



**SENAI CIMATEC**

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

**Dissertação de mestrado**

**Estudo de Correlação Cruzada em Índices  
Econômicos**

Apresentada por: Leonardo Santana Almeida da Silva  
Orientador: Gilney Figueira Zebende

Junho de 2014

Leonardo Santana Almeida da Silva

# Estudo de Correlação Cruzada em Índices Econômicos

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: Gilney Figueira Zebende  
*SENAI CIMATEC*

Co-orientador: Miguel Angel Rivera Castro  
*UNIFACS*

Salvador  
SENAI CIMATEC  
2014

---

## 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 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, leu e recomendou a aprovação da Dissertação de mestrado, intitulada “Estudo de Correlação Cruzada em Índices Econômicos”, apresentada no dia 26 de Julho de 2014, como requisito parcial para a obtenção do título de **Mestre em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial**.

Orientador:

---

Prof. Dr. Gilney Figueira Zebende  
SENAI CIMATEC

Co-orientador:

---

Prof. Dr. Miguel Angel Rivera Castro  
UNIFACS

Membro interno da Banca:

---

Prof. Dr. Roberto Luiz Souza Monteiro  
SENAI CIMATEC

Membro externo da Banca:

---

Prof. Dr. Álvaro Santos Alves  
Departamento de Física UEFS

---

## Resumo

---

Apesar da grande importância que envolve a opinião pública sobre as questões da globalização mundial, as suas origens e consequências continuam sendo mal compreendidas. Os fatores que influenciam os índices financeiros são extremamente diversos, desde o volume de investimento interno e externo até mesmo o quanto a economia de um determinado país está acoplada com o resto do mundo. Neste cenário de globalização é possível imaginar que grandes economias tenham uma importância significativa para o equilíbrio financeiro mundial. Este trabalho objetivou o estudo das séries temporais dos índices econômicos das principais bolsas mundiais, bem como índices de mercadorias e de fechamento de setores. Apresentamos resultados na aplicação do coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  em séries no mesmo período do tempo, e um novo estudo feito com o deslocamento entre as séries temporais com observações em diferentes instantes do tempo. Resultados mostram que existe correlação de longo alcance entre o valor de abertura e o fechamento, para os índices das principais bolsas mundiais, e que ocorre a correção perfeita em 30 dias, e que alguns índices demonstraram uma correlação maior, enquanto outros são menos correlacionados. Em outro estudo obteve análise positiva na correlação cruzadas dos demais índices, para valor ajustado de fechamento, com um dos principais índices da economia mundial. O deslocamento das séries temporais, para índices do mercado brasileiro, resultou em perda de memória em defasagem superior a um dia. Acredita-se que o mercado é mais dinâmico e que existe uma maior correção em observações com intervalo de tempo inferior a um dia, a exemplo séries intra diárias.

**Palavras Chaves:** Índices econômicos, método DFA, método DCCA, coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$ , séries temporais.

---

## Abstract

---

Despite the great importance involving public opinion on issues of world globalization, its origins and consequences remain poorly understood. Factors influencing the financial ratios are extremely diverse, since the volume of domestic and foreign investment even as the economy of a given country is coupled with the rest of the world. In this backdrop of globalization is possible to imagine that large economies have a significant importance for the global financial balance. Este work aimed to study the time series of economic indexes of the world's major exchanges and indexes of the Brazilian market. We present results on the application of cross-correlation coefficient  $\rho_{DCCA}$  in series in the same period of time, and a new study of the offset between the time series with observations at different instants of time. Results show that there is long-range correlation between the value of opening and closing, for the major stock indexes of the world, and that is the perfect fix in 30 days, and some indexes showed a higher correlation, while others are less correlated. In another study found positive cross-correlation analysis in the other indexes, the value set for closure, with the major indices of the world economy. The displacement time series for the Brazilian market indexes, resulted in memory loss in more than one day lag. It is believed that the market is more dynamic existed and that a major correction in observations with an interval of time less than one day, such in daily series.

**Keywords:** Economic indexes, DFA method, DCCA method, cross-correlation coefficient  $\rho_{DCCA}$ , time series.

---

# Sumário

---

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>1</b>
1.1	Organização da Dissertação de mestrado . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Fundamentação teórica</b>	<b>5</b>
2.1	Índices econômicos . . . . .	5
2.2	Séries temporais e alguns modelos . . . . .	9
2.2.1	Séries estacionárias . . . . .	10
2.2.2	Séries não estacionárias . . . . .	11
2.3	Método DFA . . . . .	12
2.4	Método DCCA . . . . .	14
2.5	Coeficiente de correlação cruzada $\rho_{DCCA}$ . . . . .	16
2.6	Séries no âmbito do mercado financeiro . . . . .	18
<b>3</b>	<b>Análise dos resultados</b>	<b>22</b>
3.1	Análise das séries dos índices das bolsas. . . . .	22
3.1.1	$\rho_{DCCA}$ para abertura e fechamento. . . . .	22
3.1.2	$\rho_{DCCA}$ para valor ajustado. . . . .	24
3.2	Análise de séries dos retorno para <i>commodities</i> . . . . .	26
3.3	Análise do índice de fechamento de setores. . . . .	28
3.4	Análise do deslocamento entre as séries. . . . .	31
<b>4</b>	<b>Considerações finais</b>	<b>32</b>
<b>A</b>	<b>Resultados com Barra de Erro</b>	<b>34</b>
A.1	Petróleo x Gás natural . . . . .	34
A.2	Gás natural X Petróleo . . . . .	36
A.3	Energia Elétrica X Indústria . . . . .	38
A.4	Indústria X Energia Elétrica . . . . .	40
	<b>Referências</b>	<b>42</b>

---

## Lista de Tabelas

---

2.1	Índices do coeficiente $\rho_{DCCA}$ . . . . .	18
2.2	Estatísticas descritivas para valor de retorno diário do Petróleo, Gás Natural, Industria e Energia Elétrica para o período de 5 de janeiro 2000 a 7 de janeiro 2013 . . . . .	20



---

## Lista de Figuras

---

2.1	Índice do setor de Energia Elétrica, 2000. Fonte: IBOVESPA . . . . .	9
2.2	Valor de retorno diário em R\$ do Gás Natural, 2000. Fonte: IBOVESPA . . . . .	10
2.3	Numero mensal de turistas na Espanha. Fonte: <a href="#">Enders (1995)</a> . . . . .	11
2.4	Série não-estacionária quanto ao nível e inclinação. Fonte: <a href="#">Morettin e Toloi (2004)</a> . . . . .	11
2.5	Índice na abertura da bolsa da Espanha - IBEX 35 . . . . .	13
2.6	Divisão da série temporal integrada do índice da bolsa da Espanha - IBEX 35 . . . . .	14
2.7	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: <a href="#">Filho (2009)</a> . . . . .	15
2.8	Auto correlação 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 Dow Jones (DJI) e da Nasdaq ( <i>Nasq</i> ), registrados diariamente ( <i>time</i> ), no período de julho de 1993 a novembro de 2003 <a href="#">Podobnik e Stanley (2008)</a> . . . . .	16
2.9	DCCA coeficiente de correlação cruzada para um clima registo superfície simultânea de dados, coletados a cada hora pela estação meteorológica do INMET na cidade de Salvador, Bahia (Brasil). Estes dados foram registrados a partir de 12 de março de 2010 a 10 de Junho de 2010. Nesta figura temos $\rho_{DCCA} = 1$ para: temperatura do ar $\times$ radiação solar (■), temperatura do ar $\times$ umidade relativa (●), umidade relativa $\times$ radiação solar (○), e direção do vento $\times$ velocidade do vento (□). Linhas tracejadas verticais correspondem a um dia e uma semana, respectivamente, em escala de tempo. Fonte: <a href="#">Zebende (2011)</a> . . . . .	18
2.10	Valor do preço diário internacional em dólares do barril de petróleo, Fonte:( <a href="#">EIA, 2014</a> ) . . . . .	19
2.11	Valor de log-retorno diário em dólares do barril de petróleo internacional, Fonte:( <a href="#">EIA, 2014</a> ) . . . . .	20
3.1	Coeficiente de correlação cruzada $\rho_{DCCA}$ obtido para os índices das bolsas de valores. . . . .	23
3.2	$\rho_{DCCA}$ do valor ajustado de Dow Jones e demais índices. . . . .	25
3.3	Deslocamento da série A em relação a série B. . . . .	26
3.4	$\rho_{DCCA}$ entre Petróleo e Gás Natural. . . . .	27
3.5	$\rho_{DCCA}$ entre Gás Natural e Petróleo. . . . .	28
3.6	$\rho_{DCCA}$ para preço entre Energia Elétrica e Indústria. . . . .	29
3.7	$\rho_{DCCA}$ para preço entre Indústria e Energia Elétrica. . . . .	29
3.8	$\rho_{DCCA}$ para Log-retorno entre Energia Elétrica e Indústria. . . . .	30
3.9	$\rho_{DCCA}$ para Log-retorno entre Indústria e Energia Elétrica. . . . .	30
3.10	$\rho_{DCCA}$ entre Energia Elétrica X Energia Elétrica e Indústria X Indústria. . . . .	31
3.11	$\rho_{DCCA}$ entre Petróleo X Petróleo e Gás Natural X Gás Natural. . . . .	31

---

## Lista de Siglas

---

ADRs .....	<i>American Depositary Receipt</i>
BME .....	<i>Bolsas y Mercados Españoles</i>
BM&F .....	Bolsa de Mercadorias e Futuros
BM&FBovespa	Bolsa de Valores, Mercadorias & Futuros de São Paulo
CAC .....	<i>Cotation Assistée en Continu</i>
DAX .....	<i>Deutscher Aktien IndeX</i>
DCCA .....	Detrended Cross-Correlation Analysis
DFA .....	<i>Detrended Fluctuation Analysis</i>
ÐJI .....	<i>Dow Jones Industrial Average</i>
EUA .....	Estados Unidos da América
EUR .....	Euro
FMI .....	Fundo Monetário Internacional
HSI .....	<i>Hang Seng Index</i>
IPC .....	<i>Índice de Precios e Cotizaciones</i>
INMET .....	Instituto Nacional de Meteorologia
IBEX .....	<i>Iberia Index</i>
Nikkei .....	<i>Nihon Keizai Shimbun</i>
MEFF .....	Mercado Español de Futuros Financeiros
MERVAL ...	MERCado de VALores
PIB .....	Produto Interno Bruto
PPGMCTI ..	Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial
SSE .....	<i>Shanghai Stock Exchange</i>
TSE .....	<i>Tokyo Stock Exchange</i>
WWW .....	<i>World Wide Web</i>

## Introdução

---

As mudanças significativas no mundo das finanças vêm ocorrendo desde 1970. As negociações de moedas começaram no ano de 1973, considerado um ponto chave, determinando seu valor pelo câmbio do mercado externo ativo 24 horas por dia em todo o mundo, princípio da globalização e da influência dos mercados externos, quantificando de forma integrada os diversos mercados. O crescimento no volume de transações é considerado impressionante, em 1995 era de 80 vezes o que foi em 1973. Um crescimento ainda mais impressionante ocorreu na área de produtos derivados. O valor total dos contratos do mercado de derivados financeiros emitidos em 1996 foi de 35 trilhões de dólares. Hoje, os mercados financeiros viabilizam a negociação de grandes quantias de dinheiro, bens e mercadorias em um ambiente globalizado e competitivo. ([MANTEGNA; STANLEY, 2000](#)).

A constante evolução dos mercados de capitais, associado ao ambiente globalizado ocasiona o aparecimento de novos produtos negociados. Esta engrenagem fomenta os modelos matemáticos e o desenvolvimento de sistemas complexos, tendo como aliado a computação de alto desempenho, para atender a necessidades da geração de informação estratégica dos mercados. Este ambiente é oportuno para profissionais das áreas da Matemática, Física, Estatísticas e Sistemas de Informação.

A ligação entre matemáticos e físicos com o mercado financeiro é de longa data. Sir Issac Newton (1643-1727) era físico e em 1695 assumiu um cargo na casa da moeda inglesa, onde foi o responsável por combater a prática ilegal da raspagem das moedas inventando a técnica da borda serrilhada das moedas. Newton também foi o autor de uma famosa frase sobre sua perda na Bolsa de Londres (Eu posso calcular o movimento dos corpos celestes, mas não a loucura dos homens). Outros fizeram fortuna a exemplo Car Friederich Gauss (1777-1855), acredita-se que ao estimar o risco de fornecer créditos aos seus conhecidos ele derivou a distribuição normal da probabilidade (Gaussiana) ([VOIT, 2001](#)). Louis Bachelier (1870-1946) matemático francês, fundador da matemática financeira, modelou um processo estocástico (movimento Bowniano) ([BACHELIER, 1900](#)). Vilfredo Pareto (1848-1923) foi economista, usou a lei de potência para modelar a distribuição de renda, e teve como resultado a descrição da distribuição da riqueza na sociedade onde a riqueza se concentra na mão de poucos, considerado a base para o modelo da teoria da probabilidade ([MANTEGNA; STANLEY, 2000](#)).

Os estudos econômicos estão fortemente associados à natureza da fonte dos dados utilizados. É de suma importância a análise empírica destas informações, bem como as fontes e possíveis limitações dos dados. Um dos tipos de dados disponíveis para análise empírica

são as séries temporais. Uma série temporal é um conjunto de observações dos valores numéricos que uma variável assume durante períodos regulares em diferente momento do tempo (DAMODAR, 2002). Estes dados podem ser associados de forma a seguir um intervalo regular, por exemplo, a cada hora, diariamente, mensalmente ou anualmente. Como exemplo, o preço das ações no mercado financeiro é coletado em intervalos “extremamente” curto de tempo e de forma contínua.

As séries geradas da negociação do preço de ações no mercado financeiro despertam interesse para o estudo científico pelo fato de serem altamente complexo e por possuir uma grande quantidade de dados. O fascínio dos possíveis ganhos de valores é outro ponto motivacional que influenciou diversos pesquisadores a entender o comportamento destas séries. Um dos primeiros esforços foi do jovem matemático Frances Louis Bachelier, que por volta de 1900, efetuou um estudo empírico sobre as obrigações do Tesouro Francês, obtendo como conclusão que o comportamento dos preços estava associado ao modelo do passeio aleatório (BERNSTEIN, 1997).

Estudos confirmam a hipótese de comportamento difuso e anômalo para a variação de preço dos ativos financeiros (MANTEGNA; STANLEY, 2000; PLEROU et al., 2000; RAMOS et al., 2001). O comportamento destas séries seguem uma lei de potência e considerando o preço de um ativo, existe uma dependência temporal indicando uma correlação complexa na variação do preço.

A análise do comportamento de série em função do tempo vem sendo estudada por modernas técnicas estatísticas em diversas áreas. O método Detrended Fluctuation Analysis (DFA) criado por Peng et al. (1994) tem a propriedade de identificar a correlação de longo alcance em séries temporais. Podobnik e Stanley (2008) propuseram a generalização do DFA o Detrended Cross-Correlation Analysis DCCA, um método que calcula a correlação cruzada de séries não estacionárias.

Ao examinar a correlação entre o preço do petróleo e a taxa de câmbio nos EUA, Amano e Norden (1998) obtiveram como resultado que as duas variáveis parecem ser cointegradas e que o petróleo influencia a taxa de câmbio e não o contrário. Os resultados sugerem que os preços do petróleo pode ter sido a fonte dominante para definir a taxas de câmbio. Camarero e Tamarit (2002) também relatam evidências que o preço do petróleo influencia a taxa de câmbio. Do mesmo modo outras pesquisas mostram o comportamento de relação. (AKRAM, 2004)(CHEN; CHEN, 2007)(CIFARELLI; PALADINO, 2010)(LIZARDO; MOLLICK, 2010)

Estudos mostram que existe relação entre índices econômicos, e que através de métodos estatísticos e computacionais, pode ser identificado a existência de cointegração ou correlação cruzada entre eles. Em Zebende (2011) é proposto um coeficiente que quantifica

o nível de correlação cruzada entre séries temporais não estacionária chamado  $\rho_{DCCA}$ . Utilizando o coeficiente  $\rho_{DCCA}$  é possível quantificar o quanto um índice financeiro pode ter relação com outros índices.

[Hong e Stein \(1999\)](#) consideraram que o mercado é formado por um modelo que possui 2 grupos de agentes racionais limitantes: “Notícias divulgadas” e “Momento de negociação”. As notícias possuem informações que são usadas para extrair tendências de preços que irão influenciar o preço dos ativos durante a negociação. Foi identificado que se a notícia é difundida gradualmente por toda a população os preços tendem a uma reação pouco expressiva no curto prazo. No entanto, caso venha a ser definido uma estratégia unificada por conta dos comerciantes no mercado, deve inevitavelmente levar a uma reação expressiva dos preços no longo prazo. Este modelo possui várias outras implicações distintas que podem interferir no resultado.

Foi visto alguns estudos ao longo da história com o objetivo de entender como é composto o preço de um ativo, bem como a influência sofrida por diversos fatores: globalização, notícias, estratégias de mercado, ativos correlacionados, entre outros. O estudo das séries temporais é vista como uma área promissora com o potencial de encontrar respostas para as tendências dos preços.

Em decorrência do comportamento difuso e anômalo das séries de preço do mercado financeiro, nesta dissertação faremos uma análise de correlação cruzada em alguns índices econômicos via aplicação de métodos matemáticos propostos recentemente, no intuito de identificamos alguma espécie de padrões nos dados. Estes padrões podem ser utilizados na predição de preços e sua persistência no mercado financeiro. Conforme visto no início da introdução, diversas pesquisas foram feitas neste sentido, identificando dependência temporal e uma correlação complexa na variação do preço, campo vasto para novas pesquisas.

