

## MODELAGEM DA DIFERENCIAÇÃO DO COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO CRUZADA SEM TENDÊNCIA: UMA APLICAÇÃO NA SÉRIE TEMPORAL DE VEÍCULOS FURTADOS E VEÍCULOS ROUBADOS EM SALVADOR-BA

Data de aceite: 17/03/2020

**Aloísio Machado da Silva Filho**  
UEFS

**Gilney Figueira Zebende**  
UEFS

**Everaldo Freitas Guedes**  
UFBA

**Elvira Catiana de Oliveira Santos**  
UEFS

**Andréa de Almeida Brito**  
IFBA

**Arleys Pereira Nunes de Castro**  
UNIJORGE

**Florêncio Mendes Oliveira Filho**  
Estácio FIB

**RESUMO:** Este artigo tem como objetivo analisar a dinâmica temporal das ocorrências de veículos furtados e de veículos roubados no município de Salvador-BA no período de 2004 a 2015. A supracitada análise será realizada, principalmente, com a diferenciação do coeficiente de correlação cruzada sem tendência, idealizado por Zebende, Fernandes e Machado (2013). Os resultados desta pesquisa indicaram correlação cruzada positiva para todas as escalas temporais entre

as séries temporais de furto de veículos e roubo de veículos registrados diariamente em Salvador-BA e autocorrelação persistente de longo alcance. Acreditamos que a metodologia adotada neste artigo servirá como mais uma proposta de análise criminal e análise de séries temporais para pesquisadores, instituições públicas e/ou privadas interessados no tema.

**PALAVRAS-CHAVE:** Subtração de veículos, Séries temporais, autocorrelação, correlação cruzada.

**ABSTRACT:** This article aims to analyze the temporal dynamics of the occurrences of stolen vehicles and robbed vehicles in the city of Salvador-Bahia from 2004 to 2015. The aforementioned analysis will be carried out mainly with the differentiation of the cross-correlation coefficient detrended idealized tendency By Zebende, Fernandes e Machado (2013). The results of this research indicated a positive cross-correlation for all time scales between the time series of vehicle theft and vehicles robbery registered daily in Salvador-BA and persistent long-term autocorrelation. We believe that the methodology adopted in this article will serve as a further proposal of criminal analysis and semester analysis for researchers, public and / or private institutions interested in the subject.

**KEYWORDS:** Vehicle subtraction, time series, autocorrelation, cross correlation.

## 1 | INTRODUÇÃO

A descrição e modelagem de séries temporais tem sido realizada em diversas áreas do conhecimento como: economia, física, astrofísica, engenharia, ciências sociais aplicadas, entre outras. Série temporal pode ser definida como um conjunto de observações ordenadas no tempo (MORETTIN; TOLOI, 2004). Com o advento do recurso computacional a construção e uso de novos modelos de séries temporais tem ocorrido com mais frequência pela comunidade científica.

Ao analisar uma série temporal um pesquisador pode estar interessado em investigar o mecanismo gerador da série; fazer previsão de movimentos futuros da série de curto, médio e longo prazo; descrever o comportamento da série; procurar periodicidade relevantes (MORETTIN; TOLOI, 2004).

O furto de veículo e o roubo de veículo por variados fatores de ordem social e econômica têm ocupado espaço relevante nas discussões de governantes e da comunidade científica. Neste contexto, é possível citar a pesquisa de Júnior (1996), McCormick, Plecas e Cohen (2007), Franco e Soares (2011), Sampaio e outros (2008), Porcino (2015), Machado (2009).

De acordo Fracco e Soares (2011), os roubos de veículos ocorridos, por exemplo, na sociedade carioca seja para venda de peças de veículos, ou para a prática de outros delitos caracterizam-se também como crimes frequentes. No município de Salvador-BA, essa realidade não difere. Atualmente, o furto de veículo e o roubo de veículo (Figura 1) fazem parte do rol dos principais delitos monitorados e registrados pela Secretaria Estadual de Segurança Pública da Bahia.

