** In: XXV Jornadas de Automática, Ciudad Real, 2004.

GUJARATI, Damodar N. **Econometria básica.** Tradução: Ernesto Yoshida; Revisão técnica: Eliezer Martins Diniz. 3. ed. São Paulo: Makron Books, 2000.

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

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

JANNUZZI, Paulo Martinho. **Indicadores Sociais no Brasil** 2ª ed. Alínea, 2003.

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

JOVCHELOVITCH, Sandra. **Representações sociais e esfera pública.** Petrópolis: Vozes, 2000.

KAHN, Túlio. **Índice de criminalidade. Construção e usos na área da segurança pública.** Revista do ILANUD, São Paulo, n. 2, 1997.

KAHN, Túlio. **Os custos da violência: quanto se gasta ou deixa de ganhar por causa do crime no Estado de São Paulo**. IPEA/CESEC. Fórum de Debates: Criminalidade, Violência e Segurança Pública no Brasil. Uma Discussão sobre as Bases de Dados e Questões Metodológicas. 5º Encontro, nov. 2000.

KAHN, Túlio. **Pesquisa de vitimização 2002 e avaliação do PIAPS**. ILANUD FIA – USP. Gabinete de Segurança Institucional, 2002.

KAHN, Túlio. **Estatística de criminalidade: Manual de interpretação**. Coordenadoria de Análise e Planejamento - CAP, Secretaria de Segurança Pública de São Paulo, 2005.

KAHN, Túlio. **Medindo a Criminalidade: Um panorama dos principais métodos e projetos existentes**. Seminário do IPEA. Rio de Janeiro, Junho 2000.

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

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

LEVINE, David M.; BERENSON, Mark L.; STEPHAN, David. **Estatística: Teoria e Aplicações usando o Microsoft Excel em português**. Rio de Janeiro: LTC, 2000.

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

MADDALA, G. S. **Introdução à econometria**. Tradução e revisão técnica: Leonardo Weller e Paulo Tafner. 3. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2003.

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

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

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

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

MATOS, Orlando Carneiro de. **Econometria Básica: teoria e aplicação**. São Paulo, Atlas, 3ª edição, 2000.

MAKSE, H.A. *et al.* **Long-range correlations in permeability fluctuations in porous rock**. Phys. Rev. E, n. 54, p. 3129 – 3134, 1996.

MESQUITA NETO, Paulo de. **Crime, violência e incerteza política no Brasil**. Cadernos Adenauer, São Paulo, v.2 n.1 mar. 2001.

MICHAUD, Y. **A Violência**. São Paulo, Ática, 1989.

MORAIS, Régis. **O Que é Violência Urbana**. Ed. Brasiliense, São Paulo, p.111, 1981.

MORET, Marcelo A. *et. al.* Fluctuations Analysis of Stellar X-Ray Binary Systems. **Physical Review E**, n. 68, p. 41104, 2003.

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

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

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

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

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

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

NIEBURG (H. L.) **Uses of violence**, in **Journal of Conflict Resolution**. vol. VII-1, p.43, 1963.

NOGUEIRA, E. Jr; ROSAS, Alexandre; FONTANARI, J. F. **Propriedades multifractais de genomas mitocondriais**. In: XXVI Encontro Nacional de Física da Matéria Condensada, Caxambu, 2003.

ODÁLIA, Nilo. **O que é violência** 6ª ed. São Paulo : Brasiliense, 2004.

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

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

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

PENG, C. K. *et. al.* **Long-range correlations in nucleotide sequences,** Nature, v.356, n. 6365, p. 168-170, 1992.

PENG, C. K. *et. al.* On the mosaic organization of DNA sequences. **Physical Review E,** n. 49, p. 1685-1689, 1994.

PENG, C. K. *et. al.* Scaling and universality in heart rate variability distribution. **Physica A,** n. 249, p. 241, 1998.

PENG, C. K. *et. al.* Statistical Properties of DNA Sequences. **Physica A,** n. 221, p. 180, 1995.

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

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

PEREIRA, Rogério; CARRERA-FERNANDEZ, José. **A criminalidade na Região Policial da Grande São Paulo sob a ótica da economia do crime**. Revista Econômica do Nordeste, v. 31, n. Especial, p. 898 – 918, novembro de 2000.

