



UNIVERSIDADE DE ÉVORA

DEPARTAMENTO DE ECONOMIA



DOCUMENTO DE TRABALHO Nº 2013/01

janeiro

Procura final de energia em Portugal: Existe evidência sobre a presença de memória longa?

José Manuel Belbute

Universidade de Évora, Departamento de Economia & CEFAGE-UE, Portugal

UNIVERSIDADE DE ÉVORA
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA
Largo dos Colegiais, 2 – 7000-803 Évora – Portugal
Tel.: +351 266 740 894 Fax: +351 266 742 494
www.decon.uevora.pt wp.economia@uevora.pt

Abstract/Resumo:

A persistente escalada do preço dos combustíveis fósseis à qual está associada uma enorme volatilidade de curto prazo, assim como as crescentes preocupações com as emissões de gases com efeitos sobre as alterações climáticas, alimentou nos últimos anos a discussão e as preocupações de política, do seu desenho e eficácia, sobre as possibilidades de substituição das fontes energéticas. O presente artigo pretende dar um contributo para essa discussão ao avaliar a hipótese da presença de memória longa na procura energética desagregada em Portugal. Usando dados mensais da Direção Geral de Energia e Minas (DGEM) e do Eurostat entre 1985 e 2011, os nossos resultados sugerem que não é possível rejeitar a hipótese da presença de memória longa na procura de energia agregada e desagregada (petróleo e derivados, eletricidade, carvão e gaz), com reversão para a média de forma muito lenta. resultados têm importantes implicações de política, pois sugerem que os choques de política têm efeitos permanentes na procura energética em Portugal.

Keywords/Palavras-chave: Persistência, memória longa, Procura final de energia, persistência, Modelo ARFIMA, Portugal.

JEL Classification/Classificação JEL: C22, O13, Q41.

1. Introdução

Este artigo avalia a presença de memória longa no comportamento da procura agregada e desagregada de energia em Portugal em resposta a estímulos de política e/ou geopolítico-económicos.

Existe hoje uma já vasta literatura que usa métodos univariados para testar a presença da raiz unitária (com e sem quebras de estrutura) no consumo, na produção ou nos preços da energia (veja-se, por exemplo, Serletis (1992) Altinay e Karagol (2004), Lee e Chang (2005, 2008), Lee (2005), Narayan e Smyth (2005 e 2007), Al-Iriani (2006), Chen e Lee (2007), Hsu et al. (2008), Joyeux e Ripple (2007), Lee e Chang (2008), Maslyuk e Smyth (2008 e 2009), Narayan et al. (2008), Elder e Serletis (2008), enquanto outros usam métodos não paramétricos com o mesmo propósito (Pereira e Belbute 2010).

A motivação geral dessa literatura deve a sua origem à necessidade de conhecer a natureza temporária ou permanente das alterações do padrão temporal de evolução dessas variáveis em resposta a choques aleatórios (ou “inovações”). Se a série tiver raiz unitária em nível mas for estacionária em primeiras diferenças, a sua resposta a um choque tende a ser permanente. Pelo contrário, se a série for estacionária em nível, afastar-se-á da sua tendência em resultado de uma perturbação aleatória mas regressará a ela passado algum tempo.

A importância desta informação é fundamental e tem importantes implicações de política¹. Em primeiro lugar, dada estreita relação do sector energético com todos os restantes sectores de atividade económica, o grau de persistência que o caracteriza acaba por se transmitir a outras variáveis relevantes (Lean e Smyth, (2009)). Acresce que o grau de persistência que caracteriza o sector energético afeta também o mecanismo de transmissão aos outros sectores da economia dos efeitos dos choques aleatórios na procura, na produção e nos preços dos produtos energéticos (Gil-Alana et al.(2010).

Para além disso, a natureza temporária ou permanente das inovações tem implicações importantes no grau de eficácia das políticas energéticas, sobretudo quando se pretende

¹ para mais detalhes veja-se, por exemplo, Lean e Smyth (2009)

que estas tenham efeitos duradouros, como é o caso das políticas destinadas a promover a eficiência energética, a reduzir as emissões com implicações nas alterações climáticas ou que as que promovam o switching energético, entre outras (Lean e Smyth (2009), Gil-Alana et al. (2010), Pereira e Belbute (2010), Apergis e Tsoumas (2012). Finalmente, um elevado grau de persistência significa que os valores atuais das variáveis em causa são determinados por valores passados pelo que a tarefa de previsão é facilitada (Lean e Smyth (2009)².

Todavia, como nota Diebold e Rudebush (1989), o teste à presença ou não de uma raiz unitária apenas fornece a evidência da *existência* (ou ausência) da persistência numa variável mas não de toda a dimensão da sua *extensão*. Isto é, apenas se (in)confirma que o valor corrente da variável é explicado pelo seu valor passado, mas não consegue identificar quão longínqua é essa influência.

Os testes tradicionais sobre a estacionaridade de processos autorregressivos univariados estão limitados à dicotomia $I(0)/I(1)$. Ora, o poder desses testes para rejeitar a hipótese nula depende de variados fatores que no caso das variáveis energéticas estão quase sempre presentes.

Com efeito, a maior parte da evidência empírica que testa a presença de raiz unitária com ausência de quebras de estrutura, sugere que não se pode rejeitar a hipótese da presença de raiz unitária no consumo (e a produção) de energia. Narayan and Smyth (2007) e Hasanov e Telatar (2011) mostram que em apenas 31% dos países analisados se pode rejeitar a hipótese nula do teste ADF - Augmented Dickey-Fuller (Dickey-Fuller, 1979). Contudo, a maioria dos estudos que testam a hipótese nula na presença de quebras estruturais aponta para a rejeição da existência de uma raiz unitária [Apergis e Payne (2010), Narayan et al. (2019), Aslan e Kum, 2011 entre outros).

Por outro lado, o facto dos testes convencionais de raiz unitária (com ou sem a presença de quebras estruturais) assumirem que os processos geradores de dados são lineares (Choi e Moh (2007)), contribuem para reduzir o poder do teste em rejeitar a hipótese nula. Ora, não só as variáveis relacionadas com a procura (e produção) de energia são frequentemente afetadas por choques aleatórios como são caracterizadas por não linearidades (Maslyuk e Smyth (2009), Hasanov e Telatar (2011) e Aslan e Kum

² Para uma revisão completa da literatura veja-se Smyth, R. (2012)

(2011)).

Finalmente a capacidade dos testes convencionais rejeitarem a hipótese nula é também reduzida quando o grau de integração do processo gerador de dados é um número real (Diebold e Rudebush (1989) e Lee e Schmidt (1996)).

Devido às dificuldades enunciadas e às características das variáveis energéticas assistiu-se recentemente ao surgimento de um conjunto de estudos que aplica a integração fracionária para avaliar o grau de persistência que melhor caracteriza a dinâmica do consumo e da produção de energia [Lean e Smyth (2009), Gil-Alana et al. (2010), Apergis e Tsoumas (2011 e 2012), Barros, et al. (2012)].