O furto de veículo e o roubo de veículo são os delitos com menores taxas de subnotificação porque o proprietário do veículo para acionar a seguradora ou recuperar o bem subtraído (furtado ou roubado) terá que registrar o evento junto a uma autoridade policial a partir de um boletim de ocorrência – BO (MACHADO, 2009). Kahn (2005) menciona em seu trabalho, alicerçado em pesquisas de vitimização realizadas no Brasil, que uma proporção de dois terços dos crimes ocorridos são registrados, os demais passam a fazer parte do fenômeno denominado sub-registro ou subnotificação. E para uma melhor compreensão sobre subnotificação e pesquisas de vitimização é possível consultar Kahn (2000) e Kahn (2002). A tabela 1 descreve o conceito dos delitos modelados nesta pesquisa.

Motivados com o que foi discutido até aqui o presente artigo tem como objetivo analisar a dinâmica das flutuações das séries temporais do número de veículos furtados e veículos roubados diariamente no município de Salvador-BA no período de 2004 a 2015, tendo como método de análise, principalmente, a diferenciação do

coeficiente de correlação cruzada sem tendência idealizado por Zebende, Fernandes e Machado (2013).

Com intuito de atender o objetivo supracitado, este artigo está estruturado em cinco seções: introdução, materiais e métodos, dados, resultados e discussão, considerações finais e referências.

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.	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.	Código Penal, art. 155

Tabela 1 – Indicadores criminais sistematizados pela Secretaria Nacional de Segurança Pública – SENASP contemplados nesta pesquisa.

Fonte: SENASP.]

## 2 | MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta seção abordaremos sobre métodos capazes de detectar e mensurar autocorrelação e correlação cruzada em séries temporais não estacionárias em diferentes escalas de tempo, que são conhecidos na literatura como métodos da mecânica estatística.

### 2.1 *Detrended Fluctuation Analysis* – DFA

O *Detrended Fluctuation Analysis* – DFA é uma evolução da análise R/S clássica. A peculiaridade do DFA é permitir a identificação de auto-afinidade, e identificação de correlações de longo alcance em séries temporais com tendências. Auto-afinidade em matemática trata-se de fractal cujas partes são diferentes na direção x, y e z. Neste caso, para observar a auto-semelhança desse fractal, é necessário redimensioná-lo usando uma transformação anisotrópica (FEDER, 1988), (CRUZ, 2002). Já em uma série temporal existe auto-afinidade quando são mantidas as propriedades estatísticas observadas em diferentes escalas (MACHADO, 2014).

Desde a sua criação, o número de aplicações do DFA tem crescido em diversas

áreas do conhecimento. Apesar de orinalmente ter sido modelado em séries biológicas (PENG et al., 1994), é possível encontrar sua aplicação na literatura, por exemplo, no mercado financeiro (MANTEGA; STANLEY, 1995), (LIU et al., 1999), (PODOBNIK; STANLEY, 2008), (RUAN; ZHOU, 2011), (ZEBENDE; FERNANDES; MACHADO, 2013).

Passo 1 – Calcula-se o desvio padrão de cada registro em relação à incidência média da série completa, integrando o sinal  $u_i$  (série original) e obtendo-se a série integrada  $y(k)$  pela seguinte expressão:

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

em que  $\langle u \rangle$  denota o valor médio de  $u_i$ , e  $N$ , o total de pontos da série.

Passo 2 – Em seguida a série integrada  $y(k)$  é dividida em intervalos de igual tamanho  $n$  não sobrepostos. E para cada intervalo de tamanho  $n$ , é preciso ajustar um polinômio de grau maior ou igual a 1 a  $y(k)$ , denotado por  $y_n(k)$ .

Passo 3 – Logo após, a série integrada  $y(k)$  é subtraída de  $y_n(k)$  em cada intervalo de tamanho  $n$ , com base na seguinte expressão:

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

e o cálculo anterior é repetido sistematicamente para diferentes amplitudes de tamanho  $n$  ( $4 \leq n \leq \frac{N}{4}$ ).