Estas pesquisas podem identificar a relação entre os preços de ativos, possibilitando um maior entendimento da economia quanto a sua formação. O coeficiente proposto por [Zebende \(2011\)](#) quantifica as relações entre séries temporais. Sua aplicação em dados econômicos tende a ser de grande valia, confirmando estudos empíricos, para identificar o comportamento ao longo do tempo e compreensão do mercado financeiro.

Esta dissertação tem como objetivo o estudo das séries de dados dos índices econômicos das principais bolsas mundiais, séries dos valores de retorno diários de importantes *commodities* do mercado brasileiro, bem como as séries dos índices dos setores de energia elétrica e indústria do mercado brasileiro. A partir da análise dos dados, identificar dependência temporal em intervalos intermediários e quantificar a correlação existente. Em consequência destes resultados, visualizar convergência(cointegração) que possibilite

identificar padrões de curto ou longo prazo e localizar pontos de reação ascendente ou descendente. Então como objetivos específicos, temos:

1. Mineração de dados, pesquisar fontes para obter os dados financeiros: Efetuar um levantamento das possíveis fontes e analisar alternativas de técnicas para facilitar a tarefa de extração.
2. Estudar os métodos propostos para a pesquisa: Detrended Fluctuation Analysis (DFA), Detrended Cross-Correlation Analysis DCCA e coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$ .
3. Propor análise mais adequado para os estudos econômicos utilizando a defasagem nas séries e o coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$ , identificando suas vantagens e desvantagens e analisando os resultados encontrados.

Como importância desta pesquisa podemos identificar um novo tipo de análise de séries temporais dos mercados financeiros que está começando a ser feito utilizando o coeficiente  $\rho_{DCCA}$  para quantificar o nível de correlação cruzada entre séries defasadas. A contribuição desta análise interfere de forma direta no entendimento da relação entre ativos dos diversos mercados.

A motivação foi baseada na contribuição para o entendimento dos mercados, associado a oportunidade de utilizar os conhecimentos adquiridos no curso de modelagem computacional e por interesse pessoal em efetuar pesquisas na área financeira.

## ***1.1 Organização da Dissertação de mestrado***

- **Capítulo 1 - Introdução:** Contextualiza o âmbito, no qual a pesquisa proposta está inserida. Apresenta, portanto, a definição do problema, objetivos e justificativas da pesquisa e como esta dissertação de mestrado está estruturada;
- **Capítulo 2 - Fundamentação teórica:** Nesse capítulo serão apresentados informações sobre índices econômicos, conceito de séries temporais, os métodos DFA, DCCA e o coeficiente correlação cruzada de  $\rho_{DCCA}$ ;
- **Capítulo 3 - Análise dos Resultados:** Apresenta os resultados encontrados;
- **Capítulo 4 - Considerações finais:** Apresenta as conclusões, contribuições e perspectivas futuras;

---

## Fundamentação teórica

---

### 2.1 Índices econômicos

Para este trabalho iremos utilizar séries de dados obtidos do mercado financeiro, mais especificamente da bolsa de valores, um mercado organizado onde são negociadas as ações de empresas com o capital aberto, títulos da renda fixa, títulos públicos federais, moedas, *commodities* agropecuárias e diversos derivados financeiros. (ADVFN, 2013)

Apesar da grande importância que envolve a opinião pública sobre as questões da globalização mundial, as suas origens e consequências continuam sendo mal compreendidas. É comum observar notícias e manchetes de grandes crises e colapsos financeiros em jornais sensacionalistas, que veiculam informações causando impactos nos índices das diversas bolsas pelo mundo. Os fatores que influenciam os índices são extremamente diversos, desde o volume de investimento interno e externo até mesmo o quanto a economia de um determinado país está acoplada com o resto do mundo. (MASLOV, 2001)

Nas últimas três décadas uma das palavras mais ouvidas e lidas é globalização, principalmente depois da queda do muro de Berlim na Alemanha. A Globalização deveria ser na sua essência um processo de integração econômica, cultural, social e política. Também sabemos que um dos motivos para a rápida aceleração do processo de globalização é o desenvolvimento de novas tecnologias, tal como na comunicação, assim como nos transportes.

Um exemplo de globalização foi a criação da União Européia, que culminou com a implantação de uma moeda oficial o Euro, “EUR”. Também dentro deste ponto de vista podemos destacar o Mercosul, e alguns blocos Econômicos Asiáticos, como por exemplo, a Associação das Nações do Sudeste Asiático. Sem falar da abertura dos mercados de países de cunho socialista como a União das Repúblicas Socialistas Soviéticas.

Porém, segundo o FMI (Fundo Monetário Internacional), a globalização econômica e financeira e a expansão do comércio mundial entre as empresas têm trazido benefícios substanciais para os países ao redor do mundo. Mas a atual crise financeira pôs em xeque a globalização, com o capital fluindo de forma reversa e o comércio global encolhendo. Alguns analistas vêem os controladores da recente globalização serem prejudicados, com o protecionismo em ascensão. (FMI, 2013a)

Até mesmo os defensores da globalização concordam que os benefícios não são sem riscos, como os decorrentes de movimentos de capitais voláteis. O FMI trabalha para ajudar a controlar ou reduzir riscos destas economias através de análise econômica, orientação política e assistência técnica em áreas como a política macroeconômica, o setor de sustentabilidade financeira e do sistema de taxa de câmbio. (FMI, 2013a)

Neste cenário de globalização é possível imaginar que grandes economias tenham uma importância significativa para o equilíbrio financeiro mundial, que é o caso da economia dos Estados Unidos da América (EUA). Segundo FMI (2013b), os EUA são responsáveis por aproximadamente um quarto do Produto Interno Bruto (PIB) nominal do mundo, cerca de 23% da estatística global. Durante boa parte do século XX, firmou-se como um dos países mais ricos do mundo.

Com uma economia consistente, a moeda dos EUA tem um peso expressivo no mercado globalizado, fazendo com que haja uma abundante quantidade de dólares americanos em circulação. Importantes economias utilizam como uma de suas reservas nos bancos centrais o dólar americano que são usados na efetivação de seus acordos financeiros, bem como, manter as diversas reservas bancárias e possíveis emissões de moeda.

Na intenção de se estudar e analisar o comportamento do mercado americano, por volta de 1900, Charles Dow, Edward Jones e Charles Bergstresser, propuseram um dos mais importantes índices com a finalidade de fornecer uma visão clara do mercado de ações, o Dow Jones Industrial Average (DJIA). Na atualidade, é um índice que mostra o desempenho das 30 maiores empresas de capital aberto com sede nos Estados Unidos durante um pregão de negociação padrão no mercado de ações. (JONES, 2013)

Com o passar do tempo muitos índices foram criados, porém, muitos deles são baseados na ideia dos criadores do Dow Jones Industrial Average como podemos comprovar por aí, nas mais diversificadas bolsas de valores espalhadas pelo mundo. A seguir vamos conhecer outras bolsas e seus principais índices por ordem crescente de tempo.

O Nasdaq Composite é um índice do mercado financeiro de ações ordinárias e títulos semelhantes a, por exemplo, ADRs (American Depositary Receipt) que em português significa: Recibos de Depósitos Americanos, ações de monitoramento, sociedades de interesse limitado, listadas na bolsa de valores NASDAQ que possui mais de 3.000 componentes. É muito utilizado nos EUA como um indicador do desempenho das ações de empresas tecnológicas. A NASDAQ é composta por empresas norte-americanas e não norte-americana, isso significa que o índice não representa exclusivamente o desempenho de companhias dos EUA. (NASDAQ, 2013)

O Nikkei 225 (Nikkei Heikin kabuka), mais comumente chamado de apenas Nikkei. O



índice Nikkei, ou o Nikkei Stock Average, é um índice de mercado de ações da Tokyo Stock Exchange (TSE). Foi calculado diariamente por Nihon Keizai Shimbun (Nikkei) como um jornal desde 1950. É um índice de preços ponderado (a unidade é de ienes) onde os componentes são revistos uma vez por ano. Atualmente, o Nikkei é a média mais amplamente citada das ações japonesas, semelhante ao Dow Jones Industrial Average. Na verdade, ele era conhecido como o “Nikkei Dow Jones Stock Average ” entre 1975-1985. O Nikkei 225 começou a ser calculado em 7 de setembro de 1950, de forma retroativa, foi calculado até 16 de maio de 1949. Desde janeiro de 2010 o índice é atualizado a cada 15 segundos durante as sessões de negociação. (NIKKEI, 2013)

O Hang Seng Index (HSI) é um índice do mercado financeiro ajustado pelo mercado de ações de Hong Kong. É usado para gravar e monitorar as mudanças diárias das maiores empresas do mercado de ações de Hong Kong e é o principal indicador do desempenho geral do mercado em Hong Kong. 48 empresas constituintes representam cerca de 60 % da capitalização da Bolsa de Valores. HSI teve início em 24 de novembro de 1969, e atualmente é calculado e mantido pelos HSI Serviços Limitada, que é uma subsidiária integral do Hang Seng Bank, o maior banco registrado em Hong Kong referente a termos de capitalização do mercado. Ele é responsável por calcular, publicar e gerenciar o índice Hang Seng e uma série de outros índices de ações como o Hang Seng China AH Index Series, Hang Seng China H-Financials Index, Hang Seng China H-Financials Index, Hang Seng Composite Index Series, Hang Seng Freefloat Index Series e Hang Seng Total Return Index Series.

O CAC 40 tem o seu nome surgido da Bolsa de Paris do sistema de automação Cotation Assistée en Continu (Assistente de cotação contínua) e é um ponto de referência francês do índice do mercado de ações. O índice representa uma medida ponderada pela capitalização dos 40 valores mais significativos entre os 100 maiores capitalização do mercado na Paris Bourse atual Euronext Paris. Ele é um dos principais índices nacionais do pan-European grupo da bolsa Euronext, juntamente com Brussels’ BEL20, Lisbon’s PSI-20 e Amsterdam’s AEX.

O DAX (Deutscher Aktien IndeX, Antigo Deutscher Aktien-Index (índice da bolsa alemã)) É um blue chip dos índices do mercado de ações possuindo as 30 maiores empresas alemãs negociadas na bolsa de Frankfurt. Os preços são retiradas do sistema eletrônico Xetra de negociação. De acordo com a Deutsche Börse, o operador do Xetra, DAX mede o desempenho da Prime Standard, 30 maiores empresas alemãs em termos de volume e capitalizações. O índice L-DAX é um indicador de desempenho dos alemães, referência de performance depois da Xetra, sistema de negociação eletrônica, e fecha com base no pregão na bolsa de Frankfurt. O índice L-DAX é a base do “piso” das negociações na bolsa de Frankfurt que é calculado diariamente. A data-base para o DAX é 30 de Dezembro de 1987, que foi iniciado a partir de um valor base de 1000. O sistema calcula o índice Xetra

a cada 1 segundo desde o dia 1 de janeiro de 2006.

O Índice de Precios e Cotizaciones (IPC) é o índice de 35 ações que são negociadas na Bolsa de Valores Mexicana.

O IBEX 35 (contração de Índice Bursatil Español) é o índice de referência do mercado de ações da Bolsa de Madrid, principal bolsa de valores da Espanha. Criado em 1992, o índice é administrado e calculado pela Sociedad de Bolsas, uma subsidiária da Bolsas y Mercados Españoles (BME), a empresa que pertence ao mercados de valores mobiliários da Espanha (incluindo a Bolsa de Madrid). É um índice ponderado pela capitalização de mercado que compreende as 35 ações espanholas com maior liquidez negociadas na Bolsa de Madri, e são revistos duas vezes por ano. A negociação de opções e contratos futuros sobre o IBEX 35 é fornecido pela MEFF (Mercado Español de Futuros Financieros), outra subsidiária da BME.

O BM&FBOVESPA (Bolsa de Valores, Mercadorias & Futuros de São Paulo) é uma bolsa de valores localizada em São Paulo, Brasil. Em 31 de dezembro de 2010, detinha uma capitalização de \$1.22 trilhões de dólares, tornando-se uma das maiores do mundo. Em 8 de maio de 2008, a Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa) e a Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F) fundiram, criando BM&FBOVESPA. O indicador de referência da BM&FBOVESPA é o índice Bovespa. Atualmente 469 empresas são negociadas na Bovespa em junho de 2013. ([BM&FBOVESPA, 2013](#))

O Índice MERVAL (MERcado de VALores) é o mais importante índice da Bolsa de Buenos Aires. É um índice de preço ponderado, calculado como o valor de uma carteira de ações selecionadas com base em sua participação de mercado, número de transações e cotação de preços do mercado. A base de MERVAL foi fixada em 30 de junho de 1986 igual a 0,01 pesos argentinos. As empresas e os preços ponderados que compõem MERVAL são atualizados a cada três meses, com base na sua participação no mercado durante o período anterior.

SSE (Shanghai Stock Exchange) Índices da Bolsa de Xangai onde são calculados usando Paasche, uma fórmula que compõe o valor do índice. Isto significa que o índice usa um período base onde é especificado um dia de base para especificar o seu cálculo. O dia em base para o SSE Composite Index é 19 de dezembro de 1990, e o período de base é gerado da capitalização total no mercado de todas as ações daquele dia.

Com todo este cenário de globalização onde a variação destes índices pode impactar na economia de forma mundial, faz-se necessário os esforços para entender a relação entre eles e o quanto estão relacionados.

## 2.2 Séries temporais e alguns modelos

Chamamos de série temporal qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo (MORETTIN; TOLOI, 2004). Para Souza (1989) série temporal é composta por uma classe de fenômenos cujo processo observacional e consequente quantificação numérica, gera uma sequência de dados distribuídos no tempo. Segundo Anderson (1971), o comportamento de uma série temporal e a estrutura para geração estão relacionados com o intervalo de ocorrência das observações no tempo. Uma referência mais atual de Damodar (2002), uma série temporal é um conjunto de observações dos valores numérico que uma variável assume durante períodos regulares em diferentes momentos do tempo. A análise empírica decorre, em sua maioria, de elementos ordenados em modo cronológico. São exemplos de séries temporais:

- Os valores diários da temperatura ou umidade nas capitais do Brasil.
- As quantidades mensais de volume de operações na BM&FBovespa.
- Os registros dia a dia de marés no porto de Salvador.
- Índices dos fechamentos da energia elétrica negociado na BM&FBovespa (Figura 2.1).

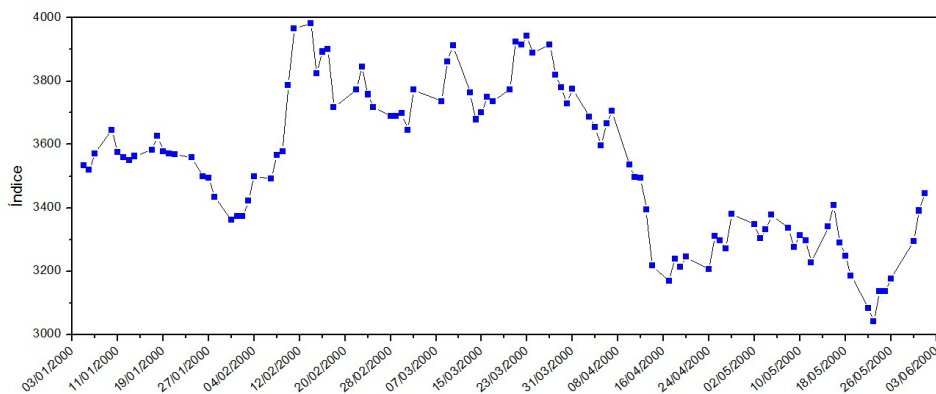


Figura 2.1: Índice do setor de Energia Elétrica, 2000. Fonte: IBOVESPA

Então, seja  $X$  o valor observado e  $t$  a variável que armazena o valor do tempo. Uma série temporal  $\{X_t\}$  é definida pela sequência de valores;  $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ , nos tempos correspondentes;  $t_1, t_2, t_3, \dots, t_n$ . Assim temos  $X$  em função de  $t$ :

$$X = f(t) \quad (2.1)$$

Uma das características mais importantes da grande maioria das séries temporais, é que os valores registrados em diferentes pontos de tempo são influenciados, pelo menos em parte, por algum mecanismo aleatório. Os registros de temperaturas diárias, por exemplo, vai

expor padrões irregulares de variação, que não podem ser adequadamente descrito por uma simples fórmula matemática. Por sua vez, em geral, os valores da série em diferentes instantes de tempo serão correlacionados. É de esperar que a temperatura de hoje seja correlacionada com as temperaturas registadas nos dias anteriores. (PRIESTLEY, 1988)

A análise das séries temporais pode ser fomentada pelo interesse de investigar o mecanismo gerador da série, ou pelo fato de obter previsões de valores futuros da série, ou por querer descrever o comportamento para identificar tendências, ou até na procura de periodicidade relevantes dos dados. As motivações são várias, e em todos os casos tem como consequência a construção de um modelo probabilístico ou estocástico. (MORETTIN; TOLOI, 2004)

A seguir veremos que dependendo do comportamento, as séries temporais podem ser classificadas como uma série estacionária ou não estacionária.

### 2.2.1 Séries estacionárias

Uma série temporal  $\{X_t\}$  é dita estacionária se suas propriedades estatísticas não mudam com o tempo, ou seja, representa de alguma forma um equilíbrio estável, tendo um comportamento aleatório ao decorrer do tempo com uma média constante e com uma variância também constante (MORETTIN; TOLOI, 2004). Mais precisamente,  $\{X_t\}$  é dito ser completamente estacionário, se, para qualquer  $t_1, t_2, \dots, t_n$  e qualquer  $\{k\}$  inteiro, a distribuição de probabilidade conjunta de  $X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n}$  é idêntica com a distribuição de probabilidade conjunta de  $X_{t_1+k}, X_{t_2+k}, \dots, X_{t_n+k}$ , refletindo alguma forma de equilíbrio como pode ser visto na Figura 2.2.