Os processos fracionários integrados de ordem “ d ” [$I(d)$] em que d é um número fracionário, constituem um meio-caminho entre os processos $I(0)$ e $I(1)$ (Baillie, 1996) e em que o grau de persistência que os caracteriza não é consistente com o paradigma tradicional dos processos $I(0)$ e $I(1)$. A integração fracionária é considerada uma generalização da dicotomia $I(0)/I(1)$ (Kumar e Okimoto, 2007) e confere flexibilidade na especificação da dinâmica da série. Quando estatisticamente significativo, o valor de d revela a *extensão* da persistência que caracteriza a série. E, particular, quando situado no intervalo ($0 < d < 0,5$) a série é estacionária e revela memória longa. Memória longa significa que a função de autocorrelação decresce de forma lenta e hiperbólica, refletindo o facto do valor corrente da variável em causa ser determinado pelos seus valores passados longínquos.

Existem várias metodologias que permitem estimar a ordem de integração fracionária de um processo gerador de dados. A maior parte da literatura geral sobre a estimação do coeficiente d a métodos não paramétricos (como o expoente H (Hurst (1951), a análise R/S (Mandelbrot (1968)), o coeficiente GPH (Geweke e Peter-Hudak (1983) ou ainda o teste DFA-Detrended Flutuations Analysis - proposto por Peng et al. (1994)) e métodos paramétricos por aplicação do multiplicador de Lagrange (LM) (vide, por exemplo Lean e Smyth (2009) técnicas de bootstrapping para amostras de reduzidas dimensões (Pilar, 2005). Recentemente surgiram ainda metodologias que estimam o valor do grau de integração fracionário baseadas na função Whittle (1953) (veja-se, por exemplo Dahlhaus, 1984) em conjugação com o método proposto e desenvolvido por Robinson (1994a) e 1994b) [e amplamente usado por Gil-Alana e Robinson (1997 e

2001), Gil-Alana (2002 e 2012), Barros et al. (2012).

Este trabalho estima o grau de integração fracionária da procura agregada e desagregada de energia para Portugal entre Fevereiro de 1985 e dezembro de 2011, usando o modelo ARFIMA que constitui uma generalização do ARIMA uma vez que permite estimar o grau de integração do processo gerador de dados e libertando-se, por isso, da dicotomia $I(0)/I(1)$. Os principais resultados do estudo mostram que não é possível rejeitar a hipótese da presença de um processo de memória longa na procura agregada e desagregada de energia em Portugal, circunstância que tem importantes implicações de política.

O estudo está organizado do seguinte modo: a seção 2 faz uma breve apresentação do processo de integração fracionário e da forma como o modelo ARFIMA lida com ele de modo a estimar o coeficiente de integração. A seção três apresenta os dados mensais da procura agregada de energia e das suas quatro componentes usadas neste estudo: petróleo e seus derivados, eletricidade, carvão e gás natural. A secção seguinte apresenta os resultados das estimações e a a secção cinco apresenta as principais conclusões e reflexões sobre as suas implicações em termos de política energética.

2. Integração fracionária

Uma série temporal x_t , (com $t = 1, 2, \dots$)³ diz-se fracionariamente integrada de ordem d ($x_t \sim I(d)$) se puder ser representada do seguinte modo

$$(1 - L)^d x_t = u_t, \quad t = 1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

em que L representa o operador de desfasamento ($Lx_t = x_{t-1}$), d e u_t é $I(0)$.

O filtro $(1 - L)^d$ gera um polinómio infinito do operador “ L ” cujos “pesos” decrescem monotonamente no tempo;

$$\begin{aligned} (1 - L)^d &= \sum_{j=0}^{\infty} \binom{d}{j} (-1)^j L^j \\ &= 1 - dL + \frac{d(d-1)}{2!} L^2 - \frac{d(d-1)(d-2)}{3!} L^3 + \dots \end{aligned} \quad (2)$$

pelo que (1) pode ser escrita da seguinte maneira

³ Especificamente $x_t = y_t - \beta z_t$ onde β representa o vetor dos coeficientes e z_t representa vector de todos os fatores determinísticos do processo y_t .

$$x_t = dx_{t-1} - \frac{d(d-1)}{2}x_{t-2} + \frac{d(d-1)(d-2)}{3!}x_{t-3} + \dots u_t \quad (3)$$

Se d for um número inteiro, então x_t será uma função de um número finito de observações passadas. Em particular, se $d = 0$, então ter-se-á $x_t = u_t$ pelo que a série é $I(0)$, fracamente autocorrelacionada (ou dependente), com os valores das autocorrelações a decaírem exponencialmente. Formalmente,

$$\gamma_j = \alpha_1^j, \quad \text{para } j = 1, 2, \dots \text{ e } |\alpha_1| < 1 \quad (4)$$

Pelo contrário, se d for um número fracionário então cada x_t dependerá fortemente dos seus valores passados, bem afastados no tempo. Para além disso, a função de autocorrelação de um processo com esta natureza satisfaz a seguinte propriedade

$$\gamma_j \approx c_1 j^{2d-1}, \quad \text{para } j = 1, 2, \dots \text{ e } |c_1| < 1 \quad (5)$$

onde “ \approx ” significa que o quociente entre os dois termos de (5) tende para a unidade à medida que $j \rightarrow \infty$. Assumindo que o processo x_t tem uma distribuição espectral de tal modo que a função densidade $f(\lambda)$ dada por

$$f(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \left[\gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^{\infty} \gamma_j \cos(\lambda j) \right] \quad (6)$$

então demonstra-se que

$$f(\lambda) \approx c_2 \lambda^{-2d}, \quad \text{para } \lambda \rightarrow 0^+ \text{ e } c_2 > 0 \quad (7)$$

onde “ \approx ” significa que o quociente entre os dois termos de (7) tende para a unidade à quando $\lambda \rightarrow 0^+$.

Quando $0 < d < 0,5$, o processo x_t é estacionário e a função de autocorrelação decresce lentamente e de forma hiperbólica como reflexo da forte dependência dos valores passados. Diz-se, por isso, que o processo revela memória longa e que reverte para a média. Quando $0,5 < d < 1$, o processo é não-estacionário apesar de manter a capacidade de reverter para a média. Para $d > 1$ o processo é não estacionário e não reverte para a tendência⁵.

⁴ As condições (6) e (7) apenas são equivalentes sob condições muito específicas. Veja-se Yong (1974) e Zygmung (1995).

⁵ No caso específico de $-0,5 < d < 0$, o processo é estacionário e caracterizado por “memória curta.” Isto é, o valor presente da variável depende dos valores que ela assumiu no passado recente.

