

ISCTE IUL

Instituto Universitário de Lisboa

Escola de Ciências Sociais e Humanas

Departamento de Economia Política

“Abenomics: O efeito no retorno dos ETF e Contratos Futuros sobre o YEN,
uma evidência de smart money?”

Rui Manuel Martins Monteiro

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Economia Monetária e Financeira

Orientadora:

Doutora Sofia Correia Brito Ramos, Professora Auxiliar com Agregação
ISCTE - Instituto Universitário de Lisboa

Setembro, 2014

ISCTE IUL

Instituto Universitário de Lisboa

Escola de Ciências Sociais e Humanas

Departamento de Economia Política

“Abenomics: O efeito no retorno dos ETF e Contratos Futuros sobre o YEN,
uma evidência de smart money?”

Rui Manuel Martins Monteiro

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Economia Monetária e Financeira

Orientadora:

Doutora Sofia Correia Brito Ramos, Professora Auxiliar com Agregação
ISCTE - Instituto Universitário de Lisboa

Setembro, 2014

Dedicatória

Este trabalho, este momento, só é possível ser vivido não só pelo exercício acadêmico necessário, mas e principalmente, pelo apoio da minha Esposa Alexandra e da minha Filha Marta a quem agradeço e dedico esta tese.

Agradecimento

O processo na formação do conhecimento leva-nos para um território que não pode ser descoberto de forma solitária, este trabalho, este pequeno passo no conhecimento só foi possível com a inestimável colaboração da Prof.^a Doutora Sofia Ramos a quem agradeço a disponibilidade e colaboração para a boa conclusão desta tese.

Resumo

Neste trabalho é investigada a capacidade dos investidores, através de Exchange Traded Funds (ETFs) e contratos Futuros sobre o YEN, identificarem corretamente o sentimento do mercado cambial num momento de viragem da política económica Japonesa e consequentemente obterem retornos positivos, i.e. o denominado *smart money*. Utilizando um conjunto de dados de ETFs contratos Futuros em contínuo, sobre YEN foi possível identificar uma relação entre a expectativa de uma mudança na política cambial Japonesa (objetivo: desvalorização do YEN) e o comportamento dos investidores. Verifica-se alguma divergência entre os resultados sobre os ETFs Ultra YEN e os ETFs UltraShort YEN. Ambos ativos apresentam alguma evidência de *smart money*, mas, contrariamente ao esperado foram as posições longas que apresentaram melhores resultados. Já nas posições curtas, dada a queda significativa do seu ativo subjacente no período pré-eleitoral, seria de esperar fortes sinais de *smart money* no entanto estes revelaram-se pouco significativos. Foi, no entanto, junto dos intervenientes do mercado de futuros que os sinais de *smart money* foram mais claros, tanto *Commercial* como *NonCommercial*, estes últimos, destacam-se e mostram-se mais assertivos tanto num dado momento t , como até três semanas de antecedência. Os resultados encontrados são suportados, possivelmente, pela natureza dos ativos estudados, os ETFs procuram replicar o comportamento do YEN, enquanto os *Commercial* têm necessidades de cobertura de risco, já os *NonCommercial* visam a especulação.

Código JEL: G02; G13; G14

Palavras-chave: “Smart money”, sentimento de mercado, YEN, Exchange Traded Funds (ETF), “Abenomics”

Abstract

This thesis investigates the ability of investors in ETFs and Futures Contracts to correctly identify the sentiment of the forex market on the YEN at a turning point in Japanese politics. I investigate the so called “smart money” hypothesis. i.e. whether investors are able to forecast positive returns. Using a data from ETFs and Futures Contracts on YEN, it was possible to identify a relationship between the expectation of a change in the Japanese exchange rate policy (goal: devaluation of YEN) and investors behavior. There is some divergence between the results on the Ultra YEN ETFs and UltraShort YEN ETFs, the last one, unlike the first, show some evidence of smart money still far from what would be expected given the significant fall in its underlying asset during the pre-election moment. The signs of smart money showed to be stronger for participants in the futures market, both Commercial and NonCommercial, the latter, stand up and show up much more assertive at a given time t , as even three weeks in advance. The results are, maybe, supported by the nature of the studied assets, ETFs seek to replicate the behavior of the YEN, while Commercial needs are hedging and the aim NonCommercial is speculation.

JEL classification: G02; G13; G14

Keywords: “Smart money”, sentimiento de mercado, YEN, Exchange Traded Funds (ETF), Abenomics

Índice

Dedicatória	II
Resumo	III
Abstract	IV
Índice	V
Índice de tabelas	VII
Índice de gráficos	VIII
Glossário	IX
1. Introdução	1
1.1. Motivação	1
1.2. Abenomics – Contexto macroeconómico	2
1.3. Ponto de partida	3
2. Literatura	5
2.1. Análise da Literatura	5
2.1.1 A Hipótese do Smart money	6
2.1.2 Eficiência do mercado	7
3. Análise Empírica	10
3.1. Dados e estatísticas descritivas	10
3.1.1 Dados	10
3.1.2 Dados ETFs	11
3.1.3 Dados Contratos Futuros	12
3.2. Estatística	13
3.2.1 Estatística descritiva	13
3.2.2 Correlações	14
4. Análise econométrica	16
5. ETF	18
5.1. ETF Ultra YEN	19
5.2. ETF Ultrashort YEN	22
5.3. ETF Ultra MSCI Japan	24
5.4. ETF Ultrashort MSCI Japan	27

6. Contratos Futuros	31
6.1. Commercial	31
6.1.1 Commercial long	31
6.1.2 Commercial short	32
6.2. NonCommercial	33
6.2.1 NonCommercial long	33
6.2.2 NonCommercial short	34
6.3. Commercial t-i	35
6.3.1 Commercial long t-i	35
6.3.2 Commercial short t-i	36
6.4. NonCommercial t-i	37
6.4.1 NonCommercial long t-i	37
6.4.2 NonCommercial short t-i	38
7. Conclusões	41
Referencias	45
Anexo B Quadros OLS t ETFs Ultra YEN	50
Anexo C Quadros QR t ETFs Ultra YEN	51
Anexo D Quadros OLS t-i ETFs Ultra YEN	55
Anexo E Quadros QR t-i ETFs Ultra YEN	57
Anexo F Quadros OLS t ETFs ULTRA Short YEN	63
Anexo G Quadros QR t ETFs Ultra Short YEN	64
Anexo H Quadros OLS t-i ETFs Ultra Short YEN	68
Anexo I Quadros QR t-i ETFs Ultra Short YEN	69
Anexo J Quadros ETFs MSCI Ultra Japan	75
Anexo K Quadros Futuros Commercial Long	75
Anexo L Quadros Futuros Commercial Short	87
Anexo M Quadros Futuros NonCommercial Long	99
Anexo N Quadros Futuros NonCommercial Short	110

Índice de tabelas

TABELA 3-1 DESCRIÇÃO VARIÁVEIS: ETFs, SPOT YENUSD.....	12
TABELA 3-2 DESCRIÇÃO VARIÁVEIS: FUTUROS YEN, SPOT YENUSD	13
TABELA 3-3 ESTATÍSTICA DESCRITIVA ETF	13
TABELA 3-4 ESTATÍSTICA DESCRITIVA FUTUROS	14
TABELA 3-5 CORRELAÇÕES VARIÁVEIS RETORNO E FLOW: ETFs, SPOT YEN/USD.....	15
TABELA 3-6 CORRELAÇÕES VARIÁVEIS RETORNO: FUTURES, SPOT YEN/USD	15
TABELA 5-1 ETF ULTRA YEN PRICE EM T.....	20
TABELA 5-2 ETF ULTRA YEN PRICE T-I.....	21
TABELA 5-3 ETF ULTRASHORT YEN PRICE T.....	22
TABELA 5-4 ETF ULTRASHORT YEN PRICE T-I	23
TABELA 5-5 ETF ULTRA JAPAN PRICE T.....	25
TABELA 5-6 ETF ULTRA JAPAN PRICE T-I.....	27
TABELA 5-7 ETF ULTRASHORT JAPAN PRICE T	28
TABELA 5-8 ETF ULTRASHORT JAPAN PRICE T-I.....	29
TABELA 5-9 RESUMO ETFs.....	30
TABELA 6-1 COMMERCIAL LONG YEN FUTURES CONTRACTS PRICE T	32
TABELA 6-2 COMMERCIAL SHORT YEN FUTURES CONTRACTS PRICE T.....	33
TABELA 6-3 NONCOMMERCIAL LONG YEN FUTURES CONTRACTS PRICE T	34
TABELA 6-4 NONCOMMERCIAL SHORT YEN FUTURES CONTRACTS PRICE T.....	35
TABELA 6-5 COMMERCIAL LONG YEN FUTURES CONTRACTS PRICE T-I.....	36
TABELA 6-6 COMMERCIAL SHORT YEN FUTURES CONTRACTS PRICE T-I	37
TABELA 6-7 NONCOMMERCIAL LONG YEN FUTURES CONTRACTS PRICE T-I.....	38
TABELA 6-8 NONCOMMERCIAL SHORT YEN FUTURES CONTRACTS PRICE T-I.....	39
TABELA 6-9 RESUMO CONTRATOS FUTUROS	40

Índice de gráficos

GRÁFICO 1 ETF ULTRA YEN.....	47
GRÁFICO 2 ETF ULTRA SHORT YEN.....	47
GRÁFICO 3 ETF ULTRA JAPAN.....	47
GRÁFICO 4 ETF ULTRA SHORT JAPAN.....	48
GRÁFICO 5 ETF ULTRA YEN MARKET VALUE	48
GRÁFICO 6 ETF ULTRA SHORT YEN MARKET VALUE.....	48
GRÁFICO 7 ETF ULTRA JAPAN MARKET VALUE	49
GRÁFICO 8 ETF ULTRA SHORT JAPAN MARKET VALUE.....	49
GRÁFICO 9 FUTURES YEN	49
GRÁFICO 10 YEN SPOT.....	50

Glossário

DAX30	Índice Alemão que agrega as 30 empresas alemãs com maior capitalização
ETF Ultra e UltraShort	Designação da ProShares para as posições Longas e Curtas
ETF	Exchange Traded Funds
\ln	Logaritmo do preço P de ETF i
$MV_{i,t}$	Valor de Mercado de um ETF i num momento t
OLS	Ordinary Last Square
$P_{i,t}$	Preço de um ETF i num dado momento t
QR	Quantile Regression
RET_i	Retorno num dado momento i
SP500	Índice que reúne 500 empresas representativas da economia Americana
t	Designa uma observação num dado momento
t-i	Designa observações em momentos anteriores
YEN	Moeda Japonesa
$\Delta_{futcont}$	Variação contrato Futuro

1. Introdução

1.1. Motivação

O trabalho desenvolvido em torno do YEN tem por base acontecimentos políticos ocorridos nos finais de 2012 e que alteraram o *status quo* do cambio do YEN face às principais moedas internacionais.

A economia Japonesa tem convivido com um longo período de deflação e um YEN mais “fraco” pode ser um dos contributos significativos para contrariar esta situação e na verdade observa-se uma depreciação do YEN ao longo de 2012 que se intensifica no decorrer do último trimestre de 2012, recuperando após o início de 2013 para entra num momento de descidas e subidas, com algum significado, ao sabor das notícias em torno da ação governativa.

Os ganhos em torno do YEN têm-se revelado reduzidos e a situação piora quando os investidores “shortam” a moeda. A questão emerge, se se vive um momento particular com o YEN a experimentar quedas sucessivas e significativas, será possível identificar ganhos? E, em particular, o que nos revelam os resultados em posições curtas?

O autor do artigo *Smart Money Is Shorting Japanese Yen* publicado na revista Forbes on line (Robert Lenzner, 2013) afirma: “*Ordinary investors can share in this trade by buying ETFs that are betting against the yen, and will profit if it loses value the next 5 years. Looks like Proshares Ultra Short Yen, YCS, NYSE is one possibility.*” Para o autor ganhos em ETFs sobre o YEN só no longo prazo.

Com as atenções dos investidores do mercado cambial – e não só - viradas para o Japão na procurar de uma oportunidade de obter proveitos acrescidos com o comportamento do YEN, pode, também, ser uma oportunidade para identificar a ocorrência desses ganhos e se estes se aproximam do conceito de *smart money*.

Neste estudo investigamos o efeito do comportamento dos investidores institucionais e pequenos investidores no YEN Japonês e a existência de ganhos (anormais) no período entre 2009 e 2014 com principal atenção no momento pré-eleitoral Japonês com inicio em outubro 2012 (as eleições ocorrem em dezembro 2012) até 2014 – período designado *Abenomics*.

Este trabalho será, espera-se, um contributo para a literatura, uma vez que não foi identificado qualquer estudo similar no mercado cambial. Esta ausência de informação leva a

colocar a questão se o sentimento dos grandes e pequenos investidores influenciam o valor do YEN Japonês e se se traduz em ganhos (anormais).

1.2. Abenomics – Contexto macroeconómico

Começa-se este trabalho com um enquadramento do contexto macroeconómico como *drive* para o estudo do *smart money* em particular na divisa Japonesa (YEN).

Os mercados financeiros, no início do quarto trimestre de 2012 apresentam, a expectativa de mudança nas políticas orçamental e monetária Japonesa com a esperada vitória de Shinzo Abe (as eleições acontecem em Dezembro desse ano com a eleição de Shinzo Abe para Primeiro-ministro). Com diversos objetivos, destacam-se nessas políticas: A política monetária *quantitative easing*; política orçamental aumento da despesa pública, e, pela importância que tem para este trabalho, a desvalorização do YEN – *third arrow*.

No período pré-eleitoral (terceiro trimestre 2012) o YEN experimentou uma descida de 11%. Os resultados, um ano após o início desta política monetária e financeira agressiva, são moderadamente otimistas. Estes resultados não têm escapado aos radares da imprensa especializada, p.e., no seu artigo “Not so happy birthday: Abenomics ages, challenges remain”, (Stanley White and Tetsushi Kajimoto , 2013) Reuters, fazem eco desta preocupação.

O crescimento, 1,9% do GDP, no terceiro trimestre de 2013, é marginalmente melhor do que o previsto, mas, claramente inferior aos valores registados nos primeiro e segundo trimestres, respetivamente 4,3% e 3,8%. Estes resultados têm levantado dúvidas quanto a capacidade de Shinzo Abe conduzir o Japão a um crescimento sustentável e a necessidade de tomar decisões impopulares (p.e. uma nova regulamentação no mercado laboral permitindo o despedimento de trabalhadores de forma mais fácil). Os mercados financeiros, ainda, respiram o novo ar emanado pelo impulso *abenomics*: as ações em Tokio sobem 72% nos últimos 12 meses.

Neste mesmo período, aquela que é a *third harrow* (e um ponto essencial para a minha investigação) da nova política monetária Japonesa, a desvalorização do YEN, verifica-se uma queda em 20% sendo este o principal motor para o aumento das exportações Japonesas.

Será considerado, ainda, o pacote de estímulos que o governo Japonês prepara para o ano 2014 no valor de \$51 biliões que, seguramente, terão impacto no (aumento) consumo com possíveis implicações no aumento da inflação e conseqüente valorização do YEN, podendo contrariar a tão desejada manutenção de um YEN “fraco” face às principais moedas.

Quase dois anos após a eleição de Shinzo Abe a economia Japonesa parece não responder aos estímulos da governação do país e do banco central. Num artigo publicado no *The Economist* (2014), com o título *Fingers crossed*, destaca que o PIB encolheu 1,7% no segundo trimestre, acrescenta o autor que o banco Japonês injetou milhões de dólares na economia que conduziu a uma desvalorização face à moeda Norte Americana e apesar desta queda as exportações não corresponderam a um YEN mais barato.

Todos os dados fundamentais anteriormente apresentados terão que ter impacto nas decisões dos investidores. Esta tese pretende aferir as relações nesta trilogia: Retornos vs Sentimento vs informação.

1.3. Ponto de partida

Os modelos, em finanças, que avaliam o comportamento dos investidores, identificam, genericamente dois tipos de participantes: Racionais, nesta categoria encontram-se as grandes instituições financeiras e os pequenos investidores - Irracionais - que tomam, ou aparentam tomar, decisões em valores não fundamentais. Estes últimos parecem ter a capacidade de afetar o preço dos ativos, desviando-os dos valores fundamentais.

Delong, Shleifer, Summers and Waldmann (1990), no seu estudo demonstram uma clara evidência da existência de sentimentos, distintos, atribuídos a grandes e pequenos investidores e uma relação inversa entre estes.

Também (Shiller, 2003), observa que a variação dos preços dos ativos estão mais relacionados com, p.e., o designado *animal spirits* do que com razões fundamentais. No seu modelo identifica dois atores: *Feedback*, refere-se aos pequenos investidores e o *smart money* ou as grandes instituições. O autor contraria, no entanto, o comumente aceite nos modelos que juntam os *feedback* e *smart money*, ou seja, que os últimos tendem a amplificar os desvios nos valores dos ativos em vez de atuar como *arbitrage* repondo o valor fundamental.

Os estudos identificados focam-se, maioritariamente, nos principais índices bolsistas, p.e. DAX30, S&P500, ou “*mutual funds*”, entre outros, e revelam duas conclusões distintas: Há autores que encontram uma forte relação entre o sentimento das grandes instituições e dos pequenos investidores, de forma mais simplista quando um se encontra otimista o outro pessimista, sendo este o conceito clássico de *smart money*; Outros autores argumentam que o sentimento dos grandes investidores está condicionado pelo sentimento esperado dos pequenos investidores, conjugação que leva a um maior desvio do valor fundamental do ativo.

A literatura, como esperado, é divergente nos resultados, porque estes ou estão influenciados pelos comportamentos dos investidores, como pelos ativos em estudo. Esta literatura é o ponto de partida para a análise dos resultados que vierem a ser encontrados e criam a expectativa se estes se enquadram nas conclusões dos trabalhos anteriores.

2. Literatura

2.1. Análise da Literatura

É possível aos investidores obter retornos significativos nos mercados financeiros? Esta questão pode ter a sua resposta numa avaliação comportamental dos diferentes intervenientes do mercado financeiro. Este comportamento pode traduzir-se pela expressão *smart money*, ou seja, a capacidade de identificar ativos financeiros que possam vir a ter um desempenho superior no futuro.

Na literatura financeira comportamental os autores identificam dois grandes grupos: As instituições financeiras e os pequenos investidores. Procuram, os investigadores, evidências da habilidade destes identificarem ativos financeiros ou sinais nos mercados financeiros, que conduzam a uma performance superior.

As hipóteses de investigação assentam que os investidores institucionais, por via de recursos mais elevados (p.e. financeiros e recursos humanos) têm uma capacidade superior de identificar produtos financeiros com um retorno potencial elevado. Em sentido inverso encontram-se os pequenos investidores. Este último grupo, tem sido alvo da atenção dos investigadores que encontram sinais de que têm, recentemente, obtido retornos positivos dos seus investimentos.

Nas próximas páginas encontra-se resumida a principal literatura sobre comportamento e sentimento (*smart money*). Destaco a literatura de Baker and Wurgler (2006), que apontam para um condicionamento, dos resultados futuros das ações, pelo sentimento verificado no início de um dado período; Schmeling (2007), a conclusão do seu trabalho é condicente com o conceito tradicional do *smart money*: Os grandes investidores preveem corretamente, em média, os retornos em ações. Encontrando-se os pequenos investidores no lado oposto ; Encontram-se, ainda, dois trabalhos, Fama (1997) e Shiller (2003), basilares no estudo do comportamento nos mercados financeiros. O primeiro defende as suas hipóteses iniciais, ou seja, os preços dos ativos refletem toda a informação e o tempo como fator de resolver as anomalias, assim, como, a evolução nos estudos académicos permitirão compreender as mesmas. Conclui que não é possível obter retornos anormais. O segundo Autor apresenta uma crítica a Eugene Fama. Discorda da racionalidade do mercado e que as anomalias tendem a passar com o tempo, dá como exemplo a volatilidade. Apresenta argumentos que contrariam a ideia subjacente ao *smart money*, diz, que, os investidores institucionais tendem a amplificar o efeito dos pequenos investidores, em vez de diminuir, isto porque, compram antes da entrada

dos pequenos investidores, numa antecipação de um aumento nos preços dos ativos, pela entrada destes.

2.1.1 A Hipótese do Smart money

Baker and Wurgler (2006), no seu trabalho estudam o efeito do sentimento sobre o retorno em ações. Têm como pano de fundo a teoria clássica que o sentimento não desempenha qualquer papel na determinação do valor dos ativos. Os autores contrapõem argumentos, partindo de uma base teórica: Um desvio dos preços dos ativos por via de agentes mal informados/baseado em sentimento; e constrangimentos em arbitragem. Usam para o efeito uma amostra que inclui em todas as ações no período de 1962 a 2001. A partir desta série temporal constroem um índice de sentimento (pp 1652-1654) assente em diversas variáveis, p.e. idade ou dimensão das empresas, têm ainda em consideração os episódios especulativos, p.e. o período *dotcom* 2000.

A principal conclusão a que chegam é que os resultados futuros das ações estão condicionados pelo sentimento verificado no início do período. Como exemplo, um reduzido sentimento, no início do período, em ações de empresas recentes, resulta em retornos futuros elevados (o contrário também é verdade).

“When sentiment is estimated to be high, stocks that are attractive to optimists and speculators and at the same time unattractive to arbitrageurs—younger stocks, small stocks, unprofitable stocks, non-dividend paying stocks, high volatility stocks, extreme growth stocks, and distressed stocks—tend to earn relatively low subsequent returns. (pp 1677)”

Este trabalho, ainda que no domínio da *corporate finance*, traduz, de forma clara, o sentimento dos investidores no *pricing* dos ativos e do impacto nos retornos futuros. Os efeitos especulativos (sentimento otimista) em presença/ausência de arbitragem, por condicionamento desta (p.e. um custo elevado), são consideráveis, levando a um desvio do preço do ativo e proporcionando um retorno futuro.

Schmeling (2007) coloca duas questões: i) qual o impacto do sentimento dos investidores para o retorno das ações? ii) qual a diferença entre os pequenos investidores (*individual*) e os grandes investidores (*institutional*) nos mercados financeiros? Estas questões podem ser, facilmente, generalizadas, ou seja, avaliação do impacto do sentimento dos

investidores e a diferenciação entre estes no mercado financeiro, são questões igualmente perseguidas na tese que agora elaboro, ainda que numa área diversa dos mercados financeiros.

Schmeling (2007), usou, para o seu estudo, uma avaliação semanal do *sentix bahavioral indices* e centrou a sua investigação nas respostas que cobriam um horizonte médio sobre o DAX30(DAX), EUROSTOXX50(ESX), NASDAQ100(ND),S&P500(SP) e NIKKEI225(NK). A amostra cobre um período entre 23-2-2001 e 5-5-2006. Concluí o autor que o sentimento importa para os resultados num horizonte médio e que se verifica uma diferença marcada entre os dois grupos. Os grandes investidores preveem corretamente, em média, os retornos em ações, aproximando-se da hipótese *smart money*. Já os pequenos investidores preveem negativamente os movimentos no mercado financeiro, e que este movimento aproxima-se da hipótese *noise traders* empurrando o mercado para fora dos seus valores intrínsecos. Esta última conclusão sobre a capacidade dos diferentes intervenientes conseguirem empurrar os mercados para uma outra direção (subida/descida) e para fora dos valores fundamentais tem sido alvo, pela leitura efetuada até à data, de fortes críticas, em particular o trabalho de Shiller, Robert J. que apresenta uma visão diversa, ou seja, conclui que os investidores institucionais tendem a amplificar (não contrariar) os sinais dos pequenos investidores .

Será interessante verificar se no mercado cambial e em particular sobre o YEN, foco desta tese, em que sentido convergem as conclusões.

2.1.2 Eficiência do mercado

Fama (1997), neste trabalho visa responder às críticas levantadas aos estudos de 1969 que evidenciavam como os preços no mercado financeiro respondiam à informação. O autor reforça a ideia que a eficiência do mercado, no longo prazo, é consistente com a sobre reação dos preços à informação, acrescenta que sob reações são tão frequentes quanto as anteriores, sendo, ambas, uma boa descrição das anomalias existentes; assim, é expectável que não se verifiquem ganhos anormais, mais especificamente, o valor esperado dos retornos anormais é zero. Então, as anomalias são resultado das mudanças e no longo prazo tendem a desaparecer, também, resultado das mudanças de como são medidas (evolução académica). A reavaliação das condições de mercado a cada intenção/informação leva, ou pode levar, a movimentos abruptos nos valores dos ativos em questão, refletindo estes, de forma eficiente e rápida, o valor do ativo.

Considerando as conclusões de Eugene Fama, não será de observar ganhos anómalos nas séries que serão estudadas, como p.e. os *future opening interest* sobre o YEN. Será,

igualmente, observável que os investidores institucionais desempenham um papel de arbitragem, ou seja, façam convergir os preços sobre o ativo para o seu valor fundamental (confirmando não se registarem ganhos anómalos).

Shiller (2003) considera que os mercados financeiros são ineficientes e coloca a tónica no estudo do comportamento dos agentes. Argumenta, contrariando as teorias da eficiência dos mercados, que nem todas as anomalias têm na passagem do tempo a resposta. Dá como exemplo a volatilidade, diz o autor no seu trabalho:

“The anomaly represented by the notion of excess volatility seems to be much more troubling for efficiency markets theory than some other financial anomalies, such as the January effect or the day-of-the-week effect.”

Observa que as variações dos preços estão mais relacionadas com, p.e., *animal spirits* do que com razões fundamentais. Para as conclusões apresentadas foram estudadas, entre 1871-2002, o valor presente do dividendo real pago sobre as cotadas no S&P *composite stock price index*, descontada de uma taxa juro real igual à média geométrica dos retornos reais no período considerado, concluindo que o valor presente apresenta um comportamento com uma tendência estável, enquanto o S&P *composite stock price index* apresenta um padrão de subida/descida em torno desta tendência. Conclui o autor que a estabilidade do valor presente sugere excesso de volatilidade do S&P.

A resposta para as questões como a volatilidade passa pela investigação de modelos *feedback* e os obstáculos ao *smart money*. No primeiro destaca a comunicação mais ou menos informal, sobrepondo-se esta aos valores fundamentais, considera, ainda, que este modelo ajuda a explicar as bolhas especulativas; quanto ao segundo, contraria o princípio da teoria da eficiência dos mercados, que todos os intervenientes no mercado de capitais tenham a capacidade de tratar toda a informação e assim poderem incorporá-la no preço dos ativos. Os recentes estudos, segundo o autor, mostram que num modelo onde se encontram os *feedback traders* e os *smart money* estes tendem a aumentar em vez de diminuir o efeito dos primeiros. Esta observação contraria a teoria da eficiência dos mercados que expressa comumente quando um *feed back trade* compra o *smart money* venda (vice-versa).

As questões anteriores podem levar, o modelo da eficiência dos mercados, a uma interpretação incorreta como as bolhas especulativas.

O estudo que desenvolvo no âmbito da tese, “Shinzo Abe’s three arrows: How they affected the return on Japanese ETFs, an evidence of smart money?”, é expectável que traga alguma novidade para a literatura, pelo facto de não ter sido identificado qualquer trabalho sobre o comportamento financeiro no mercado cambial.

Na verdade todos os estudos encontrados versam os mercados acionistas, índices de ações, fundos, etc.. Os diversos trabalhos convergem para a conclusão da evidência que as instituições financeiras obtêm retornos mais elevados comparativamente com os pequenos investidores. Há, no entanto, com o aprofundar da investigação, sinais que as instituições financeiras, contrariando a hipótese inicial, amplificam o sentimento dos pequenos investidores. Sendo o conceito, simplificado, *smart money* como comportamentos opostos entre dois grupos de investidores, quando um compra o outro vende, esta última conclusão coloca em causa este paradigma. Ainda, verifica-se uma capacidade dos pequenos investidores de identificarem ativos financeiros que produzem retornos acima do normal. Esta última conclusão leva a questionar a expressão, largamente usada, *dummie money* e pode estar a evidenciar, talvez fruto de maior conhecimento e maturidade dos pequenos investidores, capacidade de avaliação e habilidade para a melhor escolha dos seus investimentos.

Emerge a necessidade de aprofundar os estudos para se melhor compreender os comportamentos e se estes refletem uma maior convergência entre os dois grupos. Se se verificar que ambos os grupos, instituições e pequenos investidores, têm capacidade para obter retornos de forma mais consistente, será que esses retornos serão idênticos aos até agora verificados?

3. Análise Empírica

3.1. Dados e estatísticas descritivas

3.1.1 Dados

Os dados recolhidos nas bases Datastream e Bloomberg, compreendem o período 9 de junho de 2009 e 1 de abril de 2014 e abrange três momentos importantes para esta tese: Primeiro momento início da série até 31 de setembro de 2012; Segundo momento de 1 de outubro a 11 de dezembro de 2012 período antes das eleições para Primeiro-ministro no Japão e encerra a expectativa de eleição de Shinzo Abe; Terceiro momento após 12 de dezembro de 2012 e até ao fim da série já na vigência do mandato de Shinzo Abe como Primeiro-ministro Japonês.

Os dados referem-se aos seguintes ativos: os ETFs (*price* e *market value*), *spot* YEN/USD com um total 1256 observações diárias; Os contratos de futuros *Commercial* e os *NonCommercial* (*open interest* e o *continuous price*) sobre o YEN e o *spot* YEN/USD, totalizando 252 observações semanais.

Os contratos Futuros estão divididos entre *Commercial traders*¹ e os *Noncomercial traders*. Os primeiros definem-se como os intervenientes no mercado financeiro que usam os contratos futuros sobre um dado ativo para cobertura de risco, *hedging*. Os *Commercial traders* detêm tanto o contrato futuro como o ativo subjacente. Já os *Noncomercial traders* não detêm o ativo subjacente, estes investidores apenas possuem o contrato futuro e procuram ganhos nas variações dos mesmos.

Foram executados os processos necessários a operacionalização das séries corrigindo-as, p.e. de valores anómalos (*outliers*), sazonalidade e calculo das rendibilidade logarítmicas conforme (1) (aplica-se apenas ao *price*). Para o cálculo dos *Flows* dos ETFs (2) o processo é semelhante ao anterior incluindo-se, apenas, uma ponderação, sobre o período anterior (t-1), em numerador.