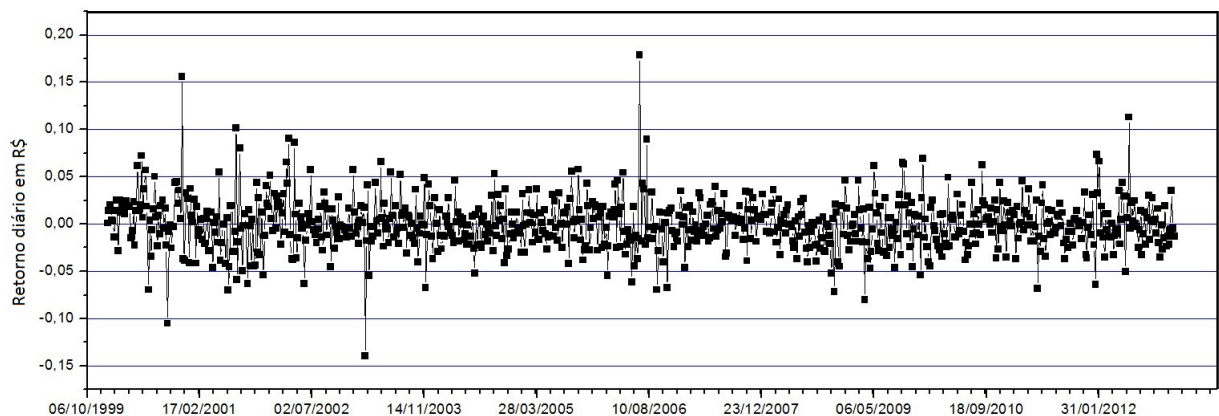


Figura 2.2: Valor de retorno diário em R\$ do Gás Natural, 2000. Fonte: IBOVESPA

Na prática a maior parte das séries, com menos rigor, pode ser dito que  $X_t$  é fracamente estacionária (ou estacionária de segunda ordem), se existir apenas os instantes comuns

idênticos até a segunda ordem das distribuições de probabilidade acima. Uma série que é fracamente estacionária é geralmente referida simplesmente como estacionária. (PRIESTLEY, 1988)

### 2.2.2 Séries não estacionárias

Uma série temporal  $\{Y_t\}$  é dita não estacionária quando se modifica no decorrer do tempo de forma aleatória e mostrando tendências ascendente ou descendente, ou então mantém por um certo tempo flutuando ao redor de um nível e em um determinado momento muda a inclinação conforme podemos ver respectivamente nas figuras 2.3 e 2.4. Mais exatamente,  $\{Y_t\}$  é dito não estacionário quando as propriedades estatísticas de ao menos uma sequência finita  $y_1, y_2, \dots, y_n$  são diferentes da sequência  $y_{t_1+h}, y_{t_2+h}, \dots, y_{t_n+h}$  para ao menos um número inteiro  $h$ . (ENDERS, 1995) (MORETTIN; TOLOI, 2004)

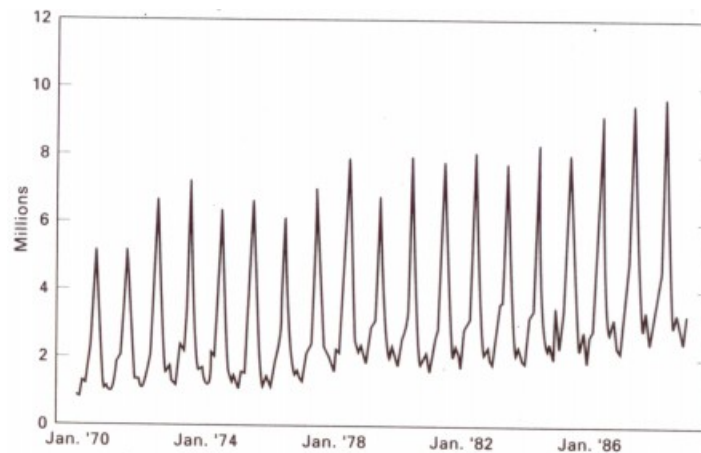


Figura 2.3: Numero mensal de turistas na Espanha. Fonte: Enders (1995)

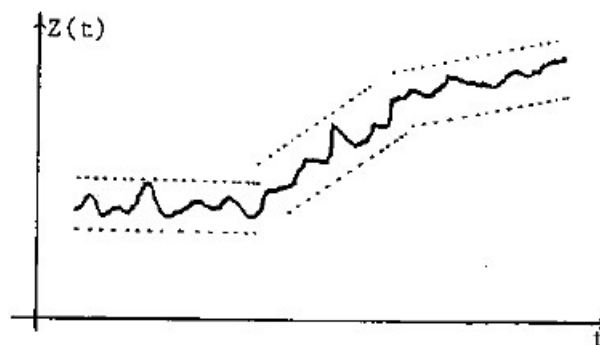


Figura 2.4: Série não-estacionária quanto ao nível e inclinação. Fonte: Morettin e Tolo (2004)

Boa parte dos métodos de análise estatísticas de séries temporais necessita que estas sejam estacionárias, o que ocorre em geral com as séries econômicas e financeiras que apresentam inclinações positivas ou negativas. Caso a série original seja não estacionária, será necessário transformá-la numa série estacionárias. (MORETTIN; TOLOI, 2004)

Em seguida vemos métodos que analisam séries não-estacionárias, indicados para a análise de séries financeiras.

### 2.3 Método DFA

Harold Edwin Hurst estudou durante décadas com o intuito de dimensionar um reservatório de água, para isso ele analisou os registros de cheias e secas da região, desenvolvendo um método capaz de estabelecer um reservatório ideal. Suas observações levou a origem da análise clássica  $R/S$  viabilizando o calculo do expoente de Hurst (1951). Este expoente é capaz de caracterizar o grau de auto-afinidade de um processo especificando o nível de correlação e persistência.

Método proposto pela primeira vez por Peng et al. (1994), denominado Análise de Flutuações Retirando Tendências, do inglês *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA), aplicado em cadeias do DNA com a finalidade de estudar as propriedades estocásticas das sequências de nucleotídeos e fornecer uma média quantitativa da correlação de longo alcance. O método DFA é uma evolução da análise clássica  $R/S$  de Hurst (1951), pode ser aplicado em séries temporais não-estacionárias estimando expoentes para analisar auto correlação de longo alcance, permitindo identificar auto afinidade.

O DFA, que surgiu a partir do trabalho de Hurst (1951), diferente de outros métodos convencionais, concede estimar o valor do expoente que define a correlação de longo alcance, permitindo a análise de escala, identificando a auto-afinidade em séries temporais e filtrando as tendências externas causadoras de falsa detecção de auto-afinidade. O primeiro passo para aplicar o método é integrar a série temporal com  $N$  observações,  $x(t) \therefore (t = 1, \dots, N)$ , como pode ser visto na Figura 2.5, realiza-se a integração com a fórmula:

$$y(k) = \sum_{t=1}^k [x(t) - \bar{x}] \quad (2.2)$$

onde:  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N x(t)$  é o valor médio aritmético dos valores, que  $k$  é a soma de 1 até  $N$ .

Após a integração, a série é transformada em um processo de auto-afinidade, eliminando boa parte das oscilações, ou seja, obtendo uma série estacionária que é pré requisito para a aplicação do método.

Em seguida, é feita a divisão em intervalos de comprimentos iguais,  $n$  chamado de “janela” ou “Box”. O ajuste com qualquer polinômio em cada intervalo representa as

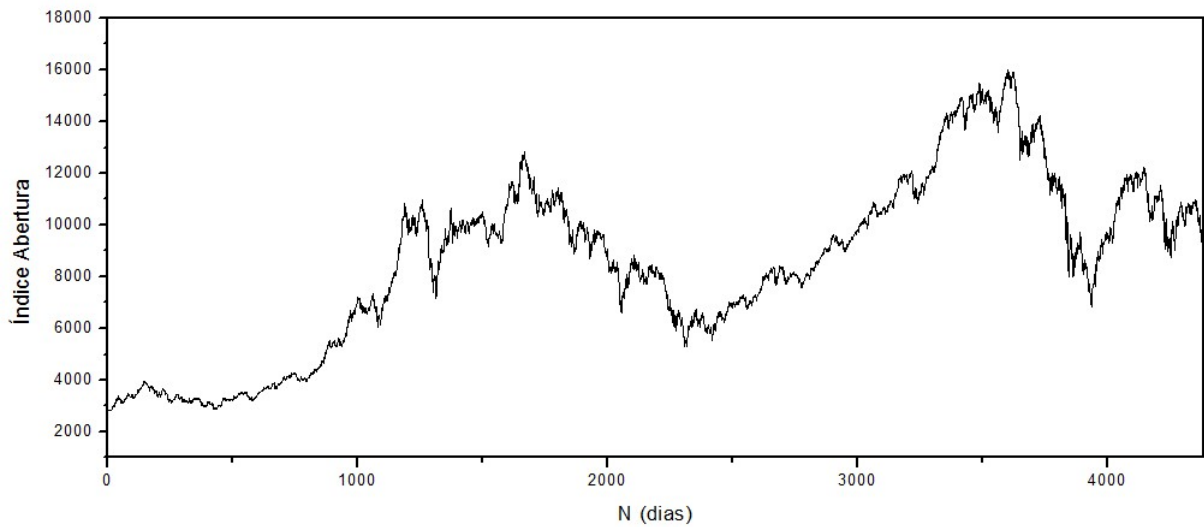


Figura 2.5: Índice na abertura da bolsa da Espanha - IBEX 35

tendências de cada segmento, para isso, é considerada a ordenada do ajuste local  $y_n(k)$ . É feita a subtração da tendência local da série integrada e calculado a raiz quadrada média. Este cálculo é feito para cada “Box” de tamanho  $n$  relacionado-se com a função  $F_{DFA}(n)$  como pode ser observado na Figura 2.6. A função de autocorrelação é dada por:

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (2.3)$$

O último passo é verificar se existe ou não, uma lei de potencia na função  $F_{DFA}(n)$ , se houver:

$$F_{DFA}(n) \sim n^\alpha, \quad (2.4)$$

onde  $\alpha$  representa o expoente de correlação de longo alcance:

- para  $\alpha > 0,5$  pode compreender que a série expressa persistência.
- para  $\alpha = 0,5$  séries não correlacionada.
- para  $\alpha < 0,5$  espera-se um comportamento anti persistente.

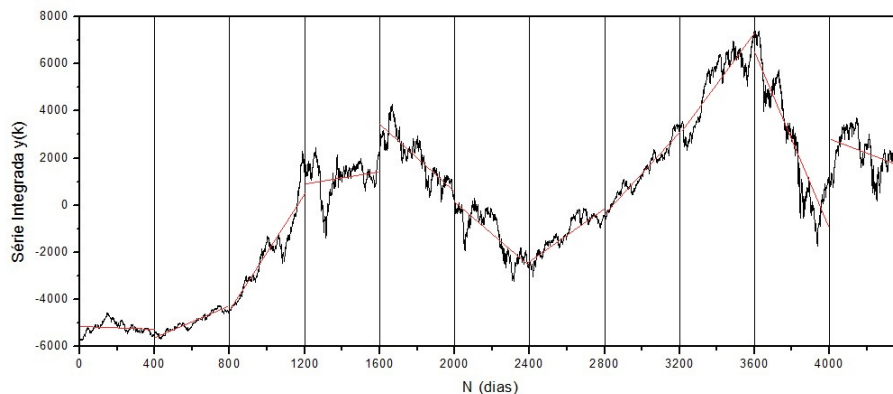


Figura 2.6: Divisão da série temporal integrada do índice da bolsa da Espanha - IBEX 35

O comportamento do expoente  $\alpha$  é conceito do movimento Browniano que foi introduzido por Mandelbrot (1963) (passeio aleatório correlacionado) onde os acréscimos feitos no passado são correlacionados com os acréscimos feitos no futuro, ou seja, o processo possui memória.

## 2.4 Método DCCA

O método proposto por Podobnik e Stanley (2008) denominado *Detrended Cross-Correlation Analysis* é usado para calcular a correlação cruzada entre duas séries não estacionárias com o mesmo tamanho. O DCCA é uma generalização do método DFA, que por intermédio do expoente tem como objetivo estimar se duas séries temporais têm ou não correlação cruzada de longo alcance.

A partir de duas séries não estacionárias  $\{y_i\}$  e  $\{y'_i\}$  em que  $i = 1, 2, \dots, N$ . Integramos seus valores, ou seja,

$$R_k \equiv \sum_{i=1}^k y_i, \quad (2.5)$$

$$R'_k \equiv \sum_{i=1}^k y'_i, \quad (2.6)$$

em que  $k$  varia de 1 até  $N$ .

Próximo passo é efetuar a divisão da série em “Janela” ou “Box”, a exemplo do DFA, com



superposição de tamanho  $n$ , cada um contendo  $n + 1$  valores para determinar a “tendência local” em ambas as séries em cada intervalo através do ajuste por mínimos quadrados como pode ser visto na Figura 2.7 , calcula-se  $\tilde{R}_{K,i}$  e  $\tilde{R}'_{K,i}$  do ajuste linear de  $R_k$  e  $R'_k$ , com  $i \leq K \leq i + n$ . O ajuste é uma função polinomial tornando o grau flexível, sendo assim, o ajuste pode ser feito com uma função polinomial.

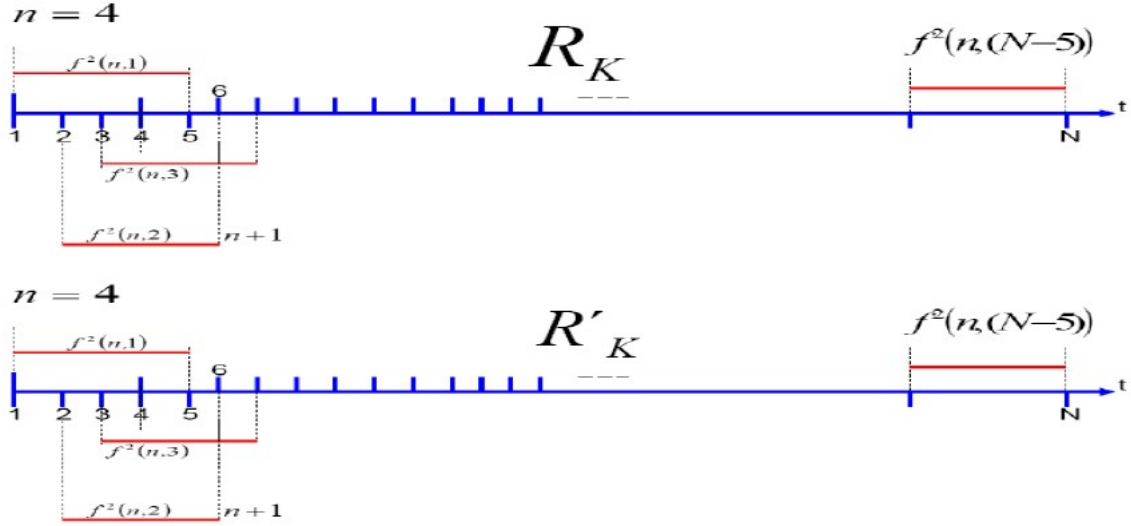


Figura 2.7: Divisão dos sinais integrados  $R_k$  e  $R'_k$  em  $(N - n)$  boxes (com superposição) de tamanho  $n = 4$  , cada um contendo  $n + 1$  valores. Fonte: Filho (2009)

Em seguida, é feita a remoção das tendências em cada intervalo, definindo o “passeio sem tendência” com a diferença entre a séries original, “passeio original”, calcula-se a covariância dos resíduos com a expressão:

$$f_{DCCA}^2 \equiv \frac{1}{n-1} \sum_{k=i}^{i+n} (R_k - \tilde{R}_{K,i})(R'_k - \tilde{R}'_{K,i}). \quad (2.7)$$

Uma vez calculada a covariância, o próximo passo é calcular o a correlção existente (detrended covariance) ou covariância sem tendência, calculando a média das covariâncias sem resíduos com a expressão:

$$F_{DCCA}^2(n) \equiv \frac{1}{N-n} \sum_{i=1}^{N-n} f_{DCCA}^2(n, i). \quad (2.8)$$

Se tivermos  $\{y_i\} \equiv \{y'_i\}$ , isso é, se as séries forem iguais e  $(R_k \equiv R'_k)$  são equivalentes, teremos que a covariância sem tendência é reduzida a variância sem tendência usando o

método DFA Peng et al. (1994). Na Figura 2.8, são mostrados exemplos de auto correlação cruzada DCCA e DFA.

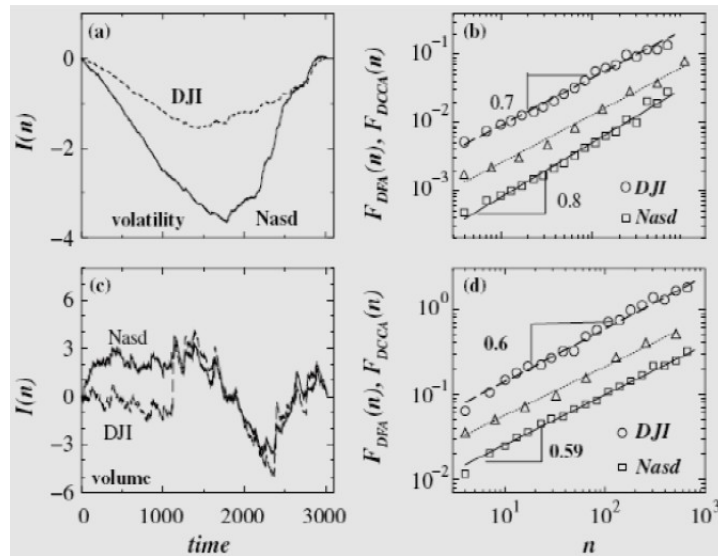


Figura 2.8: Auto correlação individual (DFA) e cruzada (DCCA) em valores absolutos de mudanças de preços (*volatility*) e os volumes negociados (*volume*), tanto pelos índices da Dow Jones (DJI) e da Nasdaq (*Nasq*), registrados diariamente (*time*), no período de julho de 1993 a novembro de 2003 Podobnik e Stanley (2008).