Quando, em (1) se tem

$$x_t = y_t - \beta z_t \quad (8)$$

onde β representa o vetor dos coeficientes, z_t representa o vetor dos os fatores determinísticos do processo y_t , caso existam, e u_t é um $ARMA(p, q)$, então x_t é designado de processo $ARFIMA$ (AutoRegressive Fractionally Integrated Moving Average) e pode ser escrito do seguinte modo:

$$\phi(L^p)(1 - L)^d x_t = \theta(L^q)e_t \quad (9)$$

O processo é estacionário e invertível para $-0,5 < d < 0,5$ e as raízes das componentes $AR(p)$ e $MA(p)$ são dadas, respetivamente, pelos polinómios

$$\phi(z) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p = 0 \quad (10)$$

$$\theta(z) = 1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_p L^q = 0 \quad (11)$$

que se encontram fora do círculo unitário. O termo e_t é um ruído branco.

Os modelos da classe $ARFIMA$ foram introduzidos pela primeira vez por Granger e Joyeux [1980], Granger [1980, 1981] e Hosking [1981 e 1984]⁶. A utilização foi justificada pelos problemas que a agregação poderia causar aos testes de estacionaridade (veja-se, por exemplo, Robinson (1978) e Granger (1980)) e mais recentemente pela problemática da duração dos choques, Parke (1999). Diebold e Rudebusch (1989), Sowell (1992a), Sowell (1992b), Baillie (1996) e Palma (2007) entre outros constituem uma boa revisão da literatura sobre este tipo de modelos.

A estimação do parâmetro d e dos restantes parâmetros do processo $ARFIMA$ é realizada usando a “máxima verosimilhança” como método. A função foi estabelecida com exatidão para esta classe de modelo por Sowell (1992b) e pode ser expressa do seguinte modo:

$$\ell((y|\hat{\eta})) = -\frac{1}{2} \left\{ \mathbf{T} \log(2\pi) + \log|\hat{\mathbf{V}}| + (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})' \hat{\mathbf{V}}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \right\} \quad (12)$$

E onde a matriz de covariância \mathbf{V} tem uma estrutura de Toeplitz:

⁶ Muito embora o tema já tivesse sido abordado nos trabalhos de Adenstedt (1974) e Taqqu (1975).

$$V = \begin{bmatrix} \gamma_0 & \gamma_1 & \gamma_2 & \dots & \gamma_{T-1} \\ \gamma_1 & \gamma_0 & \gamma_1 & \dots & \gamma_{T-2} \\ \gamma_2 & \gamma_1 & \gamma_0 & \dots & \gamma_{T-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{T-1} & \gamma_{T-2} & \gamma_{T-3} & \dots & \gamma_0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

Onde $\gamma_0 = Var(y_t)$ e $\gamma_j = Cov(y_t, y_{t-1})$ para $j = 1, 2, \dots, t-1$ e $t = 1, 2, \dots, T$.

3. Dados: fontes e breve descrição

Este trabalho usa o valor do consumo doméstico bruto de energia (Gross Inland Consumption, na terminologia do Eurostat) entre Fevereiro de 1985 até dezembro de 2011, o que corresponde a 323 observações. No caso particular do gás natural apenas se dispõe de dados a partir de Fevereiro de 1997 (o que corresponde a 179 observações), altura em que se iniciou em Portugal o processo de infraestruturização para a sua disponibilização.

O consumo doméstico bruto de energia (também designado consumo final) representa a quantidade de energia necessária para satisfazer o consumo de energia no interior da entidade geográfica específica. Ele abrange quatro componentes: *a)* consumo do próprio setor energético; *b)* as perdas na distribuição e transformação; *c)* o consumo final de energia pelos utilizadores finais e, *d)* a "diferenças estatísticas" causadas pela dificuldade de obtenção de dados o consumo de energia primária e do consumo de energia final^{7,8}.

Os dados foram obtidos no Eurostat que usou como fonte os Balanços Energéticos produzidos pela Direção Geral de Energia e Geologia (DGEG). A procura final de energia é aqui definida como a soma dos consumos finais de quatro componentes: petróleo e derivados, energia elétrica, gás natural e carvão. Todas as variáveis originais estão expressas em quilotoneladas equivalentes de petróleo (10^3 tep). Os dados são consistentes como a metodologia usada pela DGEG a partir de 1993 que passou a fazer a distinção entre energia primária⁹ e procura final de energia, aqui identificada como as vendas de produtos energéticos. Todos os dados foram convertidos de logaritmos naturais para realizar a análise empírica.

⁷ Segundo o Eurostat, o consumo doméstico bruto de energia é calculado da seguinte forma:

produção primária + produtos recuperados + importações líquidas + variações de stocks.

⁸ O consumo do setor energético inclui o consumo próprio das refinarias e nas centrais dedicadas à produção de energia elétrica, as perdas de transporte e o consumo em bombagem hidroelétrica.

⁹ A energia primária consiste no volume de energia utilizada diretamente ou a que é sujeita a transformação para produzir outras formas energéticas.

Para efeitos deste estudo, a procura final de petróleo e seus derivados inclui apenas as componentes em que o petróleo é usado como fonte energética primária e corresponde ao que os balanços energéticos designam por “petróleo energético.” Engloba o petróleo bruto assim como componentes e derivados suscetíveis de serem utilizados para fins energéticos. É o caso do gásóleo, das gasolinas, o fuelóleo, gases de petróleo liquefeito, naftas, querosene, coque de petróleo, etc. A sua utilização enquanto matéria na produção de derivados que não são usados para fins energéticos - como são os casos dos lubrificantes, dos asfaltos, das parafinas, dos solventes e do propileno - não foi considerada para efeitos deste estudo.

Em média, o petróleo e seus derivados foram responsáveis por 66,03% do total da procura energética do País, sendo que esta percentagem tem vindo sucessiva e consistentemente a diminuir atingido 56,95% no último quinquénio. Em dezembro de 2011, o peso do petróleo energético representava 45,64% do total da procura energética tal como definida neste trabalho.

A procura final de energia elétrica inclui o consumo final de energia elétrica independentemente da tecnologia de produção usada e das fontes energéticas usadas, com exceção da cogeração e do calor¹⁰, que são contabilizados separadamente. A proporção da procura de eletricidade na procura agregada de energia foi de 12,99% no período mas tem vindo a crescer consistentemente. Em 2011 representou 15,56% do total da procura energética quando cinco anos antes esta proporção era de 11,87%. Em 2011 45,4% da produção total de energia elétrica foi realizada com recurso a fontes renováveis (hídrica, eólica, fotovoltaica e biomassa – entre os quais biogás e resíduos sólidos urbanos), valor que se encontra acima do objetivo para o país estabelecido pela diretiva comunitária sobre energias renováveis.

A procura final de carvão inclui hulha, antracite (importada e de produção nacional) assim como coque de carvão. O carvão representa 14,08% da procura agregada de energia no período do estudo. Muito embora a esta componente da procura agregada de energia tenha registado um comportamento muito estável, nos últimos cinco anos o seu peso relativo diminuiu para 10,58%.