A expressão (2) onde os *flows* (FLOW) são definidos como o crescimento líquido de um dado fundo considerando o reinvestimento do retorno num dado período, (Sirri e Tufano, 1998),. Nesta tese o período considerado, para os fundos (ETFs), é diário.

¹ Fonte: U.S. commodity futures trading commission

(1)

Onde P_t é o *price* das diferentes variáveis ETFs

(2)

Onde \dots é o *market value* do

i – representa a variável em estudo

3.1.2 Dados ETFs

Os mercados financeiros disponibilizam um elevado número de ativos, as ações (partes representativas do valor de uma empresa) serão, talvez, os mais conhecidos. Mas, os mercados financeiros, no seu processo evolutivo, têm apresentado produtos com o objetivo de responder a necessidades, como p.e. a proteção de um investimento em ações ou aumentar a diversificação e neste princípio os ETFs são um bom exemplo. Assim, é importante deixar uma breve descrição dos mesmos.

Os ETFs misturam os benefícios de uma gestão de fundos e das ações, oferecendo diversificação, baixo custo (comparativamente, p.e. com o valor gasto para deter um número de ações de um conjunto de empresas de um dado índice) e uma elevada liquidez.

Desde o primeiro ETF (1993) esta categoria cresceu até um valor de USD\$2.4 *trillion* com, aproximadamente, 5000 ETPs (*exchange traded products*).

Os ETFs têm dois pontos distintivos da maioria dos ativos e em particular dos Fundos de ativos. Primeiro são transacionados em bolsa e podem representar um portfólio de ações de um dado setor ou sobre uma divisa, tal como o ETF sobre o YEN foco central desta tese. Segundo, contrariamente a outros ativos tentam apenas replicar o ativo subjacente.

Na *Tabela 3-1* descreve-se sucintamente as variáveis ETFs em estudo. Na primeira coluna e secção 1.a destacam-se as variáveis alvo de estudo (com o devido tratamento estatístico), na secção 1.b é o conjunto de dados recolhidos e originais.

- 1) RET_i , retornos logarítmicos do *price* dos ETFs
- 2) $FLOW_i$, os *flows* do *market value* dos ETFs

Tabela 3-1 Descrição variáveis: ETFs, Spot YENUSD

variable name	variable label	
1.a		
RETuyp	Retorno ETF ultra yen price	
RETusyp	Retorno ETF ultrashort yen price	
RETujp	Retorno ETF ultra japan price	
RETusjp	Retorno ETF ultrashort japan price	
FLOWuy	Flow ETF ultra yen market value	
FLOWusy	Flow ETF ultrashort yen market value	
FLOWuj	Flow ETF ultra japan market value	
FLOWusj	Flow ETF ultrashort japan market value	
variable name	variable label	
2.a		
uyp	ETF ultra yen price -	Ticker:U:YCL(P)
usyp	ETF ultrashort yen price -	Ticker:U:YCS(P)
ujp	ETF ultra japan market value -	Ticker:U:EZJ(P)
usjp	ETF ultrashort japan market value -	Ticker:U:EWV(P)
uymv	ETF ultra yen market value -	Ticker:U:YCL(MV)
usymv	ETF ultrashort yen market value -	Ticker:U:YCS(MV)
ujmv	ETF ultra japan market value -	Ticker:U:EZJ(MV)
usjmv	ETF ultrashort japan market value -	Ticker:U:EWV(MV)

Legenda: RET_i, retornos logarítmicos do *price* dos ETFs
 FLOW_i, os *flows* do *market value* dos ETFs

3.1.3 Dados Contratos Futuros

Os Contratos Futuros são um dos ativos mais antigos em comercialização nos mercados financeiros, ainda assim, e para um melhor entendimento descrevo, a seguir, uma definição dos mesmos.

Os futuros (forma reduzida de contratos futuros) traduzem um acordo (representando uma obrigação das partes envolvidas) entre duas partes para compra ou venda de um dado ativo a um dado preço futuro. O contrato discrimina a qualidade e quantidade do ativo subjacente. A maior parte dos futuros têm a sua liquidação em dinheiro, havendo, caso especificado a entrega do próprio ativo na data de expiração do contrato.

Acresce dizer que os futuros encontram-se na classe dos derivados uma vez que o seu valor deriva do ativo subjacente.

A Tabela 3-2 descreve as variáveis contratos futuros sobre o YEN e o *spot* YENUSD. Na primeira coluna secção 2.a estão as variações logarítmicos e na secção 2.b encontram-se as variáveis originais.

Tabela 3-2 Descrição variáveis: Futuros YEN, Spot YENusd

variable name	variable label
2.a	
fcoml	Variação futuros comercial L
fcoms	Variação futuros comercial S
fncoml	Variação futuros noncommercial L
fncoms	Variação futuros noncommercial S
futcont	Variação futuros continuous
variable name	variable label
2.b	
fcoml_n	futures yen open interest commercial L - Ticker:IJYCMFLF
fcoms_n	futures yen open interest commercial S - Ticker:IJYCMSF
fncoml_n	futures yen open interest noncommercial L - Ticker:IJYNCLF
fncoms_n	futures yen open interest noncommercial S - Ticker:IJYNCSEF
futcont_n	futures continuous price - Ticker: IJECS00

Legenda: tabela 2.a variações logarítmicas variável i

3.2. Estatística

3.2.1 Estatística descritiva

Um elemento básico e como ponto de partida passa pela análise das estatísticas descritivas para cada um dos ETFs, Futuros, YEN spot.

Esta análise permite um olhar abrangente sobre as características das variáveis em estudo.

Os retornos dos ETFs, em média, apresentam uma variação negativa, exceção para o *ultra japan price* (RETujp). Comum, a todas as séries, é o facto de apresentarem, percentualmente, variações médias muito reduzidas. Interessante é verificar que as ocorrências extremas aparentam ser frequentes. A análise efetuada, anteriormente, aplica-se aos Futuros.

Tabela 3-3 Estatística descritiva ETF

variable	mean	min	max	sd	skewness	kurtosis	variance	N
RETuyp	-0.0001878	-0.0695786	0.0784495	0.0127362	-0.1192483	6.588.464	0.0001622	1255
RETusyp	-0.0000335	-0.0805087	0.0666466	0.0123623	-0.0285553	6.778.612	0.0001528	1255
RETujp	0.0002474	-0.1531129	0.0966611	0.0231149	-0.563679	7.148.733	0.0005343	1255
RETusjp	-0.0009582	-0.1033692	0.1398644	0.0229163	0.2260968	6.235.661	0.0005252	1255
RETyenud	0.0000407	-0.0273709	0.0345101	0.0061823	0.509735	6.838.713	0.0000382	1255
FLOWuy	0.0005578	-0.4917024	0.5102298	0.0303652	4.495.211	2.154.625	0.000922	1255
FLOWusy	0.0023158	-0.2039509	0.7149493	0.0317756	1.092.647	2.276.336	0.0010097	1255
FLOWuj	0.0021121	-0.2498141	1.400.033	0.0501052	1.877.947	4.994.694	0.0025105	1255
FLOWusj	0.0020929	-0.4455826	0.8357592	0.0505973	7.559.688	1.289.724	0.0025601	1255

Tabela 3-4 Estatística descritiva Futuros

variable	mean	min	max	sd	skewness	kurtosis	variance	N
$\Delta fcoml$	0.0041134	-0.7163401	0.8952332	0.2005693	-0.4233449	7.693.704	0.0402281	251
$\Delta fcoms$	-0.0021173	-1.498.919	0.8206882	0.2832018	-1.249.246	7.530.779	0.0802032	251
$\Delta fncoms$	-0.0005153	-1.163.924	0.9783325	0.2611457	-0.4264945	5.510.118	0.0681971	251
$\Delta fncoml$	0.0055489	-0.8854828	0.7702208	0.1946489	-0.0729551	6.272.731	0.0378882	251
$\Delta yenusdw$	0.000245	-0.0297165	0.0615373	0.0130683	0.552127	4.251.887	0.0001708	251
$\Delta fcont$	-0.0001845	-0.0331927	0.0346614	0.0107163	-0.1632764	3.010.102	0.0001148	251

3.2.2 Correlações

Outra análise prende-se com a correlação entre as variáveis, ou seja como esta se relacionam entre si e considerando a banda de flutuação de 1 e -1. Verifica-se que a correlação, genericamente, entre as variáveis é reduzida a moderada.

Encontro, no entanto, alguma correlação entre o retorno *spot* YEN/USD e os retornos ETFs (Tabela 3-5). Quando, p.e., o RETuyp varia, quase de certeza que RETusyp irá variar no sentido contrario porque, este é próximo de -1 (o RETusyp terá uma leitura inversa). Exceção é feita entre as variáveis que têm, por força da sua natureza, comportamento obrigatoriamente oposto, como exemplo, se os investidores estão longos no ETF YEN o seu contrário (curto) irá variar de certeza no sentido contrário.

No caso dos Futuros (Tabela 3-6), apesar da correlação continuar a ser moderada, esta é, no entanto, transversal a maioria das variáveis.

Verifica-se neste quadro a assunção de que quando os investidores *Commercial* estão otimistas (longos) os *noncomercial* têm um comportamento oposto (curtos). Como exemplo do afirmado, quando se verifica uma variação em $\Delta fcoml$ o $\Delta fncoml$ varia, quase sempre, no sentido contrário (da Tabela 3-6 valor -0,4723).

Tabela 3-5 Correlações variáveis retorno e flow: ETFs, Spot YEN/USD

	RETuyp	RETusyp	RETujp	RETusjp	RETyenusd	FLOWuy	FLOWusy	FLOWuj	FLOWusj
RETuyp	1.0000								
RETusyp	-0.9465	1.0000							
RETujp	-0.1271	0.1267	1.0000						
RETusjp	0.1269	-0.1249	-0.9256	1.0000					
RETyenusd	-0.3935	0.3782	0.0331	-0.0189	1.0000				
FLOWuy	0.0312	-0.0311	0.0025	-0.0025	0.0494	1.0000			
FLOWusy	-0.0446	0.0405	0.0043	-0.0306	-0.0606	-0.0241	1.0000		
FLOWuj	0.0294	-0.0431	-0.0307	0.0281	0.013	-0.0007	0.0737	1.0000	
FLOWusj	0.0379	-0.0533	0.0027	-0.0044	0.0838	0.0425	0.0135	0.4149	1.0000

Tabela 3-6 Correlações variáveis retorno: Futures, Spot YEN/USD

	$\Delta fcoml$	$\Delta fcoms$	$\Delta fncoml$	$\Delta fncoms$	$\Delta yenusdw$	$\Delta fcont$
$\Delta fcoml$	1.0000					
$\Delta fcoms$	0.1567	1.0000				
$\Delta fncoml$	-0.4723	0.4407	1.0000			
$\Delta fncoms$	0.4361	-0.3816	-0.4099	1.0000		
$\Delta yenusdw$	0.3218	-0.266	-0.3359	0.3418	1.0000	
$\Delta fcont$	0.059	0.0151	-0.0473	-0.0467	-0.0782	1.0000

As correlações não são muito acentuadas, quanto muito verifica-se uma moderada correlação entre as variáveis.

4. Análise econométrica

Neste capítulo será analisada a hipótese que assenta na existência de *smart money* nos mercados ETFs e Futuros sobre o YEN. O *spot* YEN/USD será o *benchmark*.

Procuro identificar sinais da existência de retornos positivos (coeficiente >0) e um p -value <0.05 :

Para testar a hipótese, o modelo usado é uma regressão linear simples (OLS):

(3)

(3) equação para o estudo econométrico num dado momento t

(4)

(4) modelo para uma análise com recurso a desfasamentos

Com i representando as variáveis em estudo, ordem de desfasamento $n=4$ e ainda *Quantile Regression* (QR)

$H_0: \leq 0$ (Ausência de *smart money*)

Para um > 0 (Evidência de *smart money*)

Recorda-se que a estatística descritiva revela ocorrências extremas e os efeitos das variáveis independentes sobre as dependentes podem variar ao longo dos diferentes quantis, perante este dado serão efetuadas regressões dos quantis .10, .50 e .90, para o efeito recorro a um modelo QR:

*“Quantile regression allows for effects of the independent variables to differ over the quantiles. For example, Chamberlain (1994) finds that union membership has a larger effect on the lower quantiles than on the higher quantiles of the conditional distribution of U.S. wages. That the effects of the independent variables may vary over quantiles of the conditional distribution is an important advantage of quantile regression over mean regression.”*²

² Fonte: STATA (pag 10) <http://www.stata.com/manuals13/rqreg.pdf>

O recurso à regressão por quantis prende-se pelo facto da estimação se mostrar mais robusta, mas não só, o uso de diferentes medidas de tendência central permitem uma melhor compreensão do efeito das variáveis independentes sobre as dependentes.

A hipótese nula, estabelecida para a OLS, estendesse às *quantile regression*, assim, temos:

$H_0:$ ≤ 0 (Ausência de *smart money*)

Para um > 0 (Evidência de *smart money*)

Nota: Para o estudo e cálculos econométricos recorreu-se ao software STATA 12

5. ETF

Este capítulo centra-se na análise dos ETFs sobre YEN e mercado acionista japonês tanto em posições longas, como curtas. A metodologia utilizada segue, em primeiro, uma regressão linear simples no momento t , cobrindo primeiro uma análise em toda extensão da amostra, de 2009 a 2014 (1); Em segundo, foco no período após eleição do atual Primeiro-ministro Japonês Shinzo Abe, após dezembro de 2012 (2); terceiro aferir do impacto do período eleitoral sobre o YEN, entre Outubro de 2012 e as eleições (3). Este intervalo de tempo foi escolhido pela observação do gráfico 4 onde é possível identificar uma inflexão na curva do ETF; por fim, em quarto avaliar o comportamento do YEN na restante amostra, início em 2009 até setembro de 2012 (4). O procedimento anterior será repetido para se aferir do impacto na variável dependente quando se introduz as últimas quatro *lags*. Em último será testado, seguindo a mesma metodologia, o efeito das variáveis independentes, dado que estas podem variar ao longo dos quantis, sobre a variável dependente efetuando regressões utilizando os quantis .10 .50 e .90, recordo, que da estatística descritiva, as ocorrências extremas são frequentes, assim, deve haver uma análise destes extremos e será espectável encontrar-se valores significativos.

Legenda³:

- (1) Toda amostra 9-6-2009 a 1-4-2014
- (2) Pós-eleições 12-12-2012 a 1-4-2014
- (3) Período eleitoral 1-10-2012 a 11-12-2012
- (4) Restante amostra 9-6-2009 a 30-9-2012

Notas: Esta metodologia será usada nos contratos futuros sobre o YEN; Devido ao elevado número de regressões que se materializavam em mais de 60 tabelas considerou-se uma apresentação de quatro regressões por tabela sem colocar em causa a qualidade da leitura da informação. Sacrificou-se o coeficiente da constante que não é um dado relevante para esta tese.

³ A legenda descrita é transversal a todas as tabelas referentes às regressões

5.1. ETF Ultra YEN

Começa-se a análise pelo ETF que replica o YEN, em primeiro uma descrição do ativo e posteriormente o estudo das posições longas do mesmo. Este ETF é comercializado pela PROSHARES⁴.

ETF Ultra YEN⁵, procura resultados diários que correspondam a duas vezes (2x) a performance diária do *U.S. Dollar price of the YEN*.

ETF Ultra YEN refere-se a investimento em posições longas e tem como ativo subjacente o YEN.

Das políticas de Shinzo Abe destaca-se uma forte intervenção monetária com o objetivo de uma depreciação do YEN com vista ao aumento da competitividade da economia Japonesa. Será expectável que os investidores, incorporando esta informação, identifiquem momentos de entrada e saída do mercado no sentido de obterem ganhos acrescidos.

Será analisado (Tabela 5-1) o comportamento do YEN recorrendo a uma regressão OLS e três regressões em quantis: .10, .50 e .90.

Nos períodos definidos por (1), (2) e (4) e referente a regressão OLS há coeficientes positivos mas, não estatisticamente significativos. Os resultados em (2) e (3) são consistentes com as expectativas do mercado. Vejamos, Olhemos primeiro para (3) período anterior as eleições, os investidores antecipavam uma eleição de Shinzo Abe que era conhecido pela sua preferência por políticas expansionistas, logo, a queda do YEN seria a óbvia, não dando, em princípio, lugar a ganhos nas posições longas. No momento (2) após a eleição verifica-se uma ligeira recuperação do YEN (gráfico 1), aqui manifestada com um coeficiente positivo ainda que sem significado estatístico.

Há um claro entendimento dos investidores sobre os acontecimentos que se consubstanciam em resultados positivos nas posições longas, por outras palavras, presença de *smart money* nos investimentos em ETF Ultra YEN.

Ainda nesta tabela encontram-se explicitados os resultados recorrendo às regressões em quantis no momento t. Os resultados, em geral, não diferem, muito, daqueles encontrados nas regressões OLS. No entanto destaca-se o quantil .50 que apresenta coeficientes positivos e com significado estatístico um claro sinal de *smart money*, neste quantil o período pré-eleitoral apesar de positivo não é significativo.

⁴ <http://www.proshares.com/>

⁵ Proshares <http://www.proshares.com/funds/ycl.html>

Os resultados são contrários (talvez o senso comum aponta-se para perdas nestas posições) ao esperado, ou seja, apesar da desvalorização do YEN, os investidores conseguem resultados positivos.

Tabela 5-1 ETF ultra YEN price em t

	(1)	(2)	(3)	(4)	
	RETusjp	RETusjp	RETusjp	RETusjp	
FLOWuy	OLS regression	0.0131 (0.96)	0.0115 (0.37)	-1.646 (-0.92)	0.0132 (0.86)
	QR 10 regression	0.00208 (0.06)	-0.120*** (-7.96)	-6.210 (-1.31)	0.00667 (0.21)
	QR 50 regression	0.0332*** (25.60)	0.0440*** (4.21)	1.033 (1.10)	0.0332*** (6.06)
	QR 90 regression	0.0141 (0.61)	-0.00791 (-0.48)	2.721 (1.08)	0.0145 (0.65)
	N	1255	340	52	863

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

Se num dado momento t os investidores obtêm, em especial numa situação, resultados positivos e significantes, a situação melhora claramente olhando as regressões com defasamentos (Tabela 5-2). O destaque vai para a QR.10 no momento (3) em L1, L2 e L3 nos quais se verificam coeficientes positivos e elevados e com três dias (L3) de defasamento os investidores mostram-se muito competentes nas suas decisões (em L3 o coeficiente é de 12,46), apesar de este ser um período de queda do YEN os investidores conseguiram detetar corretamente o melhor momento de entrada e saída do mercado, observa-se evidência de *smart money*.

Não obstante os valores anteriores é de referir que estes são observados com recurso a uma regressão do quantil .10 (limite inferior) o que significa que a variável explicada RETuy é influenciada pelo Flowuy nos valores mais baixos dos retornos.

Um possível explicação para o ganhos num momento de expectativa de descida do YEN pode decorrer pela incerteza da politica monetária a seguir pelo novo Governo e pela implementação da mesma e obviamente da incerteza da eleição de Shinzo Abe.

Tabela 5-2 ETF ultra YEN price t-i

		(1)	(2)	(3)	(4)	
		RET _{ujp}	RET _{ujp}	RET _{ujp}	RET _{ujp}	
FLOW _{uy}	L1	OLS regression	0.00727 (0.59)	0.0381*** (9.09)	-1.423 (-0.64)	0.00137 (0.10)
		QR10 regression	-0.00978 (-0.26)	0.0872*** (7.35)	4.761** (3.23)	-0.00504 (-0.15)
		QR50 regression	0.0216*** (120.22)	0.0285** (3.01)	-0.942 (-0.85)	0.0188*** (3.58)
		QR90 regression	-0.0105 (-1.39)	-0.0234 (-1.36)	-3.837 (-1.67)	-0.0100 (-1.54)
	L2	OLS regression	-0.00646 (-0.55)	-0.0774*** (-4.15)	-1.314 (-0.62)	0.00647 (1.24)
		QR10 regression	-0.0218 (-0.83)	-0.112*** (-7.20)	4.449* (2.18)	0.0187** (2.99)
		QR50 regression	0.00200*** (10.41)	-0.0997*** (-10.52)	-0.470 (-0.38)	0.00944 (1.77)
		QR90 regression	-0.0103 (-1.36)	-0.153*** (-8.82)	-4.608* (-2.30)	-0.00985 (-1.50)
	L3	OLS regression	-0.000108 (-0.02)	-0.0132 (-1.54)	1.463 (0.72)	0.00190 (0.35)
		QR10 regression	0.0201* (2.35)	0.0337** (2.86)	12.46*** (3.95)	0.0163** (2.58)
		QR50 regression	0.0000450 (0.23)	-0.0252** (-2.66)	0.0562 (0.05)	0.0000258 (0.00)
		QR90 regression	-0.00784 (-0.97)	-0.0770*** (-4.47)	-2.245 (-0.82)	-0.00715 (-1.01)
L4	OLS regression	0.00723 (1.04)	0.00453 (1.12)	0.187 (0.10)	0.00766 (0.93)	
	QR10 regression	0.0197* (2.32)	0.0594*** (5.04)	-1.418 (-0.88)	0.0127 (1.87)	
	QR50 regression	0.00113*** (6.38)	0.000790 (0.08)	0.0562 (0.05)	0.00111 (0.21)	
	QR90 regression	-0.00661 (-0.87)	0.0690** (3.04)	-1.135 (-0.48)	-0.00614 (-0.94)	
		N	1251	340	52	859

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

Pode-se concluir da existência de smart money ainda que de forma ténue num dado momento t; Com um a três dias de antecedência estes resultados revelam-se francamente melhores evidenciando uma clara capacidade dos investidores na leitura do mercado cambial materializando-se em retornos positivos dos investimentos efetuados.

5.2. ETF Ultrashort YEN

ETF Ultrashort YEN⁶, procura resultados diários que correspondam a menos duas vezes (-2x) a performance diária do YEN/USD. ETF UltraShort YEN tem como ativo subjacente o YEN e refere-se as posições longas.

Neste ponto, tenta-se aferir da capacidade dos investidores obterem resultados positivos e com significado estatístico em posições curtas sobre o YEN. É objetivo que o YEN sofreu uma queda significativa antes das eleições de 2012, recuperando algum terreno face ao USD Americano após as eleições, por isso, espera-se observar ganhos, eventualmente significativos, que se traduzam na hipótese em que assenta esta tese, ou seja, *smart money*.

A semelhança das análises anteriores, inicia-se com a avaliação do ETF num momento t , para, posteriormente, perceber a capacidade de previsão dos investidores com até quatro dias de desfasamento.

A Tabela 5-3 permite analisar do impacto dos *Flows* do Ultra Short YEN sobre o retorno, é fácil concluir que em t não há uma inequívoca evidência de *smart money*, apesar de, no período do anterior Governo (4), e única exceção, em QR.10 e QR.90 se observar a hipótese nula; em toda extensão de série (1) estamos perante coeficientes positivos mas não significativos.

Os resultados desta tabela contrariam a hipótese levantada e o empiricamente observado, ou seja, a queda sucessiva e significativa do YEN não se traduziu em ganhos para os investidores.

Tabela 5-3 ETF UltraShort Yen price t

	(1) RETusyp	(2) RETusyp	(3) RETusyp	(4) RETusyp	
FLOW _{t+5}	OLS regression	0.0158 (1.05)	-0.0617 (-0.97)	-0.00604 (-0.34)	0.0233 (1.41)
	QR 10 regression	0.0215 (1.87)	-0.0663 (-0.60)	0.0916 (1.99)	0.0213* (2.12)
	QR 50 regression	0.00139 (0.26)	0.0107 (0.26)	-0.0179 (-0.38)	0.00228 (0.30)
	QR 90 regression	0.0396 (1.30)	-0.0890 (-1.16)	-0.162** (-3.28)	0.0709* (2.45)
	N	1255	340	52	863

t statistics in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Legenda: (1) amostra (2) pós-eleições (3) pré-eleições (4) governo-anterior

⁶ Proshares <http://www.proshares.com/funds/ycl.html>

Continuando no mesmo racional e recorrendo aos desfaseamentos (*Tabela 5-4*) a conclusão não se afasta muito da anterior, altera apenas o facto dos valores inferiores dos retornos serem influenciados pelos Flows e em L1 com recurso a QR.10 no momento pré-eleitoral - há *smart money*.

Tabela 5-4 ETF UltraShort Yen price t-i

		(1)	(2)	(3)	(4)	
		RETusyp	RETusyp	RETusyp	RETusyp	
FLOW _{usy}	L1	OLS regression	0.00397	0.031	0.0388	0.00191
		QR10 regression	0.0175	0.154**	0.0477	0.0163
		QR50 regression	0.00342 (0.50)	0.0000880 (0.00)	0.0194 (0.44)	0.000153 (0.01)
		QR90 regression	-0.0118 (-1.08)	-0.0530 (-0.76)	0.124 (1.26)	-0.00933 (-0.92)
	L2	OLS regression	-0.000698	0.0560	0.0589	-0.00535
		QR10 regression	-0.0305	-0.145*	0.158	-0.00638
		QR50 regression	-0.00551 (-0.85)	0.0468 (1.47)	0.0222 (0.49)	-0.00580 (-0.56)
		QR90 regression	0.0179 (1.20)	0.0636 (0.78)	0.137 (1.30)	0.0219 (1.33)
	L3	OLS regression	-0.0228**	-0.0530	-0.0214	0.00693
		QR10 regression	-0.0356	-0.0706	-0.177*	-0.0372**
		QR50 regression	-0.0290*** (-4.19)	-0.0734* (-2.14)	-0.0182 (-0.45)	-0.0160 (-1.45)
		QR90 regression	-0.0282* (-2.16)	-0.00261 (-0.03)	-0.0595 (-1.40)	-0.00843 (-0.62)
L4	OLS regression	0.00841	0.0549	-0.0214	0.00693	
	QR10 regression	-0.0134	0.195	-0.00948	-0.0149	
	QR50 regression	0.0122 (1.76)	0.0382 (1.12)	0.0334 (0.68)	0.0144 (1.31)	
	QR90 regression	0.0154 (0.84)	-0.00565 (-0.07)	-0.152*** (-3.86)	0.00686 (0.35)	
N		1251	340	52	859	

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda: (1) amostra (2) pós-eleições (3) pré-eleições (4) governo-anterior

O YEN sofre uma das maiores depreciações dos últimos anos no final de 2012, seria de esperar ganhos elevados (coeficientes claramente positivos), mas o que se observa é uma quase ausência de *smart money*, parece que os investidores não conseguiram perceber (ou não acreditaram) os acontecimentos que estavam para acontecer – a eleição de Shinzo Abe – assim “shortar” o YEN parece uma maldição, a este respeito no artigo “Abenomics is not enough to rescue Japan”, (Henny Sender, 2013) Financial Times, afirma:

“For years if not decades, to go short on the Japanese yen and the Japanese government bond market was known as the graveyard trade as losses swelled”

Segundo o autor, a vida dos investidores não tem sido fácil, obter retornos positivos no *short selling* sobre o YEN tem sido uma missão quase impossível.

Uma possível resposta para a (quase) ausência de *smart money* no momento pré-eleitoral pode estar no facto de a desvalorização do YEN ter-se iniciado em janeiro de 2012 e num período de 13 meses o retorno USDJPY ter sido aproximadamente de 22%, estes dados estão publicados no site Marketwatch por (Eric St-Cyr, 2013) num artigo intitulado “*Looking for a home run? Buy gold, sell yen*” o autor acrescenta que após a subida, e dado não ser possível um movimento de subida eterno, se observe uma pausa (o YEN recupera vs o USD). A entrada dos investidores no final de 2012 poderá já ter sido tardia?

Olhando aos resultados anteriores os retornos com coeficientes superiores a zero e com significado estatístico continuam ausentes revelando ausência de *smart money*.

O que se observa no estudo efetuado nas páginas anteriores é que os resultados (coeficientes) positivos se encontram nas posições longas, ainda que a queda do YEN seja significativa. Este resultado em que a evidência de *smart money* se encontra no lado da compra por parte dos fundos foi, também, verificada por Keswani e Stolin, (2008:117) que concluem da existência de *smart money* derivado das compras de ativos pelos Fundos.

5.3. ETF Ultra MSCI Japan

Complementarmente, estende-se a análise ao mercado acionista estudando os ETFs sobre as ações Japonesas. Será expectável observar uma variação, em sentido contrário ao YEN, destes ativos. Mas, primeiro uma descrição deste produto: O ETF Ultra MSCI *Japan*⁷, procura resultados diários que correspondam a duas vezes a performance diária do MSCI *Japan Index* e tem como ativo subjacente as ações Japonesas.

A *Tabela 5-5* resume as regressões no momento t em cada um dos períodos já definidos e em legenda. Na persecução de sinais de *smart money*, esta é a hipótese nula, é possível identificar coeficientes positivos em (2) e (3). No entanto, apenas no momento pré-eleitoral há, sem qualquer margem de dúvida, *smart money* tanto na regressão face a média (OLS) como na mediana .50 e mais significativamente em .90.

A QR .90 merece um pouco mais de atenção, o valor do coeficiente é bastante elevado, 11,05, significa que uma variação de uma unidade do *Flowuj* irá produzir uma variação de 11,05 unidades no retorno em ETF e como previsto inicialmente há uma forte influência da variável independente, mas, nos retornos de valor superior.

⁷ Proshares <http://www.proshares.com/funds/ej.html>

Usando-se de alguma liberdade estes dois momentos não são mais que a soma da expectativa da eleição de Shinzo Abe e a concretização da mesma. Mas, apenas no momento eleitoral há significado estatístico ($p\text{-value}<0.05$). Uma valorização das ações Japonesas é consistente com a literatura dada a desvalorização, verificada, do YEN impulsionando as exportações de bens e serviços.