O processo deve ser iterativo e ser repetido para diversos tamanhos da "Janela" ou "Box"  $n$  para que possa encontrar a relação entre as flutuações  $F_{DCCA}^2(n)$  no tamanho do intervalo  $n$ . Identificando a correlação cruzada de longo alcance, teremos que  $F_{DCCA}(n)$  é acrescido com tamanho  $n$  através de uma lei de potência, isto é:

$$F_{DCCA}(n) \sim n^\lambda. \quad (2.9)$$

Ver Figura 2.8. A interpretação do expoente  $\lambda$  do DCCA é similar a interpretação do expoente  $\alpha$  do DFA. É dito que existe correção de longo alcance cruzada entre duas séries quando existe memória de longo alcance de cada série com seus valores anteriores e com os valores da outra série. (PODOBNIK; STANLEY, 2008)

## 2.5 Coeficiente de correlação cruzada $\rho_{DCCA}$

O  $\rho_{DCCA}$  é um coeficiente proposto por Zebende (2011) com o objetivo de quantificar o nível de correlação cruzada entre séries temporais não estacionárias, tendo como base os métodos DFA e DCCA.

Já vimos o método DFA para analisar auto correlação de longo alcance em uma série temporal  $\{y\}$  não-estacionária, caracterizando por uma lei de potência onde:

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2}, \quad (2.10)$$

$$F_{DFA}(n) \sim n^\alpha. \quad (2.11)$$

Vimos também que a correlação cruzada de longo alcance entre duas séries temporais  $\{y\}$  e  $\{y'\}$ , com o mesmo número de observações, pode ser obtido através do método DCCA:

$$F_{DCCA}^2(n) \equiv \frac{1}{N-n} \sum_{i=1}^{N-n} f_{DCCA}^2(n, i). \quad (2.12)$$

$$F_{DCCA}(n) \sim n^\lambda, \quad (2.13)$$

onde:

$$\lambda \approx \frac{\alpha_{DFA}\{y\} + \alpha_{DFA}\{y'\}}{2}. \quad (2.14)$$

O expoente  $\lambda$  quantifica correlação de longo alcance e também identifica a sazonalidade, mas  $\lambda$  não quantifica o nível de correlações cruzadas. Além disso, não existe uma relação clara entre  $\lambda_{DCCA}$  e  $\alpha_{DFA}$  (ZEBENDE, 2011).

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

$$\rho_{DCCA} \equiv \frac{F_{DCCA}^2}{F_{DFA}\{y_i\}F_{DFA}\{y'_i\}} \quad (2.15)$$

A equação (2.14) leva a uma nova escala de correlação cruzada em séries temporais não-estacionárias. O  $\rho_{DCCA}$  é um coeficiente adimensional que varia entre  $-1 \leq \rho_{DCCA} \leq 1$ . Um valor de  $\rho_{DCCA} = 0$  significa que não há nenhuma correlação cruzada, e divide-se o nível de correlação cruzada entre o positivo e negativo, apresentados na tabela 2.1. (ZEBENDE, 2011)

Um exemplo da aplicação do  $\rho_{DCCA}$  pode ser visualizada na Figura 2.9. Esta figura mostra o coeficiente de correlação cruzada para registros do clima coletados em uma estação de meteorologia.

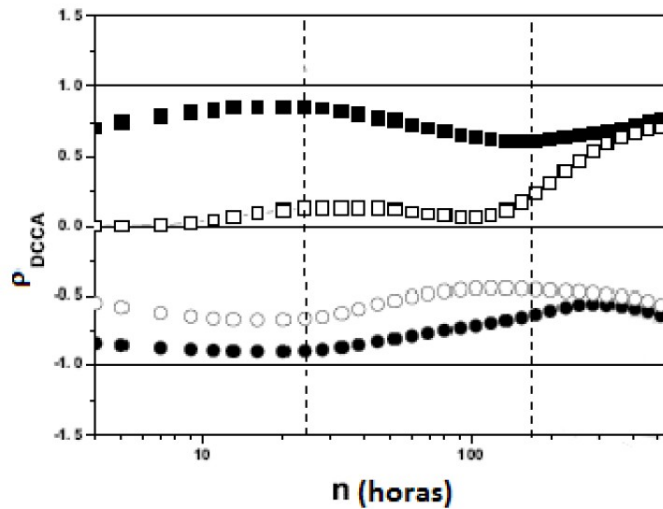


Figura 2.9: DCCA coeficiente de correlação cruzada para um clima registro superfície simultânea de dados, coletados a cada hora pela estação meteorológica do INMET na cidade de Salvador, Bahia (Brasil). Estes dados foram registrados a partir de 12 de março de 2010 a 10 de Junho de 2010. Nesta figura temos  $\rho_{DCCA} = 1$  para: temperatura do ar  $\times$  radiação solar (■), temperatura do ar  $\times$  umidade relativa (●), umidade relativa  $\times$  radiação solar (○), e direção do vento  $\times$  velocidade do vento (□). Linhas tracejadas verticais correspondem a um dia e uma semana, respectivamente, em escala de tempo. Fonte: Zebende (2011).

Tabela 2.1: Índices do coeficiente  $\rho_{DCCA}$

$\rho_{DCCA}$	Condição
1	Perfeita correlação cruzada
0	Não existe correlação cruzada
-1	Perfeita anti correlação cruzada

## 2.6 Séries no âmbito do mercado financeiro

A economia financeira é uma disciplina altamente empírica, ou talvez a mais empírica entre os segmentos da economia e até mesmo entre as ciências sociais em geral. Isto deve ser visto sem surpresa, os mercados financeiros não são meras invenções da abstração teórica;

elas crescem na prática e desempenham um papel crucial na estabilidade e crescimento da economia global. Portanto, ainda que alguns aspectos da literatura financeira pareça abstrato à primeira vista, há uma relevância clara demandada de modelos financeiros que muitas vezes são substituídos por modelos compostos por métodos de outras áreas. (CAMPBELL; MACKINLAY, 1997)

A utilização dos métodos não trazem a completa previsibilidade do comportamento econômico, este é movido por informações, elementos políticos, opiniões, resultados sociais entre outros. Ainda assim, a existência de um método pode ser de grande proveito econômico mesmo com baixa precisão na sua predição. Um dos motivos é que em negociações com alta volatilidade, a soma dos pequenos acertos podem trazer grandes resultados.

Comumente os métodos são aplicados em dados obtidos de observações coletadas sequencialmente ao longo do tempo, conforme podemos ver na figura 2.10 com a variação do preço internacional em dólares do barril de petróleo. Esta sequência de dados ou séries temporais são estudadas geralmente com dois objetivos: de compreender ou modelar o mecanismo estocástico que dá origem a uma série observada e prever ou prever os valores futuros com base em uma série histórica passada. (CRYER; K, 2008)

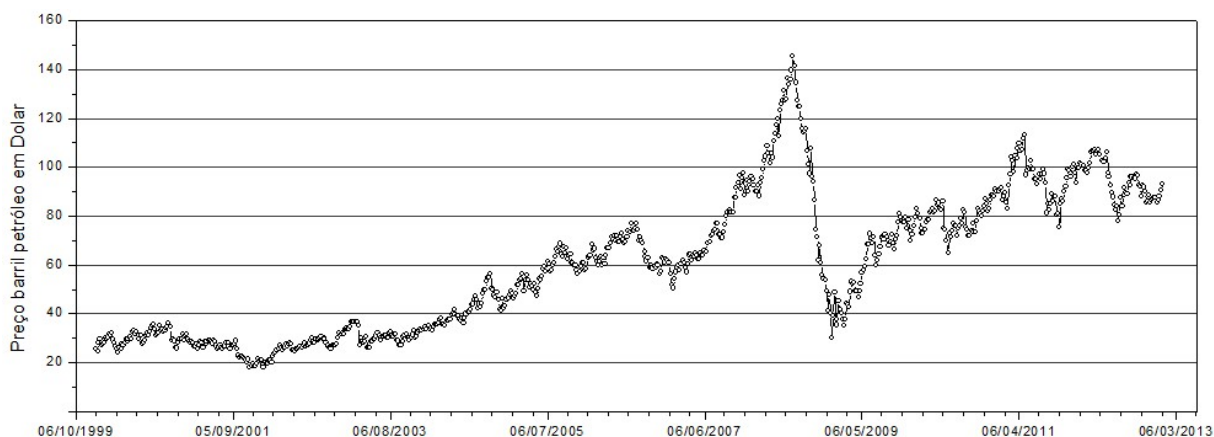


Figura 2.10: Valor do preço diário internacional em dólares do barril de petróleo, Fonte:(EIA, 2014)

Para a análise de séries temporais econômicas e financeiras é normalmente utilizado o retorno financeiro por possuir algumas características. Por exemplo, são livres de escalas, facilitando o trabalho com estas séries. Segundo Morettin e Tolo (2006), séries de retorno dificilmente apresentam tendências ou sazonalidade. Podendo garantir que as séries analisadas não são correlacionadas, estão livres de tendências e são independentes.

Ainda segundo os mesmos autores, os retornos das séries usualmente são muito semelhantes aos log-retornos. E os log-retornos representam a volatilidade da série, importante para análise de séries financeiras onde a quantidade de variação do preço pode resultar

em maiores retornos para o investidor. Caso efetue a compra de um ativo no seu menor valor, e faça a venda no maior valor. A figura 2.11 mostra a série do o log-retorno diário para o preço internacional em dólares do barril do petróleo.

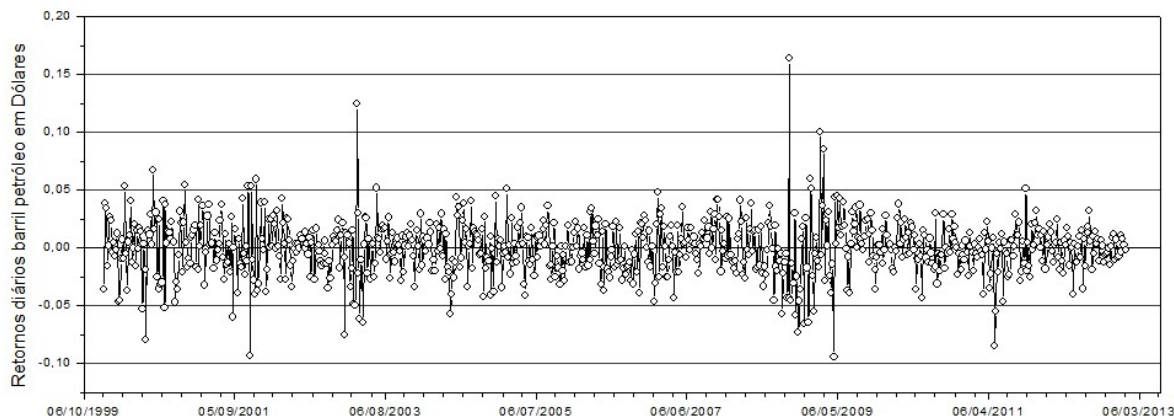


Figura 2.11: Valor de log-retorno diário em dólares do barril de petróleo internacional, Fonte:([EIA, 2014](#))

Um outro fator que contribui ainda mais para a utilização de séries de log-retorno é que a maioria dos modelos estatísticos, necessitam que a série apresente um comportamento estacionário. O que não é o caso das séries econômicas e financeiras de preço, que apresentam, em geral, algum tipo de tendência, seja flutuando ao redor de uma reta com inclinação positiva ou negativa. ([MORETTIN, 2011](#))

No estudo de séries temporais, de uma forma geral, faz-se necessário descreve alguns dos conceitos estatísticos fundamentais para a compreensão das séries em análise. Entre estes conceitos, temos a média, desvio padrão, assimetria, curtose e Variância. Na Tabela 2.2 apresentamos as estatísticas descritivas para os retornos do Petróleo, Gás Natural, Energia Elétrica e Industria no período de 04 de janeiro de 2000 à 07 de janeiro de 2013.

Tabela 2.2: Estatísticas descritivas para valor de retorno diário do Petróleo, Gás Natural, Industria e Energia Elétrica para o período de 5 de janeiro 2000 a 7 de janeiro 2013

	Média(%)	Desvio Padrão(%)	Assimetria	Curtose	Variância
Petróleo	0,0397	2,6524	0,0035	4,2038	0,0007
Gás Natural	0,0124	2,7510	0,2033	3,9384	0,0008
Energia Elétrica	-0,0666	1,6769	0,2766	5,2241	0,0003
Industria	-0,0814	1,6166	0,3676	6,5643	0,0003

Ainda sobre a tabela 2.2, podemos identificar que a média dos retornos, ou retornos médio, do Gás Natural é o menor valor; e que a Industria teve a maior média nos retornos. Por outro lado, o desvio padrão da Industria é menor que o do Gás Natural, demonstrando que os valores para a Industrias estão mais próximos da média, além disso o Gás Natural está mais espalhados por uma gama de valores havendo uma maior dispersão dos dados em relação a nédia da série.

Quanto a assimetria, todos os valores foram assimétricos positivos, revelando que a distribuição possui calda mais alongada a direita. Demonstra que houve um maior ganho com o desvio padrão positivo, o que acarreta em série com tendência positiva. Os resultados da curtose constata uma distribuição com caldas pesadas, efeito interessante para o investidor, por comprovar alta volatilidade, e indicando que é relativamente fácil obter valores que se afastam da média.

---

## Análise dos resultados

---

### 3.1 Análise das séries dos índices das bolsas.

Com o objetivo de analisar as séries temporais de alguns dos índices econômicos das principais bolsas mundiais, aplicando via método DFA e DCCA o coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  nos índices das bolsas de valores citadas na fundamentação teórica. Dado que este coeficiente se mostrou eficiente na análise de dados econômicos em pesquisas recentes como, (SIQUEIRA et al., 2010), (PODOBNIK et al., 2011), (WANG; XIE, 2012), (REBOREDO; RIVERA-CASTRO; ZEBENDE, 2014), premissa aqui nesta dissertação é que existe correlação entre os índices, e que a globalização quantifica de forma integrada os diversos mercados.

#### 3.1.1 $\rho_{DCCA}$ para abertura e fechamento.

Inicialmente utilizamos como teste os dados contendo valores dos índices de cada bolsa na abertura e fechamento, por serem eventos simultâneos dentro de um dia, gerando duas séries do mesmo tamanho, que é uma das condições para aplicar o coeficiente  $\rho_{DCCA}$ .

Na escolha destas séries para a análise, foi considerando primeiramente que os mercados estão globalizados e obtivemos os principais índices espalhados pelo mundo: América do norte (Dow Jones e Nasdaq), América do sul (Bovespa, IPC, Merval), Ásia (Nikkei 225, SSE, HSI), Europa (IBEX 35, CAC 40, DAX, FTSE 100). As séries foram obtidas no site Yahoo Finance. (FINANCE, 2011)

O coeficiente  $\rho_{DCCA}$  foi gerado para períodos que se segue, em ordem cronológica de criação dos índices:

1.  $\hat{D}$ JI - Dow Jones Industrial Average (EUA) [1928-10-01 / 2010-12-09].
2.  $\hat{I}$ XIC - NASDAQ Composite (EUA) [1971-02-05 / 2010-12-09].
3.  $\hat{N}$ 225 - Nikkei 225 (Japan) [1984-01-04 / 2010-12-09].
4.  $\hat{F}$ TSE - FTSE 100 (England) [1984-04-02 / 2010-12-09].
5.  $\hat{H}$ SI - HSI (Hong Kong) [1986-12-31 / 2010-12-09].



6.  $\hat{F}CHI$  - CAC 40 (France) [1990-03-01 / 2010-12-09].
7.  $\hat{G}DAXI$  - DAX (Alemanha) [1990-11-26 / 2010-12-09].
8.  $\hat{M}XX$  - IPC (Mexico) [1991-11-08 / 2010-12-09].
9.  $\hat{I}BEX$  - IBEX 35 (Spain) [1993-02-15 / 2010-12-09].
10.  $\hat{B}VSP$  - BOVESPA (Brazil) [1993-04-27 / 2010-12-09].
11.  $\hat{M}ERV$  - Merval (Argentine) [1996-10-08 / 2010-12-09].
12. 00062.SS - SSE (China) [2000-01-04 / 2010-12-09].

Os resultados da aplicação do coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  pode ser visto na Figura 3.1 para cada um dos índices acima.