¹⁰ De acordo com a definição usada pela DGEG, por “calor” considera-se o apenas o calor produzido em regime de cogeração.

A procura final de gás natural é constituída pelo gás natural importado por gasoduto e o gás natural liquefeito descarregado de navios. Em 1998 o País iniciou um importante processo de infraestruturização da distribuição de gás natural, altura a partir da qual o consumo cresceu rapidamente para estabilizar perto dos 10% em 2011. Por essa razão, o período de análise tem início em janeiro de 1998.

4. Resultados

Os resultados da estimação dos vários modelos ARFIMA(p,d,q) usados são apresentados na tabela 1 para dados em logaritmos de base natural, e nas tabelas 2 e 3 para dados com correção da sazonalidade usado duas metodologias diferentes. Em todos os casos são apresentados a ordem das duas componentes ARMA do modelo usado nas estimações (p e q), assim como o valor estimado para a parte fracionária, d . O critério de escolha do modelo apresentado foi o BIC, não obstante um dos casos o critério AIC tenha servido para sustentar a decisão. Para todos os valores estimados são apresentadas os respetivos erros padrão, p -values e intervalos de confiança para um nível de 5%.

4.1 Dados em logaritmos de base natural.

Os resultados da tabela 1 sugerem que há evidência estatística para não se rejeitar a hipótese de presença de memória longa na procura agregada de energia e das suas quatro componentes. Todos os valores estimados para o coeficiente de integração são significativos e inferiores a 0,5. Contudo, que à exceção da procura de gás natural, o intervalo de confiança do grau de integração é muito estreito. Para além disso o seu limite superior ultrapassa o valor de 0,5 o que sugere que as series não são estacionárias. Apesar disso, optou-se por valorizar as estimações dado que a dimensão das séries, o que pode estar a criar dificuldades nas estimações em face da complexa dinâmica dos modelos usados. Os resultados relativos à procura de gás natural sugerem claramente a presença de efeitos persistentes de longo prazo devidos a choques já que não só o grau de integração fracionário é bastante baixo ($d= 0,2814$) como ainda o limite superior do intervalo de confiança é menor que 0,5.

Os resultados sugerem ainda uma forte componente de sazonalidade de frequência anual, com exceção para o gás natural, cuja frequência é mais difusa, mas onde o trimestre surge de forma clara.

Tabela 1 – Estimação do grau de integração fracionária

		Constante	AR()		FI()	MA()	
			p	$\hat{\rho}$	\hat{d}	q	$\hat{\theta}$
Procura agregada	Erro Padrão	7,1348	12	0,9524	0,4913	12	-0,7852
	p-value	1,5475		0,0237	0,0117		0,0527
	Interv- Confiança (95%)	0,000		0,000	0,000		0,000
	BIC	[4,1017; 10,1679]		[0,9059; 0,9988]	[0,4685; 0,5141]		[-0,8884; -0,6819]
					-638,975		
Petróleo e derivados	Erro Padrão	6,8700	12	0,3107	0,4875	0	
	p-value	0,4436		0,05916	0,016		
	Interv- Confiança (95%)	0,000		0,000	0,000		
	BIC	[6,0005; 7,7395]		[0,19448; 0,4267]	[0,4562; 0,5187]		
					-600,474		
Eletricidade	Erro Padrão	5,328	12	0,2744	0,4803	0	
	p-value	0,3464		0,0634	0,0256		
	Interv- Confiança (95%)	0,000		0,000	0,000		
	BIC	[4,6491; 6,0069]		[0,1502; 0,3986]	[0,4301; 0,5305]		
					-560,339		
Carvão	Erro Padrão	5,049	12	0,8674	0,4233	12	-0,7155
	p-value	0,7616		0,092	0,0428		0,1323
	Interv- Confiança (95%)	0,000		0,000	0,000		0,000
	BIC	[3,5560; 6,5415]		[0,6870; 1,0478]	[0,3393; 0,5073]		[-0,9749; -0,4562]
					296,287		
Gás	Erro Padrão		1	0,7598	0,2814		
	p-value			0,1137	0,0956		
	Interv- Confiança (95%)			0,000	0,003		
	BIC			[0,5369; 0,9827]	[0,0942; 0,4686]		
				3	0,2255		
				0,1083			
				0,037			
				[0,0132; 0,4379]			
				130,148			

Nota: $\hat{\rho}$ representa o valor estimado do coeficiente associado x_{t-p} da componente AR e $\hat{\theta}$ valor estimado coeficiente do termo estocástico de ordem q (e_{t-q}) da componente MA do modelo ARFIMA¹¹.

A tabela apresenta apenas os valores estimados dos coeficientes que se revelaram estatisticamente significativos.

4.2 Ajustamento da sazonalidade

Tratando-se de dados mensais sobre procura de energia a presença de sazonalidade não é um fator que se possa excluir, sobretudo para a eletricidade, o carvão e o gás. Com efeito, é nesta três componentes da procura de energia que a sazonalidade é particularmente forte.

A consideração do fator sazonal foi realizado usando duas estratégias distintas. A primeira consistiu em efetuar as estimações do modelo base ARFIMA usando a diferença logarítmica de 12 meses e os resultados são apresentados na tabela 2. A nova série é composta pelos valores homólogos mensais. A segunda estratégia consistiu em remover a sazonalidade usando a metodologia do US Census Bureau¹² conhecida como X12 ARIMA ajustamento da sazonalidade. Os resultados das estimações encontram-se na Tabela 3. Em ambos os casos o critério de escolha da "melhor" estimação foi usado o BIC.

¹¹ Quando $p = 1$, o coeficiente $\hat{\rho}$ reflete o grau de persistência da variável de curto prazo

¹² Importa reconhecer que esta metodologia apesar de ser amplamente utilizada está também sujeita a críticas por ser considerada um procedimento "ad-hoc". Veja-se a este propósito Hansen e Sargent (1993) e Moosa e Ripple (2000), entre outros.

Importa ter presente que as duas estratégias não se substituem e, por isso, são passíveis de interpretações diferente. A primeira leva em linha de conta nas estimações o carácter sazonal do consumo energético, em particular devido às estações do ano. A segunda estratégia consiste em alisar a série original por remoção da componente sazonal.

Ambas as metodologias permitem concluir que existe evidência estatística que permite concluir para a presença de um processo de memória longa quer na procura de energia agregada quer nas suas componentes usadas neste estudo.