Passo 4 – Verificar se  $F_{DFA}(n)$  tem comportamento do tipo  $F_{DFA}(n) \approx n^\alpha$ . Neste caso,  $\alpha$  representa o expoente de correlação de longo alcance. Aplicando  $\log$  em  $F_{DFA}(n) = an^\alpha$ , tem-se:

$$\log F_{DFA}(n) = \alpha \log a + \alpha \log n \quad (3)$$

No caso de séries temporais não correlacionadas (sem memória), espera-se  $\alpha = 0,50$  caso comum em séries aleatórias. Se  $\alpha > 0,50$ , pode-se inferir que a série apresenta comportamento persistente de longo alcance. Caso  $\alpha < 0,50$ , espera-se um comportamento antipersistente. O expoente obtido pela modelagem do DFA permite avaliar em que medida as flutuações da série temporal passada implicam manutenção do comportamento das flutuações da série temporal futura, indicando um efeito de memória de longa duração na série (SOARES; MACHADO; QUINTELLA; ZEBENDE, 2008).

Na presente seção apresentamos brevemente os procedimentos metodológicos do DFA e na próxima seção será abordado o método capaz de identificar e mensurar

correlação cruzada, enquanto lei de potência.

## 2.2 Detrended Cross-Correlation Analysis – DCCA

Existem casos que o resultado de determinada série temporal sofre interferência não apenas dela mesma, mas também de outras séries e neste caso que a identificação e mensuração da correlação cruzada se faz necessária (MACHADO, 2014). É possível citar, como exemplo, a área financeira em que o risco é calculado tendo como indicador as matrizes de correlação para diferentes ativos (PODOBNIK et al., 2011). Se existir por parte do pesquisador interesse em identificar e mensurar correlação cruzada de longo alcance entre duas séries temporais em regime não estacionário com mesmo número de pontos  $N$ , pode-se modelar uma generalização do método DFA, denominado *Detrended Cross-Correlation Analysis – DCCA* (PODOBNIK; STANLEY, 2008).

Assim como o DFA, o DCCA tem sido aplicado em diversas áreas do conhecimento. É possível citar sua modelagem em áreas como: biologia (URSULEAN; LAZAR, 2009), finanças (PODOBNIK; STANLEY, 2008), economia (ZEBENDE; MACHADO, 2009), física (SHADKHOO; JAFARI, 2009) e climatologia (BRITO et al, 2015).

De posse de duas séries  $\{y_i\}$  e  $\{y'_i\}$  com o mesmo  $N$  (mesmo número de pontos), em regime não estacionário, é possível seguir os seguintes procedimentos para modelar o DCCA (PODOBNIK; STANLEY, 2008), (MACHADO, 2009), (MACHADO, 2014), (MACHADO; FERNANDES; ZEBENDE, 2014):

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

$$\begin{aligned} R_K &= y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_k \\ R'_K &= y'_1 + y'_2 + y'_3 + \dots + y'_k \end{aligned} \quad (4)$$

em que  $K = 1, 2, 3 \dots N$ .

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. 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 integrada.

Passo 3: Define-se a partir do cálculo precedente a covariância dos resíduos em cada intervalo,

$$f^2_{DCCA}(n,i) = \frac{1}{n+1} \sum_i^{i+n} \left( R_K - \tilde{R}_{Kj} \right) \left( R'_K - \tilde{R}'_{Kj} \right) \quad (5)$$

Passo 4: Determina-se a função de covariância sem tendência do método DCCA expressa como:

$$F^2_{DCCA}(n) \equiv \frac{1}{N-n} \sum_{i=1}^{N-n} f^2_{DCCA}(n,i) \quad (6)$$

Assim como o DFA, o procedimento anteriormente demonstrado, repetido sistematicamente para diferentes escalas temporais de tamanho  $n$ , torna possível verificar se existe lei de potência, isto é, se  $F_{DCCA} \sim n^\lambda$ . Em que  $\lambda$  denota o expoente de correlação cruzada de longo alcance. A modelagem do DCCA, por Podobnik e Stanley (2008), identificou a seguinte relação estatística entre os expoentes do método DFA e DCCA:

$$\lambda \cong \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2} \quad (7)$$

Na seção a seguir será apresentado o coeficiente de correlação cruzada sem tendência  $\rho_{DCCA}$  capaz de quantificar o nível de correlação cruzada entre duas séries temporais.