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

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

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

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

RONDELLI, Elizabeth. **Imagens da violência e práticas discursivas**. In: PEREIRA, Carlos Alberto M. *et al.* (Org). Linguagens da violência, Rio de Janeiro: Rocco, 2000.

ROSA, Paulo Tadeu Rodrigues; MACEROU, Eliane Ferreira. **Violência urbana – Uma questão de segurança ou política social?** Revista Jurídica, São Paulo, ano 50, n.206, p. 89-90, jun. 2002.

RUTHERFORD, K.M.D.; HASKELL, M.J.; GLASBEY, C.; JONES, R.B.; LAWRENCE, A.B. **Detrended fluctuation analysis of behavioural responses to mild acute**

stressors in domestic hens. Applied Animal Behaviour Science, v. 83, p. 125-139, 2003.

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

SANTOS, M.J.; KASSOUF, A.L. **Economia e Criminalidade no Brasil: evidências e controvérsias empíricas.** Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada (CEPEA/USP), 2006.

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

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

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

SILVA, José Apolinário da. **Transformações urbana, socioeconômica e da criminalidade em Salvador (1980-2000).** Dissertação de Mestrado, UNIFACS- Universidade de Salvador, 2004.

SOARES, G. A. D.; MUSUMECI, L.; BORGES, D.; RODRIGUES, S. de C.; FRAGA, G. **Base nacional de estatísticas criminais: análise e avaliação:** Produto 2 – recomendações de detalhamento e aperfeiçoamento da base de dados. Centro de

Estudos de Segurança Pública. Universidade Candido Mendes, Rio de Janeiro, 2003. (Relatório de consultoria prestada à Secretaria Nacional de Segurança Pública do Ministério da Justiça).

SOARES, Rodrigo Reis. Development, crime, and punishment: accounting for the international differences in crime rates. Chicago: **The University of Chicago**, April, 2001.

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

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

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

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

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

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

TOLEDO, Francisco de Assis. **Princípios Básicos de Direito Penal**. São Paulo: Saraiva, p. 82, 1994.

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

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

VIOLA, S. E. A. **A sociedade da guerra e a cultura da violência.** In: Fernando Hartmann; Norton Cezar Dal Follo da Rosa Jr. (Org.). *Violências e Contemporaneidade.* 1^a ed. Porto Alegre: Artes e Ofícios, v. 792, p. 63-80, 2005.

WHEELWRIGHT, Steven C.; MAKRIDAKIS, Spyros. **Forecasting Methods for Management.** 4th edition. New York : John Wiley & Sons Inc, 1985.

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

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

ZEBENDE, G. F. *et. al.* Study of Long Range Correlations in a Liquid-Vapor Phase Transition. ***Physica A: Statistical and Theoretical Physics***, v. 342, n. 1-2, p. 322, 2004.

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

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

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

O trabalho e o material apresentado nesta dissertação foram publicados nos seguintes artigos:

MACHADO FILHO, A.; SOARES JÚNIOR, J. S.; ZEBENDE, G. F. **DFA and DCCA applied in a time series of thefts and robbery of vehicles (Salvador-BA)** In: XXXII Encontro Nacional de Física da Matéria Condensada, Águas de Lindóia, 2009.

MACHADO FILHO, A.; ZEBENDE, G.F.; SOARES JÚNIOR, J. S. **Estatística Policial de Salvador-BA: Uma proposta de modelagem utilizando DFA.** In: XL Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, João Pessoa, 2008.

MACHADO FILHO, A.; ZEBENDE, G.F.; SOARES JÚNIOR, 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, 2009.

SOARES JÚNIOR, J. S.; MACHADO FILHO, A. **Indicadores de criminalidade e políticas públicas: knowledge discovery in databases como instrumento de apoio à decisão na segurança pública.** In: XI Encontro de Modelagem Computacional, Volta Redonda, 2008.

SOARES JÚNIOR, J. S.; MACHADO FILHO, A. **Séries temporais de indicadores sociais: uma abordagem detrended fluctuation analysis.** In: XI Escola de Modelos de Regressão, Recife, 2008.

SOARES JÚNIOR, J. S.; MACHADO FILHO, A.; QUINTELLA, Rogério Hermida; ZEBENDE, G. F. **Uma análise estatística dos indicadores de criminalidade de Salvador.** Conjuntura & Planejamento, v. 161, p. 40-49, 2008.

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

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

Anexo