Tabela 2 – Estimação do grau de integração fracionária com ajustamento da sazonalidade ($Ln(x_t/x_{t-12})$)

		Constante	AR ()		FI ()	MA ()	
			p	$\hat{\rho}$	\hat{d}	q	$\hat{\theta}$
Agregado	Erro Padrão	12	-0,3436	0,4217			
	p-value		0,058	0,042			
	Interv- Confiança (95%)				[0,3393 ; 0,5041]		
	BIC						-547,927
Petróleo e derivados	Erro Padrão	4	0,1589	0,3647	5	0,1587	
	p-value		0,5945	0,0487		0,0667	
	Interv- Confiança (95%)				[0,2692 ; 0,4602]		[0,0279 ; 0,2895]
	BIC						-482,315
Eletricidade	Erro Padrão	1	-0,4199	0,4264	1	0,7397	
	p-value		0,1576	0,0588		0,1139	
	Interv- Confiança (95%)				[0,3112 ; 0,5415]		[0,5164 ; 0,9631]
	Erro Padrão	4	0,2357		4	-0,26	
	p-value		0,1066			0,1124	
	Interv- Confiança (95%)			[0,0268 ; 0,4445]			[-0,4803 ; -0,0398]
	BIC						-661,329
Carvão	Erro Padrão			0,4062	12	-0,7765	
	p-value			0,0448		0,0608	
	Interv- Confiança (95%)			[0,3184 ; 0,4941]		[-0,8957 ; -0,6574]	
	BIC						292,881
Gás	Erro Padrão	1	0,6316	0,3787			
	p-value		0,1317	0,1098			
	Interv- Confiança (95%)				[0,1634 ; 0,5939]		
	Erro Padrão	2	-0,0729				
	p-value		0,0924				
	Interv- Confiança (95%)				[-0,2539 ; 0,1081]		
	Erro Padrão	3	0,0335				
	p-value		0,1193				
	Interv- Confiança (95%)				[-0,0003 ; 0,2673]		
	Erro Padrão	4	0,3658				
	p-value		0,1131				
	Interv- Confiança (95%)				[0,1440 ; 0,5875]		
BIC						144,966	

Todos os valores estimados para o grau de integração fracionária são menores que 0,5 e todos eles significativos para um $\alpha = 1\%$. Em geral, o limite superior dos intervalos de confiança ficam ligeiramente acima de 0,5 mas, tal como já foi referido, esse facto pode ficar a dever-se quer à dimensão da amostra quer, sobretudo, à complexidade da dinâmica implícita nos modelos usados.

Nos caso particular do petróleo e derivados assim e da procura de carvão presentes na tabela 2, os limites superiores dos intervalos de confiança são inferiores a 0,5 o que reforça a segurança na convicção de que se tratam de processos com forte persistência de autocorrelação e, logo, de memória longa.

Tabela 3 – Estimação do grau de integração fracionária com ajustamento sazonalidade segundo a metodologia do US Census Bureau

		Constante	AR ()		FI ()	MA ()	
			<i>p</i>	$\hat{\rho}$	\hat{d}	<i>q</i>	θ
Procura agregada		7,043	1	0,9851	0,4157	1	-0,922
	Erro Padrão	<i>0,8998</i>		<i>0,03991</i>	0,00042		<i>0,0268</i>
	p-value	<i>0,000</i>		<i>0,000</i>	0,000		<i>0,000</i>
	Interv- Confiaça (95%)	[5,2795 ; 8,8065]		[0,9083 ; 1,0619]	[0,4149 ; 0,4165]		[-0,9745 ; -0,8695]
			2	0,0092			
	Erro Padrão			0,0382			
	p-value			0,809			
Interv- Confiaça (95%)			[-0,0657 ; 0,0842]				
BIC					-718,068		
Petróleo e derivados		6,8924			0,4956		
	se	<i>0,4904</i>			0,0061		
	p-value	<i>0,000</i>			0,000		
	95% Conf. Interval	[5,9314 ; 7,8536]			[0,4836 ; 0,5075]		
	BIC					-664,309	
Eletricidade		5,3187	1	0,332	0,4856		
	se	<i>0,3618</i>		<i>0,0604</i>	0,0212		
	p-value	<i>0,000</i>		<i>0,000</i>	0,000		
	95% Conf. Interval	[4,5097 ; 6,0278]		[0,2137 ; 0,4529]	[0,4441 ; 0,5271]		
			3	0,1659			
	se			<i>0,0546</i>			
	p-value			<i>0,000</i>			
95% Conf. Interval			[0,2137 ; 0,4503]				
BIC					-880,623		
Carvão		5,2126			0,4449		
	se	<i>0,4481</i>			0,0348		
	p-value	<i>0,000</i>			0,000		
	95% Conf. Interval	[4,3343 ; 6,0910]			[0,3767 ; 0,5131]		
	BIC					249,739	
Gás			1	0,9922	0,1508		
	Erro Padrão			<i>0,0078</i>	0,0626		
	p-value			<i>0,000</i>	0,018		
	Interv- Confiaça (95%)			[0,9770 ; 1,0075]	[0,028 ; 0,2734]		
	BIC					104,480	

Quando se remove o efeito da sazonalidade, a tipologia geral do resultados não se altera,

como mostra a tabela 3. Em particular, os resultados obtidos para a procura agregada de energia e para o gás sugerem claramente valores abaixo de 0,5 para o grau de integração fracionária. No caso específico da procura agregada de energia é de salientar o reduzido intervalo de confiança ($[0,4149 ; 0,4165]$) para um valor de $d = 0,4157$, enquanto que para o gás o mesmo intervalo tem uma amplitude maior: $[0,028 ; 0,2734]$ para um valor de $d = 0,1508$. No caso do gás natural, a amplitude do intervalo fica a dever-se à reduzida dimensão da amostra ($n = 179$).

5. Conclusões e implicações de política

Este estudo avalia a presença de memória longa no comportamento da procura agregada e desagregada de energia em Portugal em resposta a estímulos de política e/ou geopolítico-económicos. A presença de memória longa em séries temporais está relacionada com a evolução das autocorrelações que, contrariamente ao que acontece com processos de memória curta, tendem a decair de forma alenta e hiperbólica. Isso significa que os valores correntes das variáveis em causa tendem a ser fortemente influenciados pelos seu valores passados longínquos.

O estudo usa como base de estimação o grau de integração fracionária o modelo ARFIMA que permite uma parcimoniosa mas flexível parametrização do fenómeno de memória longa. Para além disso, o modelo generaliza o modelo ARIMA a valores não inteiros da componente de integração.

Usando valores mensais do consumo bruto doméstico de energia para Portugal, os testes efetuados sugerem que não se pode rejeitar a hipótese de presença de memória longa na procura de energia agregada e nas suas componentes desagregadas de petróleo e derivados, eletricidade, carvão e gás natural. Isso significa que todos os coeficientes de integração estimados assumiram valores abaixo de 0,5. Em alguns casos a dimensão da amostra e sobretudo a complexidade da dinâmica implícita nos processos a estimar, permite que os intervalos de confiança seja amplos. Para além disso, alguns limites superiores dos intervalos de confiança são ligeiramente superiores a 0,5 o que pode sugerir que as séries são não-estacionárias. Mais do que uma dificuldade, esta circunstância estimula que se estenda o estudo em duas direções: por um lado, a consideração de uma componente determinística no modelo que inclua uma *trend*. Por outro lado, a com consideração de quebras de estrutura.