Tabela 5-5 ETF ultra japan price t

		(1)	(2)	(3)	(4)
		RETujp	RETujp	RETujp	RETujp
FLOW _{ij}	OLS regression	-0.0142 (-0.55)	0.0664 (1.63)	5.081*** (5.20)	-0.0242 (-1.11)
	QR 10 regression	-0.0328*** (-3.57)	0.105 (1.37)	0.596 (0.22)	-0.0324*** (-5.39)
	QR 50 regression	0 (0.00)	0.0114 (0.37)	4.595*** (3.62)	-0.0228*** (-90.79)
	QR 90 regression	0.0735*** (4.33)	0.0617 (0.31)	11.05*** (7.02)	0.0984*** (6.93)
N		1255	340	52	863

t statistics in parentheses
* $p<0.05$, ** $p<0.01$, *** $p<0.001$
Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

Os resultados anteriores revelam o forte impacto da depreciação do YEN sobre os resultados das empresas Japonesas e foi de tal forma significativo que algumas empresas que não apresentavam resultados positivos já a alguns anos surgiram com ganhos significativos, outras viram amplificadas esses resultados. Esta dinâmica observada entre um YEN desvalorizado versus o Dólar e os resultados das empresas já tinha sido observada anteriormente (Soble and Thompson,2013), revelam no seu artigo a:

“Some companies have still stumbled in spite of the currency crutch. Sony, which reported its first net profit in half a decade earlier this year...”

“For instance, Ricoh, the office equipment maker, reported its first revenue increase in almost five years, a jump of 15 per cent. But without the yen’s slide, the rise would have been a mere 1.4 per cent.”

Se num dado momento t é possível identificar a capacidade dos investidores compreenderem o sentido do mercado, já não é tão clara essa capacidade com desfaseamento

temporal, ou seja, no momento $t-i$ (com $i=1,2,3,4$). A primeira conclusão a tirar da *Tabela 5-6* é a de existência de *smart money*, mas, em valor muito reduzido comparativamente com a tabela anterior. A segunda conclusão prende-se com o facto de os investidores conseguirem obter mais resultados positivos em (1) e (4), toda a amostra e governação anterior respetivamente do que nos períodos pré e pós eleições, ainda que na coluna (3) há um valor que se destaca dos restantes e que revela a janela de oportunidade detetada pelos investidores no mercado acionista

Uma vez mais verifica-se a existência de um efeito das variáveis independentes em diferentes quantis sobre a variável dependente.

Os resultados evidenciados pelas regressões dos quantis confirmam a suspeita inicial que as ocorrências extremas têm um papel determinante nos retornos e verifica-se uma clara situação de *smart money*. O quantile .50 destaca-se, até um desfasamento de três dias os investidores obtêm retornos positivos (coeficiente >0), um claro significado estatístico.

Um dos objetivos deste trabalho é investigar o um impacto de um dado acontecimento, eleições no Japão, sobre o YEN e olhando para este período (2) e (3) apenas se verifica um coeficiente positivo e estatisticamente significativo antes das eleições e no intervalo inferior, ou seja, uma forte influência do Flowuj nos retornos positivos de valor mais baixo, ainda assim, os investidores mostraram capacidade para perceber o mercado.

Claramente os investidores conseguiram obter os proveitos desejados num momento em que o mercado se apresentava com alguma previsibilidade, ou seja, na governação anterior à de Shinzo Abe (4). Nas restantes situações já não se pode fazer a mesma afirmação.

Tabela 5-6 ETF ultra japan price t-i

		(1)	(2)	(3)	(4)	
		RETujp	RETujp	RETujp	RETujp	
FLOWij	L1	OLS regression	0.0311 (1.56)	-0.0282 (-0.81)	0.878 (0.24)	0.0353 (1.72)
		QR10 regression	0.00543 (0.24)	-0.121** (-3.06)	6.966* (2.21)	0.00615 (0.26)
		QR50 regression	0.0470*** (21.40)	0.0165 (0.51)	1.158 (0.26)	0.0510*** (427.42)
		QR90 regression	0.0301** (3.03)	-0.0384 (-0.43)	0.550 (0.36)	0.0360** (3.03)
	L2	OLS regression	0.0213 (1.84)	-0.0422 (-0.71)	-2.984 (-0.88)	0.0222* (2.54)
		QR10 regression	0.0267 (1.69)	-0.0994 (-0.71)	-4.018 (-1.54)	0.0279* (2.43)
		QR50 regression	0.0286*** (19.97)	-0.00831 (-0.24)	-0.290 (-0.06)	0.0251*** (205.80)
		QR90 regression	0.0365*** (4.06)	-0.0224 (-0.31)	-1.533 (-0.70)	0.0115 (1.92)
	L3	OLS regression	0.0199 (1.78)	-0.0719 (-1.61)	-6.274 (-1.98)	0.0278*** (4.25)
		QR10 regression	0.0109 (0.62)	-0.0694 (-0.77)	-13.79*** (-4.57)	0.0553*** (7.14)
		QR50 regression	0.0171*** (7.87)	-0.0378 (-1.18)	-2.531 (-0.58)	0.0301*** (237.08)
		QR90 regression	0.0194* (2.02)	-0.0694 (-0.70)	-4.473* (-2.04)	0.0208*** (3.40)
L4	OLS regression	-0.00571 (-0.54)	-0.0567 (-1.72)	-0.815 (-0.35)	-0.00464 (-0.37)	
	QR10 regression	0.00354 (0.22)	-0.108 (-1.47)	-17.39*** (-6.64)	-0.00326 (-0.20)	
	QR50 regression	0.0000152 (0.01)	-0.0325 (-1.06)	1.158 (0.50)	-0.0154*** (-127.27)	
	QR90 regression	-0.0354*** (-6.15)	-0.0619 (-1.50)	2.616 (0.99)	-0.0298*** (-5.14)	
N		1251	340	52	859	

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

Os investidores do mercado acionista, claramente, tiraram proveito da desvalorização do YEN/USD, os coeficientes, claramente positivos, provam a habilidade destes na interpretação dos sinais que o mercado transmitia e da expectativa de um futuro Governo Japonês imprimir uma política expansionista com todos os benefícios que os grandes exportadores daí possam colher.

Continua-se, no ponto seguinte, com a análise sobre as ações Japonesas, mas, nas posições curtas.

5.4. ETF Ultrashort MSCI Japan

ETF Ultrashort MSCI *Japan*, procura resultados diários que correspondam a menos duas vezes (-2x) a performance diária do MSCI *Japan Index*.

ETF Ultrashort Japan, replica o mercado de capitais Japonês, mas, revela um sentimento pessimista dos investidores.

A metodologia usada segue a anterior. Em resultado de uma desvalorização do YEN é expetável uma valorização no mercado acionista e foi isso que verificamos no ponto anterior, logo, num mesmo momento as posições curtas, nos mesmos ativos, não produzem (ou podem não produzir) ganhos e é essa realidade que se verifica, atente-se nos resultados apresentados na *Tabela 5-7*, são consistentes uma vez que não há sinais de *smart money*. A exceção verifica-se longe do momento eleitoral (anterior governo (4)) em que se verifica alguma influência dos *Flows* sobre os retornos.

No ambiente político que se vivia em 2012 os investidores em posições curtas (pessimistas) no mercado acionista Japonês não tiveram a capacidade de obter retornos positivos, *smart money*. Observa-se um comportamento contrário ao encontrado nas posições longas nas ações Japonesas. Os resultados aparentam ter alguma consistência.

Tabela 5-7 ETF ultrashort japan price t

		(1)	(2)	(3)	(4)
		RETusjp	RETusjp	RETusjp	RETusjp
FLOWusj	OLS regression	-0.00201 (-0.09)	-0.0492* (-2.35)	-5.498 (-0.70)	0.0220 (0.74)
	QR 10 regression	-0.141*** (-9.49)	-0.143** (-3.06)	-25.90** (-3.46)	0.0340* (2.25)
	QR 50 regression	-0.00982 (-1.34)	-0.0309* (-2.55)	-6.043 (-0.92)	0.00428 (0.63)
	QR 90 regression	-0.0244 (-0.72)	-0.0396* (-2.27)	16.75 (1.82)	0.00241 (0.04)
N		1255	340	52	863

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

Considerando agora a *Tabela 5-8* referente a avaliação da capacidade dos investidores anteciparem o mercado, ou seja, recorrendo a um desfasamento até quatro dias aferir da existência de coeficientes positivos e significantes – *Smart money*.

A conclusão que se pode tirar não difere muito da que decorre do investimento num dado momento t. Apenas se verifica a hipótese deste trabalho no momento designado (4) e com a diferença que com um *lag* há um impacto da variável independente Flowusj no limite superior, QR.90. Pode-se concluir que nesta situação (e única) os investidores conseguem prever corretamente o movimento do mercado acionista e afirmar: Presença de *smart money*.

Tabela 5-8 ETF ultrashort japan price t-i

		(1)	(2)	(3)	(4)	
		RETusjp	RETusjp	RETusjp	RETusjp	
FLOWusj	L1	OLS regression	-0.00368 (-0.12)	-0.0559 (-1.87)	6.246 (1.09)	0.0334 (1.02)
		QR10 regression	0.00399 (0.11)	-0.0838 (-1.07)	-5.635 (-0.38)	0.000947 (0.02)
		QR50 regression	-0.00423 (-0.53)	-0.0285 (-1.78)	5.543 (0.82)	0.0571*** -5.8
		QR90 regression	0.0562 (1.50)	-0.0553 (-1.87)	-3.666 (-0.24)	0.0615** (2.60)
	L2	OLS regression	-0.0155 (-0.72)	0.0169 (0.76)	-3.768 (-0.71)	-0.0461 (-1.42)
		QR10 regression	-0.0536 (-1.60)	0.0394 (1.51)	4.315 (0.37)	-0.0741 (-1.46)
		QR50 regression	-0.00274 (-0.35)	0.00138 (0.10)	-7.133 (-1.06)	-0.0194 (-1.85)
		QR90 regression	0.0147 (0.46)	0.0145 (0.46)	-2.559 (-0.24)	-0.00414 (-0.10)
	L3	OLS regression	-0.0517** (-2.72)	-0.0473 (-1.23)	-0.104 (-0.02)	-0.0503* (-2.56)
		QR10 regression	-0.0659*** (-5.58)	0.00635 (0.24)	0.465 (0.04)	-0.0613*** (-4.03)
		QR50 regression	-0.0641*** (-8.04)	-0.0692*** (-4.35)	-4.174 (-0.59)	-0.0594*** (-5.96)
		QR90 regression	-0.0396 (-0.92)	-0.0678 (-0.61)	3.719 (0.25)	-0.0389 (-0.74)
L4	OLS regression	-0.00241 (-0.18)	-0.00949 (-0.36)	-11.73 (-1.83)	-0.000291 (-0.02)	
	QR10 regression	0.0233 (1.17)	-0.0198 (-0.32)	1.879 (0.17)	0.0211 (1.81)	
	QR50 regression	-0.000817 (-0.10)	-0.00556 (-0.37)	-17.08* (-2.50)	-0.00318 (-0.32)	
	QR90 regression	-0.00432 (-0.24)	-0.0583** (-3.25)	-24.56 (-1.31)	-0.0227 (-1.05)	
N		1251	340	52	859	

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

No *short selling*, ainda que se encontrem coeficientes positivos sinónimo de *smart money*, de forma geral não se pode afirmar que os investidores tivessem obtido ganhos com este ativo. Pelo contrário, alguns coeficientes são profundamente negativos e com significado estatístico (Tabela 5-8 na L4 QR50) que leva a concluir que em pré eleições as posições curtas foram um quase desastre.

Para finalizar este capítulo fica um breve apontamento sobre os resultados das políticas orçamental e monetária após (quase) um ano do início da sua implementação. Os resultados parecem longe de corresponderem as expectativas iniciadas com a eleição de Shinzo Abe. P.e., a desvalorização do Yen teve maior importância no aumento do valor das vendas das empresas Japonesas nos mercados estrangeiros, mas não no aumento no volume das exportações. Soble and Thompson (2013) confirmam que os resultados não correspondem ao esperado aumento das exportações.

“The roughly one-fifth decline in Japan’s currency over the past 12 months has helped, mostly by increasing the value of overseas sales in yen terms rather than boosting actual export volumes.”

A tabela seguinte (*Tabela 5-9*) resume os resultados encontrados e apresentados nas páginas anteriores, uma vez mais, os investidores nas posições longas conseguem identificar as possibilidades de retornos positivos, esta situação seria normal, não fosse o caso de, p.e. na coluna (3) o YEN ter desvalorizado significativamente. Estes resultados são ainda mais surpreendentes pelo facto de no mesmo período os investidores em posições curtas não apresentarem coeficientes positivos.

Tabela 5-9 Resumo ETFs

ETF	(1)		(2)		(3)		(4)	
	t	t-i	t	t-i	t	t-i	t	t-i
ETF Ultra Yen	Aceita-se	Aceita-se	Aceita-se	Aceita-se	Rejeita-se	Aceita-se	Aceita-se	Aceita-se
ETF UltraShort Yen	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Aceita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Aceita-se	Rejeita-se
ETF Ultra Japan	Aceita-se	Aceita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Aceita-se	Aceita-se	Aceita-se	Aceita-se
ETF UltraShort Japan	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Aceita-se	Aceita-se
N	1251		340		52		859	

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

t num dado momento

t-i com i=1, 2, 3, 4 semanas

6. Contratos Futuros

Um contrato futuro pode-se definir como um acordo, entre os intervenientes, de compra ou venda de um dado ativo numa data futura a um preço inicialmente definido. Na data de vencimento do contrato a liquidação efetua-se em dinheiro, há, no entanto a possibilidade da liquidação ser efetuada pela entrega do ativo subjacente ao contrato futuro⁸.

Neste ponto será avaliado o comportamento do YEN face a expectativa do seu preço futuro.

A metodologia será a utilizada no capítulo dos ETFs. As tabelas seguintes refletem os resultados das regressões dos contratos futuros usando o mesmo princípio regressivo do capítulo anterior, ou seja, o estudo do contrato futuro sobre o YEN no momento t e $t-i$ (com $i=1,2,3,4$) com periodicidade semanal e recorrendo a uma OLS e QR.

A variável dependente, notada $\Delta\text{futcont}$ refere-se a variação logarítmica do preço futuro em contínuo sobre o YEN e as variáveis independentes as variações logarítmicas dos open interest dos *Commercial traders* e *noncommercial traders* nas suas posições longas e curtas.

6.1. Commercial

Recorda-se, agora, que um *Commercial trader* é a entidade que detém tanto o Contrato Futuro como o seu ativo subjacente. O objetivo é a cobertura de risco (*hedging*).

6.1.1 Commercial long

Inicia-se a análise pelas posições longas dos *Commercial traders* (Tabela 6-1).

A primeira observação é que os *Commercial traders* (Δcoml) conseguem prever corretamente a evolução do YEN, repare-se que os coeficientes são maiores que zero em todos os períodos em análise, ainda que estatisticamente significativo apenas é observado em (3) período eleitoral. Os *Commercial* antecipam que YEN estará longo num dado futuro. Se se observar o gráfico 10 verifica-se uma recuperação, em 2013, do YEN face ao USD, consistente com a expectativa no momento pré-eleitoral.

No início deste trabalho foi afirmado da existência de *fat tails* e uma vez mais, o recurso as regressões em quantis revelam que os *open interest* têm influência nas variações dos preços

⁸ <http://www.cftc.gov/ConsumerProtection/EducationCenter/FuturesMarketBasics/index.htm>

Futuros e claramente é no limite superior que se verificam ganhos mais elevados, prova de ocorrências extremas e frequentes.

Tabela 6-1 Commercial long YEN Futures Contracts price t

	(1) futcont	(2) futcont	(3) futcont	(4) futcont	
Open Interest	OLS regression	0.00315 (1.04)	0.00571 (0.55)	0.0536* (2.82)	0.00325 (1.02)
	QR 10 regression	0.00528 (0.82)	0.0153 (1.17)	0.0422** (4.24)	0.00351 (0.39)
	QR 50 regression	0.00317 (0.60)	0.00445 (0.40)	0.0759 (1.50)	0.00441 (0.98)
	QR 90 regression	0.000590 (0.12)	0.0112 (0.32)	0.0911*** (33.81)	0.00234 (0.74)
	N	251	68	10	173

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

Se nas posições longas os coeficientes são positivos então como se comportarão nas posições curtas? Espera-se uma situação contrária, ou seja, uma completa ausência de valores significativos e positivos. Será, no próximo ponto, explorada esta questão.

6.1.2 Commercial short

Commercial short segue o racional anterior, mas, agora, o sentimento é pessimista e as posições abertas são no sentido de uma descida futura do YEN.

As tabelas seguintes referem-se às posições curtas dos *Commercial*, comum a todas é a ausência de *smart money*, apesar de observar alguns coeficientes positivos sem significância estatística. Não se verifica capacidade dos *Commercial* obterem ganhos superiores em posições curtas. Estes resultados são consistentes se se compararem com os anteriores que correspondem ao seu oposto.

A conclusão é clara: Não há *smart money*.

Tabela 6-2 Commercial short YEN Futures Contracts price t

	(1) futcont	(2) futcont	(3) futcont	(4) futcont	
Open Interest	OLS regression	0.000572 (0.21)	0.00177 (0.39)	-0.0164* (-2.54)	0.000696 (0.23)
	QR 10 regression	0.00288 (0.57)	-0.00203 (-0.30)	-0.0249*** (-6.32)	0.00853 (1.36)
	QR 50 regression	-0.00107 (-0.38)	0.00302 (0.55)	-0.0141 (-1.73)	-0.00286 (-0.76)
	QR 90 regression	0.0000742 (0.02)	0.00363 (0.52)	-0.0200*** (-14.91)	0.000114 (0.03)
	N	251	68	10	173

t statistics in parentheses
 * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001
 Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

6.2. NonCommercial

Agora é o momento de aferir quanto a capacidade dos *NonCommercial* perceberem o mercado e obterem ganhos (coeficiente>0). Recordo que *NonCommercial* são todos os investidores que detêm um contrato futuro com o objetivo de obter ganhos com a variação deste (contrariamente aos *Commercial* que usam os futuros para cobertura de risco).

6.2.1 NonCommercial long

O comportamento destes investidores é claramente diferente dos anteriores. Enquanto nos resultados dos *Commercial* os coeficientes são todos positivos e com inequívocos ganhos no momento pré-eleitoral, os *noncomercial* apresentam resultados positivos apenas no momento pré-eleição e evidência de *smart money* em Q .10 (Tabela 6-3), ou seja, os *open interest* implicam no preço do contrato futuro mas nos valores inferiores.

A explicação para os resultados destes investidores parece residir no facto dos *Commercial traders* deterem, possivelmente, por períodos de tempo mais longos os Contratos Futuros pela razão de estarem a cumprir a missão de cobertura de risco.

Tabela 6-3 *NonCommercial long YEN Futures Contracts price t*

	(1)	(2)	(3)	(4)	
	futcont	futcont	futcont	futcont	
Open Interest	OLS regression	-0.00194 (-0.79)	-0.00590 (-1.11)	0.00175 (0.20)	-0.00184 (-0.65)
	QR 10 regression	-0.00287 (-0.57)	-0.00850 (-1.19)	0.0484*** (6.36)	0.00477 (0.65)
	QR 50 regression	-0.00368 (-1.08)	-0.00267 (-0.34)	0.00921 (0.43)	-0.00559 (-1.67)
	QR 90 regression	-0.000486 (-0.12)	-0.000272 (-0.02)	-0.00368 (-1.61)	0.000903 (0.21)
	N	251	68	10	173

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

6.2.2 NonCommercial short

Ainda na avaliação dos *NonCommercial* mas agora nas posições curtas, verifica-se que no momento que antecede a eleição de Shinzo Abe, os *NonCommercial* apresentam coeficientes positivos e significantes quer seja numa OLS ou numa QR, estamos perante uma capacidade de obter ganhos que se enquadram no conceito *smart money*. Nos restantes períodos e nas diferentes análises verifica-se um mistura de resultados, mas, com tendência para coeficientes negativos.

Se se compara estes resultados com aqueles obtidos pelos *Commercial traders* em posições longas revelam posições antagónicas, ou seja, quando uns estão longos os outros estão curtos, consistente com a literatura apresentada, (Schmeling, 2007).

Tabela 6-4 NonCommercial short YEN Futures Contracts price t

	(1) futcont	(2) futcont	(3) futcont	(4) futcont	
Open Interest	OLS regression	-0.00257 (-0.71)	-0.00647 (-0.39)	0.0384*** (8.47)	-0.00244 (-0.62)
	QR 10 regression	-0.0115 (-1.63)	0.0152 (0.57)	0.0291*** (16.58)	-0.00813 (-0.67)
	QR 50 regression	-0.000870 (-0.24)	-0.00234 (-0.13)	0.0428** (4.02)	0.00229 (0.47)
	QR 90 regression	0.00224 (0.40)	-0.00766 (-0.11)	0.0466*** (24.81)	0.00470 (0.98)
	N	251	68	10	173

t statistics in parentheses
 * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001
 Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

O entendimento do mercado financeiro num dado momento t por parte dos *Commercial* e *NonCommercial* é antagónico, quer dizer que se verificam valores positivos em posições longas para uns e em posições curtas para outros. Parece fazer sentido se enquadrar nas razões que uns e outros têm para entrar no mercado, ou seja, os *Commercial* entram no mercado para uma cobertura de risco é possível que esta decisão obrigue a uma permanência de longo prazo. Já os *NonCommercial* entram como “especuladores” esperando obter valorizações, provavelmente, num curto prazo, e num curto prazo era expectável a queda do YEN, tal como se observou.

6.3. Commercial t-i

Qual a capacidade de prever o mercado por parte dos investidores com antecipação? Para responder a esta questão serão efetuados os estudos com um desfasamento até quatro semanas seguindo o mesmo caminho anterior.

No ponto 6.4. irá proceder-se a uma análise semelhante mas para os NonCommercial.

6.3.1 Commercial long t-i

Olhando aos resultados plasmados nas tabelas seguintes concluí-se que, os *Commercial*, a uma semana (L1) percebem a direção do mercado corretamente (coluna (2)). No entanto, e contrariamente ao observado no momento t, estamos perante uma mistura de resultados, ainda que uma vez mais haja evidência de *smart money* (Tabela 6-5 colunas (2) e (3)) este observa-se tanto nas duas primeiras *lag*, como na quarta.

Nos diversos ativos até agora analisados em nenhum se encontrou evidência de *smart money* em L4, o que mudou? Agora as variações dos *open interest* têm impacto na variação do preço dos Contratos Futuros, estes investidores conseguem prever com maior exatidão a tendência do mercado financeiro até quatro semanas de desfasamento.

Tabela 6-5 Commercial long YEN Futures Contracts price t-i

		(1)	(2)	(3)	(4)	
		futcont	futcont	futcont	futcont	
Open Interest	L1	OLS regression	0.00474 (1.18)	0.0220* (2.06)	0.0319 (1.88)	0.00365 (0.85)
		QR10 regression	0.0154 (1.95)	0.00786 (0.96)	0.0494*** (25079525.47)	0.0181 (1.53)
		QR50 regression	0.00406 (0.91)	0.0227 (1.00)	0.0376 (0.51)	0.00488 (1.33)
		QR90 regression	-0.00110 (-0.11)	0.0321 (1.49)	0.0253*** (2.22e+08)	-0.00411 (-0.45)
	L2	OLS regression	0.00249 (0.71)	0.0104 (0.65)	-0.0209 (-1.21)	0.00304 (0.86)
		QR10 regression	0.00305 (0.39)	0.0282** (3.28)	-0.0633*** (-1.58e+07)	0.00607 (0.62)
		QR50 regression	0.00331 (0.76)	0.00530 (0.24)	-0.0392 (-0.35)	0.00418 (1.15)
		QR90 regression	-0.00287 (-0.49)	0.00703 (0.26)	-0.0185*** (-1.58e+08)	0.000235 (0.06)
	L3	OLS regression	0.000447 (0.11)	-0.00438 (-0.37)	-0.0162 (-0.75)	0.00192 (0.48)
		QR10 regression	-0.0126 (-1.92)	-0.0115 (-1.07)	-0.0141*** (-1.01e+07)	-0.00594 (-0.71)
		QR50 regression	0.00208 (0.48)	-0.0171 (-0.69)	0.000610 (0.01)	0.00427 (1.19)
		QR90 regression	-0.000162 (-0.02)	0.0261 (0.82)	-0.0470*** (-3.40e+08)	-0.000801 (-0.10)
L4	OLS regression	-0.00101 (-0.33)	-0.0220 (-1.81)	0.0256 (2.31)	0.00104 (0.33)	
	QR10 regression	-0.00850 (-1.55)	-0.0338** (-2.98)	0.0154*** (6977885.78)	0.00646 (0.96)	
	QR50 regression	-0.000666 (-0.16)	-0.0178 (-0.79)	0.0196 (0.32)	0.000749 (0.21)	
	QR90 regression	-0.00427 (-0.68)	0.0155 (0.47)	0.0356*** (4.71e+08)	-0.00533 (-0.97)	
N		1251	340	52	859	

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

6.3.2 Commercial short t-i

Uma vez mais o foco está todo na coluna (3) pré-eleições. Verifica-se em todas as *lag* existência de coeficientes positivos e significativos e é tão mais importante pelo facto de em L1 e L2 ocorrer uma forte influência dos *open interest* nos valores mais elevados das variações dos preços dos Contratos Futuros. Neste período estamos perante o *smart money* relevando a capacidade para a boa decisão dos investidores.

Tabela 6-6 Commercial short YEN Futures Contracts price t-i

		(1)	(2)	(3)	(4)	
		futcont	futcont	futcont	futcont	
Open Interest	L1	OLS regression	0.00177 (0.56)	0.00510 (1.04)	-0.00935 (-0.41)	0.000223 (0.06)
		QR10 regression	0.00511 (1.02)	0.00285 (0.27)	-0.0543*** (-1.47e+09)	0.00883 (1.01)
		QR50 regression	0.00102 (0.31)	0.00623 (0.86)	-0.0303 (-0.28)	-0.00416 (-1.17)
		QR90 regression	-0.00220 (-0.33)	0.00672 (0.59)	0.00382*** (4.64e+15)	-0.00560 (-0.58)
	L2	OLS regression	-0.00180 (-0.65)	0.00204 (0.36)	0.00806 (0.56)	-0.00421 (-1.60)
		QR10 regression	0.00413 (0.85)	0.00249 (0.18)	-0.00508*** (-1.08e+08)	0.000860 (0.15)
		QR50 regression	-0.00438 (-1.36)	0.00538 (0.86)	0.00834 (0.11)	-0.00668 (-1.92)
		QR90 regression	-0.00322 (-0.72)	-0.00460 (-0.38)	0.00792*** (7.98e+15)	-0.00202 (-0.40)
	L3	OLS regression	-0.000274 (-0.12)	-0.000602 (-0.16)	0.00802 (0.53)	-0.000325 (-0.11)
		QR10 regression	-0.00444 (-0.96)	-0.00449 (-0.72)	0.00870*** (3.16e+08)	0.00225 (0.20)
		QR50 regression	-0.000768 (-0.24)	0.000289 (0.04)	-0.00265 (-0.04)	-0.00152 (-0.44)
		QR90 regression	0.00308 (0.64)	-0.00779 (-0.72)	-0.00213*** (-1.49e+15)	0.00161 (0.29)
	L4	OLS regression	-0.00464* (-2.03)	-0.00529 (-1.26)	0.00177 (0.11)	-0.00468 (-1.61)
		QR10 regression	-0.00746 (-1.06)	-0.00857 (-1.54)	0.0221*** (7.43e+08)	-0.00876 (-0.82)
		QR50 regression	-0.00654* (-2.06)	0.00198 (0.33)	-0.00203 (-0.02)	-0.00796* (-2.36)
		QR90 regression	-0.000711 (-0.13)	-0.000343 (-0.03)	0.0114*** (9.53e+15)	-0.00106 (-0.15)
		N	1251	340	52	859

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

No momento pré-eleitoral (3) com um e dois *lag* de desfaseamento verifica-se a existência de *smart money*. Esta situação é consistente porque neste período o YEN desvaloriza diariamente e de forma significativa.

6.4. NonCommercial t-i

6.4.1 NonCommercial long t-i

Os *NonCommercial traders* correspondem aos investidores que especulam com os contratos futuros (não detêm o ativo subjacente) e neste caso será analisada a capacidade de preverem o mercado cambial até quatro semanas de antecedência

Pode-se observar na *Tabela 6-7* que é no momento pré-eleitoral que estes investidores apresentam coeficientes positivos e significativos, revelando capacidade de compreender o mercado em L2, L3 e L4 e enquadrando-se no conceito *smart money*. Recordo que estes mesmos investidores num dado momento t não obtiveram tão assinaláveis resultados. É

possível que a natureza do investimento, especulação, esteja a influenciar os ganhos que aparentam ser superiores aos dos *Commercial traders*.