### 2.3 Coeficiente de correlação cruzada sem tendência $\rho_{DCCA}$

O coeficiente de correlação  $\rho_{DCCA}$  idealizado por Zebende (2011) é capaz de mensurar o nível de correlação cruzada entre duas séries temporais, em regime não estacionário. A modelagem do  $\rho_{DCCA}$  tem como base o DFA (PENG et al., 1994) e o DCCA (PODOBNIK; STANLEY, 2008). De acordo com Zebende (2011), o expoente obtido com a modelagem estatística do DCCA quantifica a correlação cruzada sem tendência como uma lei de potência, porém não mensura o nível da correlação cruzada.

O  $\rho_{DCCA}$  trata-se de um coeficiente de correlação cruzada que permite a estimação da correlação cruzada entre duas séries temporais de igual tamanho  $N$  em diferentes escalas tempo, assim como outros coeficientes, com variação limitada entre -1 a 1 inclusive ( $-1 \leq \rho_{DCCA} \leq 1$ ). De modo que -1 denota anticorrelação perfeita e 1 correlação perfeita. E o  $\rho_{DCCA} = 0$  significa que não existe correlação cruzada.

A modelagem do  $\rho_{DCCA}$ , em diferentes escalas de tempo de tamanho  $n$ , é definida como a relação entre a função de covariância sem tendência do método DCCA e a função de variância sem tendência do método DFA, pode ser denotada pela seguinte expressão (ZEBENDE, 2011), (KRISTOUFEK, 2013); (GUEDES; ZEBENDE; MACHADO, 2015), (FERNANDES, et al. (2015):

$$\rho_{DCCA}(n) = \frac{F^2_{DCCA}(n)}{F_{DFA_1}(n)F_{DFA_2}(n)} \quad (8)$$

## 2.4 Diferenciação do coeficiente de correlação cruzada sem tendência $\rho_{DCCA}$

Como mencionado anteriormente, segundo Podobnik e Stanley (2008), existe a seguinte relação estatística entre o expoente  $\alpha$  de autocorrelação do método DFA e o expoente  $\lambda$  de correlação cruzada do método DCCA:

$$\lambda \cong \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2} \quad (9)$$

O trabalho de Zhou (2008), por exemplo, encontrou resultado diferente do obtido na equação 9. Entretanto, antes do trabalho de Zebende, Fernandes e Machado (2013) não existiam na literatura trabalhos que definissem uma relação bem estabelecida entre os expoentes do método DFA e DCCA. Segundo Zebende, Fernandes e Machado (2013), é possível estabelecer uma relação estatística entre os supracitados expoentes, via diferenciação do coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$ .

Sabemos que o coeficiente de correlação cruzada sem tendência é definido pela seguinte expressão:

$$\text{Expressão I } \rho_{DCCA}(n) = \frac{F^2_{DCCA}(n)}{F_{DFA_1}(n)F_{DFA_2}(n)} \quad (10)$$

A relação estatística entre os expoentes de autocorrelação e correlação cruzada foi definida com as seguintes expressões (ZEBENDE; FERNANDES; MACHADO, 2013):

$$\text{Expressão II } F_{DFA_1}(n)K_1n^{\alpha_1}, F_{DFA_2}(n)K_2n^{\alpha_2} \quad (11)$$

$$\text{Expressão III } F^2_{DCCA}(n)K_3n^{2\lambda} \quad (12)$$

em que  $K_1$ ,  $K_2$  e  $K_3$  denotam constantes diferentes de zero. A partir da expressão I e expressão II temos:

$$\text{Expressão IV } \rho_{DCCA}(n) = Kn^{2\lambda - \alpha_1 - \alpha_2} \quad (13)$$

$$\text{de modo que } K \equiv \frac{K_3}{K_1K_2} \quad (14)$$

estabelecendo  $y \equiv \log \rho_{DCCA}(n)$  e  $x \equiv \log(n)$  então a partir da expressão IV temos:



$$\frac{dy}{dx} = 2\lambda - \alpha_1 - \alpha_2 \quad (15)$$

Analisando a expressão acima podemos ter três possibilidades:

$$\lambda = (\alpha_1 + \alpha_2)/2, \quad (16)$$

$$\lambda < (\alpha_1 + \alpha_2)/2 \quad (17)$$

e

$$\lambda > (\alpha_1 + \alpha_2)/2. \quad (18)$$

Para Zebende, Fernandes e Machado (2013), existe a seguinte relação estatística entre os expoentes dos métodos DFA e DCCA, via diferenciação do  $\rho_{DCCA}$ :

$$\text{a) Se } \frac{dy}{dx} = 0, \text{ então } \lambda = (\alpha_1 + \alpha_2)/2; \quad (19)$$

$$\text{b) Se } \frac{dy}{dx} = \xi (\xi \in R) \text{ neste caso, } \lambda = (\xi + \alpha_1 + \alpha_2)/2 \text{ ou } \lambda \neq (\alpha_1 + \alpha_2)/2. \quad (20)$$

A relação estatística entre os expoentes dos métodos DFA e DCCA, via diferenciação do  $\rho_{DCCA}$  pode ajudar no entendimento das correlações na presença da não estacionariedade (ZEBENDE; FERNANDES; MACHADO, 2013). E tal propriedade foi comprovada na pesquisa de Machado (2014).

Com o objetivo de contemplar o objetivo desta pesquisa na próxima seção aplicaremos o DFA, DCCA,  $\rho_{DCCA}$  e a diferenciação do  $\rho_{DCCA}$  na série de veículos roubados e veículos furtados em Salvador-BA no período de 2004 a 2015.

### 3 | DADOS, RESULTADOS E DISCUSSÃO

Elegemos como objeto de estudo os furtos de veículos e os roubos veículos registrados diariamente na capital baiana no período de 2004 a 2015 (Figura 1). Salvador, a primeira capital do Brasil, tem uma população estimada de 2.938.092 habitantes com uma densidade demográfica de 3.859,44 habitantes por KM<sup>2</sup> (IBGE, 2016) com uma frota de 920.454 veículos e que deste universo 68,03% é de automóvel que no ano de 2015 representou 76,09% dos veículos subtraídos (furtados+roubados).



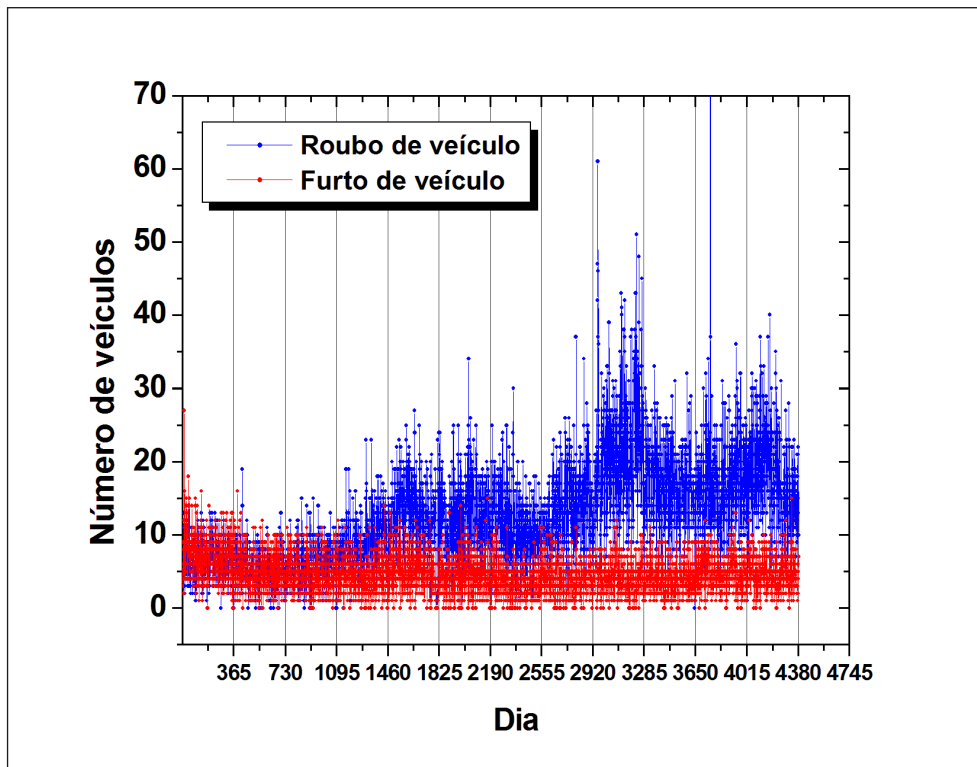


Figura 1 – Furto de veículos e roubo de veículos registrados diariamente em Salvador-BA, 2004 a 2015.