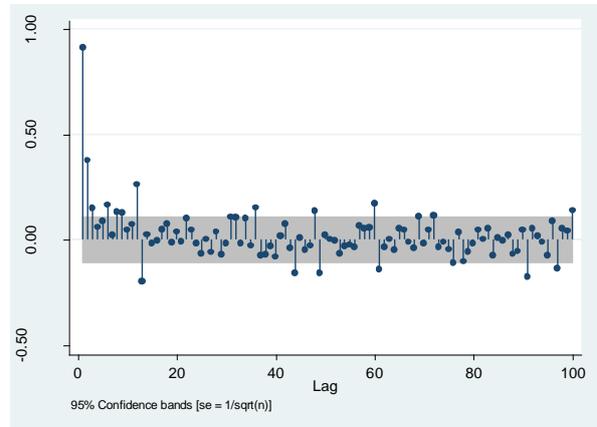
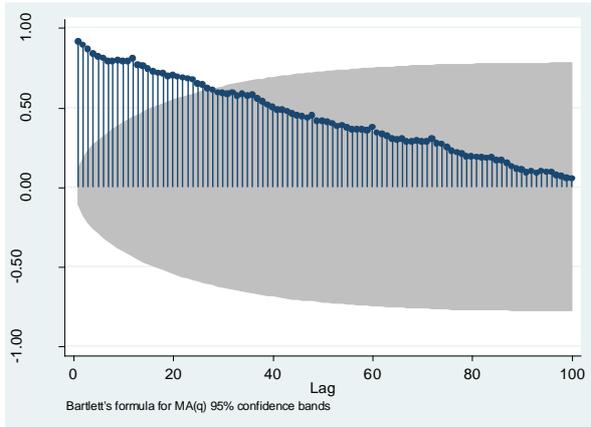
A presença de memória longa (persistência forte) na procura agregada e desagregada de energia em Portugal sugere que a ocorrência de choques aleatórios tenham efeitos permanentes no padrão de evolução da procura de energia. Para além disso, esses choques tendem a deslocar a procura de energia da sua tendência predeterminada por qualquer política.

Por outro lado, a presença de um forte grau de persistência na procura de energia tem ainda implicações na eficácia das políticas energéticas, sobretudo se estas também assumirem uma natureza permanente. Esta conclusão assume particular importância no contexto da alteração do mix de consumo energético que privilegie a utilização de energia produzida com recurso a fontes renováveis.

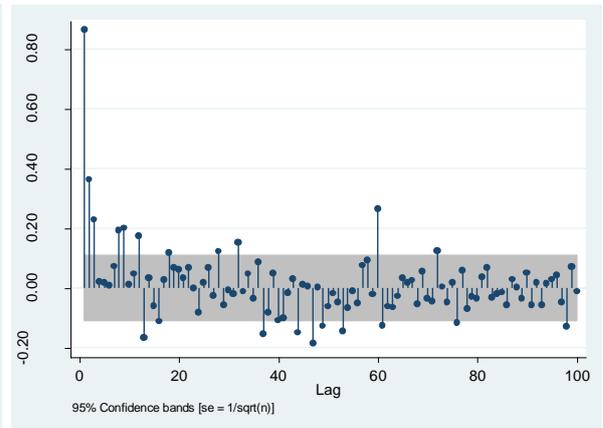
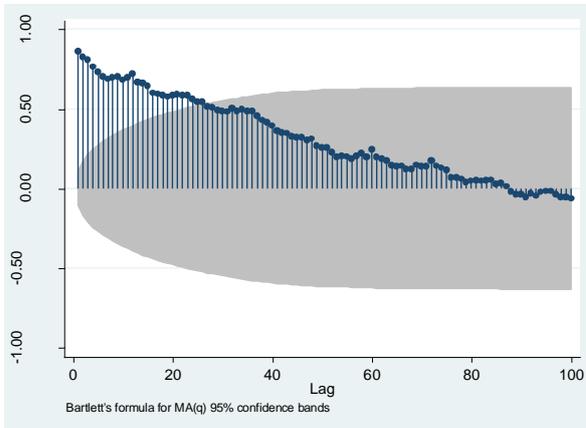
Acresce ainda que dada a importância do sector energético para todos os restantes sectores de atividade económica, a presença de memória longa no consumo de energia tende a transmitir-se a todas as variáveis que com ele estão relacionadas. Este aspeto é particularmente crítico no que diz respeito às emissões de CO₂ pelas implicações que pode ter nas políticas de redução das emissões. Na verdade, o sector energético é direta e indiretamente responsável por uma parte substancial das emissões deste gás de efeito de estufa pelo a avaliação do grau de integração das séries disponíveis de emissões de CO₂ se constitui uma extensão deste trabalho.

Anexo A - Função de autocorrelação e função de autocorrelação parcial (em nível)

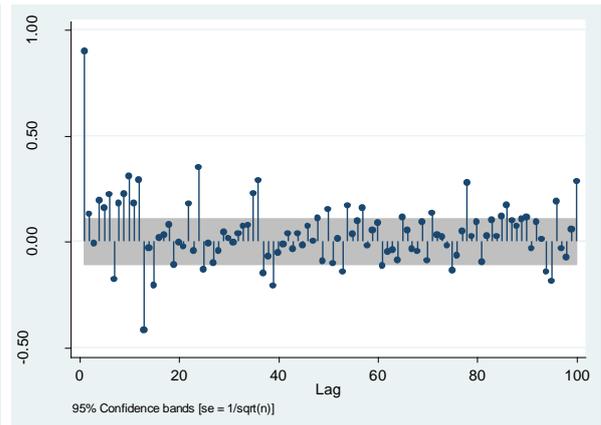
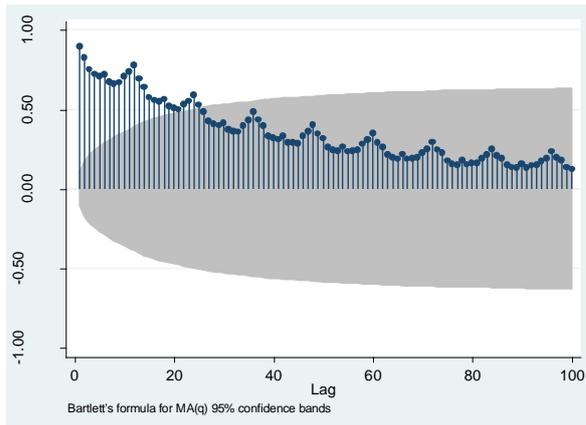
A.1 Procura agregada de energia