Tabela 6-7 NonCommercial long YEN Futures Contracts price t-i

		(1)	(2)	(3)	(4)	
		futcont	futcont	futcont	futcont	
Open Interest	L1	OLS regression	-0.00288 (-0.98)	-0.0117 (-1.65)	-0.00571 (-0.42)	-0.00146 (-0.46)
		QR10 regression	-0.00689 (-1.61)	-0.0154 (-0.93)	-0.0277*** (-1.41e+16)	0.00438 (0.75)
		QR50 regression	-0.00460 (-1.36)	-0.00763 (-0.86)	0.00434 (0.06)	-0.00472 (-1.19)
		QR90 regression	-0.00613 (-1.08)	-0.0284 (-1.75)	-0.0132*** (-1.51e+08)	-0.00296 (-0.38)
	L2	OLS regression	-0.00292 (-1.23)	-0.00515 (-0.57)	0.00254 (0.28)	-0.00330 (-1.37)
		QR10 regression	0.00357 (0.82)	0.00521 (0.33)	0.0177*** (7.62e+15)	-0.00409 (-0.96)
		QR50 regression	-0.00385 (-1.14)	-0.00568 (-0.61)	0.00357 (0.08)	-0.00399 (-1.03)
		QR90 regression	-0.00391 (-0.83)	-0.0264 (-1.40)	0.0178*** (1.57e+08)	-0.00140 (-0.27)
	L3	OLS regression	-0.000787 (-0.26)	0.00499 (0.76)	0.00747 (0.48)	-0.00254 (-0.77)
		QR10 regression	-0.00179 (-0.24)	0.0103 (0.74)	-0.0113*** (-6.04e+15)	-0.00979 (-0.96)
		QR50 regression	-0.00178 (-0.51)	0.00743 (0.85)	0.00856 (0.11)	-0.00351 (-0.93)
		QR90 regression	-0.0000890 (-0.02)	-0.0125 (-1.25)	0.0312*** (3.85e+08)	0.0000140 (0.00)
	L4	OLS regression	-0.00154 (-0.60)	0.0105 (1.67)	-0.00168 (-0.14)	-0.00447 (-1.62)
		QR10 regression	-0.00423 (-0.74)	-0.00536 (-0.43)	0.00355*** (1.53e+15)	-0.0121 (-1.44)
		QR50 regression	-0.000397 (-0.11)	0.0164 (1.82)	-0.0136 (-0.25)	-0.00616 (-1.55)
		QR90 regression	0.00325 (0.54)	0.00881 (1.18)	0.000203*** (2537833.41)	0.00131 (0.32)
		N	1251	340	52	859

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

6.4.2 NonCommercial short t-i

Atente-se na *tabela 2.2-6* em L3, coluna (3) se consegue encontrar coeficiente positivo e com significância, uma fraca evidência de *smart money*. Estes resultados são o opostos dos verificados quando analisado o comportamento destes investidores num momento t e demonstram a incapacidade, nas circunstâncias vividas, de obterem ganhos com as variações do YEN.

Tabela 6-8 NonCommercial short YEN Futures Contracts price t-i

		(1)	(2)	(3)	(4)	
		futcont	futcont	futcont	futcont	
Open Interest	L1	OLS regression	0.00158 (0.40)	0.0204 (1.46)	0.00369 (0.27)	0.00124 (0.30)
		QR10 regression	0.00354 (0.59)	0.0162 (0.47)	0.00512 (0.31)	-0.00427 (-0.59)
		QR50 regression	0.00543 (1.24)	0.00536 (0.30)	-0.00249 (-0.08)	0.00362 (0.98)
		QR90 regression	-0.000985 (-0.08)	0.0175 (0.44)	-0.00712*** (-7.44e+15)	-0.00435 (-0.42)
	L2	OLS regression	0.000469 (0.14)	0.00287 (0.16)	-0.0107 (-1.03)	0.00192 (0.56)
		QR10 regression	-0.0104 (-1.43)	0.00865 (0.26)	0.00487 (0.41)	-0.00239 (-0.25)
		QR50 regression	0.000994 (0.22)	0.0107 (0.56)	-0.00963 (-0.23)	0.0000397 (0.01)
		QR90 regression	-0.000855 (-0.12)	0.00223 (0.06)	-0.0146*** (-1.08e+16)	0.00397 (0.68)
	L3	OLS regression	0.00190 (0.46)	0.00508 (0.24)	-0.00711 (-0.55)	0.00334 (0.79)
		QR10 regression	-0.000737 (-0.07)	-0.00428 (-0.09)	-0.0205 (-2.27)	0.00271 (0.22)
		QR50 regression	0.00326 (0.71)	-0.00892 (-0.39)	0.00202 (0.05)	0.00907* (2.37)
		QR90 regression	0.00149 (0.16)	0.0296 (0.52)	0.00121*** (7.80e+14)	-0.00105 (-0.14)
	L4	OLS regression	-0.000519 (-0.13)	-0.0164 (-0.95)	0.00864 (0.53)	0.00103 (0.25)
		QR10 regression	-0.000457 (-0.04)	-0.00891 (-0.25)	-0.0285 (-1.80)	0.00600 (0.46)
		QR50 regression	-0.000885 (-0.19)	-0.0225 (-1.17)	0.0231 (0.50)	-0.0000815 (-0.02)
		QR90 regression	-0.00255 (-0.36)	-0.00736 (-0.13)	-0.0146*** (-1.11e+16)	-0.00362 (-0.60)
N		1251	340	52	859	

t statistics in parentheses

* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

Verificou-se, nas tabelas anteriores, resultados variados, a *Tabela 6-9* seguinte resume as respostas a pergunta inicial: Há evidência de smart money, ou seja, aceita-se ou rejeita-se a hipótese formulada e que a seguir se recorda?

$H_0: >0$ (evidência de *smart money*)

Tabela 6-9 Resumo Contratos Futuros

Futures Continuous Contracts

	(1)		(2)		(3)		(4)	
	t	t-i	t	t-i	t	t-i	t	t-i
Commercial Long	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Aceita-se	Aceita-se	Aceita-se	Rejeita-se	Rejeita-se
Commercial Short	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Aceita-se	Rejeita-se	Rejeita-se
NonCommercial Long	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Aceita-se	Aceita-se	Rejeita-se	Rejeita-se
NonCommercial Short	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Rejeita-se	Aceita-se	Aceita-se	Rejeita-se	Aceita-se
N	251		68		10		173	

Legenda:(1)amostra(2)pós-eleições(3)pré-eleições(4)governo-anterior

t num dado momento

t-i com i=1, 2, 3, 4 semanas

Os intervenientes no mercado de futuros, como já descrito, têm estratégias diferentes e estas refletem o desempenho dos investidores. Os *Commercial traders* apresentam nas suas posições longas fortes sinais de *smart money* a semelhança dos *NonCommercial traders*. Mas estes últimos também são assertivos nas posições curtas. Os resultados verificados pelos *NonCommercial*, tanto em posições longas como curtas, são, talvez, suportados pela atitude especulativa deste grupo de investidores.

A terminar fica uma breve comparação entre os resultados verificados com os ETFs e os contratos futuros sobre o YEN. Os resultados sugerem que no contexto político e económico inicialmente descrito, os investidores do mercado de futuros conseguiram obter melhores resultados, tanto em posições curtas como longas, do que aqueles do mercado de ETFs, que apesar de apresentarem alguns resultados relevantes aparentam ser inferiores aos futuros.

Uma justificação apontada para os resultados dos contratos futuros e em especial dos *NonCommercial* é a sua postura especulativa e presumivelmente de curto prazo, mas, os ETFs, apesar da sua natureza especial, são transacionados em bolsa e podem ser detidos por quanto tempo o investidor entender, então porque não se verifica um desempenho próximo do observado nos futuros? Será a dimensão do mercado um fator relevante?

7. Conclusões

O desenvolvimento político que empurrou o YEN para uma trajetória descendente não passou despercebida aos investidores que pensaram ver uma oportunidade para obter ganhos com este movimento no mercado cambial. Os resultados divergentes, ou pelo menos distantes, mostram diferenças significativas entre os investidores em ETFs e contratos Futuros.

A evidência de existência de *smart money* é clara mas, enquanto no mercado dos ETFs sobre o YEN os resultados positivos, quando existem, apresentam valores reduzidos. Já os investidores em ETFs sobre as ações, contrariamente aos anteriores, obtiveram resultados apreciáveis. No mercado de Futuros os investidores apresentam uma capacidade de decisão mais assertiva e em consequência melhores resultados.

Esta mistura e divergência de resultados está descrita na literatura (referida no capítulo I) a qual aponta resultados contraditórios entre si. Os resultados variam assentes em diversos motivos: Se estamos perante grandes ou pequenos investidores, quanto a capacidade de produzir ou entender a informação, ou, ainda, a capacidade de usar corretamente as ferramentas para análise de um mercado de capitais marcado recentemente por uma forte instabilidade financeira e política. Este trabalho revela algumas destas diferenças, mas, e principalmente, mostra a capacidade dos investidores conseguirem “navegar” numa subida e descida, por vezes abrupta, no preço do YEN e obterem retornos positivos dos seus investimentos ou na linguagem deste trabalho: “*Smart money*”.

Esta tese tem como objetivo pesquisar evidência de *smart money* no investimento sobre o YEN. Focou-se a análise numa amostra de ETFs ULTRA (SHORT) YEN e Contratos Futuros com ativo subjacente YEN e ETF's MSCI com ativo subjacente equities Japonesas compreendida entre 9-6-2009 e 1-4-2014 (1). Tendo-se ainda analisado três subperíodos: Um que decorre da eleição de Shinzo Abe, 12-12-2012 a 1-4-2014 (2); Avaliação do impacto do momento eleitoral, 1-10-2012 a 11-12-2012 (3); E por fim, o estudo do intervalo de tempo entre 9-6-2009 e 30-9-2013 que se abrange o final da legislatura do anterior governo (4).

Além de procura dar resposta quanto a *smart money* num dado momento t , mas estende-se a pesquisa quanto a capacidade dos investidores conseguirem prever com algum antecedência a direção do mercado cambial USD/YEN. Assim, utilizei um desfazamento até quatro períodos (quatro dias no caso dos ETFs e quatro semanas nos contratos futuros).

Vejamos, primeiro, os resultados do ETF Ultra YEN, ou seja, as posições longas, no período temporal que envolve toda a amostra (1) num dado momento t . É possível observar um impacto positivo dos *flows* sobre os retornos sobre o YEN, este coeficiente positivo evidencia a existência de *smart money* e é extensível aos períodos designado *Abenomic* (2) e da governação anterior (4). Se atendermos aos resultados obtidos com o recurso ao desfasamento estes são semelhantes aos anteriores, com uma única diferença, é possível observar *smart money* no período pré-eleitoral (3) caracterizado por uma forte depreciação do YEN a razão deste resultado está ligado ao facto de esta observação se verificar com recurso a *conditional median* .10, ou melhor, o impacto do *flow* em L1 influencia positivamente os retornos nos limites inferiores do intervalo. É possível afirmar que os investidores avaliaram corretamente as expectativas do mercado cambial. Note-se, que se olharmos a *conditional median* .90 (limite superior) não há qualquer evidência de *smart money*. Os resultados são consistentes com a observação dos gráficos, se olharmos para o momento após as eleições (2) e pré eleições (3) é evidente uma queda do YEN neste último e uma recuperação posterior. Seria difícil observar ganhos anormais em posições longas num quadro marcado pelo *short selling*.

É, agora, oportuno considerar o ETF *UltraShort* YEN (posições curtas) sendo expectável um comportamento oposto a análise anterior. É possível encontrar *smart money* no momento da governação anterior a Shinzo Abe com recurso aos quantiles .10 e .50, mas, não se observa em mais nenhum período, ou seja, apesar de haver coeficientes positivos, nenhum apresenta significado estatístico. Contrariamente ao esperado e nos dois momentos mais significativos, pré e pós eleições, os investidores parecem não conseguir obter ganhos anómalos. Mesmo quando se afere da capacidade de prever o sentido do mercado olhando aos períodos anteriores os resultados não diferem muito dos anteriores. Apenas se verifica sinal de *smart money* no período *Abenomic* e uma vez mais com recurso a *conditional median* .10.

Apesar das expectativas dos investidores na eleição de Shinzo Abe e da implementação das suas políticas monetária e económica agressivas, que levou a uma queda significativa do YEN, os investidores não obtiveram, aparentemente, resultados anormais o que se traduz num moderado sinal de *smart money*.

Complementarmente avalio os resultados das ações Japonesas em igual período. Para poder estabelecer uma ligação a esta tese recorro a um ETF que tem como ativo subjacente as ações, MSCI Japan.

Espera-se que a uma, p.e., desvalorização do YEN se observe uma valorização das ações. De fato no momento pré-eleitoral (3) há uma clara evidência de *smart money*. Neste

período de forte desvalorização do YEN verifica-se uma forte valorização do mercado acionista Japonês. Mais significativo é esta evidência no quantil .90 em que o coeficiente é mais do dobro do que o observado com recurso a média. Parece que os investidores do mercado acionista tiveram mais capacidade de perceber as notícias e das fortes implicações económicas das políticas seguidas ou preferenciais de Shinzo Abe. Já nas posições curtas (UltraShort Japan) não há evidência de *smart money*.

Por fim apresentam-se as conclusões sobre os contratos futuros. Primeiro os *Commercial long*, no período pré-eleitoral os coeficientes são positivos e significantes, estamos perante uma forte presença de *smart money*. As variações dos *open interest* explicam as variações nos preços dos contratos e interessante é verificar que têm impacto tanto nos retornos próximos do intervalo inferior como do superior. Os investidores conseguem prever, com certeza, uma subida do preço futuro do YEN.

Contrariamente não há qualquer sinal de *smart money* nas posições curtas dos contratos futuros, ainda que se registem coeficientes positivos mas sem significado estatístico.

Os *NonCommercial long* revelam menos capacidade para determinar o sentimento do mercado e daí obterem resultados pouco significativos. Enquadrado no conceito de *smart money*, apenas no quantile .10 é possível observar um coeficiente significativo, nas demais situações e contrariamente aos *Commercial* não se observam resultados anormais. Esta situação talvez esteja relacionada com a natureza deste tipo de investidor, ou seja, não detêm o ativo subjacente e tem uma postura especulativa (e possivelmente de curto prazo).

Já nas posições longas, os *NonCommercial* destacam-se dos *Commercial* e comparativamente têm coeficientes positivos e significativos no período pré-eleitoral.

Há uma clara diferença no perfil de investimento entre os *Commercial* e *non Commercial*, recorde que os *Commercial* atuam na cobertura de risco, são detentores do ativo subjacente, enquanto os *NonCommercial* são “especuladores”, enquanto os primeiros obtêm resultados positivos nas suas posições longas os segundos, em igual momento, têm idêntico resultado mas, nas posições curtas.

A um período de diferença (desfasamento) os resultados alteram-se ligeiramente para os *Commercial*, que mantêm uma boa capacidade de prever o mercado e daí obterem o respetivo benefício. Quanto aos *NonCommercial* a situação é radicalmente oposta, no estudo com desfasamento até quatro períodos (semanas) os *NonCommercial* aparentam não ter capacidade de antecipar a direção do preço do YEN.

É notória a capacidade dos investidores, no mercado de contrato de futuros sobre o YEN, identificarem a direção do mercado e conseguem-no, segundo esta tese, de forma mais

significativa comparativamente com os investidores do mercado de ETFs sobre o YEN, cujos resultados apresentam alguma inconsistência e desviam-se, em várias das análises, da hipótese avançada da existência de *smart money*.

Qual a razão para esta diferença? Será a diferença da dimensão monetária dos mercados? Ou do número de participantes? Ainda o conjunto de regras que definem os diferentes ativos?

O aprofundamento da investigação sobre o tema desta tese poderia passar por dois caminhos: Um seria incluir um índice de sentimento sobre YEN e assim perceber melhor a relação entre os retornos obtidos pelos investidores no mercado cambial e o seu sentimento. Outro estaria assente na existência de investidores com elevada capacidade de antecipar os acontecimentos na política Japonesa e atuassem de acordo, ou seja, abertura de posições curtas sobre o YEN. Essa antecipação não seria de meros dias ou algumas (poucas) semanas, mas sim meses.

A título de exemplo e para terminar, a tabela abaixo representa 4 regressões OLS, em que: (1) ano 2012 (2) 3 primeiros trimestres 2012 (3) último trimestre 2012 e (4) período entre 30-9-2012 e 10-5-2013 momento com a maior variação do yen.

ETF UltraShort Yen Price OLS regression

	(1) RETusyp	(2) RETusyp	(3) RETusyp	(4) RETusyp
FLOWusy	0.0211 (0.88)	0.0183 (0.53)	0.00502 (0.23)	-0.0258 (-0.65)
_cons	0.000731 (1.26)	0.0000407 (0.06)	0.00290** (2.72)	0.00308** (2.69)
N	260	195	65	159

t statistics in parentheses
 * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001
 Legenda: (1) 2012 (2) 3t2012 (3) UT2012 (4) OUT2012MAI2013
 Fonte: Datastream

Os coeficientes antes do período eleitoral (1) e (2) são superiores e positivos comparativamente com o período eleitoral (3), será uma evidência da existência de investidores com mais conhecimento ou melhor capacidade de análise? Será que no último trimestre estes investidores estavam a fechar as suas posições curtas enquanto que outros investidores (mais tardios) estavam agora a entrar no mercado? Esta ideia pode estar perto do conceito *smart money*.

Referencias

- Baker, M. and Wurgler, J. (2006). “Investors Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns”, *The Journal of Finance*, 61: 1645-1680. Doi: 10.1111/j.1540-626.2006.00885x.
- Chamberlain (1994) *Advances in Econometrics: Volume 1: Sixth World Congress*.
- Economist (2014) “Fingers crossed”, <http://www.economist.com/news> (16-8-2014).
- Eugene F. Fama (1998). “Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance”, *Journal of Financial Economics*, Volume 49, Issue 3, 1 September 1998, Pages 283-306, ISSN 0304-405X.
- Gregory W. Brown and Michael T. Cliff (2005). “Investor Sentiment and Asset Valuation”, *The Journal of Business*, Vol. 78, No. 2 (March 2005), pp. 405-440.
- J. Bradford De Long, Andrei Shleifer, Lawrence H. Summers and Robert J. Waldmann (1990). Noise trader risk in financial markets, *Journal of Political Economy* Vol. 98, No. 4 (Aug., 1990), pp. 703-738.
- Keswani, A. and Stolin, D. (2008). “Which Money Is Smart? Mutual Fund Buys and Sells of Individual and Institutional Investors”, *The Journal of Finance*, 63: 85–118. doi: 10.1111/j.1540-6261.2008.01311.x.
- Lenzner, Robert (2013) “Smart Money Is Shorting Japanese Yen” *Forbes*, <http://www.forbes.com/sites/robertlenzner> (26-7-2013).
- Maik Schmeling (2007). “Institutional and individual sentiment: Smart money and noise trader risk?”, *International Journal of Forecasting*, Volume 23, Issue 1, January–March 2007, Pages 127-145.
- Rahul Verma, Priti Verma (2007). “Noise trading and stock market volatility”, *Journal of Multinational Financial Management*, Volume 17, Issue 3, July 2007, Pages 231-243.
- Robert J. Shiller (2003). “From efficient markets theory to behavioral finance”, *The Journal of Economic Perspectives*, Vol. 17, No. 1 (Winter, 2003), pp. 83-104.
- Sapp, T. and Tiwari, A. (2004). “Does Stock Return Momentum Explain the Smart Money Effect?”, *The Journal of Finance*, 59: 2605–2622. doi: 10.1111/j.1540-6261.2004.00710.x.
- Sender, Henny (2013) “Abenomics is not enough to rescue Japan” *Financial Times*, <http://www.ft.com/intl> (28-2-2013).

- Sirri, E. R. and Tufano, P. (1998), “Costly Search and Mutual Fund Flows”, *The Journal of Finance*, 53: 1589–1622. doi: 10.1111/0022-1082.00066.
- Soble, Jonathan e Thompson, Jennifer (2013) “Japan Inc earnings fuelled by Abenomics and weak yen” Financial Times, <http://www.ft.com/intl> (5-11-2013).
- St-Cyr, Eric (2013) “looking for a home run? Buy gold, sell yen” marketwatch, <http://www.marketwatch.com/story> (7-2-2013).
- White, Stanley and Kajimoto, Tetsushi (2013) “Not so happy birthday: Abenomics ages, challenges remain” Reuters, <http://www.reuters.com/article> (14-11-2013).

Anexo A Gráficos

Gráfico 1 ETF Ultra YEN

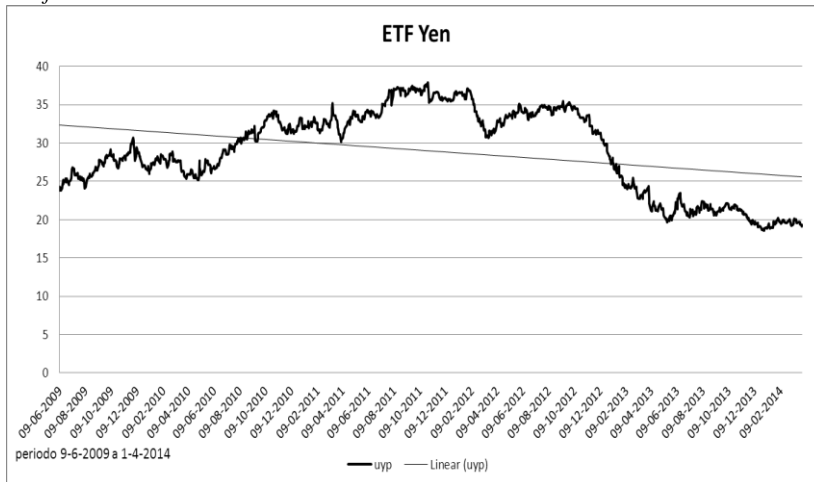


Gráfico 2 ETF Ultra short YEN

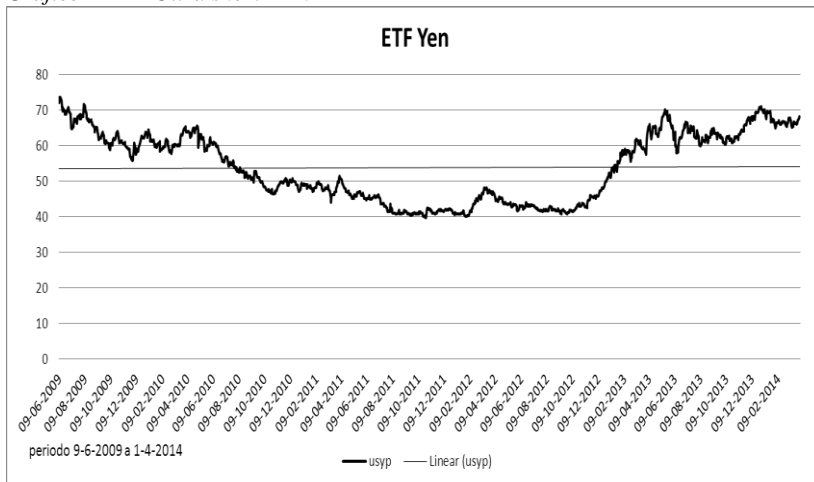


Gráfico 3 ETF Ultra Japan



Gráfico 4 ETF Ultra short Japan

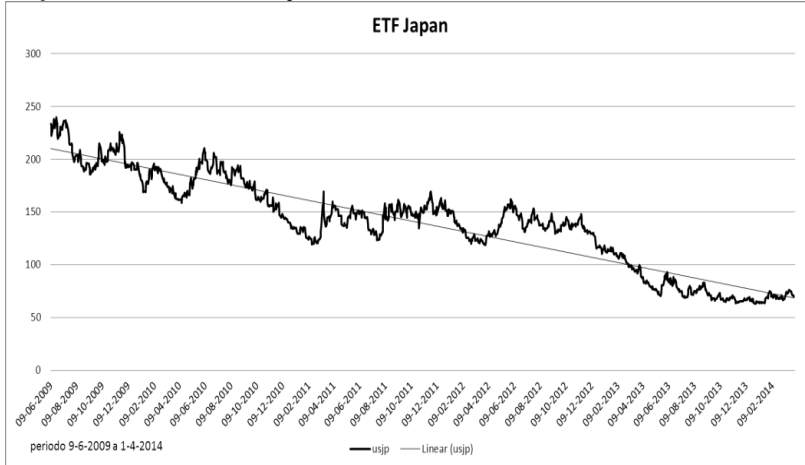


Gráfico 5 ETF Ultra YEN market value

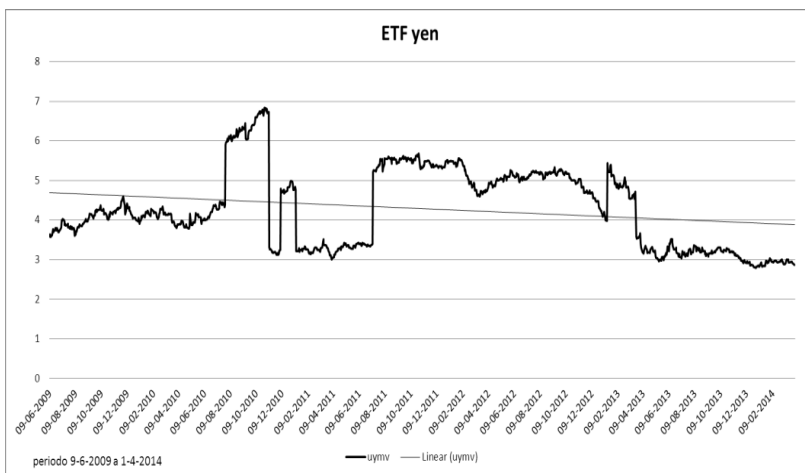


Gráfico 6 ETF Ultra short YEN market value

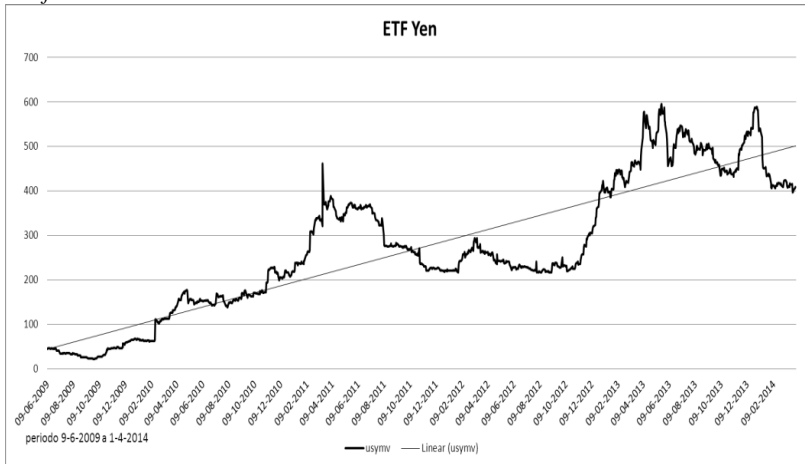


Gráfico 7 ETF Ultra Japan market value

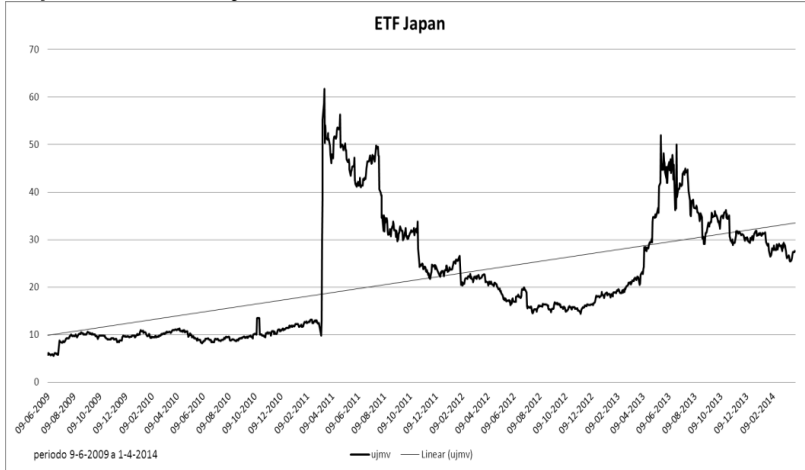


Gráfico 8 ETF Ultra short Japan market value

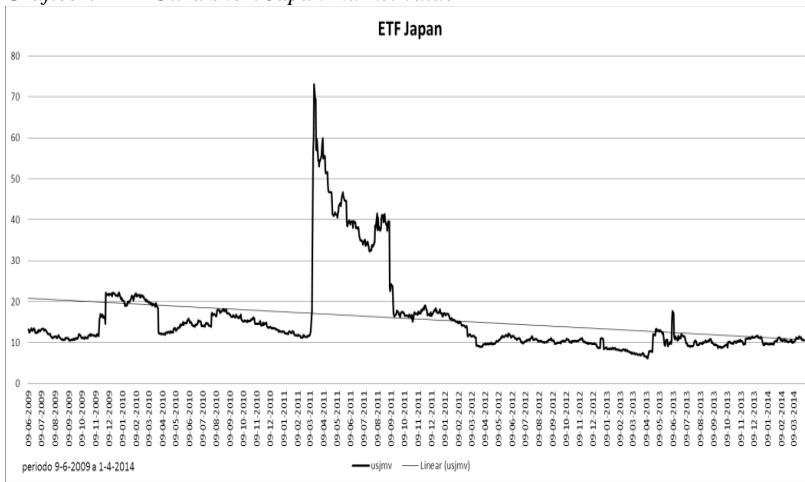


Gráfico 9 Futures YEN

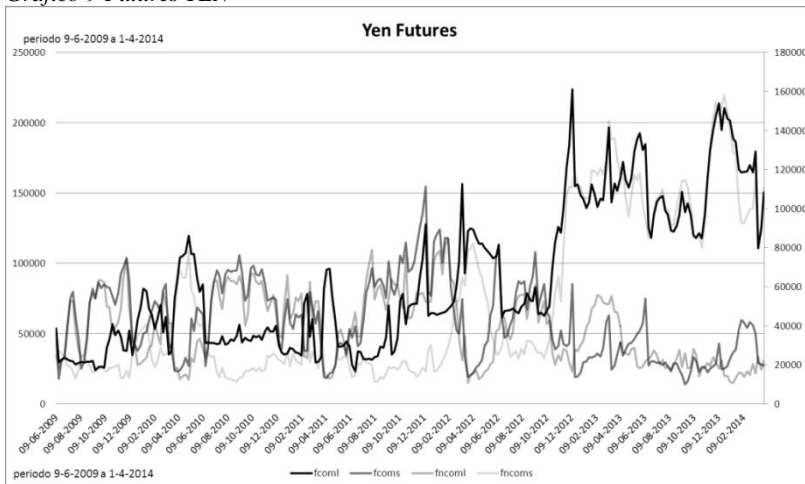
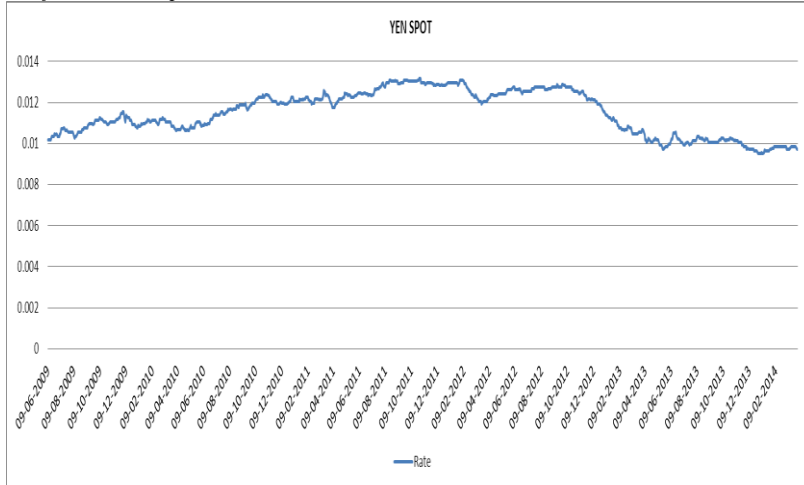