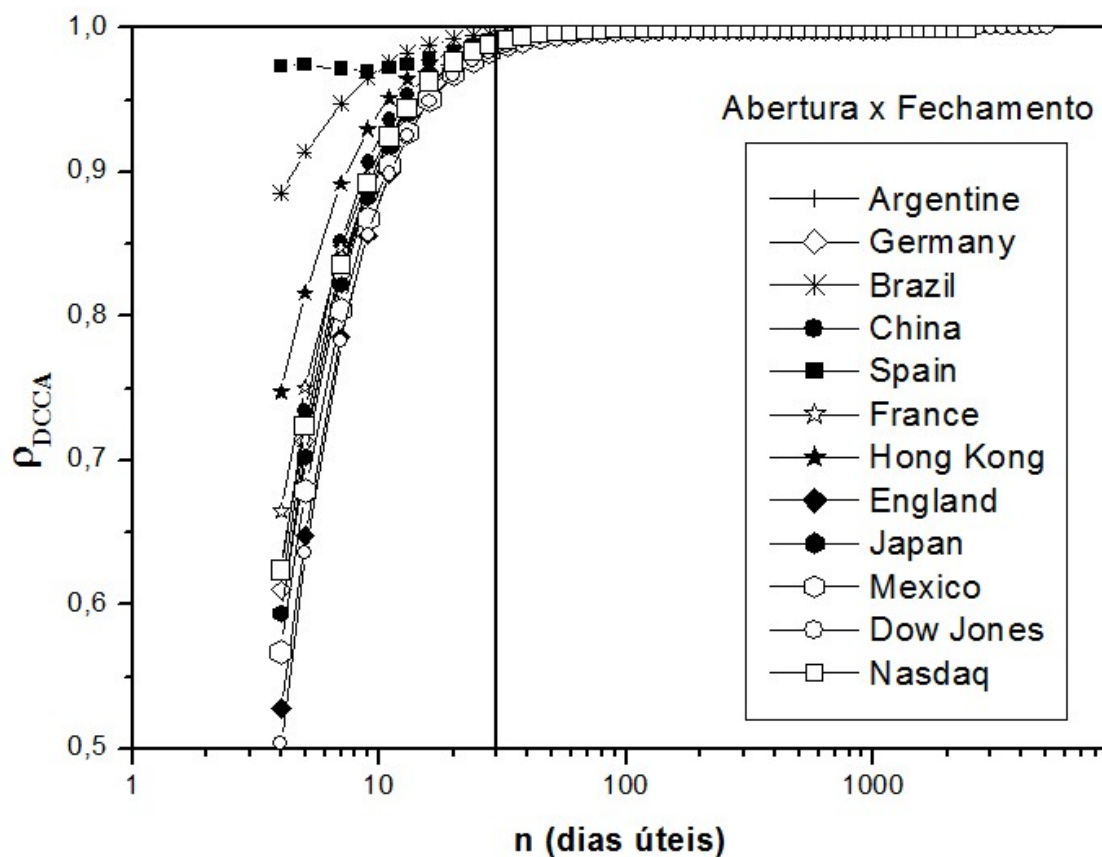


Figura 3.1: Coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  obtido para os índices das bolsas de valores.

Com a análise dos resultados, em primeiro lugar, observamos que existe correlação cruzada entre a abertura e o fechamento de cada índice estudado, e mais, o coeficiente de correlação cruzada mostrou-se positivo para todos os índices.

Em todos os casos o coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA} > 0.5$ , e estes valores tendem a correlação cruzada perfeita, ou da ordem de 1.0 para escala de tempo  $n$ (dias úteis)  $> 30$ , linha vertical na Figura 3.1. Podemos observar na figura que se  $n > 30$  dias, o coeficiente de correlação cruzada tende a 1.0, que é o máximo valor, isso significa dizer que numa escala maior que 30 dias o valor de abertura e o valor de fechamento, independentemente do índice da bolsa que se analisa, vão ser totalmente correlacionado.

Ainda na análise da Figura 3.1, chama a atenção para o comportamento no período inferior a 30 dias úteis, a Espanha demonstrou ter a maior correlação cruzada entre a abertura e o fechamento, indício que houve menor oscilação para escala de 4 dias, existe uma relação forte no funcionamento do mercado que é definido na abertura e que proporciona um fechamento semelhante ou vice-versa de  $n = 4$  até  $n = 30$ . Supondo que houve uma abertura com “ganhos”, estes “ganhos” seriam mantidos até o fechamento para  $n > 30$ .

A quantificação com o coeficiente  $\rho_{DCCA}$  mostra que existe uma certa relação neste mercado que pode ser explorado. Da mesma forma o Brasil é um segundo caso de previsibilidade na abertura e fechamento. A investigação deste comportamento pode ser visto como empolgação.

Houve mercados em que o coeficiente ficou com o valor de 0.5 ou próximo, a exemplo temos o Dow Jones, Inglaterra e México, expressando uma menor correlação do valor de abertura para o valor final de fechamento para  $n = 4$ , podendo inferir que é provável a existência de um comportamento mais divergente entre estes.

A premissa que os índices de abertura e fechamento das bolsas são extremamente correlacionados foi confirmado, para escala de tempo de 30 dias, com o cálculo do coeficiente  $\rho_{DCCA}$  demonstrado, ou seja, os principais mercados após 30 dias estão correlacionados, demonstrando que os mercados estão fortemente interligados e que a globalização mundial tem como uma das consequências a influência nos índices das bolsas mundiais.

Em um segundo estudo, pegamos o valor ajustado diário do índice Dow Jones e geramos o coeficiente de correlação  $\rho_{DCCA}$  em relação os índices ajustados das demais bolsas, o resultado pode ser visualizado na Figura 3.2

### 3.1.2 $\rho_{DCCA}$ para valor ajustado.

Conforme já visto no capítulo dois, o índice Dow Jones Industrial Average ( $\hat{DJI}$ ) é o mais antigo e usado como modelo para criação dos demais índices mundiais, e representa as 30 grandes empresas de capital aberto com sede nos Estados Unidos da América, que segundo o FMI (2013a) é a economia responsável aproximadamente por um quarto do

Produto Interno Bruto (PIB) nominal do mundo.

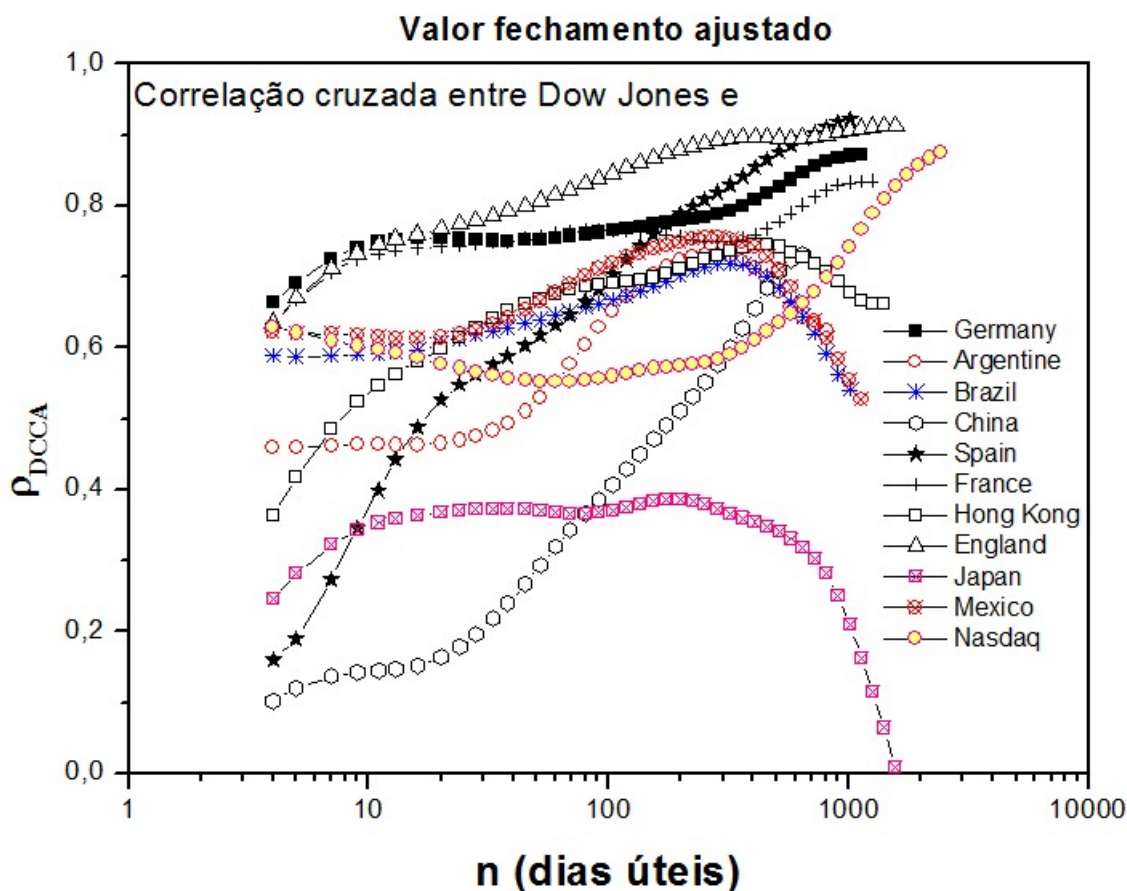


Figura 3.2:  $\rho_{DCCA}$  do valor ajustado de Dow Jones e demais índices.

Pode ser observado na Figura 3.2 que todos os resultados foram positivos, ficando claro que existe correlação cruzada e reafirmando o conceito de globalização da economia mundial. A maior correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  é entre a Dow Jones, Inglaterra e Alemanha, significando que são economias fortemente associadas.

A Nasdaq, um indicador do desempenho das ações de empresas tecnológicas e composta por empresas norte-americanas e não norte-americana, teve um forte correlação inicial com a Dow Jones, e poderia se perpetuar em  $n$  dias maiores por possuir empresas norte-americanas, o que não foi comprovado. Em  $n$  médios de 100 dias houve um afastamento e em  $n$  maiores tendeu a uma aproximação.

O índice do Brasil e México tiveram um comportamento semelhante para  $n$  dias menores e em  $n$  dias maiores foram acompanhados do índice da Argentina em um ponto que a correlação com Dow Jones fica mais fraca. Este formato se repete também para Hong Kong com menor descorrelação com Dow Jones e Japão que divergiu de forma brusca em  $n$  dias maiores.

Um terceiro estudo pode ser visto no próximo tópico, verificamos as correlações cruzada existente no mercado brasileiro, escolhido por ser a economia que estamos inseridos.

### 3.2 Análise de séries dos retorno para *commodities*.

Direcionamos o estudo para o comportamento das *commodities*, ou seja, índices que definem o preço de mercadorias, principais minérios e gêneros agrícolas, produzidos em grande escala e comercializados mundialmente. A exemplo de *commodities* temos o petróleo, minério de ferro, soja, entre outros.

Vamos analisar aqui os valores de retornos diários do Petróleo e Gás Natural por estarem entres os principais *commodities* e terem um volume significativo de negociações. O valor de retorno diário é calculado a partir da diferença entre o valor final negociado no dia com o valor inicial de negociação. Esta série contempla valores diários de 05/01/2000 a 07/01/2013.

Para este estudo foi proposto não só gerar o coeficiente  $\rho_{DCCA}$  para as séries no mesmo período de tempo, iremos fazer um novo experimento deslocando as séries com o objetivo de identificar correlação que não ocorrem na mesma observação no tempo. Com esta análise, é provável identificar correlação que ocorra em uma série após uma alteração em outra série, localizando estes pares de séries será possível fazer uma predição do comportamento futuro.

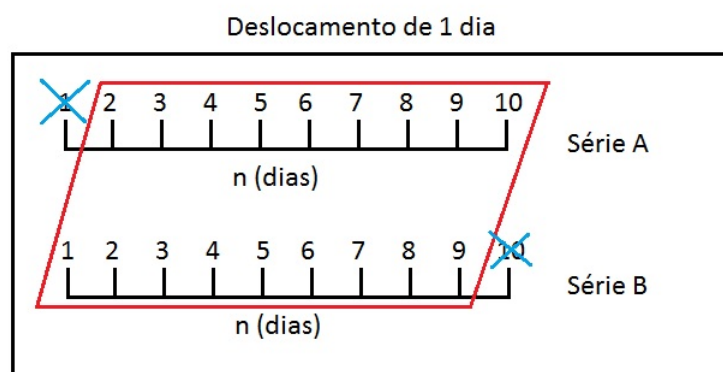


Figura 3.3: Deslocamento da série A em relação a série B.

Como funciona esta nova análise, se as séries possuem 10 observações, deslocando a primeira série em um dia, retirando o primeiro dia da primeira série e o último dia da segunda série tendo para análise 2 séries com 9 observações cada, conforme pode ser visto na Figura 3.3 .

Este deslocamento da série está sendo proposto como a forma de identificar a correlação existente entre num instante posterior. Visando quantificar a correlação cruzada entre elementos que não ocorre em um mesmo instante de tempo. A presunção é que determinadas mudança ou eventos se propagam em um determinado espaço temporal até ser absorvido, por completo, pelos outros elementos econômicos.

Como a ideia a ser analisada é identificar se houve uma mudança no preço do Petróleo, e se esta mudança poderia interferir na composição do preço do Gás natural ou (vice e versa) em um segundo instante. Neste experimento os instantes são em dias.

O resultado desta análise pode ser visto na Figura 3.4. Considerando a quantidade de dias deslocados, temos  $i = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 10, 22$ .

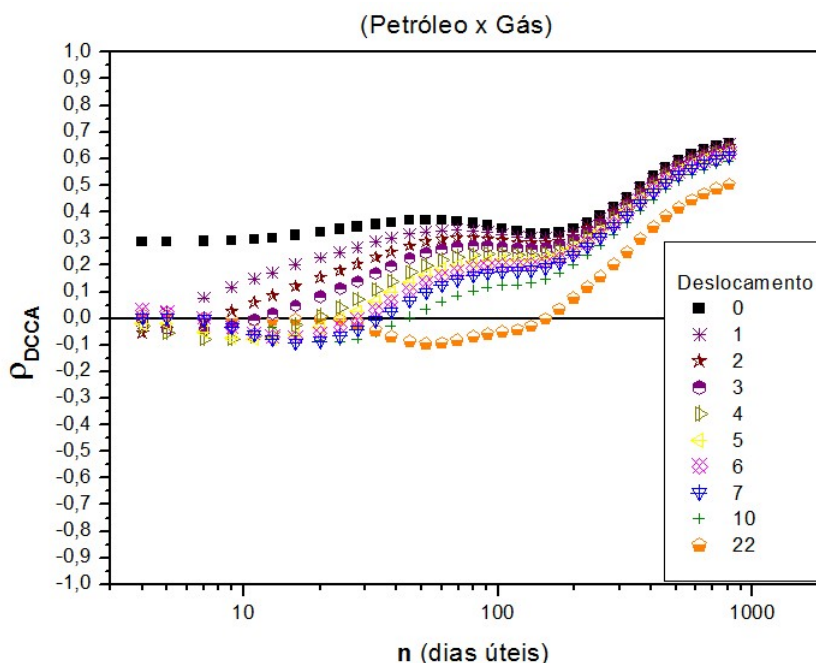


Figura 3.4:  $\rho_{DCCA}$  entre Petróleo e Gás Natural.

Para as duas série sem o deslocamento (■), vemos que existe correlação cruzada, mas a medida que vai aumentando a defasagem  $i$ , pode ser visto que existe a perda de informação, memória da série, diminuindo a correlação, Figura 3.4. O mesmo comportamento pode ser visto na Figura 3.5 onde invertemos a ordem das série na tentativa de obter maior correlação do Gás Natural em relação ao Petróleo.

Após a análise das figuras 3.4 e 3.5 podemos presumir que a defasagem de 1 dia já se mostra suficiente para determinar a perda de memória entre as séries.

Acredita-se que o mercado é mais dinâmico e que pode ser encontrado uma correlação maior em séries intra diárias. Não foi possível determinar se o petróleo determina o valor

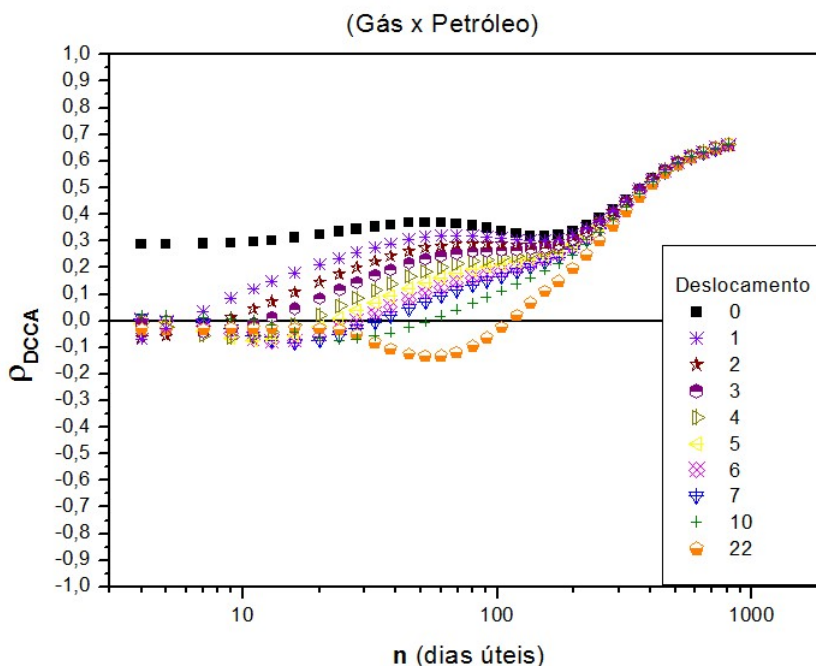


Figura 3.5:  $\rho_{DCCA}$  entre Gás Natural e Petróleo.

de retorno do Gás Natural ou se ocorre o inverso. Uma terceira possibilidade é que ocorra uma correlação mútua, em certos instantes o Petróleo pode interferir no preço do Gás Natural e em outro instante ocorra o inverso.

### 3.3 Análise do índice de fechamento de setores.

Neste estudo utilizamos séries referente ao índice de fechamento da Indústria e Energia Elétrica. Setores fundamentais no que se refere ao crescimento econômico. A série estudada corresponde ao índice de fechamento diário, ou seja, o valor de fechamento ao término das negociações diárias. O período da série corresponde 05 de janeiro de 2000 a 07 de janeiro de 2013.

Nota-se na Figura 3.6, que mesmo com a defasagem, ocorreu uma maior correção cruzada comparando com a figura de *commodities* seção 3.2, Figuras 3.4 e 3.5. Com 30 dias apenas, o deslocamento de 22 dias não está correlacionado, com isso podemos inferir que com 22 dias de defasagem, neste caso, não houve convergência, o mercado já perdeu memória necessária para que haja interferência no valor de fechamento das séries.