Fonte: Secretaria de Segurança Pública-SSP-BA.

Para contemplar o objetivo desta pesquisa, foram modelados o DFA, o DCCA (Figura 2) o  $\rho_{DCCA}$  e a diferenciação do  $\rho_{DCCA}$  (Figura 3). O DFA identificou comportamento persistente nas séries objetos de estudo ( $\alpha > 0,50$ ) (Figura 2). Já o DCCA apresentou correlação cruzada positiva para todas escalas temporais, enquanto lei de potência (Figura 2).

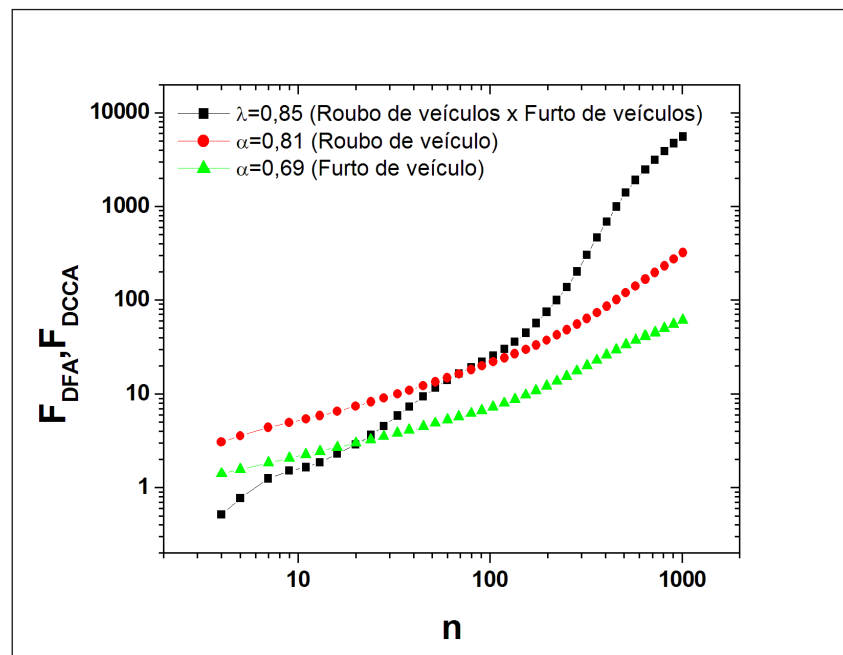


Figura 2 – Autocorrelação (DFA), correlação cruzada (DCCA) das séries furto de veículos e roubo de veículos registrados diariamente em Salvador-BA de 2004 a 2015.