Gráfico 10 Yen Spot



Anexo B Quadros OLS t ETFs Ultra YEN

Quadro 1 OLS Amostra

```
. regress RETuyp FLOWuy, robust
```

Linear regression

Number of obs = 1255
 F(1, 1253) = 0.91
 Prob > F = 0.3394
 R-squared = 0.0010
 Root MSE = .01274

RETuyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy	.0130909	.0136974	0.96	0.339	-.0137815	.0399632
_cons	-.0001951	.0003594	-0.54	0.587	-.0009001	.0005099

Quadro 2 OLS Pós eleições

```
. regress RETuyp FLOWuy if T>=917, robust
```

Linear regression

Number of obs = 340
 F(1, 338) = 0.14
 Prob > F = 0.7123
 R-squared = 0.0003
 Root MSE = .01511

RETuyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy	.0115454	.0312849	0.37	0.712	-.0499923	.0730831
_cons	-.0014408	.0008193	-1.76	0.080	-.0030524	.0001708

Quadro 6 QR.10 Pós eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy if T>=917, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.3353438

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 3.3334078
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.2458309
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 2.4554594
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.8388996
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.8386769
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.8379894
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.8379485

.1 Quantile regression                               Number of obs =      340
Raw sum of deviations 1.83846 (about -.02015638)
Min sum of deviations 1.837948                       Pseudo R2      =    0.0003
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy	-.1198015	.0150578	-7.96	0.000	-.1494204	-.0901826
_cons	-.0202829	.0012579	-16.12	0.000	-.0227571	-.0178086

Quadro 7 QR.10 Pré eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy if T>=865 & T<917, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .28428259

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .28658933
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .17865512
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .16838285
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .16731742
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .16722016

.1 Quantile regression                               Number of obs =      52
Raw sum of deviations .2047122 (about -.01520348)
Min sum of deviations .1672202                       Pseudo R2      =    0.1831
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy	-6.209894	4.734622	-1.31	0.196	-15.71966	3.299874
_cons	-.0132555	.0034032	-3.90	0.000	-.020091	-.0064199

Quadro 8 QR.10 Governo anterior

```
. qreg RETuyp FLOWuy if T<865, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 6.4489695

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 6.4825002
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 6.4621046
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.6915123

.1 Quantile regression                               Number of obs =     863
Raw sum of deviations 3.691983 (about -.01319814)
Min sum of deviations 3.691512                       Pseudo R2      =    0.0001
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy	.0066657	.0321911	0.21	0.836	-.0565164	.0698479
_cons	-.0131924	.000704	-18.74	0.000	-.0145741	-.0118107

Quadro 9 QR.50 Amostra

```
. qreg RETuyp FLOWuy, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 11.263748

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 11.260536
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 11.258054
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 11.250273

Median regression                                Number of obs =      1255
Raw sum of deviations 11.26793 (about 0)
Min sum of deviations 11.25027                    Pseudo R2      =      0.0016
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy	.0332172	.0012974	25.60	0.000	.0306719	.0357625
_cons	1.25e-12	.0000393	0.00	1.000	-.0000771	.0000771

Quadro 10 QR.50 Pós eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy if T>=917, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.7328692

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 4.2564066
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.7333141
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.7125092

Median regression                                Number of obs =      340
Raw sum of deviations 3.714897 (about 0)
Min sum of deviations 3.712509                    Pseudo R2      =      0.0006
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy	.044041	.0104602	4.21	0.000	.0234657	.0646163
_cons	-9.02e-13	.0003788	-0.00	1.000	-.000745	.000745

Quadro 11 QR.50 Pré eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy if T>=865 & T<917, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .30961662

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .31710537
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .29204915
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .29156365
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .29156365

Median regression                                Number of obs =      52
Raw sum of deviations .294018 (about 0)
Min sum of deviations .2915636                    Pseudo R2      =      0.0083
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy	1.032757	.940166	1.10	0.277	-.8556215	2.921137
_cons	-4.32e-13	.0006022	-0.00	1.000	-.0012096	.0012096

Quadro 12 QR.50 Governo anterior

```
. qreg RETuyp FLOWuy if T<865, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 7.2576584

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 7.3294067
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 7.2495114
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 7.2432791

Median regression                               Number of obs =      863
Raw sum of deviations 7.259011 (about 0)
Min sum of deviations 7.243279                 Pseudo R2      =    0.0022
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
FLOWuy	.0332172	.0054819	6.06	0.000	.0224577 .0439767
_cons	1.43e-12	.0001871	0.00	1.000	-.0003671 .0003671

Quadro 13 QR.90 Amostra

```
. qreg RETuyp FLOWuy , quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 10.254528

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 14.327807
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 10.23225
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 5.6466058
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 5.6340639
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 5.6336479

.9 Quantile regression                               Number of obs =    1255
Raw sum of deviations 5.647189 (about .01494431)
Min sum of deviations 5.633648                 Pseudo R2      =    0.0024
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
FLOWuy	.0140517	.023026	0.61	0.542	-.031122 .0592254
_cons	.0149535	.0007129	20.98	0.000	.0135549 .016352

Quadro 14 QR.90 Pós eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy if T>=917 , quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.1146772

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 3.9652996
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.1117037
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.8650171

.9 Quantile regression                               Number of obs =     340
Raw sum of deviations 1.865041 (about .01751637)
Min sum of deviations 1.865017                 Pseudo R2      =    0.0000
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
FLOWuy	-.0079139	.0164557	-0.48	0.631	-.0402823 .0244546
_cons	.0176297	.0018277	9.65	0.000	.0140345 .0212249

Quadro 15 QR.90 Pré eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy if T>=865 & T<917 , quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .17264542

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .16849779
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .13342937
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .12656657

.9 Quantile regression                                Number of obs =      52
Raw sum of deviations .1314531 (about .00760555)
Min sum of deviations .1265666                      Pseudo R2      =    0.0372
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy	2.720764	2.51589	1.08	0.285	-2.33255	7.774077
_cons	.005414	.001969	2.75	0.008	.0014592	.0093688

Quadro 16 QR.90 Anterior governo

```
. qreg RETuyp FLOWuy if T<865 , quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 6.4881762

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 6.5955765
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 6.4961478
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.5915956
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 3.5689111
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 3.5688232

.9 Quantile regression                                Number of obs =      863
Raw sum of deviations 3.581924 (about .01459432)
Min sum of deviations 3.568823                      Pseudo R2      =    0.0037
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy	.0145338	.022192	0.65	0.513	-.0290229	.0580905
_cons	.0147075	.0007053	20.85	0.000	.0133231	.0160919

Anexo D Quadros OLS t-i ETFs Ultra YEN

Quadro 17 OLS t-i Amostra

```
. regress RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4, robust

Linear regression                                Number of obs =    1251
                                                F( 4, 1246) =     0.44
                                                Prob > F      =    0.7786
                                                R-squared     =    0.0008
                                                Root MSE     =    .01274
```

RETuyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	.007271	.0122565	0.59	0.553	-.0167746	.0313167
FLOWuy_L2	-.0064621	.0116579	-0.55	0.579	-.0293334	.0164092
FLOWuy_L3	-.000108	.0052993	-0.02	0.984	-.0105046	.0102886
FLOWuy_L4	.007232	.0069578	1.04	0.299	-.0064183	.0208824
_cons	-.0001889	.00036	-0.52	0.600	-.0008951	.0005174

Quadro 18 OLS t-i Pós eleições

. regress RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T>=917, robust

Linear regression Number of obs = 340
F(4, 335) = 25.86
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.0178
Root MSE = .01504

RETuyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	.0380899	.0041882	9.09	0.000	.0298514	.0463283
FLOWuy_L2	-.0773736	.0186415	-4.15	0.000	-.1140427	-.0407046
FLOWuy_L3	-.0131588	.0085434	-1.54	0.124	-.0299642	.0036467
FLOWuy_L4	.0045275	.0040576	1.12	0.265	-.0034542	.0125091
_cons	-.0014191	.0008162	-1.74	0.083	-.0030246	.0001864

Quadro 19 OLS t-i Pré eleições

. regress RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T>=865 & T<917, robust

Linear regression Number of obs = 52
F(4, 47) = 0.39
Prob > F = 0.8180
R-squared = 0.0479
Root MSE = .00891

RETuyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	-1.422776	2.213701	-0.64	0.524	-5.876168	3.030616
FLOWuy_L2	-1.313511	2.123866	-0.62	0.539	-5.586177	2.959156
FLOWuy_L3	1.462619	2.030704	0.72	0.475	-2.62263	5.547868
FLOWuy_L4	.1874222	1.844082	0.10	0.919	-3.522393	3.897237
_cons	-.0023254	.0013914	-1.67	0.101	-.0051244	.0004736

Quadro 20 OLS t-i Governo anterior

. regress RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T<865, robust

Linear regression Number of obs = 859
F(4, 854) = 0.62
Prob > F = 0.6451
R-squared = 0.0009
Root MSE = .01187

RETuyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	.0013711	.0139784	0.10	0.922	-.026065	.0288072
FLOWuy_L2	.0064658	.0052199	1.24	0.216	-.0037795	.0167111
FLOWuy_L3	.0019033	.0055111	0.35	0.730	-.0089135	.0127201
FLOWuy_L4	.0076629	.0082797	0.93	0.355	-.008588	.0239139
_cons	.0004311	.0004048	1.06	0.287	-.0003635	.0012256

Anexo E Quadros QR t-i ETFs Ultra YEN

Quadro 21 QR.10 t-i Amostra

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 10.590274

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 10.981527
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 10.665697
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 10.646341
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 10.620005
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 6.0397097
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 5.9723778
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 5.9427313
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 5.9423134
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 5.9239634
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 5.9238329
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 5.874104
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 5.8739788

.1 Quantile regression                               Number of obs =      1251
Raw sum of deviations 5.900683 (about -.01537704)
Min sum of deviations 5.873979                       Pseudo R2          =      0.0045
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	-.0097762	.0374461	-0.26	0.794	-.0832405	.0636882
FLOWuy_L2	-.0217839	.0262604	-0.83	0.407	-.0733034	.0297356
FLOWuy_L3	.020088	.0085442	2.35	0.019	.0033255	.0368506
FLOWuy_L4	.0197235	.0084911	2.32	0.020	.0030651	.036382
_cons	-.0154787	.0008014	-19.31	0.000	-.0170509	-.0139065

Quadro 22 QR.10 Pós eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T>=917, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.2772805

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 3.43944
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.3092692
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.2820774
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 3.280858
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.8094153
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.8061003

.1 Quantile regression                               Number of obs =      340
Raw sum of deviations 1.83846 (about -.02015638)
Min sum of deviations 1.8061                          Pseudo R2          =      0.0176
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	.0871575	.0118644	7.35	0.000	.0638192	.1104957
FLOWuy_L2	-.1117842	.0155316	-7.20	0.000	-.142336	-.0812324
FLOWuy_L3	.0337322	.0118011	2.86	0.005	.0105186	.0569459
FLOWuy_L4	.0594259	.0117845	5.04	0.000	.0362449	.0826069
_cons	-.0201474	.0013065	-15.42	0.000	-.0227173	-.0175774

Quadro 23 QR.10 Pré eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T>=865 & T<917, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .27540034

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .2759911
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .26392058
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .22762555
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .19240123
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .19071258
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .18894294
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .18621093
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .17872589
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .17788686
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .17566324
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .17542766

.1 Quantile regression                                Number of obs =          52
Raw sum of deviations .2047122 (about -.01520348)
Min sum of deviations .1754277                        Pseudo R2              =    0.1431
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	4.76124	1.472572	3.23	0.002	1.798808	7.723673
FLOWuy_L2	4.44914	2.039458	2.18	0.034	.3462801	8.552001
FLOWuy_L3	12.45923	3.154428	3.95	0.000	6.113338	18.80512
FLOWuy_L4	-1.418303	1.608842	-0.88	0.382	-4.654876	1.81827
_cons	-.0198253	.0021691	-9.14	0.000	-.0241889	-.0154617

Quadro 24 QR.10 Governo anterior

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T<865, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 6.3920233

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 25.236206
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 6.8090885
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 6.6306612
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 6.5318625
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 6.5129002
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 3.8432448
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 3.7545429
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 3.7543844
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 3.6956886
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 3.6743287
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 3.6740935
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 3.6620898

.1 Quantile regression                                Number of obs =          859
Raw sum of deviations 3.671973 (about -.01315451)
Min sum of deviations 3.66209                        Pseudo R2              =    0.0027
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	-.0050383	.032744	-0.15	0.878	-.0693064	.0592298
FLOWuy_L2	.0186922	.0062522	2.99	0.003	.0064208	.0309637
FLOWuy_L3	.0162986	.0063102	2.58	0.010	.0039133	.028684
FLOWuy_L4	.0126659	.006782	1.87	0.062	-.0006455	.0259773
_cons	-.0131316	.0007162	-18.34	0.000	-.0145372	-.0117259

Quadro 25 QR.50 Amostra

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 11.204689

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 11.217807
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 11.204291
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 11.202144
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 11.191409
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 11.190076
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 11.189377
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 11.18863
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 11.18857

Median regression                                Number of obs =      1251
Raw sum of deviations 11.20974 (about 0)
Min sum of deviations 11.18857                    Pseudo R2      =      0.0019
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	.0215803	.0001795	120.22	0.000	.0212281	.0219324
FLOWuy_L2	.0019962	.0001917	10.41	0.000	.0016201	.0023723
FLOWuy_L3	.000045	.0001918	0.23	0.814	-.0003313	.0004213
FLOWuy_L4	.0011341	.0001778	6.38	0.000	.0007853	.0014828
_cons	7.10e-07	6.13e-06	0.12	0.908	-.0000113	.0000127

Quadro 26 QR.50 Pós eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T>=917, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.686101

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 3.7057623
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.6964332
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.6881951
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 3.6760357
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 3.6701675
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 3.6701574
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 3.6693284
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 3.669326

Median regression                                Number of obs =      340
Raw sum of deviations 3.714897 (about 0)
Min sum of deviations 3.669326                    Pseudo R2      =      0.0123
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	.0285082	.0094768	3.01	0.003	.0098667	.0471498
FLOWuy_L2	-.099695	.0094768	-10.52	0.000	-.1183366	-.0810533
FLOWuy_L3	-.0251792	.0094766	-2.66	0.008	-.0438203	-.006538
FLOWuy_L4	.0007901	.009476	0.08	0.934	-.01785	.0194301
_cons	-.0002164	.000361	-0.60	0.549	-.0009265	.0004937

Quadro 27 QR.50 Pré eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T>=865 & T<917, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .30501274
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .30276905
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .29983558
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .29574165
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .29119611
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .291187
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .29118546
```

```
Median regression                               Number of obs =      52
Raw sum of deviations .294018 (about 0)
Min sum of deviations .2911855                  Pseudo R2      =    0.0096
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	-.9415794	1.104107	-0.85	0.398	-3.162756	1.279597
FLOWuy_L2	-.4701045	1.226506	-0.38	0.703	-2.937516	1.997307
FLOWuy_L3	.0561687	1.191524	0.05	0.963	-2.340868	2.453206
FLOWuy_L4	.0561687	1.136536	0.05	0.961	-2.230248	2.342585
_cons	-.0000227	.0007124	-0.03	0.975	-.0014559	.0014105

Quadro 28 QR.50 Governo anterior

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T<865, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 7.2025147
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 10.004903
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 7.3982919
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 7.2347596
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 7.2222827
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 7.219194
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 7.2122878
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 7.1987953
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 7.1986132
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 7.1885154
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 7.185139
```

```
Median regression                               Number of obs =      859
Raw sum of deviations 7.200822 (about 0)
Min sum of deviations 7.185139                  Pseudo R2      =    0.0022
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	.0188401	.0052639	3.58	0.000	.0085085	.0291717
FLOWuy_L2	.0094405	.0053269	1.77	0.077	-.0010149	.0198958
FLOWuy_L3	.0000258	.0057779	0.00	0.996	-.0113148	.0113664
FLOWuy_L4	.0011064	.0052636	0.21	0.834	-.0092248	.0114376
_cons	.0000153	.0002067	0.07	0.941	-.0003903	.0004209

Quadro 29 QR.90 Amostra

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 10.224813

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 11.206216
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 10.706126
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 10.425266
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 10.293838
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 10.279802
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 5.7786875
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 5.706782
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 5.6679995
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 5.6676679
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 5.6479792
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 5.6301831
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 5.6301047

.9 Quantile regression                               Number of obs =      1251
Raw sum of deviations 5.634241 (about .01494431)
Min sum of deviations 5.630105                       Pseudo R2          =      0.0007
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	-.0104615	.0075132	-1.39	0.164	-.0252013	.0042784
FLOWuy_L2	-.0103199	.0075906	-1.36	0.174	-.0252117	.004572
FLOWuy_L3	-.0078446	.0081105	-0.97	0.334	-.0237564	.0080672
FLOWuy_L4	-.0066092	.0075799	-0.87	0.383	-.0214799	.0082615
_cons	.0149654	.0007705	19.42	0.000	.0134538	.0164769

Quadro 30 QR.90 Pós eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T>=917, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.095456

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 3.1943869
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.1075193
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.0867154
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.8663002
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.8594949
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.8570232
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.8566396

.9 Quantile regression                               Number of obs =      340
Raw sum of deviations 1.865041 (about .01751637)
Min sum of deviations 1.85664                       Pseudo R2          =      0.0045
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	-.0234238	.0172187	-1.36	0.175	-.0572942	.0104466
FLOWuy_L2	-.1528187	.0173238	-8.82	0.000	-.1868958	-.1187416
FLOWuy_L3	-.0770361	.0172356	-4.47	0.000	-.1109396	-.0431325
FLOWuy_L4	.0690351	.0227386	3.04	0.003	.0243067	.1137635
_cons	.0175463	.0019038	9.22	0.000	.0138015	.0212911

Quadro 31 QR.90 Pré eleições

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T>=865 & T<917, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .18087569
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .19595342
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .18759889
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .16565397
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .14807231
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .12166246
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .11472431
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .11236816
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .11195957
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .107863
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .10507733
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .1042806
```

```
.9 Quantile regression                               Number of obs =          52
Raw sum of deviations .1314531 (about .00760555)
Min sum of deviations .1042806                       Pseudo R2      =          0.2067
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	-3.837173	2.292116	-1.67	0.101	-8.448314	.7739693
FLOWuy_L2	-4.608425	1.999721	-2.30	0.026	-8.631345	-.5855041
FLOWuy_L3	-2.244698	2.753835	-0.82	0.419	-7.784701	3.295304
FLOWuy_L4	-1.134886	2.378333	-0.48	0.635	-5.919474	3.649702
_cons	.0062579	.0015274	4.10	0.000	.0031851	.0093306

Quadro 32 QR.90 Governo anterior

```
. qreg RETuyp FLOWuy_L1 FLOWuy_L2 FLOWuy_L3 FLOWuy_L4 if T<865, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 6.4417083
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 6.6428843
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 6.5734188
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 6.5036911
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 6.4887932
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 6.4116422
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 3.5877672
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 3.5688966
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 3.5656775
```

```
.9 Quantile regression                               Number of obs =          859
Raw sum of deviations 3.569229 (about .01472664)
Min sum of deviations 3.565677                       Pseudo R2      =          0.0010
```

RETuyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuy_L1	-.0100023	.0064759	-1.54	0.123	-.0227129	.0027083
FLOWuy_L2	-.0098468	.0065503	-1.50	0.133	-.0227034	.0030097
FLOWuy_L3	-.0071537	.0071123	-1.01	0.315	-.0211134	.0068059
FLOWuy_L4	-.006136	.0065494	-0.94	0.349	-.0189907	.0067188
_cons	.0147316	.0007566	19.47	0.000	.0132465	.0162166

Anexo F Quadros OLS t ETFs ULTRA Short YEN

Quadro 33 OLS t Amostra

```
. regress RETusyp FLOWusy, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =   1255
                                                F( 1, 1253) =    1.10
                                                Prob > F       =   0.2951
                                                R-squared     =   0.0016
                                                Root MSE     =   .01236
```

RETusyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	.0157636	.0150492	1.05	0.295	-.0137608	.045288
_cons	-.00007	.0003475	-0.20	0.840	-.0007517	.0006117

Quadro 34 OLS t Pós eleições

```
. regress RETusyp FLOWusy if T>=917, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    340
                                                F( 1, 338) =    0.94
                                                Prob > F       =   0.3339
                                                R-squared     =   0.0049
                                                Root MSE     =   .01423
```

RETusyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	-.0617198	.0637777	-0.97	0.334	-.1871711	.0637314
_cons	.0011475	.0007723	1.49	0.138	-.0003717	.0026667

Quadro 35 OLS t Pré eleições

```
. regress RETusyp FLOWusy if T>=865 & T<917, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    52
                                                F( 1, 50) =    0.11
                                                Prob > F       =   0.7366
                                                R-squared     =   0.0003
                                                Root MSE     =   .00837
```

RETusyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	-.0060399	.0178593	-0.34	0.737	-.0419115	.0298316
_cons	.0020925	.0011867	1.76	0.084	-.000291	.0044761

Quadro 36 OLS t Governo anterior

```
. regress RETusyp FLOWusy if T<865, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    863
                                                F( 1, 861) =    1.99
                                                Prob > F       =   0.1586
                                                R-squared     =   0.0053
                                                Root MSE     =   .0117
```

RETusyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	.0233338	.0165375	1.41	0.159	-.0091247	.0557923
_cons	-.0007032	.0003956	-1.78	0.076	-.0014796	.0000733

Anexo G Quadros QR t ETFs Ultra Short YEN

Quadro 37 QR.10 t Amostra

```
. qreg RETusyp FLOWusy, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 10.395772

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 10.467863
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 6.3855804
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 5.5460982
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 5.462631

.1 Quantile regression                               Number of obs =      1255
Raw sum of deviations 5.47185 (about -.01439548)
Min sum of deviations 5.462631                       Pseudo R2      =      0.0017
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	.0214916	.0114759	1.87	0.061	-.0010224	.0440057
_cons	-.0143879	.0006896	-20.87	0.000	-.0157407	-.0130351

Quadro 38 QR.10 t Pós eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy if T>=917, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.1524942

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 31.324148
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.1381921
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.8565583
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.7805393
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.7790972

.1 Quantile regression                               Number of obs =      340
Raw sum of deviations 1.780162 (about -.01620722)
Min sum of deviations 1.779097                       Pseudo R2      =      0.0006
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	-.0662834	.1099416	-0.60	0.547	-.2825394	.1499725
_cons	-.0161989	.0017816	-9.09	0.000	-.0197032	-.0126946

Quadro 39 QR.10 t Pré eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy if T>=865 & T<917, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .26413143

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .26910537
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .15593145
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .14725477
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .14715169

.1 Quantile regression                               Number of obs =      52
Raw sum of deviations .1510972 (about -.00897074)
Min sum of deviations .1471517                       Pseudo R2      =      0.0261
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	.0915805	.0461078	1.99	0.053	-.0010297	.1841907
_cons	-.0089745	.0030326	-2.96	0.005	-.0150656	-.0028834

Quadro 40 QR.10 t Governo anterior

```
. qreg RETusyp FLOWusy if T<865, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 6.7266136

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 7.8670737
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 6.6834873
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.5352226
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 3.4937223
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 3.4932055

.1 Quantile regression                               Number of obs =      863
Raw sum of deviations 3.50186 (about -.01433396)
Min sum of deviations 3.493205                       Pseudo R2      =    0.0025
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	.0213072	.0100446	2.12	0.034	.0015924	.0410219
_cons	-.014256	.0007607	-18.74	0.000	-.0157491	-.0127629

Quadro 41 QR.50 t Amostra

```
. qreg RETusyp FLOWusy , quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 11.160417

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 84.940254
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 11.150948
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 11.150924

Median regression                               Number of obs =    1255
Raw sum of deviations 11.15178 (about 0)
Min sum of deviations 11.15092                       Pseudo R2      =    0.0001
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	.0013944	.0053526	0.26	0.795	-.0091066	.0118953
_cons	-.0000194	.0002202	-0.09	0.930	-.0004513	.0004126

Quadro 42 QR.50 t Pós eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy if T>=917, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.5649605

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 3.5660008
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.5484333
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.5482236
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 3.5480413
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 3.5480108

Median regression                               Number of obs =    340
Raw sum of deviations 3.549257 (about .00015974)
Min sum of deviations 3.548011                       Pseudo R2      =    0.0004
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	.0107404	.041124	0.26	0.794	-.0701508	.0916315
_cons	.0001595	.0006752	0.24	0.813	-.0011686	.0014877

Quadro 43 QR.50 t Pré eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy if T>=865 & T <917, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .30977833

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 73.335572
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .30955004
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .30914872

Median regression                               Number of obs =      52
Raw sum of deviations .3096306 (about .00118017)
Min sum of deviations .3091487                 Pseudo R2      =    0.0016
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	-.0178611	.0465593	-0.38	0.703	-.1113782	.075656
_cons	.0011799	.0012338	0.96	0.344	-.0012982	.0036579

Quadro 44 QR.50 t Governo anterior

```
. qreg RETusyp FLOWusy if T<865, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 7.2826467

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 12.290756
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 7.2716039
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 7.2713828

Median regression                               Number of obs =     863
Raw sum of deviations 7.273372 (about -.00063157)
Min sum of deviations 7.271383                 Pseudo R2      =    0.0003
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	.0022806	.0076794	0.30	0.767	-.0127919	.0173532
_cons	-.000653	.0003758	-1.74	0.083	-.0013906	.0000846

Quadro 45 QR.90 t Amostra

```
. qreg RETusyp FLOWusy, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 10.494075

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 10.565941
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 10.479046
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 8.9786113
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 7.2881665
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 5.7518848
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 5.6731787
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 5.6682038

.9 Quantile regression                               Number of obs =    1255
Raw sum of deviations 5.686275 (about .01473427)
Min sum of deviations 5.668204                 Pseudo R2      =    0.0032
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	.0395962	.030407	1.30	0.193	-.0200581	.0992505
_cons	.0145735	.0007879	18.50	0.000	.0130279	.0161192

Quadro 46 QR.90 t Pós eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy if T>=917, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.2629457

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 3.2611624
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 2.1730116
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.7543634
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.6783141
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.6764671

.9 Quantile regression                               Number of obs =      340
Raw sum of deviations 1.697633 (about .01824617)
Min sum of deviations 1.676467                       Pseudo R2      =    0.0125
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	-.0889667	.0769009	-1.16	0.248	-.2402313	.0622978
_cons	.018271	.0013787	13.25	0.000	.0155592	.0209829

Quadro 47 QR.90 t Pré eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy if T>=865 & T<917, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .28732741

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .30478101
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .18159653
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .17100059
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .17028324

.9 Quantile regression                               Number of obs =      52
Raw sum of deviations .1763245 (about .01311398)
Min sum of deviations .1702832                       Pseudo R2      =    0.0343
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	-.1615373	.049182	-3.28	0.002	-.2603222	-.0627524
_cons	.014933	.002971	5.03	0.000	.0089655	.0209004

Quadro 48 QR.90 t Governo anterior

```
. qreg RETusyp FLOWusy if T<865, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 6.7485155

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 6.7654437
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 4.1641755
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.6888101
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 3.6500534
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 3.6499738
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 3.6499426

.9 Quantile regression                               Number of obs =     863
Raw sum of deviations 3.682206 (about .01281261)
Min sum of deviations 3.649943                       Pseudo R2      =    0.0088
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy	.0708841	.0289665	2.45	0.015	.0140308	.1277373
_cons	.0128068	.0007843	16.33	0.000	.0112675	.0143461

Anexo H Quadros OLS t-i ETFs Ultra Short YEN

Quadro 49 OLS t-i Amostra

```
. regress RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =   1251
                                                F( 4, 1246) =    2.46
                                                Prob > F      =   0.0441
                                                R-squared    =   0.0041
                                                Root MSE    =   .01238
```

RETusyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.0039726	.0091581	0.43	0.665	-.0139943	.0219395
FLOWusy_L2	-.000698	.0091918	-0.08	0.939	-.0187311	.0173352
FLOWusy_L3	-.0228151	.0088003	-2.59	0.010	-.0400802	-.00555
FLOWusy_L4	.00841	.0101106	0.83	0.406	-.0114258	.0282457
_cons	-8.52e-06	.0003565	-0.02	0.981	-.0007079	.0006909

Quadro 50 OLS t-i Pós eleições

```
. regress RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T>=917, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    340
                                                F( 4, 335) =    1.22
                                                Prob > F      =   0.3011
                                                R-squared    =   0.0112
                                                Root MSE    =   .01424
```

RETusyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.0310393	.0387062	0.80	0.423	-.0450986	.1071772
FLOWusy_L2	.0560276	.0449927	1.25	0.214	-.0324761	.1445314
FLOWusy_L3	-.0529739	.0486022	-1.09	0.277	-.1485779	.04263
FLOWusy_L4	.0549085	.0542225	1.01	0.312	-.0517509	.1615679
_cons	.0011647	.0007714	1.51	0.132	-.0003528	.0026821

Quadro 51 OLS t-i Pré eleições