Invertendo a defasagem, podemos observar na Figura 3.7 que a perda de informação em 22 dias é menor, o setor da Indústria persiste com mais força em relação a Energia Elétrica. Há um indício que pode indicar uma maior força no setor da Indústria em relação a

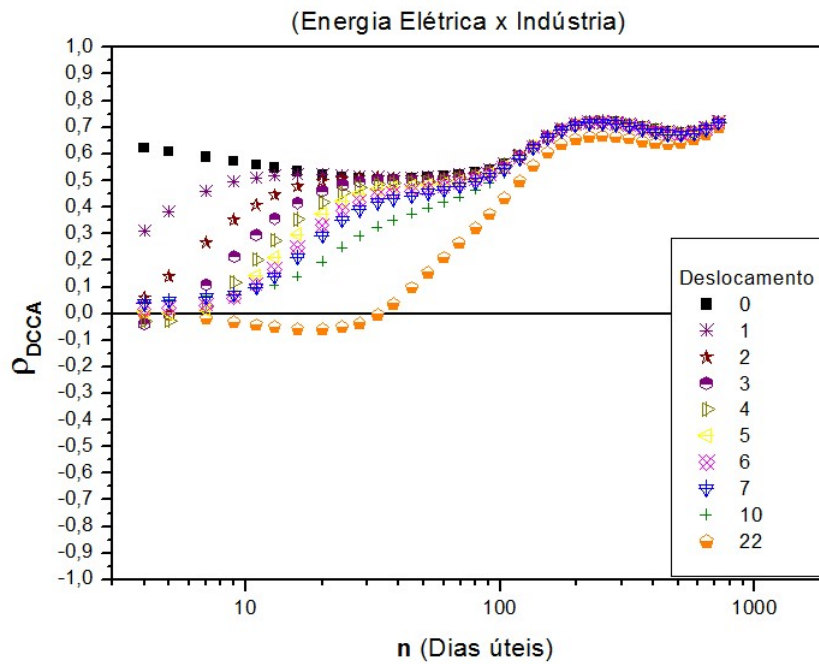


Figura 3.6:  $\rho_{DCCA}$  para preço entre Energia Elétrica e Indústria.

Energia Elétrica.

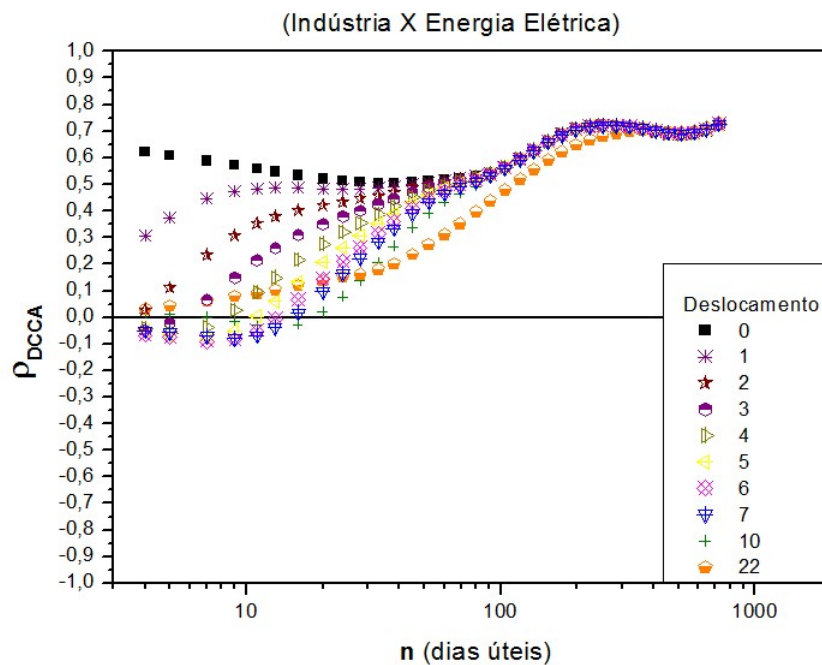


Figura 3.7:  $\rho_{DCCA}$  para preço entre Indústria e Energia Elétrica.

Vimos na fundamentação teórica que no âmbito do mercado financeiro normalmente é utilizado nos estudos as séries de log-retornos, por possuir algumas características como estacionariedade, ausência de tendencia ou falta de sazonalidade. Geramos as séries de

log-retono dos índice de fechamento da Industria e Energia Elétrica e aplicamos o  $\rho_{DCCA}$  com defazagem como pode ser visto nas Figuras 3.8 e 3.9.

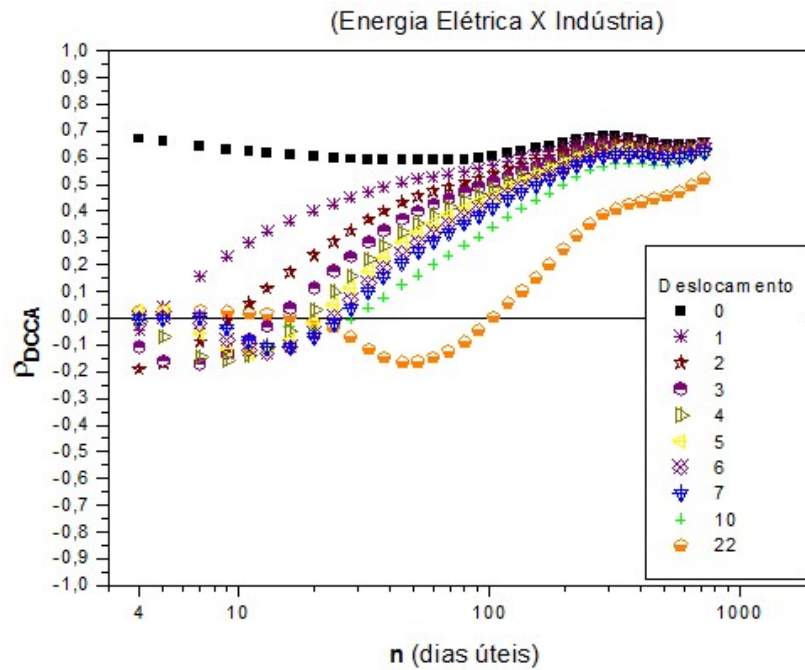


Figura 3.8:  $\rho_{DCCA}$  para Log-retorno entre Energia Elétrica e Indústria.

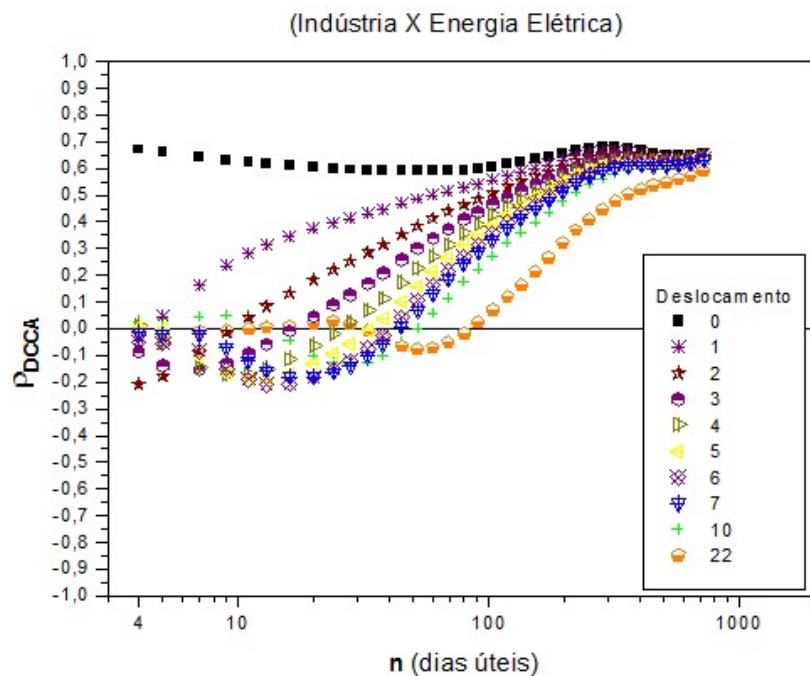


Figura 3.9:  $\rho_{DCCA}$  para Log-retorno entre Indústria e Energia Elétrica.

Um comparativo entre as Figuras 3.8 e 3.6, sem deslocamento (■) a correlação cruzada se manteve com o mesmo valor e um dia de defasagem a correlação passou a ser zero.



### 3.4 Análise do deslocamento entre as séries.

Com o intuito de identificar o comportamento do novo experimento, gerou-se para análise os resultados do deslocamento das séries com elas mesmas, como pode ser visto nas Figuras 3.10 e 3.11.

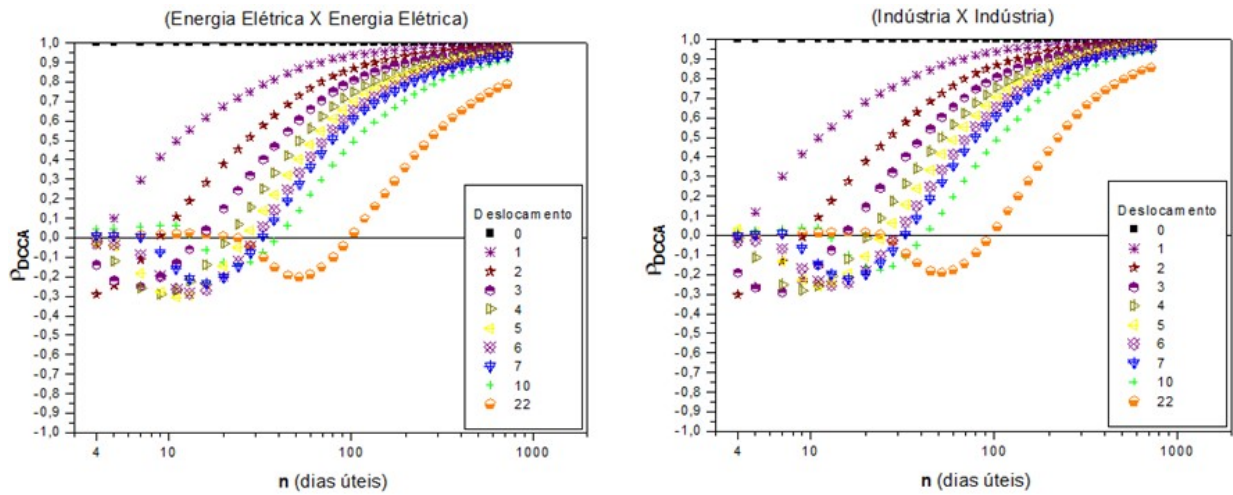


Figura 3.10:  $\rho_{DCCA}$  entre Energia Elétrica X Energia Elétrica e Indústria X Indústria.

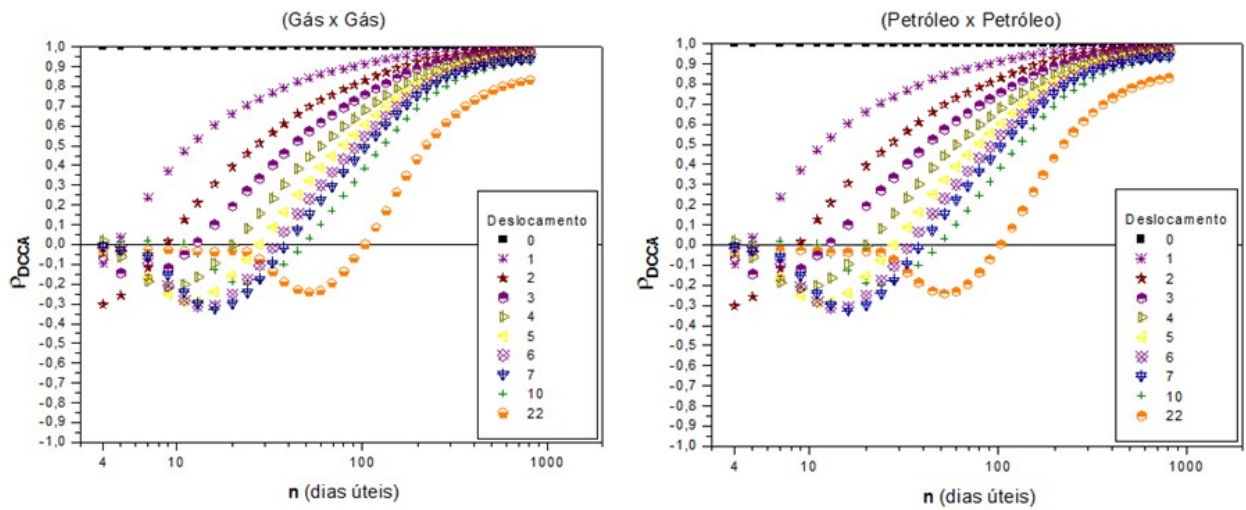


Figura 3.11:  $\rho_{DCCA}$  entre Petróleo X Petróleo e Gás Natural X Gás Natural.

Ainda sobre as Figuras 3.10 e 3.11, o resultado mostra que em todas as análises os resultados foram muito semelhantes para todos os deslocamentos. Podendo afirmar que a dispersão da memória destas séries é praticamente igual. Indício que fortalece a hipótese que o instante de 1 dias já se perdeu muito da memória da série.

## Considerações finais

---

O estudo realizado durante a pesquisa deste projeto de mestrado proporcionou notar que a globalização quantifica de forma integrada os diversos mercados. Além disso, as informações geradas das negociações financeiras fomenta os modelos matemáticos, e o desenvolvimento dos sistemas complexos com a finalidade de gerar informações estratégicas dos mercados. Foi possível observar também que os mercados despertou e desperta o fascínio de diversos pesquisadores por ser altamente complexo, possuir grande quantidade de dados e também pela oportunidade de obter ganhos financeiros.

Um outro ponto observado é que os métodos estudados possuem publicações relevantes em diversas áreas no estudo de séries temporais, e que o constante amadurecimento e surgimento de outros métodos trazem contribuições que são desde a confirmação de estudos empíricos á novos resultados.

As séries obtidas estavam no formato de texto e foi preciso passar por um processo de formatação, retirando as informações desnecessárias, substituindo vírgulas por pontos e separando em arquivos do tipo texto, usados para alimentar a aplicação com os métodos linearizados e transformados em algoritmos da linguagem de programação C, compilados e gerado um arquivo executável.

A análise proposta nesta pesquisa utiliza como ideia básica o estudo de séries temporais dos mercados financeiros. Ao longo do trabalho foi feito estudos com os índices das principais bolsas mundiais, séries do valor de retorno das commodities: Petróleo e gás Natural no mercado brasileiro e o preço de fechamento da Indústria e Energia elétrica. As séries utilizadas para análise são de amostras diárias por serem disponibilizadas em fontes gratuitas de sites especializados na web.

O coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  aplicado nas séries dos índices das bolsas mundiais demonstrou que existe correlação cruzada entre o valor de abertura e fechamentos e ainda mais, que o coeficiente de correlação cruzada mostrou-se positivo para todos os índices. Na escala de 30 dias, independente do índice da bolsa, são totalmente correlacionado.

No estudo da correlação dos valores ajustados de fechamento dos índices das bolsas com o índice da mais importante economia, Dow Jones, os resultados foram positivos, ficando claro que existe a correlação e reafirmando o conceito de globalização da economia mundial.

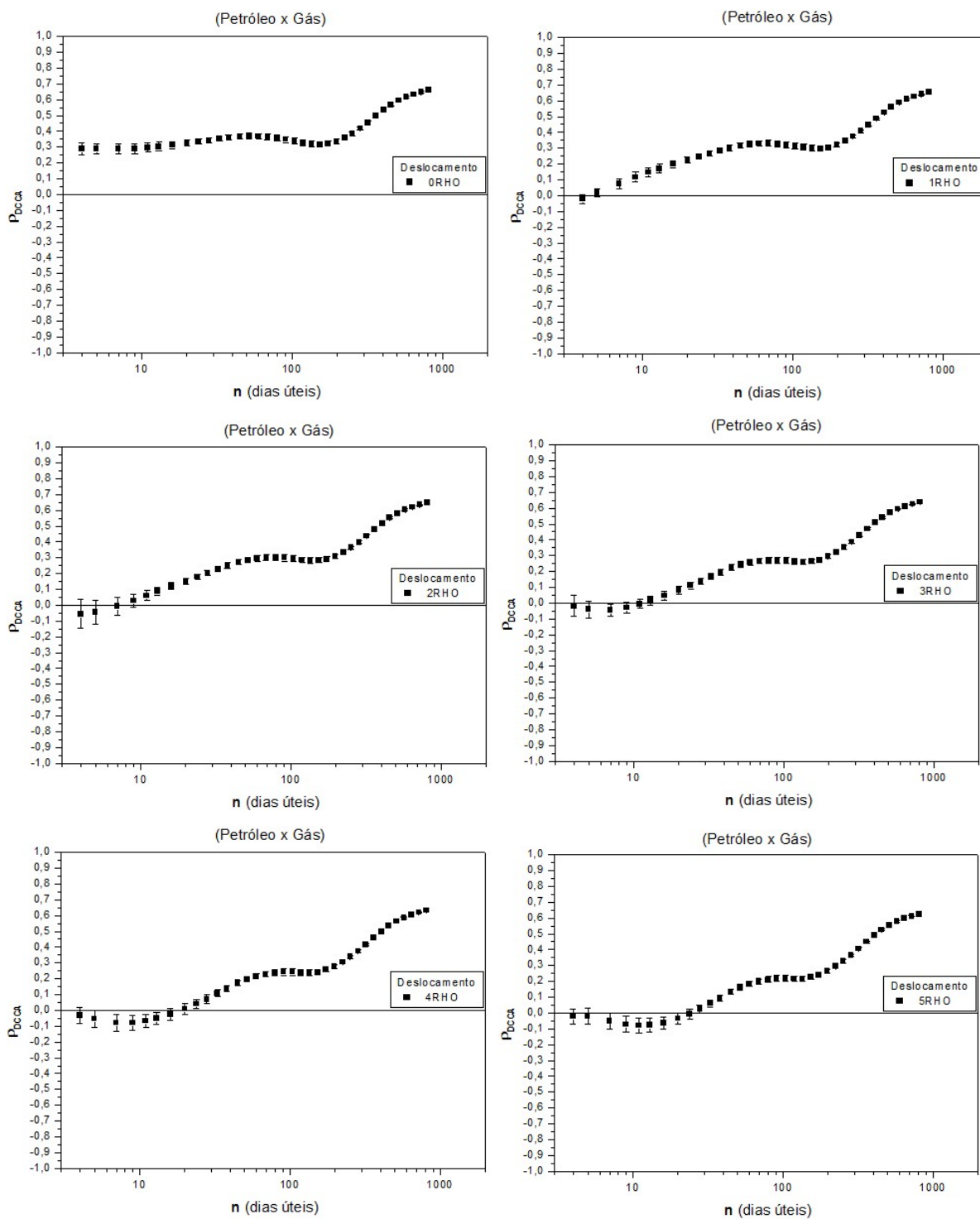
Uma nova técnica foi analisada neste trabalho, a aplicação do coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  em séries diárias defasadas. No experimento foi feita o calculo do coeficiente para cada defasagem em dias(0,1,2,3,4,5,6,7,10,22) e em seguida feito o mesmo invertendo as séries. Foi encontrado correlação entres as séries mais não foi possível determinar qual série influencia a outra. O período de um dia demonstra ser o suficiente para haver a perda de memória, demonstrando que o mercado é mais dinâmico, absorvendo as alterações em um período menor que 1 dia.