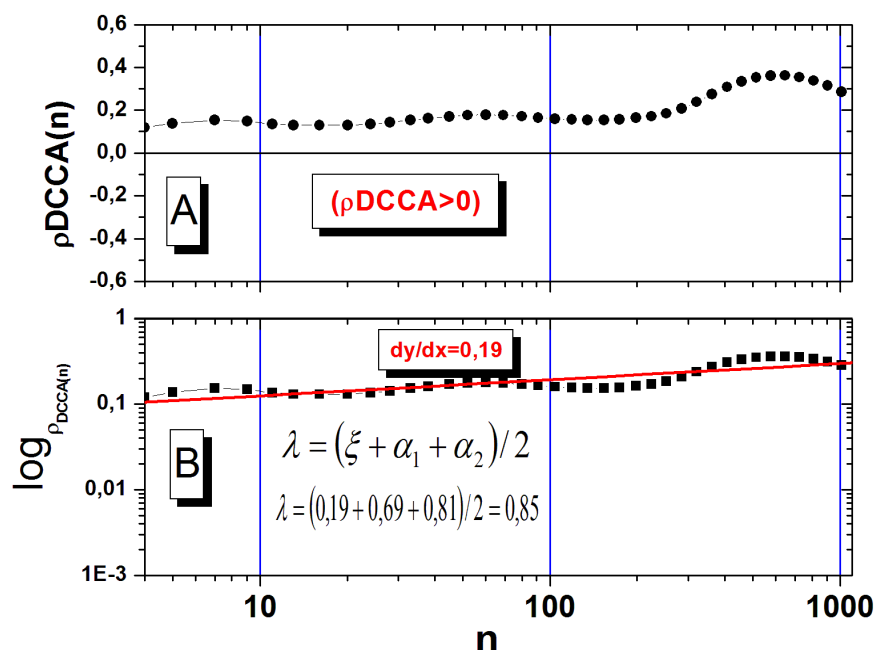


Figura 3 – “A” Correlação cruzada sem tendência entre as séries do número de veículos furtados e o número de veículos roubados diariamente em Salvador-BA, 2004 a 2015. “B” Diferenciação do coeficiente de correlação cruzada sem tendência do  $\rho_{DCCA}$  entre as séries do número de veículos furtados e o número de veículos roubados diariamente em Salvador-BA, 2004 a 2015.

Com o objetivo de mensurar o nível de correlação cruzada entre as séries de furto de veículos e roubo de veículos em Salvador de 2004 a 2015 foi utilizado o  $\rho_{DCCA}$  (Figura 3-A). Após a definição dos valores do  $\rho_{DCCA}$  para diferentes escalas de tempo, foi realizado a diferenciação do  $\rho_{DCCA}$  (Figura 3 B). O  $\rho_{DCCA}$  identificou correlação cruzada positiva para todas escalas temporais ( $\rho_{DCCA} > 0$ ) (Figura-A). Com esses valores é possível dizer que, existindo um aumento ou redução nas flutuações do furto de veículos espera-se a longo prazo um aumento nas flutuações da série temporal do roubo de veículo e vice versa.

A diferenciação do  $\rho_{DCCA}$  (Figura 3-B) convergiu para os resultados obtidos por Zebende, Fernandes e Machado (2013). Neste caso, o expoente de correlação cruzada do método DCCA não se apresentou como a média dos expoentes de autocorrelação das duas séries analisadas e sim  $\lambda = (\xi + \alpha_1 + \alpha_2)/2$  (Figura 3 B). Com esse resultado comprovamos a relação estatística entre os expoentes do DFA e o DCCA, de acordo com Zebende, Fernandez e Machado (2013) e de certa forma validamos os resultados obtidos na presente pesquisa (Figura 2 e Figura 3-A).

#### 4 | CONCLUSÕES

Atualmente em algumas capitais do Brasil o furto de veículo e o roubo de veículo por diversos fatores de ordem econômica social e política têm ocorrido com

frequência e monitorados no espaço e no tempo. A presente pesquisa teve como objetivo analisar a dinâmica temporal das séries diárias dos veículos furtados e veículos roubados na capital baiana no período de 2004 a 2015 (Figura 2 e Figura 3) utilizando como método de análise, principalmente, a diferenciação do  $\rho_{DCCA}$  modelado por Zebende, Fernandes e Machado (2013).

O DFA identificou autocorrelação de longo alcance persistente para todas as escalas temporais (Figura 2). Já modelagem com o DCCA apresentou correlação cruzada positiva, enquanto lei de potência (Figura 2). Como o DCCA não mensura o nível da correlação cruzada, nesta pesquisa mensuramos correlação cruzada sem tendência com o  $\rho_{DCCA}$  nas séries dessa pesquisa apresentou correlação cruzada sem tendência positiva (Figura 3-A). Esse resultado indica que se existir um aumento ou redução nas ocorrências do furto de veículo no município de Salvador esse comportamento tende a ocorrer no roubo de veículo em longo prazo.

Os resultados da diferenciação do  $\rho_{DCCA}$  (Figura 3-B), convergiram para os resultados apresentados por Zebende, Fernandes e Machado (2013).