```
. regress RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T>=865 & T<917, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    52
                                                F( 4, 47) =    1.06
                                                Prob > F      =   0.3873
                                                R-squared    =   0.0463
                                                Root MSE    =   .00843
```

RETusyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.038759	.0586459	0.66	0.512	-.0792212	.1567393
FLOWusy_L2	.0589003	.051989	1.13	0.263	-.0456881	.1634888
FLOWusy_L3	-.0352588	.0355298	-0.99	0.326	-.1067356	.036218
FLOWusy_L4	-.0214028	.0536207	-0.40	0.692	-.1292736	.0864681
_cons	.0019119	.001175	1.63	0.110	-.0004518	.0042757

Quadro 52 OLS t-i Governo anterior

. regress RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T<865, robust

Linear regression Number of obs = 859
F(4, 854) = 1.86
Prob > F = 0.1159
R-squared = 0.0049
Root MSE = .01174

RETusyp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.0019125	.0098542	0.19	0.846	-.0174287	.0212537
FLOWusy_L2	-.0053501	.0080251	-0.67	0.505	-.0211013	.010401
FLOWusy_L3	-.0205499	.0090996	-2.26	0.024	-.0384101	-.0026897
FLOWusy_L4	.006934	.0099593	0.70	0.486	-.0126136	.0264816
_cons	-.0005789	.0004091	-1.42	0.157	-.0013819	.000224

Anexo I Quadros QR t-i ETFs Ultra Short YEN

Quadro 53 QR.10 t-i Amostra

. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4, quantile (.10)

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 10.867835

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 23.417432
 Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 11.01514
 Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 10.846693
 Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 9.1654639
 Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 7.6315985
 Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 6.4050563
 Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 6.0235145
 Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 5.9324985
 Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 5.7874564
 Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 5.4490722
 Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 5.4273255
 Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 5.4259306
 Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 5.420021
 Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 5.4198577
 Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 5.4147782
 Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 5.4140853
 Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 5.412605

.l Quantile regression Number of obs = 1251
 Raw sum of deviations 5.460333 (about -.01439548)
 Min sum of deviations 5.412605 Pseudo R2 = 0.0087

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.017458	.0198365	0.88	0.379	-.0214587	.0563747
FLOWusy_L2	-.0305041	.0167604	-1.82	0.069	-.0633858	.0023777
FLOWusy_L3	-.0356427	.0147983	-2.41	0.016	-.0646749	-.0066104
FLOWusy_L4	-.0133926	.0190069	-0.70	0.481	-.0506817	.0238964
_cons	-.0143297	.0006905	-20.75	0.000	-.0156843	-.0129751

Quadro 54 QR.10 t-i Pós eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T>=917, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.0884259
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 4.3891025
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.0659656
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 2.1657179
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.8352182
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.7485743
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.7459223
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.7430794
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1.7399207
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1.73843
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 1.7258405
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 1.7250572
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 1.7239101
```

```
.1 Quantile regression Number of obs = 340
Raw sum of deviations 1.780162 (about -.01620722)
Min sum of deviations 1.72391 Pseudo R2 = 0.0316
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.1544767	.0582282	2.65	0.008	.0399377	.2690157
FLOWusy_L2	-.1450967	.0694985	-2.09	0.038	-.2818052	-.0083882
FLOWusy_L3	-.0705635	.1392993	-0.51	0.613	-.3445751	.2034482
FLOWusy_L4	.1947847	.1044784	1.86	0.063	-.0107317	.400301
_cons	-.0159374	.0017939	-8.88	0.000	-.0194661	-.0124087

Quadro 55 QR.10 t-i Pré eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T>=865 & T<917, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .22139886
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 7.7860921
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .21031619
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .20235023
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .20187913
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .1914319
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .18816777
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .17828192
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .17238256
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .15951772
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .15386992
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .15373637
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .15183047
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .15044445
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .14752796
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = .14505166
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = .1444557
```

```
.1 Quantile regression Number of obs = 52
Raw sum of deviations .1510972 (about -.00897074)
Min sum of deviations .1444557 Pseudo R2 = 0.0440
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.0477406	.0610595	0.78	0.438	-.0750952	.1705765
FLOWusy_L2	.1577842	.0801263	1.97	0.055	-.0034092	.3189775
FLOWusy_L3	-.1774773	.0774653	-2.29	0.026	-.3333174	-.0216372
FLOWusy_L4	-.0094815	.0911587	-0.10	0.918	-.1928693	.1739062
_cons	-.0084321	.002832	-2.98	0.005	-.0141293	-.0027348

Quadro 56 QR.10 t-i Governo anterior

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T<865, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 6.4333187

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 7.521995
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 6.4358805
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 6.0488906
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 4.4367568
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 3.8396023
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 3.4885284
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 3.4847749
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 3.4777677
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 3.4600572
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 3.4591442
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 3.4560536
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 3.4560212
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 3.4559446
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 3.4558394
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 3.4553774
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 3.4551237
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 3.4549503
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 3.454548

.1 Quantile regression                               Number of obs =      859
Raw sum of deviations 3.490392 (about -.01433396)
Min sum of deviations 3.454548                       Pseudo R2      =    0.0103
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.0162717	.0193014	0.84	0.399	-.0216121	.0541554
FLOWusy_L2	-.0063832	.0152155	-0.42	0.675	-.0362473	.0234809
FLOWusy_L3	-.0371736	.0122806	-3.03	0.003	-.0612773	-.01307
FLOWusy_L4	-.0149211	.0172007	-0.87	0.386	-.0486817	.0188395
_cons	-.014092	.0007432	-18.96	0.000	-.0155507	-.0126332

Quadro 57 QR.50 t-i Amostra

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 11.126336

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 11.147402
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 11.125086
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 11.124555
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 11.124155
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 11.122705
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 11.122687
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 11.122595
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 11.12203
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 11.121849
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 11.121847

Median regression                               Number of obs =    1251
Raw sum of deviations 11.15178 (about 0)
Min sum of deviations 11.12185                       Pseudo R2      =    0.0027
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.003421	.0068172	0.50	0.616	-.0099535	.0167954
FLOWusy_L2	-.0055052	.0065136	-0.85	0.398	-.0182841	.0072737
FLOWusy_L3	-.0290144	.0069289	-4.19	0.000	-.0426079	-.0154208
FLOWusy_L4	.0121705	.0069149	1.76	0.079	-.0013956	.0257365
_cons	-.0002197	.0002222	-0.99	0.323	-.0006557	.0002163

Quadro 58 QR.50 t-i Pós eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T>=917, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.5441791
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 4.6622074
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.8769463
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.8113585
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 3.544102
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 3.5310287
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 3.5300911
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 3.5300345
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 3.5299778
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 3.5299755
```

```
Median regression                               Number of obs =      340
Raw sum of deviations 3.549257 (about .00015974)
Min sum of deviations 3.529975                 Pseudo R2      =    0.0054
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.000088	.0332801	0.00	0.998	-.0653764	.0655523
FLOWusy_L2	.0468254	.0319245	1.47	0.143	-.0159724	.1096232
FLOWusy_L3	-.0734069	.0342724	-2.14	0.033	-.1408232	-.0059907
FLOWusy_L4	.0382262	.0341012	1.12	0.263	-.0288534	.1053057
_cons	.0001549	.000543	0.29	0.776	-.0009132	.001223

Quadro 59 QR.50 t-i Pré eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T>=865 & T<917, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .30657759
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .30736652
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .30301069
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .30265788
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .30171979
```

```
Median regression                               Number of obs =      52
Raw sum of deviations .3096306 (about .00118017)
Min sum of deviations .3017198                 Pseudo R2      =    0.0255
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.0194183	.0440272	0.44	0.661	-.0691531	.1079897
FLOWusy_L2	-.0221985	.0451598	0.49	0.625	-.0686512	.1130483
FLOWusy_L3	-.0181758	.0400062	-0.45	0.652	-.0986579	.0623064
FLOWusy_L4	.0334386	.0489439	0.68	0.498	-.0650238	.1319009
_cons	.0009097	.001206	0.75	0.454	-.0015163	.0033358

Quadro 60 QR.50 t-i Governo anterior

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T<865, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 7.2484172
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 196.10198
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 7.3062237
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 7.250291
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 7.2502376
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 7.2501979
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 7.2485263
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 7.2473223
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 7.2471969
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 7.2470834
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 7.2470242
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 7.2469935
```

```
Median regression                               Number of obs =     859
Raw sum of deviations 7.270766 (about -.00066876)
Min sum of deviations 7.246993                 Pseudo R2      =    0.0033
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	.0001533	.0108428	0.01	0.989	-.0211283	.0214349
FLOWusy_L2	-.0057961	.0102684	-0.56	0.573	-.0259504	.0143582
FLOWusy_L3	-.0159741	.0109958	-1.45	0.147	-.0375561	.005608
FLOWusy_L4	.0143785	.0109694	1.31	0.190	-.0071517	.0359086
_cons	-.0007746	.0004065	-1.91	0.057	-.0015724	.0000233

Quadro 61 QR.90 t-i Amostra

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 10.919351

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 734.14281
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 10.9477
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 7.9549849
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 7.843627
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 6.4418284
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 5.9985506
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 5.7349938
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 5.6798789
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 5.6778963
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 5.6633189
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 5.662353
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 5.6545642
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 5.6537212
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 5.6535639

.9 Quantile regression                               Number of obs =      1251
Raw sum of deviations 5.674487 (about .01473427)
Min sum of deviations 5.653564                       Pseudo R2      =      0.0037
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	-.0117605	.0109123	-1.08	0.281	-.0331691	.009648
FLOWusy_L2	.0179267	.0149142	1.20	0.230	-.011333	.0471864
FLOWusy_L3	-.0281618	.0130556	-2.16	0.031	-.0537752	-.0025484
FLOWusy_L4	.0153868	.0183592	0.84	0.402	-.0206316	.0514051
_cons	.0147367	.0007069	20.85	0.000	.0133499	.0161235

Quadro 62 QR.90 t-i Pós eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T>=917, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 3.2443566

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 22.81104
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 3.4829724
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 3.3163095
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 2.2704999
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.9925099
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.9110473
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.8441133
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1.8063111
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1.7532502
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 1.7485004
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 1.7131019
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 1.7051727
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 1.6906801
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 1.689584
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 1.6885267
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 1.6843948
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 1.6835659
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 1.6835086

.9 Quantile regression                               Number of obs =      340
Raw sum of deviations 1.697633 (about .01824617)
Min sum of deviations 1.683509                       Pseudo R2      =      0.0083
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWusy_L1	-.0530251	.0694874	-0.76	0.446	-.1897117	.0836615
FLOWusy_L2	.0636251	.0820054	0.78	0.438	-.0976852	.2249354
FLOWusy_L3	-.0026075	.0769851	-0.03	0.973	-.1540427	.1488277
FLOWusy_L4	-.0056499	.0837878	-0.07	0.946	-.1704663	.1591666
_cons	.0182681	.0015496	11.79	0.000	.0152199	.0213163

Quadro 63 QR.90 t-i Pré eleições

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T>=865 & T<917, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .25566644
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 34.830566
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .27573497
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .26915205
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .25006595
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .2118003
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .1993854
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .17681541
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .15470458
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .14527714
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .14061752
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .14048384
```

```
.9 Quantile regression                               Number of obs =      52
Raw sum of deviations .1763245 (about .01311398)
Min sum of deviations .1404838                       Pseudo R2      =    0.2033
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
FLOWusy_L1	.1242488	.0985377	1.26	0.214	-.0739835 .3224812
FLOWusy_L2	.1368047	.1053114	1.30	0.200	-.0750546 .3486639
FLOWusy_L3	-.0595226	.0423864	-1.40	0.167	-.144793 .0257479
FLOWusy_L4	-.1515364	.0392438	-3.86	0.000	-.2304849 -.072588
_cons	.0141399	.0018001	7.85	0.000	.0105185 .0177613

Quadro 64 QR.90 t-i Governo anterior

```
. qreg RETusyp FLOWusy_L1 FLOWusy_L2 FLOWusy_L3 FLOWusy_L4 if T<865, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 6.52785
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 14.890563
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 8.1944082
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 6.453655
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 4.1778265
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 3.9781318
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 3.9522931
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 3.7759229
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 3.7734516
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 3.7337039
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 3.7096708
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 3.697864
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 3.69479
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 3.6912423
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 3.6759381
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 3.6707668
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 3.6601069
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 3.6599966
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 3.6598708
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 3.6597671
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 3.6596608
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 3.6595498
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 3.659459
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 3.6594556
```

```
.9 Quantile regression                               Number of obs =      859
Raw sum of deviations 3.671937 (about .01290941)
Min sum of deviations 3.659456                       Pseudo R2      =    0.0034
```

RETusyp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
FLOWusy_L1	-.0093311	.0101699	-0.92	0.359	-.029292 .0106299
FLOWusy_L2	.0219047	.0165162	1.33	0.185	-.0105124 .0543218
FLOWusy_L3	-.0084314	.01366	-0.62	0.537	-.0352424 .0183796
FLOWusy_L4	.0068577	.0196188	0.35	0.727	-.031649 .0453645
_cons	.012997	.0008742	14.87	0.000	.0112811 .0147129

Anexo J Quadros ETFs MSCI Ultra Japan

Quadro 65 OLS t Pré eleições

```
. regress RETujp FLOWuj de_abe if T>=865 & T<917, robust
note: de_abe omitted because of collinearity
```

```
Linear regression                               Number of obs =      52
                                                F( 1,    50) =    27.02
                                                Prob > F      =    0.0000
                                                R-squared    =    0.0869
                                                Root MSE    =    .01447
```

RETujp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
FLOWuj	5.081402	.9775834	5.20	0.000	3.117868	7.044936
de_abe	0	(omitted)				
_cons	-.0000224	.001948	-0.01	0.991	-.0039352	.0038903

Anexo K Quadros Futuros Commercial Long

Quadro 66 OLS t Amostra

```
. regress futcont fcoml, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    251
                                                F( 1,   249) =    1.07
                                                Prob > F      =    0.3014
                                                R-squared    =    0.0035
                                                Root MSE    =    .01072
```

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0031509	.0030427	1.04	0.301	-.0028418	.0091436
_cons	-.0001975	.0006772	-0.29	0.771	-.0015313	.0011364

Quadro 67 OLS t Pós eleições

```
. regress futcont fcoml if T>184, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    68
                                                F( 1,    66) =    0.30
                                                Prob > F      =    0.5871
                                                R-squared    =    0.0031
                                                Root MSE    =    .01228
```

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0057096	.0104635	0.55	0.587	-.0151815	.0266007
_cons	-.0027469	.0014863	-1.85	0.069	-.0057143	.0002205

Quadro 68 OLS t Pré eleições

```
. regress futcont fcoml if T>174 & T<=184, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    10
                                                F( 1,    8) =    7.96
                                                Prob > F      =    0.0225
                                                R-squared    =    0.5287
                                                Root MSE    =    .0055
```

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0536407	.0190184	2.82	0.022	.0097842	.0974973
_cons	-.013882	.0027076	-5.13	0.001	-.0201257	-.0076383

Quadro 69 OLS t Governo anterior

. regress futcont fcoml if T<=174, robust

Linear regression Number of obs = 173
F(1, 171) = 1.04
Prob > F = 0.3084
R-squared = 0.0055
Root MSE = .00991

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0032479	.0031794	1.02	0.308	-.0030281	.0095239
_cons	.0012429	.0007535	1.65	0.101	-.0002445	.0027303

Quadro 70 QR.10 T Amostra

. qreg futcont fcoml, quantile (.10)

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.9763526

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.998368
 Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.9307574
 Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.0865223
 Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.0832585
 Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.0506518
 Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.0004691

.1 Quantile regression Number of obs = 251
 Raw sum of deviations 1.010255 (about -.01633154)
 Min sum of deviations 1.000469 Pseudo R2 = 0.0097

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0052835	.0064253	0.82	0.412	-.0073714	.0179384
_cons	-.015273	.0015143	-10.09	0.000	-.0182555	-.0122905

Quadro 71 QR.10 t Pós eleições

. qreg futcont fcoml if T>184, quantile (.10)

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .57243759

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .59380814
 Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .30572836
 Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .26918255
 Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .26878091
 Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .26855036

.1 Quantile regression Number of obs = 68
 Raw sum of deviations .2690852 (about -.02024574)
 Min sum of deviations .2685504 Pseudo R2 = 0.0020

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0152711	.0130076	1.17	0.245	-.0106995	.0412416
_cons	-.0193581	.0036401	-5.32	0.000	-.0266257	-.0120905

Quadro 72 QR.10 t Pré eleições

. qreg futcont fcoml if T>174 & T<=184, quantile (.10)

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .03207406

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .03356689
 Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .03273511
 Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .0173781
 Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .01659125

.1 Quantile regression Number of obs = 10
 Raw sum of deviations .0298968 (about -.02225326)
 Min sum of deviations .0165913 Pseudo R2 = 0.4451

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0422157	.0099475	4.24	0.003	.0192768	.0651546
_cons	-.0207767	.0014405	-14.42	0.000	-.0240985	-.0174549

Quadro 73 QR.10 t Governo anterior

```
. qreg futcont fcoml if T<174, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.167904

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.1959738
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.0677254
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .7681246
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .76133306
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .7499477
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .70966207
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .69746311
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .6650325
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .6555181
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .64954535
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .64809228

.1 Quantile regression                                Number of obs =      172
Raw sum of deviations .648282 (about -.01178201)
Min sum of deviations .6480923                      Pseudo R2      =    0.0003
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0035144	.0089232	0.39	0.694	-.0141002	.0211289
_cons	-.0116744	.0021672	-5.39	0.000	-.0159525	-.0073962

Quadro 74 QR.50 t Amostra

```
. qreg futcont fcoml, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 2.1325265

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.1325042
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 2.1324969
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 2.1324959

Median regression                                Number of obs =      251
Raw sum of deviations 2.135322 (about 0)
Min sum of deviations 2.132496                      Pseudo R2      =    0.0013
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0031666	.005306	0.60	0.551	-.0072839	.013617
_cons	-.000171	.0010583	-0.16	0.872	-.0022554	.0019134

Quadro 75 QR,50 t Pós eleições

```
. qreg futcont fcoml if T>184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .64807419

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .64882895
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .64691464
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .6467855

Median regression                                Number of obs =      68
Raw sum of deviations .6496579 (about -.00246425)
Min sum of deviations .6467855                      Pseudo R2      =    0.0044
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0044523	.01113	0.40	0.690	-.0177695	.026674
_cons	-.0023165	.0014951	-1.55	0.126	-.0053016	.0006686

Quadro 76 QR.50 t Pré eleições

. qreg futcont fcoml if T>174 & T<=184, quantile (.50)
 Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .04080345

 Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .04142045
 Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .03956526

Median regression Number of obs = 10
 Raw sum of deviations .0616285 (about -.00954181)
 Min sum of deviations .0395653 Pseudo R2 = 0.3580

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0758962	.0507224	1.50	0.173	-.04107	.1928624
_cons	-.0144218	.0077202	-1.87	0.099	-.0322247	.003381

Quadro 77 QR.50 t Governo anterior

. qreg futcont fcoml if T<=174, quantile (.50)
 Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.3707145

 Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.3701322
 Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.3692764
 Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.3690882
 Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.3690082

Median regression Number of obs = 173
 Raw sum of deviations 1.374885 (about .00149892)
 Min sum of deviations 1.369008 Pseudo R2 = 0.0043

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0044121	.0045022	0.98	0.328	-.0044749	.0132991
_cons	.0016058	.0010247	1.57	0.119	-.0004169	.0036285

Quadro 78 QR.90 t Amostra

. qreg futcont fcoml, quantile (.90)
 Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.9680482

 Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.9843683
 Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.5009408
 Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .97348543
 Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .88464193
 Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .88365163
 Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .88358741

.9 Quantile regression Number of obs = 251
 Raw sum of deviations .8848674 (about .01251964)
 Min sum of deviations .8835874 Pseudo R2 = 0.0014

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0005897	.0049492	0.12	0.905	-.0091579	.0103372
_cons	.0125518	.0012186	10.30	0.000	.0101518	.0149518

Quadro 79 QR.90 Pós eleições

```
. greg futcont fcoml if T>184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .55474439

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .60689508
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .43291931
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .38763286
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .32918422
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .28816844
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .28807288
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .28575451
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .28574887

.9 Quantile regression                                Number of obs =      68
Raw sum of deviations .286132 (about .01164091)
Min sum of deviations .2857489                       Pseudo R2      =    0.0013
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0111961	.0354676	0.32	0.753	-.0596173	.0820096
_cons	.0117915	.0053297	2.21	0.030	.0011504	.0224327

Quadro 80 QR.90 t Pré eleições

```
. greg futcont fcoml if T>174 & T<=184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .02515653

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .01739576
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .01151911
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .01033282

.9 Quantile regression                                Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0164312 (about -.00006571)
Min sum of deviations .0103328                       Pseudo R2      =    0.3711
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0911125	.0026952	33.81	0.000	.0848973	.0973276
_cons	-.0133101	.0004016	-33.14	0.000	-.0142362	-.0123841

Quadro 81 QR.90 t Governo anterior

```
. greg futcont fcoml if T<=174, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.1313523

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.125513
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .64996019
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .55197353
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .55169058

.9 Quantile regression                                Number of obs =     173
Raw sum of deviations .5528355 (about .01308603)
Min sum of deviations .5516906                       Pseudo R2      =    0.0021
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml	.0023369	.0031553	0.74	0.460	-.0038913	.0085652
_cons	.0136621	.0012723	10.74	0.000	.0111506	.0161735

Quadro 82 OLS t-i Amostra

. regress futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4, robust

Linear regression Number of obs = 247
F(4, 242) = 0.62
Prob > F = 0.6510
R-squared = 0.0098
Root MSE = .01072

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoml_L1	.004739	.0040088	1.18	0.238	-.0031577	.0126356
fcoml_L2	.002495	.0034911	0.71	0.476	-.0043819	.0093718
fcoml_L3	.0004471	.0039859	0.11	0.911	-.0074043	.0082985
fcoml_L4	-.0010106	.0030318	-0.33	0.739	-.0069827	.0049615
_cons	-.0003915	.0006838	-0.57	0.567	-.0017384	.0009554

Quadro 83 OLS t-i Pós eleições

. regress futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T>184, robust

Linear regression Number of obs = 68
F(4, 63) = 2.65
Prob > F = 0.0412
R-squared = 0.0951
Root MSE = .01198

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoml_L1	.0219982	.0106605	2.06	0.043	.000695	.0433015
fcoml_L2	.0103705	.0160651	0.65	0.521	-.021733	.042474
fcoml_L3	-.0043816	.0117791	-0.37	0.711	-.0279202	.0191571
fcoml_L4	-.0219572	.0121399	-1.81	0.075	-.0462168	.0023024
_cons	-.0024732	.0014208	-1.74	0.087	-.0053124	.0003661

Quadro 84 OLS t-i Pré eleições

. regress futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T>174 & T<=184, robust

Linear regression Number of obs = 10
F(4, 5) = 2.50
Prob > F = 0.1715
R-squared = 0.4809
Root MSE = .0073

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoml_L1	.0319439	.016991	1.88	0.119	-.0117327	.0756206
fcoml_L2	-.0209083	.0172551	-1.21	0.280	-.0652639	.0234474
fcoml_L3	-.0162126	.0216221	-0.75	0.487	-.071794	.0393688
fcoml_L4	.0256092	.0111077	2.31	0.069	-.002944	.0541624
_cons	-.0090579	.0035924	-2.52	0.053	-.0182925	.0001768

Quadro 85 OLS t-i Governo anterior

```
. regress futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T<=174, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    169
                                                F( 4, 164) =    0.38
                                                Prob > F      =    0.8226
                                                R-squared    =    0.0113
                                                Root MSE    =    .00994
```

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoml_L1	.0036458	.0042762	0.85	0.395	-.0047977	.0120893
fcoml_L2	.0030367	.0035319	0.86	0.391	-.0039372	.0100105
fcoml_L3	.0019185	.0040068	0.48	0.633	-.005993	.00983
fcoml_L4	.0010418	.0031336	0.33	0.740	-.0051455	.0072291
_cons	.0009903	.0007689	1.29	0.200	-.000528	.0025085

Quadro 86 QR.10 t-i Amostra

```
. qreg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.781665
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.8523973
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.8468926
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.7896187
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.2792358
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.1744308
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.007301
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .98910366
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .97563207
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .95502894
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .94883941
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .94658445
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .94562575
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .94499565
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .94420575
```

```
.l Quantile regression                               Number of obs =    247
Raw sum of deviations .9898539 (about -.01698685)
Min sum of deviations .9442057                       Pseudo R2      =    0.0461
```

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoml_L1	.0153517	.0078911	1.95	0.053	-.0001922	.0308957
fcoml_L2	.003048	.0077998	0.39	0.696	-.0123161	.0184121
fcoml_L3	-.0126292	.0065825	-1.92	0.056	-.0255956	.0003372
fcoml_L4	-.0084972	.0054678	-1.55	0.121	-.0192677	.0022733
_cons	-.0150064	.0014218	-10.55	0.000	-.0178071	-.0122057

Quadro 87 QR.10 t-i Pós eleições

```

. qreg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T>184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .49000475

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.1310207
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .47030845
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .39792138
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .38197429
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .248823
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .24618534
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .24409775
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .2332062
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .2323992
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .22685513
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .22650724

.1 Quantile regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .2690852 (about -.02024574)
Min sum of deviations .2265072                       Pseudo R2      =    0.1582

```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	.0078638	.0081816	0.96	0.340	-.0084859	.0242135
fcoml_L2	.0281995	.0086018	3.28	0.002	.0110102	.0453888
fcoml_L3	-.0114684	.0107369	-1.07	0.290	-.0329245	.0099876
fcoml_L4	-.0337518	.0113212	-2.98	0.004	-.0563753	-.0111283
_cons	-.0177545	.0018359	-9.67	0.000	-.0214233	-.0140857

Quadro 88 QR.10 t-i Pré eleições

```

. qreg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .0297484

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .52490668
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .04464312
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .01896626
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .01166954

.1 Quantile regression                               Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0298968 (about -.02225326)
Min sum of deviations .0116695                       Pseudo R2      =    0.6097

```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	.0493759	1.97e-09	2.5e+07	0.000	.0493759	.0493759
fcoml_L2	-.0633376	4.00e-09	-1.6e+07	0.000	-.0633376	-.0633376
fcoml_L3	-.0140734	1.39e-09	-1.0e+07	0.000	-.0140734	-.0140734
fcoml_L4	.015368	2.20e-09	7.0e+06	0.000	.015368	.015368
_cons	-.012158	4.19e-10	-2.9e+07	0.000	-.012158	-.012158

Quadro 89 QR.10 t-i Governo anterior

```

. greg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T<=174, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.1430542

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.2282998
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.1931685
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.1166964
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .96588918
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .83068405
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .69174456
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .65764355
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .64677763
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .62101143
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .62073063
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .62022409
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .61791752
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .61561854
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .6132439
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = .61302475
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = .60888393
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = .60777414
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = .60776196

.1 Quantile regression                               Number of obs =      169
Raw sum of deviations  .633219 (about -.01178201)
Min sum of deviations  .607762                       Pseudo R2      =    0.0402

```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	.0180914	.0118226	1.53	0.128	-.0052527	.0414355
fcoml_L2	.0060666	.0098261	0.62	0.538	-.0133359	.0254679
fcoml_L3	-.0059387	.0083646	-0.71	0.479	-.0224549	.0105775
fcoml_L4	.0064605	.0067086	0.96	0.337	-.0067859	.0197068
_cons	-.0119307	.0020194	-5.91	0.000	-.0159181	-.0079434

Quadro 90 QR.50 t-i Amostra

```
. greg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 2.0728413

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.0760839
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 2.0719625
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 2.0718175
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 2.071362
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 2.0695116
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 2.0691171
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 2.0690775

Median regression                               Number of obs =      247
Raw sum of deviations 2.092778 (about -.00004877)
Min sum of deviations 2.069077                  Pseudo R2      =    0.0113
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	.004056	.0044518	0.91	0.363	-.0047132	.0128252
fcoml_L2	.003314	.0043556	0.76	0.447	-.0052658	.0118938
fcoml_L3	.0020789	.0043708	0.48	0.635	-.0065308	.0106886
fcoml_L4	-.0006656	.0041219	-0.16	0.872	-.008785	.0074538
_cons	.0002196	.0008674	0.25	0.800	-.0014891	.0019282

Quadro 91 QR.50 t-i Pós eleições

```
. greg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T>184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .61742209

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .63445171
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .61431296
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .61393865
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .61296104
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .61287954

Median regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .6496579 (about -.00246425)
Min sum of deviations .6128795                  Pseudo R2      =    0.0566
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	.0227219	.0226615	1.00	0.320	-.0225635	.0680073
fcoml_L2	.0053015	.022235	0.24	0.812	-.0391315	.0497345
fcoml_L3	-.0170881	.0248431	-0.69	0.494	-.0667331	.0325569
fcoml_L4	-.0178004	.0224365	-0.79	0.431	-.0626362	.0270353
_cons	-.0025656	.0025341	-1.01	0.315	-.0076296	.0024984

Quadro 92 QR.50 t-i Pré eleições

```
. greg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .04259517

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .34717213
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .04527352
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .04116271

Median regression                               Number of obs =     10
Raw sum of deviations .0616285 (about -.00954181)
Min sum of deviations .0411627                  Pseudo R2      =    0.3321
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	.0376357	.0731174	0.51	0.629	-.1503185	.22559
fcoml_L2	-.0392409	.1109255	-0.35	0.738	-.324384	.2459022
fcoml_L3	.0006101	.0832268	0.01	0.994	-.2133311	.2145513
fcoml_L4	.0196131	.0617531	0.32	0.764	-.1391283	.1783545
_cons	-.0097996	.013191	-0.74	0.491	-.0437082	.024109

Quadro 93 QR.50 t-i Governo anterior

```
. qreg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T<=174, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.3003523

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.3035481
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.2975495
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.2975049
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.2971962
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.2971803
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.297173
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.2971631
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1.2971631

Median regression                               Number of obs =      169
Raw sum of deviations 1.335386 (about .00149781)
Min sum of deviations 1.297163                  Pseudo R2          =      0.0286
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	.0048792	.0036567	1.33	0.184	-.0023411	.0120995
fcoml_L2	.004182	.0036469	1.15	0.253	-.0030189	.0113829
fcoml_L3	.0042665	.003586	1.19	0.236	-.0028142	.0113472
fcoml_L4	.0007487	.0036144	0.21	0.836	-.0063881	.0078855
_cons	.0014476	.0008112	1.78	0.076	-.0001541	.0030494

Quadro 94 QR.90 t-i Amostra