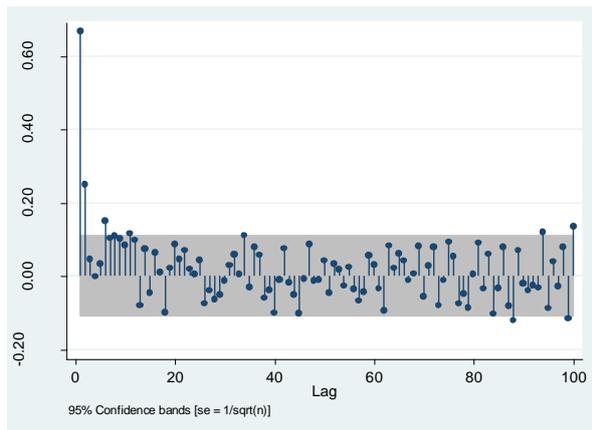
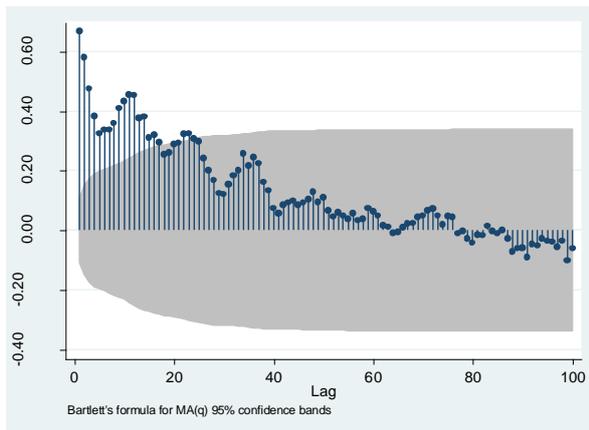
A.2 Petróleo e derivados



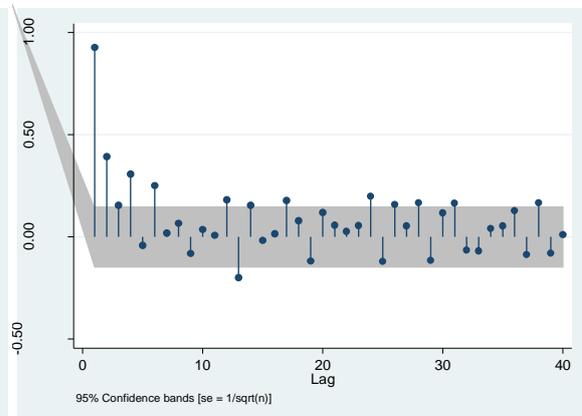
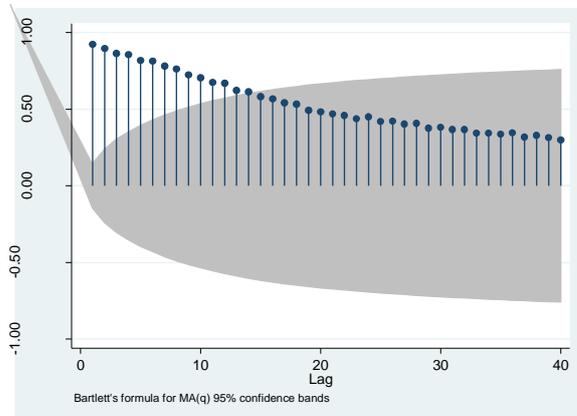
A.3 Eletricidade



A.4 Carvão



A.5 Gas natural



Referências

- Adenstedt R.K. (1974); “On Large Sample Estimation for the Mean of a Stationary Random Sequence”, *Annals of Statistics*, 2, pp. 1095-1107.
- Al-Iriani, M. (2006); “Energy-GDP relationship revisited: an example from GCC countries using panel causality,” *Energy Policy*, 34, 3342–3350.
- Altınay, G. e E. Karagol (2004); “Structural break, unit root and the causality between energy consumption and GDP in Turkey,” *Energy Economics*, 26, 985–994.
- Apergis, N. e C. Tsoumas (2012); “Long memory and disaggregated energy consumption: evidence from fossil fuels, coal and electricity retail in the US.” *Energy Economics*, 34, 1082-1087;
- Apergis, N. e C. Tsoumas (2011); “Integration properties of disaggregated solar, geothermal and biomass energy consumption in the US.” *Energy Policy*, 39: 5474-5479.
- Apergis, N. e J. Payne (2010); “Structural breaks and petroleum consumption in US states: are shocks transitory or permanent?” *Energy Policy*, 38: 6375-78.
- Aslan, A. e H. Kum (2011); “The stationarity of energy consumption for Turkish disaggregate data by employing linear and nonlinear unit root tests.” *Energy*, 36: 4256-58.
- Baillie R. T. (1996); “Long Memory and Fractional Integration in Econometrics,” *Journal of Econometrics*, 73, pp. 5-59.
- Barros, C., Gil-Alana e L. Payne (2012); “Evidence of long memory behaviour in US renewable energy consumption.” *Energy Policy*, 41, 822-826;
- Chen, P. e C-C Lee (2007); “Is energy consumption per capita broken stationary? New evidence from regional based panels,” *Energy Policy*, 35, 3526–3540.
- Choi, C. e H. Moh (2007); “How useful are tests for unit roots in distinguishing unit root processes from stationary but nonlinear processes?,” *Econometrics Journal*, 10: 82-112;
- Dahlhaus R. (1989); “Efficient Parameter Estimation for Self-Similar Processes,” *Annals of Statistics*, 17, pp. 1749-1766.
- Diebold, F. e G. Rudebusch (1989); “Long memory and persistence in aggregate output. *Journal of Monetary Economics* 24, 189–209;
- Dickey, DA., Fuller (1979); “Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root,” *Journal of the American Statistical Association*, 74: 427–31;
- Elder, J. e A. Serletis (2008); “Long memory in energy futures prices,” *Review of Financial Economics*, 17, 146–155;
- Geweke, J. e S. Porter-Hudak (1983); “The estimation and application of long memory time series models,” *Journal of Time Series Analysis*, 4, 221–238.
- Gil-Alana L.A., D. Loomis e J. Payne (2010); “Does Energy Consumption by the US Electric Power Sector Exhibit Long Memory Behavior?,” *Energy Policy*, 38, pp. 7515-7518;
- Gil-Alana, L.A., (2002); “Structural breaks and fractional integration in the US output and unemployment rate. *Economic Letters*, 77, 79–84;