Por fim, como trabalho futuro, pretendemos desenvolver um estudo que tenha como propósito a identificação de fatores associados à incidência do furto de veículos e roubo de veículos na capital baiana como a marca do veículo, cor do veículo, sexo do portador e/ou dono veículo, local do furto ou roubo, e valor estimado dos veículos subtraídos e demais variáveis.

## REFERÊNCIAS

BRITO, A. A. et al. Análise temporal de dados climatológicos de Feira de Santana-BA: Uma abordagem com métodos da mecânica estatística. In: Workshop PTI e I SIINTEC, 2015, Salvador. Anuário do Workshop PTI e I SIINTEC, 2015.

CRUZ, T. S. Leis de escala e dimensão fractal em filmes: microscopia de força atômica e técnicas eletroquímicas. Tese (Doutorado em Física) - Universidade estadual de campinas, Campinas-SP, 2002.

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

FERNANDES, M. S. et al. Quantifying cross-correlation between Ibovespa and Brazilian blue-chips: The DCCA approach. Physica. A, v. 424, p. 124-129, 2015.

FRACCO, A. G.; SOARES, R. S. Variação temporal e espacial dos casos de roubo de veículos nos bairros do Maracanã, Tijuca e Vila Isabel, no município do Rio de Janeiro-RJ. In: XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba, PR, Brasil, 30 de abril a 05 de maio de 2011, INPE, 2011.

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

JÚNIOR, W. N. S. Responsabilidade civil do estado por furto de veículo. Revista de direito e Administração, Rio de Janeiro, n. 203 p.59-69, 1996.

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.

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

KRISTOUFEK, L. Long-Range Cross-Correlations: Tests, estimators and applications. Tese (Doutorado) Charles University in Prague Faculty of Social Sciences Institute of Economic Studies, 2013.

LIU, Y. The statistical properties of the volatility of price fluctuations. Physical Review E, v. 60, p. 1390-1400, 1999.

MACHADO, A. Autocorrelação e correlação cruzada: teorias e aplicações. 2014. 127 f. Tese (Doutorado)-Faculdade de Tecnologia SENAI Cimatec, Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial, Salvador, 2014.

MACHADO, A.; FERNANDES, M. da; ZEBENDE, G. F. Autocorrelation and crosscorrelation in time series of homicide and attempted homicide. Physica A, v. 400, p. 12-19, 2014.

MANTEGNA, R.; STANLEY, H. Scaling behavior in the dynamics of an economic index. Nature, v. 367, p. 46-49, 1995.

MCCORMICK, A.V; PLECAS, D; COHEN, I.M. Motor Vehicle Theft: An Analysis of Recovered Vehicles in the Fraser Valley. School of Criminology and Criminal Justice, University College of the Fraser Valley, 2007.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. Análise de séries temporais. São Paulo: ABE - Projeto Fisher. Editora Edgard Blucher LTDA, 2004.

PODOBNIK, B.; JIANG, Z.-Q.; ZHOU, W.-X.; STANLEY, H. Statistical tests for power-law cross-correlated processes. Physical Review E, v. 84, p. 066118, 2011.

RUAN, Y. P.; ZHOU, W. X. Long-term correlations and multifractal nature in the intertrade durations of a liquid chinese stock and its warrant. Physica A, v. 390, p. 1646-1654, 2011.

SHADKHOO, S.; JAFARI, G. Multifractal detrended cross-correlation analysis of temporal and spatial seismic data. The European Physical Journal, v. 72, p. 679-683, 2009.

SOARES, J. S. J. et al. Uma análise estatística dos indicadores de criminalidade de Salvador. Conjuntura & Planejamento, Salvador, n. 161, p. 40-49, 2008.

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

URSULEAN, R.; LAZAR, A. Detrended cross-correlation analysis of biometric signals used in a new authentication method. ELECTRONICS AND ELECTRICAL ENGINEERING, v. 89, p. 55-58, 2009.

ZEBENDE, G. F. Dcca cross-correlation coefficient: Quantifying level of cross-correlation. Physica A, v. 390, n. 2, p. 614-618, 2011.

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

ZEBENDE, G. F.; MACHADO, A. Cross-correlation between time series of vehicles and passengers. *Physica A*, v. 388, p. 4863-4866, 2009.