```
. qreg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.6905313

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.6894369
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.6725089
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.6372885
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.4487636
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.3397063
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.2363717
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .93568202
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .91979528
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .90155211
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .89792418
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .89705469
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .89681062
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .89147548
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .88605693
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = .86986084
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = .86695035
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = .86381965
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = .86303302
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = .86279156
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = .86163719
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = .86156734
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = .86149988
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = .86144627
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = .86143586

.9 Quantile regression                               Number of obs =      247
Raw sum of deviations .8738917 (about .01247501)
Min sum of deviations .8614359                    Pseudo R2          =      0.0143
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	-.001097	.0097058	-0.11	0.910	-.0202157	.0180216
fcoml_L2	-.0028728	.0059195	-0.49	0.628	-.0145331	.0087875
fcoml_L3	-.0001623	.0089564	-0.02	0.986	-.0178047	.0174801
fcoml_L4	-.0042685	.0063187	-0.68	0.500	-.0167152	.0081781
_cons	.0127814	.0013127	9.74	0.000	.0101957	.0153671

Quadro 95 QR.90 t-i Pós eleições

```

. qreg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T>184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .5170552

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .56672727
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .49732328
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .39692494
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .36049699
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .35869008
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .33430189
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .27164168
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .26646496
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .26474987
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .26141776
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .26140647
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .26136592

.9 Quantile regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .286132 (about .01164091)
Min sum of deviations .2613659                      Pseudo R2      =    0.0866

```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	.0320528	.021511	1.49	0.141	-.0109335	.0750391
fcoml_L2	.0070253	.0268124	0.26	0.794	-.0465551	.0606057
fcoml_L3	.0261453	.0318424	0.82	0.415	-.0374866	.0897771
fcoml_L4	.0154942	.0326814	0.47	0.637	-.0498144	.0808027
_cons	.0120809	.0045029	2.68	0.009	.0030825	.0210792

Quadro 96 QR.90 t-i Pré eleições

```

. qreg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .02066216

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .02630955
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .01551066
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .00977651
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .00900098

.9 Quantile regression                               Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0164312 (about -.00006571)
Min sum of deviations .009001                      Pseudo R2      =    0.4522

```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	.0253343	1.14e-10	2.2e+08	0.000	.0253343	.0253343
fcoml_L2	-.0184507	1.17e-10	-1.6e+08	0.000	-.0184507	-.0184507
fcoml_L3	-.0470421	1.38e-10	-3.4e+08	0.000	-.0470421	-.0470421
fcoml_L4	.0355792	7.56e-11	4.7e+08	0.000	.0355792	.0355792
_cons	-.0030123	2.02e-11	-1.5e+08	0.000	-.0030123	-.0030123

Quadro 97 QR.90 t-i Governo anterior


```

. qreg futcont fcoml_L1 fcoml_L2 fcoml_L3 fcoml_L4 if T<=174, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.0600923

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.2338096
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.0515893
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.004594
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .87376752
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .65587781
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .63053413
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .57680264
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .569363
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .54427543
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .5312292
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .53026211
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .53018178
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .53006837
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .5296271
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = .52890462
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = .52887599
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = .52881301

.9 Quantile regression                               Number of obs =      169
Raw sum of deviations .5427236 (about .01308603)
Min sum of deviations .528813                       Pseudo R2      =    0.0256

```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoml_L1	-.0041087	.009085	-0.45	0.652	-.0220474	.0138299
fcoml_L2	.0002352	.00422	0.06	0.956	-.0080973	.0085676
fcoml_L3	-.0008007	.0081607	-0.10	0.922	-.0169143	.015313
fcoml_L4	-.0053268	.0054822	-0.97	0.333	-.0161516	.005498
_cons	.0129845	.0013619	9.53	0.000	.0102953	.0156737

Anexo L Quadros Futuros Commercial Short

Quadro 98 OLS t Amostra

```
. regress futcont fcoms, robust
```

```

Linear regression                               Number of obs =      251
                                                F( 1, 249) =      0.05
                                                Prob > F      =    0.8312
                                                R-squared     =    0.0002
                                                Root MSE     =    .01074

```

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	.0005719	.0026802	0.21	0.831	-.004707	.0058507
_cons	-.0001833	.0006775	-0.27	0.787	-.0015177	.0011511

Quadro 99 OLS t Pós eleições

```
. regress futcont fcoms if T>184, robust
```

```

Linear regression                               Number of obs =      68
                                                F( 1, 66) =      0.15
                                                Prob > F      =    0.6999
                                                R-squared     =    0.0020
                                                Root MSE     =    .01229

```

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	.0017735	.0045816	0.39	0.700	-.0073739	.0109208
_cons	-.0027468	.0015044	-1.83	0.072	-.0057505	.0002569

Quadro 100 OLS t Pré eleições

. regress futcont fcoms if T>174 & T<=184, robust

Linear regression Number of obs = 10
F(1, 8) = 6.45
Prob > F = 0.0347
R-squared = 0.4014
Root MSE = .0062

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoms	-.0164138	.0064637	-2.54	0.035	-.0313191	-.0015084
_cons	-.0073059	.0019599	-3.73	0.006	-.0118255	-.0027863

Quadro 101 OLS t Governo anterior

. regress futcont fcoms if T<=174, robust

Linear regression Number of obs = 173
F(1, 171) = 0.05
Prob > F = 0.8162
R-squared = 0.0004
Root MSE = .00994

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoms	.0006961	.0029897	0.23	0.816	-.0052054	.0065975
_cons	.0012434	.0007573	1.64	0.102	-.0002515	.0027384

Quadro 102 QR.10 t Amostra

. qreg futcont fcoms, quantile (.10)

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.8441196

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.8337016

Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.2239849

Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.0457367

Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.004139

Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.0038641

.l Quantile regression Number of obs = 251
Raw sum of deviations 1.010255 (about -.01633154)
Min sum of deviations 1.003864 Pseudo R2 = 0.0063

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoms	.0028831	.0050699	0.57	0.570	-.0071023	.0128685
_cons	-.0143363	.0015103	-9.49	0.000	-.0173108	-.0113618

Quadro 103 QR.10 t Pós eleições

```
. qreg futcont fcoms if T>184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .56957287

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .58314036
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .46781453
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .27054843
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .26532057

.1 Quantile regression
Raw sum of deviations .2690852 (about -.02024574)
Min sum of deviations .2653206
Number of obs = 68
Pseudo R2 = 0.0140
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	-.002033	.006804	-0.30	0.766	-.0156177	.0115516
_cons	-.0200342	.0038177	-5.25	0.000	-.0276564	-.012412

Quadro 104 QR.10 t Pré eleições

```
. qreg futcont fcoms if T>174 & T<=184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .03710066

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .04251308
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .02789198
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .0179059

.1 Quantile regression
Raw sum of deviations .0298968 (about -.02225326)
Min sum of deviations .0179059
Number of obs = 10
Pseudo R2 = 0.4011
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	-.0249201	.0039439	-6.32	0.000	-.0340147	-.0158254
_cons	-.0162595	.0010676	-15.23	0.000	-.0187213	-.0137976

Quadro 105 QR.10 t Governo anterior

```
. qreg futcont fcoms if T<=174, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.2309913

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.2893214
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.1711383
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .66173525
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .63430425
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .63309271

.1 Quantile regression
Raw sum of deviations .6508983 (about -.01178201)
Min sum of deviations .6330927
Number of obs = 173
Pseudo R2 = 0.0274
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	.0085271	.0062778	1.36	0.176	-.0038648	.0209191
_cons	-.0118165	.0017894	-6.60	0.000	-.0153487	-.0082843

Quadro 106 QR.50 t Amostra

```
. qreg futcont fcoms, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 2.1359289

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.1350141
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 2.1343727
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 2.1336294
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 2.1335912

Median regression
Raw sum of deviations 2.135322 (about 0)
Min sum of deviations 2.133591
Number of obs = 251
Pseudo R2 = 0.0008
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	-.0010661	.0028415	-0.38	0.708	-.0066625	.0045304
_cons	.000017	.0008014	0.02	0.983	-.0015613	.0015953

Quadro 107 QR.50 t Pós eleições

. qreg futcont fcoms if T>184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .64663187

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .64716203
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .64605603

Median regression Number of obs = 68
Raw sum of deviations .6496579 (about -.00246425)
Min sum of deviations .646056 Pseudo R2 = 0.0055

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	.0030202	.0054685	0.55	0.583	-.0078981	.0139384
_cons	-.0028438	.0016835	-1.69	0.096	-.006205	.0005173

Quadro 108 QR.50 t Pré eleições

. qreg futcont fcoms if T>174 & T<=184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .0470436

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .05152435
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .0433735

Median regression Number of obs = 10
Raw sum of deviations .0616285 (about -.00954181)
Min sum of deviations .0433735 Pseudo R2 = 0.2962

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	-.0141147	.0081821	-1.73	0.123	-.0329827	.0047533
_cons	-.0048154	.0039273	-1.23	0.255	-.0138718	.004241

Quadro 109 QR.50 t Governo anterior

. qreg futcont fcoms if T<=174, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.3748836

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.3708717
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.3667568

Median regression Number of obs = 173
Raw sum of deviations 1.374885 (about .00149892)
Min sum of deviations 1.366757 Pseudo R2 = 0.0059

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	-.002858	.0037367	-0.76	0.445	-.0102339	.0045179
_cons	.0017313	.0010458	1.66	0.100	-.0003331	.0037957

Quadro 110 QR.90 t Amostra

. qreg futcont fcoms, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.8053855

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.8204945
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.720179
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .88517764
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .88486295

.9 Quantile regression Number of obs = 251
Raw sum of deviations .8848674 (about .01251964)
Min sum of deviations .884863 Pseudo R2 = 0.0000

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	.0000742	.0039248	0.02	0.985	-.0076559	.0078043
_cons	.0125724	.0012286	10.23	0.000	.0101527	.014992

Quadro 111 QR.90 t Pós eleições

```
. qreg futcont fcoms if T>184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .57387596

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .61597865
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .34051647
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .28330721
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .28312298

.9 Quantile regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .286132 (about .01164091)
Min sum of deviations .283123                       Pseudo R2      =    0.0105
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	.0036331	.0070299	0.52	0.607	-.0104026	.0176688
_cons	.0116837	.0051104	2.29	0.025	.0014805	.0218869

Quadro 112 QR.90 t Pré eleições

```
. qreg futcont fcoms if T>174 & T<=184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .01790688

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .01956141
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .01803619
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .01298975

.9 Quantile regression                               Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0164312 (about -.00006571)
Min sum of deviations .0129897                       Pseudo R2      =    0.2094
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	-.0199592	.0013391	-14.91	0.000	-.0230471	-.0168713
_cons	-.0008113	.0005342	-1.52	0.167	-.0020432	.0004207

Quadro 113 QR.90 t Governo anterior

```
. qreg futcont fcoms if T<=174, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.1869619

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.2085156
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .68251589
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .56326412
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .55593025
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .55296405
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .55282011

.9 Quantile regression                               Number of obs =     173
Raw sum of deviations .5528355 (about .01308603)
Min sum of deviations .5528201                       Pseudo R2      =    0.0000
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms	.000114	.004438	0.03	0.980	-.0086463	.0088744
_cons	.0130388	.0013319	9.79	0.000	.0104097	.0156679

quadro 114 OLS t-i Amostra

. regress futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4, robust

Linear regression Number of obs = 247
F(4, 242) = 1.35
Prob > F = 0.2520
R-squared = 0.0195
Root MSE = .01067

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoms_L1	.0017701	.0031516	0.56	0.575	-.004438	.0079782
fcoms_L2	-.0017978	.0027813	-0.65	0.519	-.0072765	.0036809
fcoms_L3	-.0002744	.0022281	-0.12	0.902	-.0046632	.0041145
fcoms_L4	-.0046448	.0022905	-2.03	0.044	-.0091566	-.0001329
_cons	-.0003489	.0006778	-0.51	0.607	-.001684	.0009862

Quadro 115 OLS t-i Pós eleições

. regress futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T>184, robust

Linear regression Number of obs = 68
F(4, 63) = 0.90
Prob > F = 0.4667
R-squared = 0.0431
Root MSE = .01232

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoms_L1	.0051019	.0048827	1.04	0.300	-.0046555	.0148592
fcoms_L2	.0020362	.0056058	0.36	0.718	-.0091661	.0132384
fcoms_L3	-.0006017	.0038287	-0.16	0.876	-.0082527	.0070493
fcoms_L4	-.0052894	.0041916	-1.26	0.212	-.0136655	.0030868
_cons	-.0027272	.0014934	-1.83	0.073	-.0057116	.0002572

Quadro 116 OLS t-i Pré eleições

. regress futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T>174 & T<=184, robust

Linear regression Number of obs = 10
F(4, 5) = 0.19
Prob > F = 0.9349
R-squared = 0.1446
Root MSE = .00937

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoms_L1	-.0093503	.0228274	-0.41	0.699	-.0680301	.0493295
fcoms_L2	.0080557	.0142686	0.56	0.597	-.028623	.0447345
fcoms_L3	.0080175	.0151825	0.53	0.620	-.0310104	.0470454
fcoms_L4	.0017679	.0154577	0.11	0.913	-.0379673	.041503
_cons	-.0065884	.0033552	-1.96	0.107	-.0152132	.0020363

Quadro 117 OLS t-i Governo anterior

. regress futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T<=174, robust

Linear regression Number of obs = 169
F(4, 164) = 1.44
Prob > F = 0.2224
R-squared = 0.0271
Root MSE = .00986

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoms_L1	.0002235	.003631	0.06	0.951	-.006946	.0073929
fcoms_L2	-.0042108	.0026238	-1.60	0.110	-.0093915	.0009699
fcoms_L3	-.0003246	.0029473	-0.11	0.912	-.0061441	.0054949
fcoms_L4	-.0046804	.0029157	-1.61	0.110	-.0104376	.0010769
_cons	.0010725	.0007594	1.41	0.160	-.000427	.002572

Quadro 118 QR.10 t-i Amostra

. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4, quantile (.10)

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.8584014

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.8875488
 Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.8228373
 Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.2195314
 Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.0023517
 Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .99147117
 Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .98075866
 Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .95962489
 Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .94456627
 Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .93458989
 Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .93458609
 Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .93433695

.1 Quantile regression Number of obs = 247
 Raw sum of deviations .9898539 (about -.01698685)
 Min sum of deviations .9343369 Pseudo R2 = 0.0561

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fcoms_L1	.0051095	.0050288	1.02	0.311	-.0047963	.0150153
fcoms_L2	.0041303	.0048651	0.85	0.397	-.0054531	.0137137
fcoms_L3	-.0044392	.0046007	-0.96	0.336	-.0135017	.0046233
fcoms_L4	-.0074628	.0070378	-1.06	0.290	-.021326	.0064004
_cons	-.0153722	.0015202	-10.11	0.000	-.0183667	-.0123777

Quadro 119 QR.10 t-i Pós eleições

```
. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T>184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .49789789
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 3.7823933
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .51367459
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .41695438
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .40180592
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .37335802
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .34082417
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .33615547
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .31563623
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .25674008
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .2526778
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .25230094
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .25046309
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .24808014
```

```
.1 Quantile regression                                Number of obs =      68
Raw sum of deviations .2690852 (about -.02024574)
Min sum of deviations .2480801                        Pseudo R2      =    0.0781
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	.0028485	.0105019	0.27	0.787	-.0181378	.0238348
fcoms_L2	.0024883	.0138696	0.18	0.858	-.025228	.0302045
fcoms_L3	-.0044885	.0062159	-0.72	0.473	-.0169099	.007933
fcoms_L4	-.0085696	.0055781	-1.54	0.129	-.0197166	.0025774
_cons	-.0176755	.0030729	-5.75	0.000	-.0238161	-.0115349

Quadro 120 QR.10 t-i Pré eleições

```
. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .04175143
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .05637225
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .02605426
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .02555189
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .01452957
```

```
.1 Quantile regression                                Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0298968 (about -.02225326)
Min sum of deviations .0145296                        Pseudo R2      =    0.5140
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	-.0543179	3.69e-11	-1.5e+09	0.000	-.0543179	-.0543179
fcoms_L2	-.0050766	4.69e-11	-1.1e+08	0.000	-.0050766	-.0050766
fcoms_L3	.008702	2.75e-11	3.2e+08	0.000	.008702	.008702
fcoms_L4	.0221246	2.98e-11	7.4e+08	0.000	.0221246	.0221246
_cons	-.0159558	8.35e-12	-1.9e+09	0.000	-.0159558	-.0159558

Quadro 121 QR.10 t-i Governo anterior

```
. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T<=174, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.0328557
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.048449
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.0029292
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .98964333
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .85405211
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .61866393
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .61328689
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .6125586
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .61086025
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .61017754
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .60934987
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .60891839
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .60887244
```

```
.1 Quantile regression                               Number of obs =      169
Raw sum of deviations .633219 (about -.01178201)
Min sum of deviations .6088724                       Pseudo R2      =    0.0384
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	.0088268	.0087791	1.01	0.316	-.0085078	.0261614
fcoms_L2	.0008604	.0055603	0.15	0.877	-.0101187	.0118394
fcoms_L3	.0022451	.0110689	0.20	0.840	-.0196107	.0241009
fcoms_L4	-.0087597	.010645	-0.82	0.412	-.0297787	.0122592
_cons	-.0104862	.0024203	-4.33	0.000	-.0152652	-.0057072

Quadro 122 QR.50 t-i Amostra

```
. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 2.0721738
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.072697
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 2.0724299
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 2.070691
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 2.0701961
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 2.0698899
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 2.0684682
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 2.0679647
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 2.0678238
```

```
Median regression                               Number of obs =      247
Raw sum of deviations 2.092778 (about -.00004877)
Min sum of deviations 2.067824                       Pseudo R2      =    0.0119
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	.0010172	.0032664	0.31	0.756	-.005417	.0074514
fcoms_L2	-.0043835	.0032334	-1.36	0.176	-.0107526	.0019857
fcoms_L3	-.0007678	.0032183	-0.24	0.812	-.0071072	.0055715
fcoms_L4	-.0065369	.0031796	-2.06	0.041	-.0128002	-.0002736
_cons	.000153	.0008807	0.17	0.862	-.0015819	.0018878

Quadro 123 QR.50 t-i Pós eleições

. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T>184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .65016289

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .67491834
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .64596527
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .64479965
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .64449949
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .64419273
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .64398796

Median regression Number of obs = 68
Raw sum of deviations .6496579 (about -.00246425)
Min sum of deviations .643988 Pseudo R2 = 0.0087

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	.006232	.0072209	0.86	0.391	-.0081979	.0206619
fcoms_L2	.0053751	.0062656	0.86	0.394	-.0071458	.017896
fcoms_L3	.0002889	.0073746	0.04	0.969	-.0144481	.0150258
fcoms_L4	.0019806	.0059332	0.33	0.740	-.0098759	.0138371
_cons	-.0032771	.0020935	-1.57	0.123	-.0074607	.0009064

Quadro 124 QR.50 t-i Pré eleições

. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .05500384

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .05055828

Median regression Number of obs = 10
Raw sum of deviations .0616285 (about -.00954181)
Min sum of deviations .0505583 Pseudo R2 = 0.1796

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	-.0302847	.1094773	-0.28	0.793	-.3117052	.2511357
fcoms_L2	.0083404	.0725605	0.11	0.913	-.1781822	.194863
fcoms_L3	-.0026503	.0687825	-0.04	0.971	-.1794613	.1741606
fcoms_L4	-.0020346	.0973078	-0.02	0.984	-.2521722	.2481029
_cons	-.0082628	.0221285	-0.37	0.724	-.065146	.0486204

Quadro 125 QR.50 t-i Governo anterior

. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T<=174, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.3076949

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.3265711
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.2997664
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.2967965
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.2965518
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.2965474

Median regression Number of obs = 169
Raw sum of deviations 1.335386 (about .00149781)
Min sum of deviations 1.296547 Pseudo R2 = 0.0291

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	-.0041647	.0035687	-1.17	0.245	-.0112112	.0028818
fcoms_L2	-.0066771	.0034827	-1.92	0.057	-.0135537	.0001995
fcoms_L3	-.0015174	.003435	-0.44	0.659	-.0083	.0052652
fcoms_L4	-.0079626	.0033768	-2.36	0.020	-.0146301	-.001295
_cons	.0021007	.000921	2.28	0.024	.0002822	.0039192

Quadro 126 QR.90 t-i Amostra

```
. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.8438018
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.8977094
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.5748636
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.2436069
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.1398816
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.0175913
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.0094062
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.0067261
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .98548813
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .9450265
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .90382399
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .90173797
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .89668098
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .89564988
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .89186205
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = .86941917
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = .86800564
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = .86530521
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = .86464812
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = .86406364
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = .8640096
```

```
.9 Quantile regression                               Number of obs =      247
Raw sum of deviations .8738917 (about .01247501)
Min sum of deviations .8640096                       Pseudo R2      =    0.0113
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	-.0022029	.0067459	-0.33	0.744	-.015491	.0110852
fcoms_L2	-.0032235	.0044749	-0.72	0.472	-.0120382	.0055911
fcoms_L3	.0030836	.0047863	0.64	0.520	-.0063446	.0125117
fcoms_L4	-.0007108	.0055126	-0.13	0.898	-.0115697	.010148
_cons	.012307	.0013574	9.07	0.000	.0096331	.0149808

Quadro 127 QR.90 t-i Pós eleições

```
. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T>184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .47847799
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .57346933
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .42647477
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .39570052
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .29633782
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .29582945
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .29092013
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .2841583
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .28257365
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .28065197
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .28009833
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .27975083
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .27874631
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .27862636
```

```
.9 Quantile regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .286132 (about .01164091)
Min sum of deviations .2786264                       Pseudo R2      =    0.0262
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	.0067181	.0113112	0.59	0.555	-.0158855	.0293217
fcoms_L2	-.004602	.0122415	-0.38	0.708	-.0290647	.0198608
fcoms_L3	-.0077886	.0107891	-0.72	0.473	-.0293488	.0137716
fcoms_L4	-.000343	.0101723	-0.03	0.973	-.0206706	.0199847
_cons	.0111505	.0057565	1.94	0.057	-.000353	.022654

Quadro 128 QR.90 t-i Pré eleições

```
. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .03116597

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .07250708
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .0441327
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .0253447
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .01407381

.9 Quantile regression                               Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0164312 (about -.00006571)
Min sum of deviations .0140738                       Pseudo R2      =    0.1435
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	.0038153	8.23e-19	4.6e+15	0.000	.0038153	.0038153
fcoms_L2	.007922	9.93e-19	8.0e+15	0.000	.007922	.007922
fcoms_L3	-.0021252	1.43e-18	-1.5e+15	0.000	-.0021252	-.0021252
fcoms_L4	.0113875	1.19e-18	9.5e+15	0.000	.0113875	.0113875
_cons	.0007941	3.39e-19	2.3e+15	0.000	.0007941	.0007941

Quadro 129 QR.90 t-i Governo anterior

```
. qreg futcont fcoms_L1 fcoms_L2 fcoms_L3 fcoms_L4 if T<=174, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .94393202

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .9564839
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .90531976
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .85672109
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .64633782
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .61940504
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .6052579
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .57777335
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .56670729
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .56418457
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .54777781
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .53933201
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .5336213
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .53319363

.9 Quantile regression                               Number of obs =     169
Raw sum of deviations .5427236 (about .01308603)
Min sum of deviations .5331936                       Pseudo R2      =    0.0176
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fcoms_L1	-.0055967	.0096721	-0.58	0.564	-.0246946	.0135012
fcoms_L2	-.0020158	.0050253	-0.40	0.689	-.0119384	.0079068
fcoms_L3	.0016071	.0055797	0.29	0.774	-.0094102	.0126244
fcoms_L4	-.0010575	.0068881	-0.15	0.878	-.0146583	.0125434
_cons	.0132294	.0015608	8.48	0.000	.0101475	.0163113

Anexo M Quadros Futuros NonCommercial Long

Quadro 130 OLS t Amostra

. regress futcont fncoml , robust

Linear regression

Number of obs = 251
F(1, 249) = 0.63
Prob > F = 0.4292
R-squared = 0.0022
Root MSE = .01073

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fncoml	-.0019391	.0024491	-0.79	0.429	-.0067626	.0028844
_cons	-.0001855	.000677	-0.27	0.784	-.0015188	.0011478

Quadro 131 OLS t Pós eleições

. regress futcont fncoml if T>184, robust

Linear regression

Number of obs = 68
F(1, 66) = 1.23
Prob > F = 0.2705
R-squared = 0.0107
Root MSE = .01224

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fncoml	-.0058954	.0053059	-1.11	0.271	-.016489	.0046981
_cons	-.0027502	.0014826	-1.85	0.068	-.0057104	.00021

Quadro 132 OLS t Pré eleições

. regress futcont fncoml if T>174 & T<=184, robust

Linear regression

Number of obs = 10
F(1, 8) = 0.04
Prob > F = 0.8475
R-squared = 0.0031
Root MSE = .008

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fncoml	.0017479	.0087971	0.20	0.847	-.0185382	.022034
_cons	-.0071005	.0024937	-2.85	0.022	-.012851	-.00135

Quadro 133 OLS t Governo anterior

. regress futcont fncoml if T<=174, robust

Linear regression

Number of obs = 173
F(1, 171) = 0.42
Prob > F = 0.5173
R-squared = 0.0027
Root MSE = .00993

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fncoml	-.0018362	.0028302	-0.65	0.517	-.0074227	.0037503
_cons	.0012537	.0007555	1.66	0.099	-.0002377	.0027451

Quadro 134 QR.10 t Amostra

```
. qreg futcont fncoml, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 2.0199551

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.0478384
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.9155988
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.1772891
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.0277585
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.015553
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.0117256
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.007047

.1 Quantile regression                               Number of obs =      251
Raw sum of deviations 1.010255 (about -.01633154)
Min sum of deviations 1.007047                       Pseudo R2      =      0.0032
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	-.0028732	.0050554	-0.57	0.570	-.01283	.0070836
_cons	-.0151917	.0015382	-9.88	0.000	-.0182213	-.0121621

Quadro 135 QR.10 t Pós eleições

```
. qreg futcont fncoml if T>184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .58279982

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .57944851
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .31738417
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .26797113

.1 Quantile regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .2690852 (about -.02024574)
Min sum of deviations .2679711                       Pseudo R2      =      0.0041
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	-.0084988	.0071428	-1.19	0.238	-.0227599	.0057623
_cons	-.019401	.0037173	-5.22	0.000	-.0268229	-.0119791

Quadro 136 QR.10 t Pré eleições

```
. qreg futcont fncoml if T>174 & T<=184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .03934955

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .88397938
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .03936193
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .03098149
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .02967035
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .02917305
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .02888456

.1 Quantile regression                               Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0298968 (about -.02225326)
Min sum of deviations .0288846                       Pseudo R2      =      0.0339
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	.048359	.0076079	6.36	0.000	.0308151	.065903
_cons	-.0160932	.001822	-8.83	0.000	-.0202947	-.0118918

Quadro 137 QR.10 t Governo anterior

```
. qreg futcont fncoml if T<=174, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.2433843

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.2827677
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .8796612
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .65084417
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .6484396
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .64701521
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .64699597

.1 Quantile regression                               Number of obs =      173
Raw sum of deviations .6508983 (about -.01178201)
Min sum of deviations .646996                      Pseudo R2          =    0.0060
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	.0047694	.007393	0.65	0.520	-.0098239	.0193627
_cons	-.0119298	.0019711	-6.05	0.000	-.0158206	-.0080391

Quadro 138 QR.50 t Amostra

```
. qreg futcont fncoml , quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 2.1277422

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.1277345
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 2.1267871
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 2.1267413

Median regression                               Number of obs =      251
Raw sum of deviations 2.135322 (about 0)
Min sum of deviations 2.126741                      Pseudo R2          =    0.0040
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	-.0036761	.0034143	-1.08	0.283	-.0104008	.0030485
_cons	-.0000106	.0008896	-0.01	0.991	-.0017627	.0017415

Quadro 139 QR.50 t Pós eleições

```
. qreg futcont fncoml if T>184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .6508842

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .6500488
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .6485079

Median regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .6496579 (about -.00246425)
Min sum of deviations .6485079                      Pseudo R2          =    0.0018
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	-.0026735	.0077956	-0.34	0.733	-.0182379	.0128909
_cons	-.0023839	.0016863	-1.41	0.162	-.0057507	.0009828

Quadro 140 QR.50 t Pré eleições

```
. qreg futcont fncoml if T>174 & T<=184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .0589699

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .05696778

Median regression                               Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0616285 (about -.00954181)
Min sum of deviations .0569678                      Pseudo R2          =    0.0756
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	.0092099	.0212407	0.43	0.676	-.0397713	.0581911
_cons	-.0071868	.0053582	-1.34	0.217	-.0195429	.0051693

Quadro 141 QR.50 t Governo anterior

```
. qreg futcont fncoml if T<=174, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.3589846

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.3581446
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.3537283

Median regression                               Number of obs =      173
Raw sum of deviations 1.374885 (about .00149892)
Min sum of deviations 1.353728                  Pseudo R2      =    0.0154
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	-.0055896	.0033531	-1.67	0.097	-.0122084	.0010292
_cons	.0018118	.0009278	1.95	0.052	-.0000197	.0036433

Quadro 142 QR.90 t Amostra

```
. qreg futcont fncoml, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 2.0140668

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.0368709
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.2200973
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .93363416
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .88484106
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .88466526

.9 Quantile regression                               Number of obs =      251
Raw sum of deviations .8848674 (about .01251964)
Min sum of deviations .8846653                  Pseudo R2      =    0.0002
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	-.0004861	.0041123	-0.12	0.906	-.0085854	.0076132
_cons	.0125698	.0012042	10.44	0.000	.010198	.0149416

Quadro 143 QR.90 t Pós eleições

```
. qreg futcont fncoml if T>184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .5523383

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .57855275
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .33751233
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .2915987
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .28692524
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .28599769

.9 Quantile regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .286132 (about .01164091)
Min sum of deviations .2859977                  Pseudo R2      =    0.0005
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	-.0002715	.0178638	-0.02	0.988	-.0359377	.0353946
_cons	.0116494	.0050605	2.30	0.024	.0015458	.021753

Quadro 144 QR.90 t Pré eleições