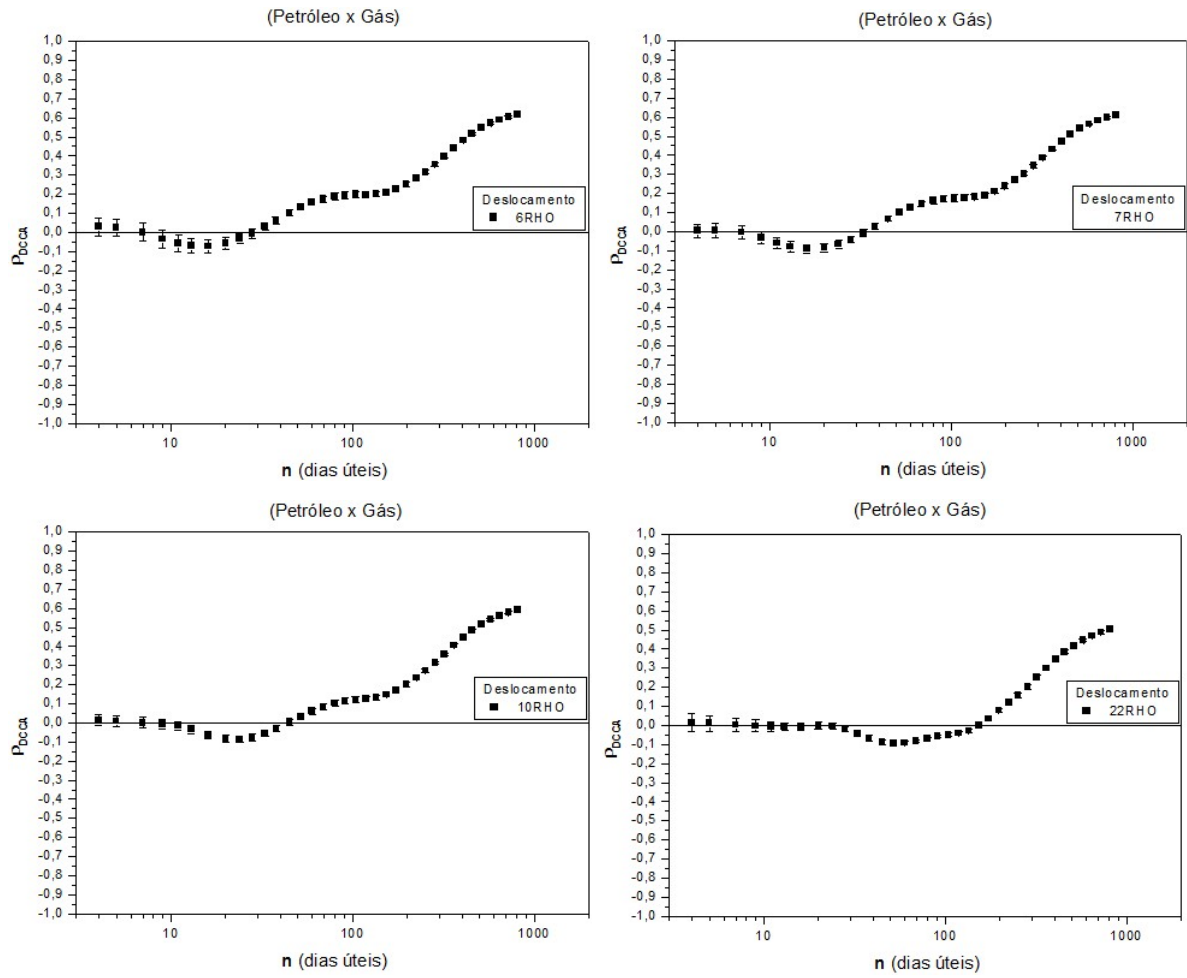
Como atividade futura tem um campo vasto para análise de séries temporais, a exemplo podemos citar a análise do coeficiente de correlação cruzada  $\rho_{DCCA}$  dos demais índices das bolsas, assim como foi feito para a o índice Dow Jones.

Uma outra importante proposta para a análise de séries defasadas, é o estudo de observações intra diárias do mercado financeiro, com um intervalos menor que um dia.