- Gil-Alana L.A., Robinson P.M. (1997); "Testing of Unit Root and Other Non-stationary Hypotheses in Macroeconomic Time Series," *Journal of Econometrics*, 80, pp. 241-268.
- Gil-Alana L.A., Robinson P.M. (2001); "Seasonal Fractional Integration in the UK and Japanese Consumption and Income," *Journal of Applied Econometrics*, 16, pp. 95-114.
- Granger C.W.J. (1980); "Long Memory Relationships and the Aggregation of Dynamic Models," *Journal of Econometrics*, 14, pp. 227-238.
- Granger C.W.J. (1981); "Some Properties of Time Series Data and their Use in Econometric Model Specification," *Journal of Econometrics*, 16, pp. 121-130.
- Granger C.W.J., Joyeux R. (1980); "An Introduction to Long Memory Time Series and Fractional Differencing," *Journal of Time Series Analysis*, 1, pp. 15-29.
- Grau-Carles, P. (2005); "Tests of Long Memory: A Bootstrap Approach." *Computational Economics*, 25, pp 103-113;
- Hansen, L. e Sargent, T. (1993); *Seasonality and Approximation Errors in Rational Expectations Models*. *Journal of Econometrics*. 55, 21–55.
- Hasanov, M. e Telatar (2011); "A re-examination of stationarity of energy consumption: evidence from new unit root tests," *Energy Policy* 2011; 39: 7726-7738.
- Hassler U., Wolters J. (1995); "Long Memory in Inflation Rates: International Evidence," *Journal of Business and Economic Statistics*, 19, pp. 37-45.
- Hauser M.A., Potscher B.M. and Reschenhofer E. (1998); "Measuring Persistence in Aggregate Output: ARMA Models, Fractionally Integrated ARMA Models and Non Parametric Procedures," *Empirical Economics*, 24, pp. 243-269.
- Hosking J.R.M. (1984); "Modelling Persistence in Hydrological Time Series Using Fractional Differencing," *Water Resources Research*, 20, pp. 1898-1908.
- Hosking J.R.M. (1981); "Fractional Differencing," *Biometrika*, 68, pp. 165-176.
- Hsu, Y. e C-C Lee (2008); "Revisited: are shocks to energy consumption permanent or stationary? New evidence from a panel SURADF approach," *Energy Economics*, 30, 2314–2330.
- Joyeux,R. e R. Ripple (2007); "Household energy consumption versus income and relative standard of living: a panel approach," *Energy Policy*, 35, 50–60.
- Kumar, M. e T. Okimoto (2007); "Dynamics of persistence in international inflation rates." *Journal of Money, Credit and Banking* 39, 1457–1479;
- Lee, C.C. e J. Lee (2009); "Energy prices, multiple structural breaks and efficient market hypothesis," *Applied Energy*, 86, 466–479;
- Lean, H. e R. Smyth (2009); "Long memory in US disaggregated petroleum consumption: Evidence from univariate and multivariate LM tests for fractional integration," *Energy Policy*, 37, pp. 3205-3211;
- Lee, C e C. Chang (2008);" Energy consumption and economic growth in Asian economies: a more comprehensive analysis using panel data," *Resource and Energy Economics*, 30, 50-65;
- Lee, C. (2005); "Energy consumption and GDP in developing countries: a cointegrated

- panel analysis,” *Energy Economics*, 27, 415–427.
- Lee, C e C. Chang (2005);”Structural breaks, energy consumption and economic growth revisited: Evidence from Taiwan,“ *Energy Economics*, 27, 857–872;
- Lee, D. e P. Schmidt (1996); “On the power of the KPSS test of stationarity against fractionally integrated alternatives.” *Journal of Econometrics*, 73: 285-302.
- Maslyuk, S. e R. Smyth (2009); “Non-linear unit root properties of crude oil production.” *Energy Economics*, 31: 109-118;
- Maslyuk,S. e R. Smyth (2008); “Unit root properties of crude oil spot and futures prices,” *Energy Policy* , 36, 2591–2600;
- Moosa, I.A. E Ripple, R.D. (2000); The Effects of Seasonal Adjustment on the Accuracy of Forecasting U.S. West coast oil imports. *Journal of Economic Research*, 5, 149–172.
- Narayan, P. S. Narayan e S. Popp (1010); “Energy consumption at the state level: the unit root null hypothesis from Australia,” *Applied Energy*, 87, 1953-1962.
- Narayan,P., S. Narayan e R. Smyth (2008); “Are oil shocks permanent or temporary? Panel data evidence from crude oil and NGL production in 60countries,” *Energy Economics*, 30, 919–936.
- Narayan,P. e R. Smyth (2005); “Electricity consumption, employment and real income in Australia: evidence from multivariate granger causality tests,” *Energy Policy*, 33, 1109–1116.
- Narayan,P. e R. Smyth (2007); “Are shocks to energy consumption permanent or temporary: evidence from 182 countries,” *Energy Policy*, 35, 333–341.
- Parke W.R. (1999); “What is Fractional Integration?,” *Review of Economics and Statistics*, 8, pp. 632-638.
- Palma, W. (2007); “Long-Memory Time Series: Theory and Methods, Hoboken, New Jersey, Wiley.
- Peng, C. S. Buldyrev, S. Havlin, M. Simons, H. Standley e A. Goldberger (1994); “Mosaic organization of DNA sequences.” *Physical Review E*, 49, 1684–1989.
- Pereira, AM., Belbute, JM. Final energy demand in Portugal: how persistent it is and why it matters for environmental policy. *CEFAGE-UE Working Paper 2011/20*;
- Robinson P.M. (1978); “Statistical Inference for a Random Coefficient Autoregressive Model,” *Scandinavian Journal of Statistics*, 5, pp. 163-168.
- Robinson P.M. (1994a); “Efficient Tests of Non-Stationary Hypotheses,” *Journal of the American Statistical Association*, 89, pp. 1420-1437.
- Robinson P.M. (1994b); “Semi-Parametric Analysis of Long Memory Time Series,” *Annals of Statistic*, 22, pp. 515-539.
- Serletis, A. (1992); “Unit root behavior in energy futures prices,” *The Energy Journal* 13, 119–128.
- Smyth, R. (2012); “Are Fluctuations in Energy Variables Permanent or Transitory? A Survey of the Literature on the Integration Properties of Energy Consumption and Production,” *Discussion Paper 4/12*, Department of Economics, Monash University, Australia.

- Sowell F. (1992a); "Modeling Long-run behavior with the fractional ARIMA model," *Journal of Monetary Economics*, 29, pp. 277-302.
- Sowell F. (1992b); "Maximum Likelihood Estimation of Stationary Univariate Fractionally Integrated Time Series Models," *Journal of Econometrics*, 53, pp. 165-188.
- Taqqu M.S. (1975); "Weak Convergence to Fractional Brownian Motion and to the Rosenblatt Process," *Zeitschrift. Wahrscheinlichkeitstheorie verw*, 31, pp. 287-302.
- Whittle, P. (1953); "Estimation and information in stationary time series. *Arkiv Matematik* 2(23),423–434.
- Yong, C. H. (1974); *Asymptotic Behaviour of Trigonometric Time Series*, Chinese University of Hong Kong, Hong Kong;
- Zygmung, A (1995); *Trigonometric Series*, Cambridge University Press, Cambridge