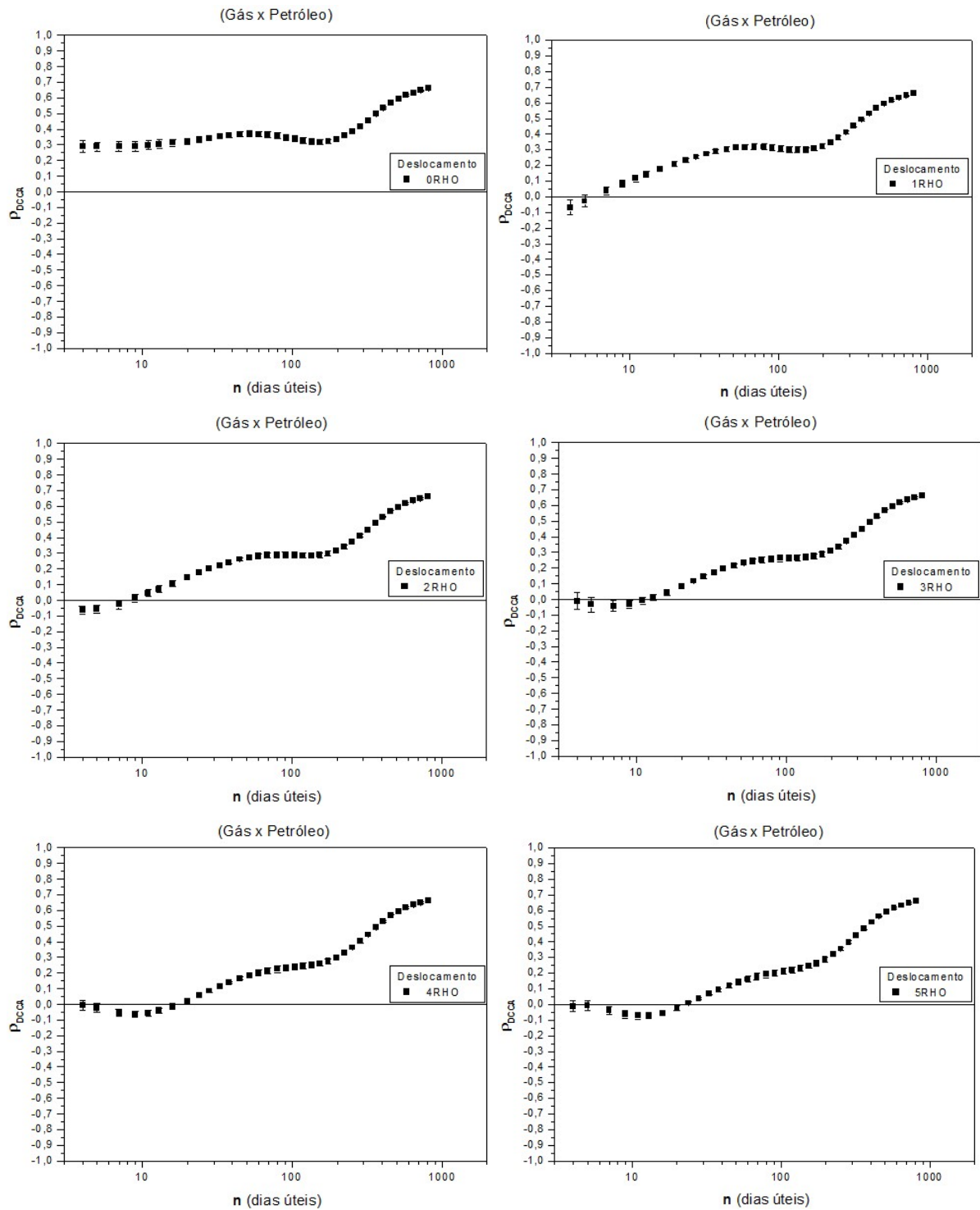
## Resultados com Barra de Erro

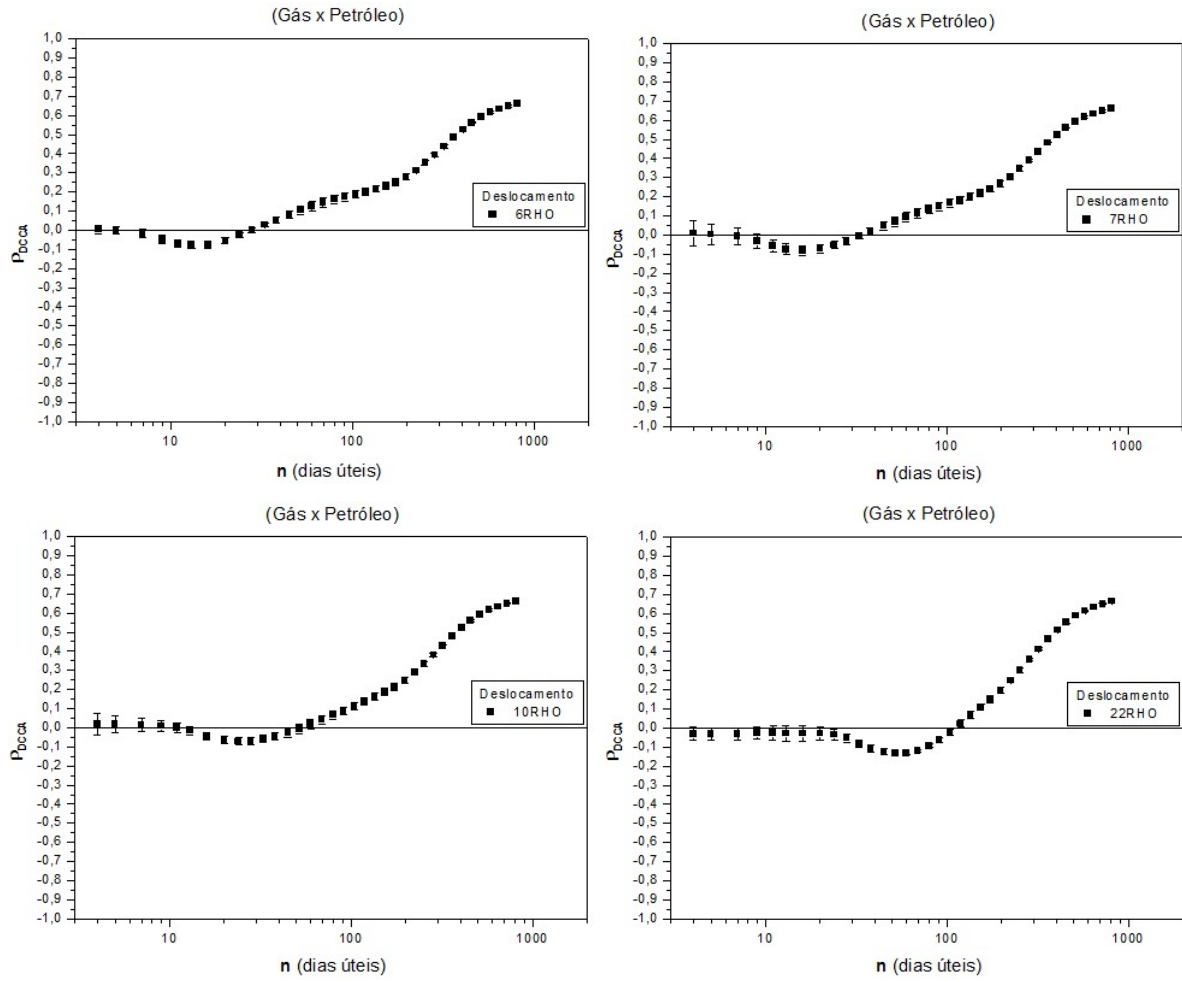
### A.1 *Petróleo x Gás natural*



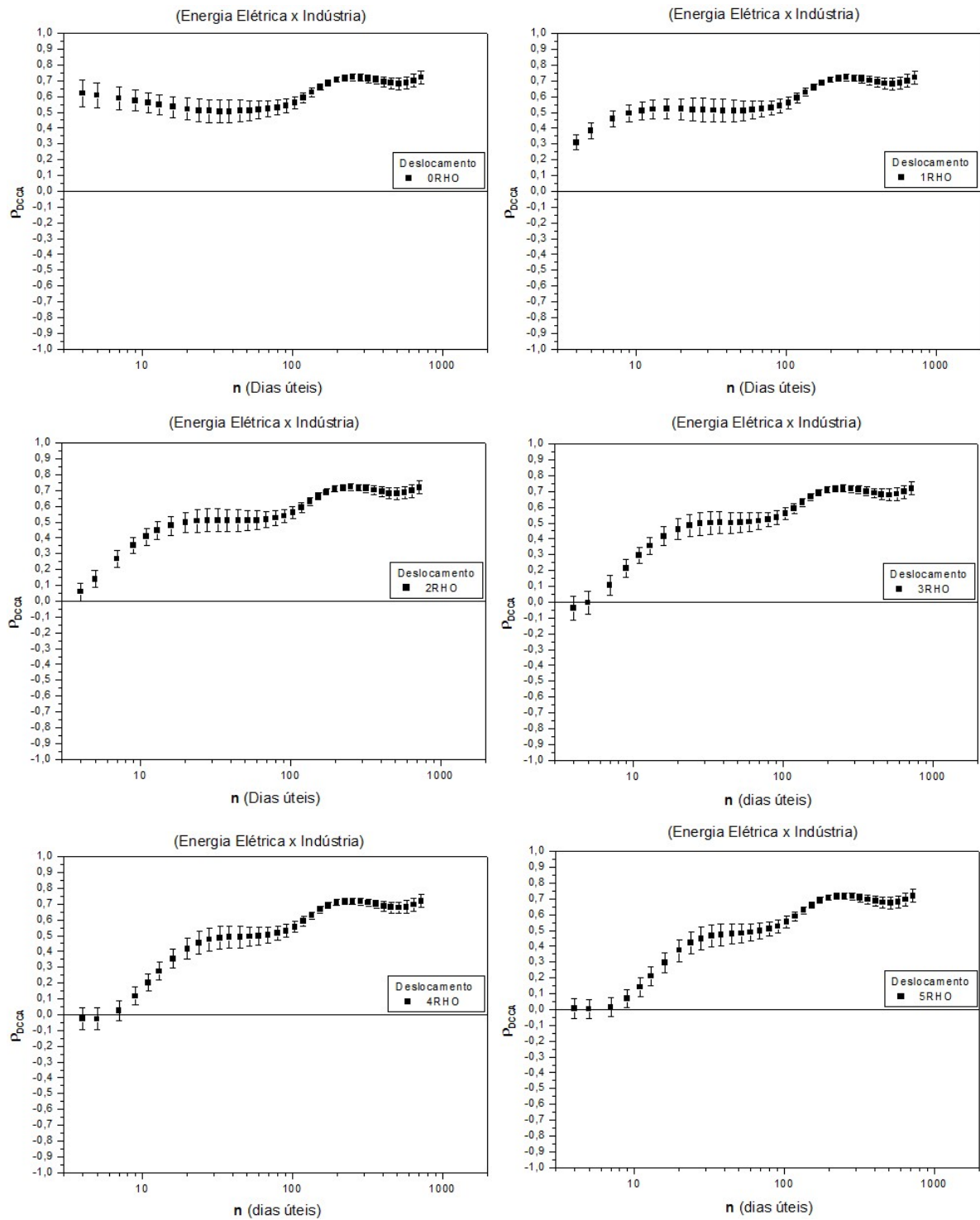


## A.2 Gás natural X Petróleo

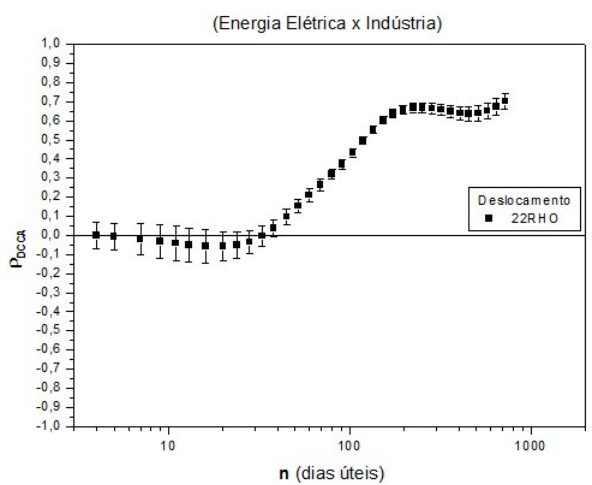
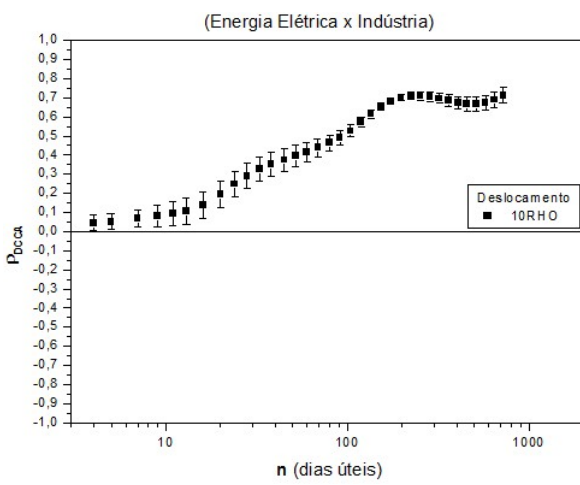
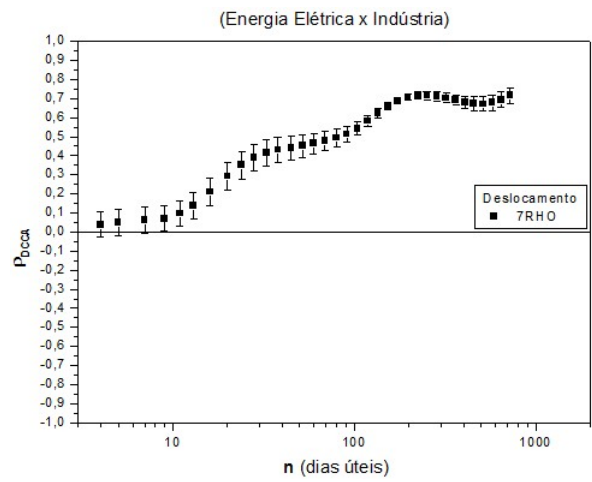
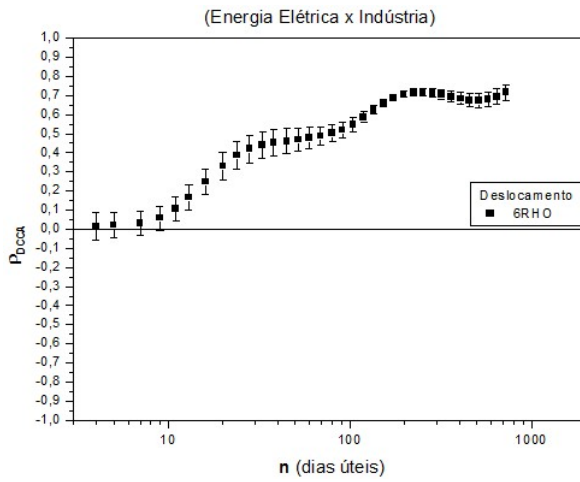




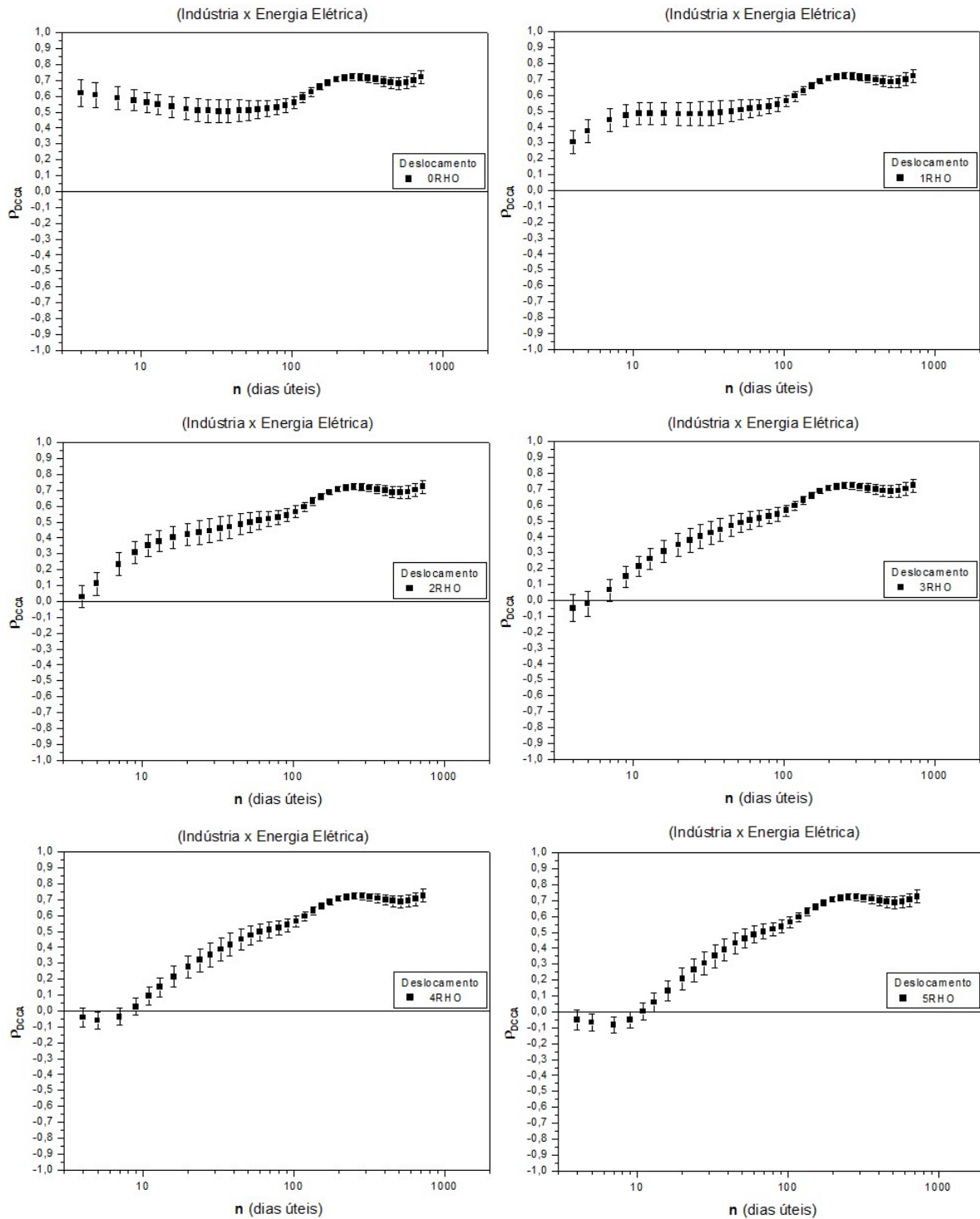
### A.3 Energia Elétrica X Indústria

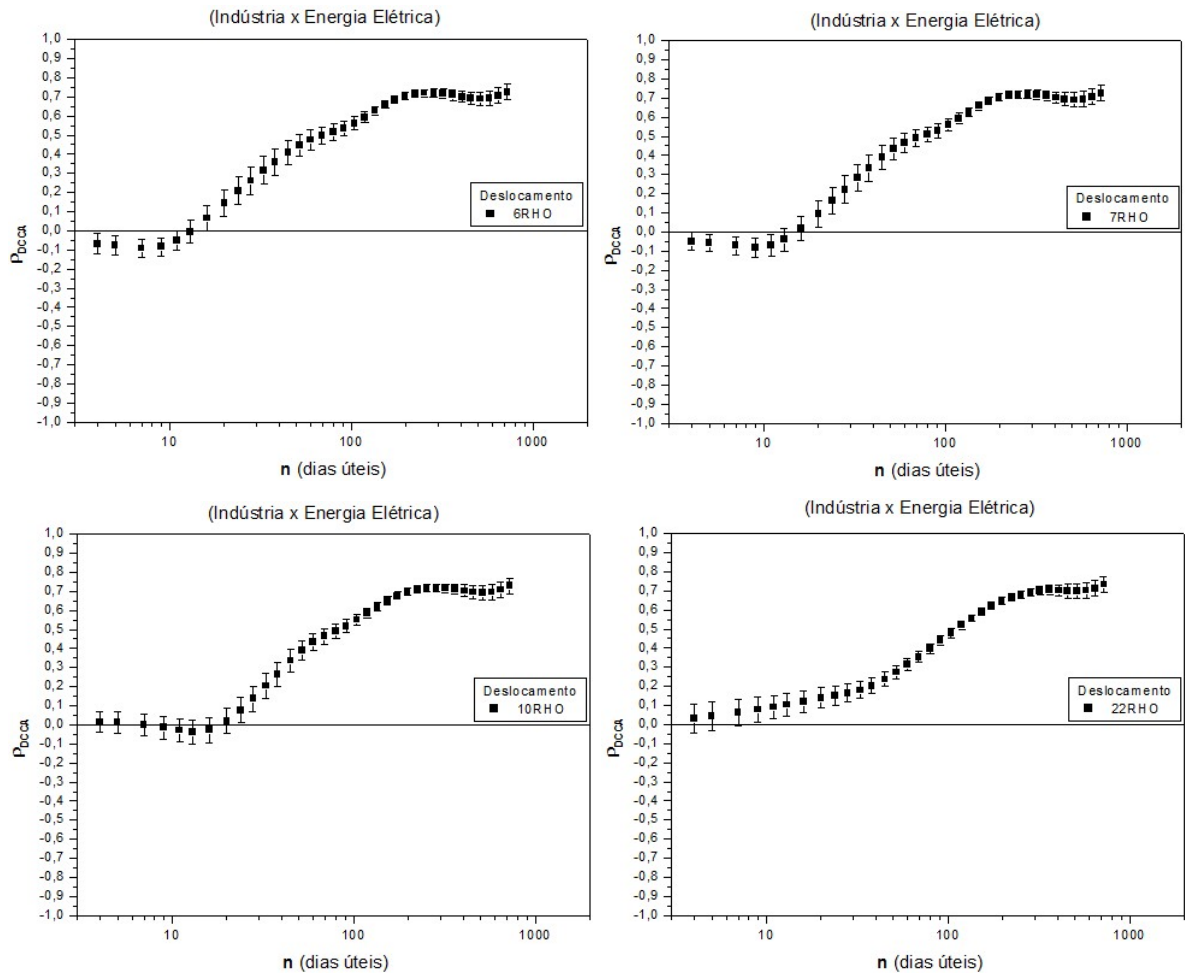






### A.4 Indústria X Energia Elétrica





---

## Referências Bibliográficas

---

- ADVFN. *Bolsa de Valores*. Maio 2013. Disponível em: <<http://br.advfn.com/bolsa-de-valores>>.
- AKRAM, Q. Oil prices and exchange rates: Norwegian evidence. *The Econometrics Journal*, v. 7, p. 476–504, 2004.
- AMANO, R.; NORDEN, S. V. Oil prices and the rise and fall of the us real exchange rate. *Journal of International Money and Finance*, v. 2, n. 17, p. 299–316, 1998.
- ANDERSON, T. W. *The Statistical Analysis of Time Series*. Wiley, New York: [s.n.], 1971.
- BACHELIER, L. J.-B. A. Louis jean-baptiste alphonse. *Annales Scientifiques de l'Ecole Normale Supérieure*, v. 3, n. 17, p. 21–28, 1900.
- BERNSTEIN, P. L. *Desafio aos Deuses: a fascinante história do risco*. Rio de Janeiro: Editora Campus, 1997.
- BM&FBOVESPA. *BM&FBOVESPA*. Junho 2013. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/>>.
- CAMARERO, M.; TAMARIT, C. Oil prices and spanish competitiveness: a cointegrated panel analysis. *Journal of Policy Modeling*, v. 6, n. 24, p. 591–605, 2002.
- CAMPBELL, A. W. L. J. Y.; MACKINLAY, A. C. *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press, 1997.
- CHEN, S.; CHEN, H. Oil prices and real exchange rates. *Energy Economics*, v. 3, n. 29, p. 390–404, 2007.
- CIFARELLI, G.; PALADINO, G. Oil price dynamics and speculation: a multivariate financial approach. *Energy Economics*, n. 32, p. 363–372, 2010.
- CRYER, D. J.; K, C. *Time Series Analysis, With Applications in R*. Springer: Princeton University Press, 2008.
- DAMODAR, N. G. *Basic Econometrics*. USA: The McGraw Hill Company, 2002.
- EIA. *U.S. Energy Information Administration*. Janeiro 2014. Disponível em: <<http://www.eia.gov/>>.
- ENDERS, W. *Applied econometric time series*. New York: John Wiley Sons, 1995.

- FILHO, A. M. d. S. *Correlação de Longo Alcance em Indicadores de Criminalidade de Salvador-Ba: DFA E DCCA*. Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial) — Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC, Salvador-BA, 2009.
- FINANCE, Y. *Yahoo Historico*. Fevereiro 2011. Disponível em: <<http://finance.yahoo.com/>>.
- FMI. *Crisis jolts globalization process*. Junho 2013. Disponível em: <<http://www.imf.org/external/np/exr/key/global.htm>>.
- FMI. *Currency Composition of Official Foreign Exchange Reserves (COFER)*. Junho 2013. Disponível em: <<http://www.imf.org/external/np/sta/cofer/eng/cofer.pdf>>.
- HONG, H.; STEIN, J. A unified theory of underreaction, momentum trading, and overreaction in assets markets. *Journal of Finance*, v. 54, p. 2143–2184, 1999.
- HURST, E. Long term storage capacity of reservoirs. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, v. 116, p. 770–799, 1951.
- JONES, D. *Dow Jones History*. Junho 2013. Disponível em: <<http://www.dowjones.com/>>.
- LIZARDO, R.; MOLLICK, A. Oil price fluctuations and u.s. dollar exchange rates. *Energy Economics*, n. 32, p. 399–408, 2010.
- MANDELROT, B. The variation of certain speculative prices. *Journal of business*, v. 36, p. 394, 1963.
- MANTEGNA, R. N.; STANLEY, H. E. *Introduction to Econophysics: Correlations and Complexity in Finance*. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- MASLOV, S. Measures of globalization based on cross-correlations of world (nancial indices). *Physica A*, n. 301, p. 397–406, 2001.
- MORETTIN, P.; TOLOI, C. *Análise das Séries Temporais*. Editora Universidade de São Paulo, São Paulo, 2006.
- MORETTIN, P. A. *Econometria financeira- Um curso em séries temporais financeiras*. São Paulo: Editora Blucher, 2011.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. *Análise de Séries Temporais. ABE - Projeto Fisher*. São Paulo: Edgard Blucher LTDA, 2004.
- NASDAQ. *NASDAQ Composite*. Junho 2013. Disponível em: <<http://www.nasdaq.com/>>.
- NIKKEI. *Nikkei Stock Average*. Junho 2013. Disponível em: <<http://e.nikkei.com/>>.

- PENG, C. K. et al. On the mosaic organization of dna sequences. *Physical Review E*, v. 49, n. 2, p. 1685–1689, 1994.
- PLEROU, V.; GOPIKRISHNAN, P.; AMARAL, L. A. N.; GABAIX, X.; STANLEY, H. E. Economic fluctuation and anomalous diffusion. *Physics Review E*, v. 2, n. 63, p. 3023–2026, 2000.
- PODOBNIK, B.; JIANG, Z. Q.; ZHOU, W. X.; STANLEY, H. E. Statistical tests for power-law cross-correlated processes. *Physical Review*, v. 84, p. 066118, 2011.
- PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E. Detrended cross-correlation analysis: A new method for analyzing two nonstationary time series. *Physical Review Letters*, v. 2, n. 100:084102, p. 10–23, 2008.
- PRIESTLEY, M. B. *Non-linear and Non-stationary Time Series Analysis*. Academic Pr: [s.n.], 1988.
- RAMOS, F. M.; NETO, C. R.; ROSA, R.; BOLZAN, M. J. A.; Sá, L. D. A. Nonextensive thermostatics description of intermittency in turbulence and financial markets. *NonLinear Analysis*, v. 47, n. 5, p. 3521–3530, 2001.
- REBOREDO, J. C.; RIVERA-CASTRO, M. A.; ZEBENDE, G. F. Oil and us dollar exchange rate dependence: A detrended cross-correlation approach. *Energy Economics*, v. 42, p. 132–139, 2014.
- SIQUEIRA, E. L.; STOSIC, T.; BEJAN, L.; STOSIC, B. Correlations and cross-correlations in the brazilian agrarian commodities and stocks. *Physica A*, v. 389, p. 2739–2743, 2010.
- SOUZA, R. C. Modelos estruturais para previsão de séries temporais : Abordagens clássica e bayesiana. In: *Colóquio Brasileiro de Matemática*. Rio de Janeiro: [s.n.], 1989. v. 17.
- VOIT, T. *The Statistical Mechanics of Financial Markets*. Berlin: Springer, 2001.
- WANG, G.; XIE, C. Statistical tests for power-law cross-correlated processes. *Physica A*, v. 392, p. 1418–1428, 2012.
- ZEBENDE, G. F. Dcca cross-correlation coefficient: Quantifying level of cross-correlation. *Physica A*, v. 390, p. 614–618, 2011.

*Estudo de Correlação Cruzada em Índices Econômicos*

Leonardo Santana Almeida da Silva

Salvador, Junho de 2014.