```
. qreg futcont fncoml if T>174 & T<=184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .03950956

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .06463794
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .02520279
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .01544811

.9 Quantile regression                                Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0164312 (about -.00006571)
Min sum of deviations .0154481                      Pseudo R2      =    0.0598
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	-.0036761	.0022863	-1.61	0.147	-.0089483	.001596
_cons	-.0000106	.0005822	-0.02	0.986	-.0013531	.0013319

Quadro 145 QR.90 t Governo anterior

```
. qreg futcont fncoml if T<=174, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.1736863

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.1811226
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .63718959
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .5662413
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .55330696
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .55268128

.9 Quantile regression                                Number of obs =     173
Raw sum of deviations .5528355 (about .01308603)
Min sum of deviations .5526813                      Pseudo R2      =    0.0003
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml	.0009034	.004344	0.21	0.836	-.0076714	.0094783
_cons	.0137398	.0013143	10.45	0.000	.0111454	.0163342

Quadro 146 OLS t-i Amostra

```
. regress futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4, robust

Linear regression                                Number of obs =     247
                                                F( 4, 242) =      0.71
                                                Prob > F      =    0.5876
                                                R-squared    =    0.0102
                                                Root MSE    =    .01072
```

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.0028788	.0029367	-0.98	0.328	-.0086637	.002906
fncoml_L2	-.002917	.0023715	-1.23	0.220	-.0075884	.0017544
fncoml_L3	-.0007866	.0030303	-0.26	0.795	-.0067557	.0051825
fncoml_L4	-.0015423	.0025834	-0.60	0.551	-.0066312	.0035465
_cons	-.0003586	.0006822	-0.53	0.600	-.0017024	.0009852

Quadro 147 OLS t-i Pós eleições

. regress futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T>184, robust

Linear regression Number of obs = 68
F(4, 63) = 1.54
Prob > F = 0.2027
R-squared = 0.0785
Root MSE = .01209

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fncoml_L1	-.0116672	.0070571	-1.65	0.103	-.0257696	.0024352
fncoml_L2	-.0051515	.0090225	-0.57	0.570	-.0231815	.0128785
fncoml_L3	.0049922	.0065609	0.76	0.450	-.0081188	.0181031
fncoml_L4	.0105035	.0063078	1.67	0.101	-.0021017	.0231088
_cons	-.0027602	.0014469	-1.91	0.061	-.0056516	.0001313

Quadro 148 OLS t-i Pré eleições

. regress futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T>174 & T<=184, robust

Linear regression Number of obs = 10
F(4, 5) = 0.30
Prob > F = 0.8644
R-squared = 0.1377
Root MSE = .00941

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fncoml_L1	-.0057131	.0136469	-0.42	0.693	-.0407936	.0293674
fncoml_L2	.0025433	.0091059	0.28	0.791	-.0208641	.0259508
fncoml_L3	.0074675	.0154857	0.48	0.650	-.0323398	.0472748
fncoml_L4	-.0016761	.0115935	-0.14	0.891	-.0314782	.028126
_cons	-.0072434	.003571	-2.03	0.098	-.0164229	.0019361

Quadro 149 OLS t-i Governos anterior

. regress futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T<=174, robust

Linear regression Number of obs = 169
F(4, 164) = 1.45
Prob > F = 0.2186
R-squared = 0.0288
Root MSE = .00985

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fncoml_L1	-.0014574	.0031463	-0.46	0.644	-.0076698	.004755
fncoml_L2	-.0032988	.002409	-1.37	0.173	-.0080555	.001458
fncoml_L3	-.0025393	.0032844	-0.77	0.441	-.0090245	.0039459
fncoml_L4	-.0044717	.0027678	-1.62	0.108	-.0099368	.0009934
_cons	.0010883	.000754	1.44	0.151	-.0004004	.002577

Quadro 150 QR.10 t-i Amostra

```
. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.8061766
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.5031696
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.7424552
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.6668703
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.5078782
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.3721698
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.1850444
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.1162516
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1.0378947
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .98607579
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .97210201
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .97076227
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .9689322
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .96867215
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .96828163
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = .96742149
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = .96730851
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = .96723724
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = .96719181
```

```
.1 Quantile regression                               Number of obs =      247
Raw sum of deviations .9898539 (about -.01698685)
Min sum of deviations .9671918                       Pseudo R2      =    0.0229
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.0068946	.0042814	-1.61	0.109	-.0153282	.001539
fncoml_L2	.0035678	.004361	0.82	0.414	-.0050226	.0121582
fncoml_L3	-.0017945	.0073774	-0.24	0.808	-.0163265	.0127376
fncoml_L4	-.0042343	.0057029	-0.74	0.459	-.015468	.0069993
_cons	-.0161992	.001579	-10.26	0.000	-.0193095	-.013089

Quadro 151 QR.10 t-i Pós eleições

```
. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T>184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .4940371
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .51361308
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .43703517
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .42525155
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .34354011
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .30558556
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .28975122
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .28397751
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .28308124
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .27087363
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .26965002
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .26806744
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .26097846
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .26092936
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .25938461
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = .25858257
```

```
.1 Quantile regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .2690852 (about -.02024574)
Min sum of deviations .2585826                       Pseudo R2      =    0.0390
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.0153978	.0164846	-0.93	0.354	-.0483396	.017544
fncoml_L2	.0052128	.0156798	0.33	0.741	-.0261208	.0365465
fncoml_L3	.0103331	.0139512	0.74	0.462	-.0175461	.0382123
fncoml_L4	-.0053552	.0124117	-0.43	0.668	-.030158	.0194476
_cons	-.0176244	.0044496	-3.96	0.000	-.0265161	-.0087327

Quadro 152 QR.10 t-i Pré eleições

```
. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .04471613

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .05458741
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .04258761
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .02720117
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .01928569
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .01628362

.1 Quantile regression                               Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0298968 (about -.02225326)
Min sum of deviations .0162836                       Pseudo R2          =    0.4553
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.0277275	1.96e-18	-1.4e+16	0.000	-.0277275	-.0277275
fncoml_L2	.0176955	2.32e-18	7.6e+15	0.000	.0176955	.0176955
fncoml_L3	-.0112767	1.87e-18	-6.0e+15	0.000	-.0112767	-.0112767
fncoml_L4	.0035456	2.32e-18	1.5e+15	0.000	.0035456	.0035456
_cons	-.0174882	6.09e-19	-2.9e+16	0.000	-.0174882	-.0174882

Quadro 153 QR.10 t-i Governo anterior

```
. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T<=174, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.0621084

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.0826617
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .97184851
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .82870139
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .69820145
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .65327699
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .60446056
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .60384068
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .6029878
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .59963787
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .59583132
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .59077587
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .58983098
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .58969832
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .58930996

.1 Quantile regression                               Number of obs =     169
Raw sum of deviations .633219 (about -.01178201)
Min sum of deviations .58931                         Pseudo R2          =    0.0693
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	.0043773	.0058022	0.75	0.452	-.0070793	.0158339
fncoml_L2	-.004092	.0042435	-0.96	0.336	-.0124708	.0042869
fncoml_L3	-.0097945	.0102545	-0.96	0.341	-.0300424	.0104534
fncoml_L4	-.0121377	.0084185	-1.44	0.151	-.0287603	.0044849
_cons	-.0115288	.0019786	-5.83	0.000	-.0154356	-.007622

Quadro 154 QR.50 t-i Amostra

```
. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 2.071384
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.0667659
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 2.0647625
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 2.0637755
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 2.0612747
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 2.0612573
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 2.060842
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 2.0608298
```

```
Median regression                               Number of obs =      247
Raw sum of deviations 2.092778 (about -.00004877)
Min sum of deviations 2.06083                   Pseudo R2      =    0.0153
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.0046038	.0033843	-1.36	0.175	-.0112703	.0020627
fncoml_L2	-.0038451	.0033857	-1.14	0.257	-.0105143	.0028242
fncoml_L3	-.0017758	.0034815	-0.51	0.610	-.0086338	.0050821
fncoml_L4	-.0003967	.0034707	-0.11	0.909	-.0072333	.0064399
_cons	.000597	.0008907	0.67	0.503	-.0011575	.0023514

Quadro 155 QR.50 t-i Pós eleições

```
. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T>184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .62218011
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .61881092
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .6171307
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .61676296
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .61627802
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .61598669
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .61587675
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .61583355
```

```
Median regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .6496579 (about -.00246425)
Min sum of deviations .6158335                   Pseudo R2      =    0.0521
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.0076285	.0088212	-0.86	0.390	-.0252562	.0099993
fncoml_L2	-.0056844	.0093951	-0.61	0.547	-.0244591	.0130902
fncoml_L3	.0074307	.0087369	0.85	0.398	-.0100286	.0248899
fncoml_L4	.0164006	.0089895	1.82	0.073	-.0015636	.0343648
_cons	-.0019337	.0017755	-1.09	0.280	-.0054818	.0016144

Quadro 156 QR.50 t-i Pré eleições

```
. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .05579286
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .05292801
```

```
Median regression                               Number of obs =     10
Raw sum of deviations .0616285 (about -.00954181)
Min sum of deviations .052928                   Pseudo R2      =    0.1412
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	.0043393	.0725255	0.06	0.955	-.1820935	.190772
fncoml_L2	.0035723	.0459911	0.08	0.941	-.1146517	.1217963
fncoml_L3	.0085583	.0747553	0.11	0.913	-.1836064	.2007229
fncoml_L4	-.0136063	.0533829	-0.25	0.809	-.1508316	.1236189
_cons	-.0060601	.0172632	-0.35	0.740	-.0504365	.0383163

Quadro 157 QR.50 t-i Governo anterior

. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T<=174, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.296811

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.2960513
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.2929512
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.2892985
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.2887131
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.2881259
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.2880882
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.2880847

Median regression Number of obs = 169
Raw sum of deviations 1.335386 (about .00149781)
Min sum of deviations 1.288085 Pseudo R2 = 0.0354

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.0047191	.003965	-1.19	0.236	-.0125482	.00311
fncoml_L2	-.0039869	.0038865	-1.03	0.306	-.0116608	.0036871
fncoml_L3	-.0035135	.0037641	-0.93	0.352	-.0109459	.0039188
fncoml_L4	-.0061613	.0039632	-1.55	0.122	-.0139867	.0016641
_cons	.0014971	.0011064	1.35	0.178	-.0006875	.0036816

Quadro 158 QR.90 t-i Amostra

. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.7150061

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.799897
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.6451432
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.4397492
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.3810869
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.2661791
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.1351109
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.1006919
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1.0105741
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .97426647
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .96384819
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .92958476
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .90060104
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .88142154
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .87137859
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = .86524973
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = .86403691
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = .8591139
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = .85910189

.9 Quantile regression Number of obs = 247
Raw sum of deviations .8738917 (about .01247501)
Min sum of deviations .8591019 Pseudo R2 = 0.0169

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.006132	.0056899	-1.08	0.282	-.0173401	.005076
fncoml_L2	-.0039066	.0047038	-0.83	0.407	-.0131722	.0053591
fncoml_L3	-.000089	.0046436	-0.02	0.985	-.009236	.009058
fncoml_L4	.0032506	.0060342	0.54	0.591	-.0086357	.0151368
_cons	.0117003	.0012455	9.39	0.000	.0092468	.0141538

Quadro 159 QR.90 t-i Pós eleições

```
. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T>184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .46949746
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .48847591
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .37970028
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .33703245
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .32791407
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .3204724
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .2885728
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .28189728
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .27488579
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .26228797
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .25166415
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .25046563
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .25028776
```

```
.9 Quantile regression                                Number of obs =      68
Raw sum of deviations .286132 (about .01164091)
Min sum of deviations .2502878                        Pseudo R2          =    0.1253
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.0283895	.0162346	-1.75	0.085	-.0608318	.0040528
fncoml_L2	-.0264037	.0188599	-1.40	0.166	-.0640922	.0112848
fncoml_L3	-.0124529	.0099932	-1.25	0.217	-.0324227	.0075169
fncoml_L4	.0088146	.0074481	1.18	0.241	-.0060692	.0236985
_cons	.0114232	.0031439	3.63	0.001	.0051407	.0177057

Quadro 160 QR.90 t-i Pré eleições

```
. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .03149065
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .87833229
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .05115002
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .01425421
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .01300878
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .0129482
```

```
.9 Quantile regression                                Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0164312 (about -.00006571)
Min sum of deviations .0129482                        Pseudo R2          =    0.2120
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.0131533	8.72e-11	-1.5e+08	0.000	-.0131533	-.0131533
fncoml_L2	.0177877	1.13e-10	1.6e+08	0.000	.0177877	.0177877
fncoml_L3	.0312241	8.10e-11	3.9e+08	0.000	.0312241	.0312241
fncoml_L4	.000203	8.00e-11	2.5e+06	0.000	.000203	.000203
_cons	.0012719	3.09e-11	4.1e+07	0.000	.0012719	.0012719

Quadro 161 QR.90 t-i Governo anterior

```
. qreg futcont fncoml_L1 fncoml_L2 fncoml_L3 fncoml_L4 if T<=174, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .97264562

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .97917914
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .76751471
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .73414637
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .66719005
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .5488136
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .53696773
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .53667943
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .53647722
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .53643446

.9 Quantile regression                               Number of obs =      169
Raw sum of deviations .5427236 (about .01308603)
Min sum of deviations .5364345                       Pseudo R2      =      0.0116
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoml_L1	-.0029633	.0077412	-0.38	0.702	-.0182486	.012322
fncoml_L2	-.0014038	.0052578	-0.27	0.790	-.0117855	.0089779
fncoml_L3	.000014	.0047767	0.00	0.998	-.0094178	.0094458
fncoml_L4	.0013141	.0041447	0.32	0.752	-.0068699	.009498
_cons	.0134539	.0014646	9.19	0.000	.010562	.0163458

Anexo N Quadros Futuros NonCommercial Short

Quadro 162 OLS t Amostra

```
. regress futcont fncoms, robust

Linear regression                               Number of obs =      251
                                                F( 1, 249) =      0.50
                                                Prob > F      =      0.4803
                                                R-squared     =      0.0022
                                                Root MSE     =      .01073
```

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	-.0025685	.0036338	-0.71	0.480	-.0097255	.0045885
_cons	-.0001703	.0006754	-0.25	0.801	-.0015004	.0011599

Quadro 163 OLS t Pós eleições

```
. regress futcont fncoms if T>184, robust

Linear regression                               Number of obs =      68
                                                F( 1, 66) =      0.16
                                                Prob > F      =      0.6942
                                                R-squared     =      0.0026
                                                Root MSE     =      .01229
```

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	-.0064747	.0163943	-0.39	0.694	-.039207	.0262576
_cons	-.0027764	.0014899	-1.86	0.067	-.0057511	.0001983

Quadro 164 OLS t Pré eleições

. regress futcont fncoms if T>174 & T<=184, robust

```

Linear regression                               Number of obs =      10
                                                F( 1,      8) =    71.75
                                                Prob > F       =    0.0000
                                                R-squared     =    0.8441
                                                Root MSE     =    .00316
    
```

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fncoms	.0383684	.0045296	8.47	0.000	.0279232	.0488137
_cons	-.0132765	.0008708	-15.25	0.000	-.0152846	-.0112683

Quadro 165 OLS t Governo anterior

. regress futcont fncoms if T<=174, robust

```

Linear regression                               Number of obs =     173
                                                F( 1,   171) =     0.39
                                                Prob > F       =    0.5341
                                                R-squared     =    0.0029
                                                Root MSE     =    .00992
    
```

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fncoms	-.0024436	.0039225	-0.62	0.534	-.0101865	.0052992
_cons	.0012435	.0007554	1.65	0.102	-.0002475	.0027346

Quadro 166 QR.10 t Amostra

. qreg futcont fncoms, quantile (.10)

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.8756555

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.9037626
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.2849802
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.2583093
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.2093382
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.1948656
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.0197118
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .98963927
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .98871117
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .98841886
    
```

```

.1 Quantile regression                               Number of obs =     251
Raw sum of deviations 1.010255 (about -.01633154)
Min sum of deviations .9884189                     Pseudo R2       =    0.0216
    
```

futcont	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
fncoms	-.0115026	.0070664	-1.63	0.105	-.0254201	.002415
_cons	-.0156615	.0015489	-10.11	0.000	-.0187121	-.012611

Quadro 167 QR.10 t Pós eleições

```
. qreg futcont fncoms if T>184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .53911007

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .56983061
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .45727384
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .2655323
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .26530711

.1 Quantile regression                                Number of obs =      68
Raw sum of deviations .2690852 (about -.02024574)
Min sum of deviations .2653071                      Pseudo R2      =    0.0140
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	.0151927	.0266977	0.57	0.571	-.0381109	.0684963
_cons	-.0194848	.0033238	-5.86	0.000	-.0261209	-.0128486

Quadro 168 QR.10 t Pré eleições

```
. qreg futcont fncoms if T>174 & T<=184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .01525907

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .01599832
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .00823536

.1 Quantile regression                                Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0298968 (about -.02225326)
Min sum of deviations .0082354                      Pseudo R2      =    0.7245
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	.0291399	.0017578	16.58	0.000	.0250864	.0331934
_cons	-.0159578	.0003812	-41.87	0.000	-.0168368	-.0150788

Quadro 169 QR.10 t Governo anterior

```
. qreg futcont fncoms if T<=174, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.3007466

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.3099315
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .70500366
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .66423605
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .63469084
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .63260963

.1 Quantile regression                                Number of obs =     173
Raw sum of deviations .6508983 (about -.01178201)
Min sum of deviations .6326096                      Pseudo R2      =    0.0281
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	-.0081328	.0120666	-0.67	0.501	-.0319515	.0156859
_cons	-.0120902	.0018511	-6.53	0.000	-.0157441	-.0084363

Quadro 170 QR.50 t Amostra

```
. qreg futcont fncoms , quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 2.1369447

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.1364409
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 2.1358153
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 2.1345661

Median regression                               Number of obs =      251
Raw sum of deviations 2.135322 (about 0)
Min sum of deviations 2.134566                 Pseudo R2      =    0.0004
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	-.0008698	.003697	-0.24	0.814	-.0081512	.0064115
_cons	.0000456	.0007313	0.06	0.950	-.0013948	.001486

Quadro 171 QR.50 t Pós eleições

```
. qreg futcont fncoms if T>184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .65031408

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .64963948

Median regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .6496579 (about -.00246425)
Min sum of deviations .6496395                 Pseudo R2      =    0.0000
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	-.0023382	.0173777	-0.13	0.893	-.0370339	.0323575
_cons	-.0026296	.0016995	-1.55	0.127	-.0060227	.0007636

Quadro 172 QR.50 t Pré eleições

```
. qreg futcont fncoms if T>174 & T<=184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .02460353

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .02647082
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .02348734

Median regression                               Number of obs =     10
Raw sum of deviations .0616285 (about -.00954181)
Min sum of deviations .0234873                 Pseudo R2      =    0.6189
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	.0427972	.0106504	4.02	0.004	.0182374	.067357
_cons	-.0130073	.0025841	-5.03	0.001	-.0189663	-.0070482

Quadro 173 QR.50 t Governo anterior

```
. qreg futcont fncoms if T<=174, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.3769647

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.3749726
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.3733641
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.3732467

Median regression                               Number of obs =     173
Raw sum of deviations 1.374885 (about .00149892)
Min sum of deviations 1.373247                 Pseudo R2      =    0.0012
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	.0022928	.0048947	0.47	0.640	-.007369	.0119545
_cons	.0019465	.0010981	1.77	0.078	-.000221	.0041141

Quadro 174 QR.90 t Amostra

```
. qreg futcont fncoms, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.8470843

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.9001925
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.1746583
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .88340825
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .8831923
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .88247441
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .88245712

.9 Quantile regression                               Number of obs =      251
Raw sum of deviations .8848674 (about .01251964)
Min sum of deviations .8824571                       Pseudo R2      =    0.0027
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	.002238	.0055462	0.40	0.687	-.0086854	.0131615
_cons	.0123223	.0012176	10.12	0.000	.0099242	.0147203

Quadro 175 QR.90 t Pós eleições

```
. qreg futcont fncoms if T>184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .53313427

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .54343525
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .33270496
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .28514115
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .28506743

.9 Quantile regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .286132 (about .01164091)
Min sum of deviations .2850674                       Pseudo R2      =    0.0037
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	-.0076631	.0669376	-0.11	0.909	-.1413082	.125982
_cons	.0114835	.0049422	2.32	0.023	.0016161	.021351

Quadro 176 QR.90 t Pré eleições

```
. qreg futcont fncoms if T>174 & T<=184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .0107757

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .01331807
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .00653792
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .00648368
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .00643531

.9 Quantile regression                               Number of obs =      10
Raw sum of deviations .0164312 (about -.00006571)
Min sum of deviations .0064353                       Pseudo R2      =    0.6083
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	.0465522	.0018762	24.81	0.000	.0422257	.0508787
_cons	-.0113325	.000426	-26.60	0.000	-.0123149	-.0103501

Quadro 177 QR.90 t Governo anterior

```
. qreg futcont fncoms if T<=174, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.2685612

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.3416825
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.1731419
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .85102485
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .55391044
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .54944537

.9 Quantile regression
Raw sum of deviations .5528355 (about .01308603)
Min sum of deviations .5494454
Number of obs = 173
Pseudo R2 = 0.0061
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms	.0047036	.0047848	0.98	0.327	-.0047414	.0141485
_cons	.0131493	.0012518	10.50	0.000	.0106784	.0156203

Quadro 178 OLS t-i Amostra

```
. regress futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4, robust

Linear regression
Number of obs = 247
F( 4, 242) = 0.13
Prob > F = 0.9704
R-squared = 0.0021
Root MSE = .01076
```

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.0015802	.0039457	0.40	0.689	-.0061922	.0093526
fncoms_L2	.0004685	.0032394	0.14	0.885	-.0059124	.0068494
fncoms_L3	.0019005	.004176	0.46	0.649	-.0063255	.0101265
fncoms_L4	-.0005189	.004019	-0.13	0.897	-.0084357	.0073978
_cons	-.0003734	.0006854	-0.54	0.586	-.0017235	.0009766

Quadro 179 OLS t-i Pós eleições

```
. regress futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T>184, robust

Linear regression
Number of obs = 68
F( 4, 63) = 1.03
Prob > F = 0.3982
R-squared = 0.0404
Root MSE = .01233
```

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.0204051	.0140062	1.46	0.150	-.007584	.0483943
fncoms_L2	.0028719	.0183303	0.16	0.876	-.0337582	.039502
fncoms_L3	.0050841	.0214394	0.24	0.813	-.0377591	.0479272
fncoms_L4	-.0164061	.0173471	-0.95	0.348	-.0510715	.0182593
_cons	-.0025629	.0014518	-1.77	0.082	-.0054641	.0003383

Quadro 180 OLS t-i Pré eleições

. regress futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T>174 & T<=184, robust

Linear regression Number of obs = 10
F(4, 5) = 3.72
Prob > F = 0.0912
R-squared = 0.1885
Root MSE = .00913

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.0036908	.0138729	0.27	0.801	-.0319708	.0393523
fncoms_L2	-.0106527	.0103123	-1.03	0.349	-.0371612	.0158559
fncoms_L3	-.0071135	.0129218	-0.55	0.606	-.04033	.026103
fncoms_L4	.0086387	.0161995	0.53	0.617	-.0330035	.0502808
_cons	-.0060463	.0036237	-1.67	0.156	-.0153613	.0032687

Quadro 181 OLS t-i Governo anterior

. regress futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T<=174, robust

Linear regression Number of obs = 169
F(4, 164) = 0.36
Prob > F = 0.8374
R-squared = 0.0091
Root MSE = .00995

futcont	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.0012352	.0041019	0.30	0.764	-.0068641	.0093344
fncoms_L2	.0019176	.0034345	0.56	0.577	-.004864	.0086992
fncoms_L3	.0033426	.004227	0.79	0.430	-.0050038	.011689
fncoms_L4	.0010329	.0041764	0.25	0.805	-.0072135	.0092793
_cons	.001029	.0007657	1.34	0.181	-.000483	.002541

Quadro 182 QR.10 t-i Amostra

. qreg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4, quantile (.10)

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.8201794

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.7897952
 Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.445063
 Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.409065
 Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.2953686
 Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.2462874
 Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.1034516
 Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.054179
 Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1.0441755
 Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1.0390744
 Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 1.0124785
 Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .99196216
 Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .9912332
 Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .98971317
 Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .98058365
 Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = .9793904
 Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = .97933648
 Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = .97877839
 Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = .97866359

.l Quantile regression Number of obs = 247
Raw sum of deviations .9898539 (about -.01698685)
Min sum of deviations .9786636 Pseudo R2 = 0.0113

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.0035373	.0059793	0.59	0.555	-.0082409	.0153155
fncoms_L2	-.0104383	.0072777	-1.43	0.153	-.024774	.0038973
fncoms_L3	-.0007365	.0100241	-0.07	0.941	-.0204821	.019009
fncoms_L4	-.0004566	.0108986	-0.04	0.967	-.0219248	.0210117
_cons	-.0161099	.0016084	-10.02	0.000	-.0192781	-.0129417

Quadro 183 QR.10 t-i Pós eleições

```
. qreg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T>184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .5094875
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .51559943
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .47720877
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .45693395
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .39921149
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .34077194
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .28981255
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .26488108
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .2612144
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .25910077
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .25733397
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .25489143
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .25349017
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .25339557
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .25330821
```

```
.1 Quantile regression                               Number of obs =          68
Raw sum of deviations .2690852 (about -.02024574)
Min sum of deviations .2533082                       Pseudo R2           =    0.0586
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.0162483	.0342397	0.47	0.637	-.0521743	.084671
fncoms_L2	.0086546	.0337319	0.26	0.798	-.0587534	.0760625
fncoms_L3	-.0042771	.0487573	-0.09	0.930	-.1017109	.0931566
fncoms_L4	-.0089092	.0351362	-0.25	0.801	-.0791232	.0613049
_cons	-.018203	.0036781	-4.95	0.000	-.0255532	-.0108529

Quadro 184 QR.10 t-i Pré eleições

```
. qreg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .0358572
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .05059775
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .0363533
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .01716299
```

```
.1 Quantile regression                               Number of obs =          10
Raw sum of deviations .0298968 (about -.02225326)
Min sum of deviations .017163                       Pseudo R2           =    0.4259
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.005124	.0167197	0.31	0.772	-.0378554	.0481035
fncoms_L2	.004874	.0120195	0.41	0.702	-.0260232	.0357712
fncoms_L3	-.0205456	.0090494	-2.27	0.072	-.0438078	.0027166
fncoms_L4	-.0284996	.0158666	-1.80	0.132	-.069286	.0122868
_cons	-.0136864	.0030319	-4.51	0.006	-.0214801	-.0058926

Quadro 185 QR.10 t-i Governo anterior

```
. qreg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T<=174, quantile (.10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.0858258
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.0896819
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .89852828
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .86229168
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .8100478
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .65658254
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .64357852
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .63401845
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .62723686
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .6260368
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .6241822
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .62291033
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .62282485
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .62279578
```

```
.1 Quantile regression                               Number of obs =      169
Raw sum of deviations .633219 (about -.01178201)
Min sum of deviations .6227958                       Pseudo R2      =      0.0165
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	-.0042724	.0072398	-0.59	0.556	-.0185676	.0100228
fncoms_L2	-.0023908	.0095326	-0.25	0.802	-.0212133	.0164317
fncoms_L3	.0027116	.0123308	0.22	0.826	-.021636	.0270592
fncoms_L4	.0060047	.0130738	0.46	0.647	-.0198099	.0318193
_cons	-.0127818	.0021889	-5.84	0.000	-.0171039	-.0084596

Quadro 186 QR.50 t-i Amostra

```
. qreg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 2.0814298
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 2.0842084
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 2.0806723
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 2.0765848
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 2.0764237
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 2.0763998
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 2.0763964
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 2.0763724
```

```
Median regression                               Number of obs =      247
Raw sum of deviations 2.092778 (about -.00004877)
Min sum of deviations 2.076372                       Pseudo R2      =      0.0078
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.0054312	.0043757	1.24	0.216	-.0031881	.0140506
fncoms_L2	.0009943	.0045686	0.22	0.828	-.008005	.0099937
fncoms_L3	.0032563	.0045887	0.71	0.479	-.0057826	.0122952
fncoms_L4	-.0008854	.0046368	-0.19	0.849	-.010019	.0082482
_cons	.000109	.0008893	0.12	0.903	-.0016428	.0018608

Quadro 187 QR.50 t-i Pós eleições

```
. greg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T>184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .63213271

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .62488109
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .62363496
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .62349191
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .62331058
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .62320894
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .62313221
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .62309695

Median regression                               Number of obs =      68
Raw sum of deviations .6496579 (about -.00246425)
Min sum of deviations .6230969                 Pseudo R2      =    0.0409
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.0053617	.0176216	0.30	0.762	-.0298523	.0405757
fncoms_L2	.0107409	.0192914	0.56	0.580	-.0278098	.0492916
fncoms_L3	-.0089186	.0227752	-0.39	0.697	-.0544311	.036594
fncoms_L4	-.0225472	.0192833	-1.17	0.247	-.0610819	.0159875
_cons	-.0024996	.001708	-1.46	0.148	-.0059128	.0009136

Quadro 188 QR.50 t-i Pré eleições

```
. greg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .04670205

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .04968218
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .04242194

Median regression                               Number of obs =     10
Raw sum of deviations .0616285 (about -.00954181)
Min sum of deviations .0424219                 Pseudo R2      =    0.3117
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	-.0024935	.030927	-0.08	0.939	-.0819938	.0770068
fncoms_L2	-.0096345	.0422316	-0.23	0.829	-.1181942	.0989252
fncoms_L3	.0020244	.041134	0.05	0.963	-.103714	.1077628
fncoms_L4	.0230693	.0461752	0.50	0.639	-.0956279	.1417666
_cons	-.0074427	.0136507	-0.55	0.609	-.0425328	.0276475

Quadro 189 QR.50 t-i Governo anterior

```
. qreg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T<=174, quantile (.50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.306284
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.3094251
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.3068949
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.3023823
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.2985324
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1.2976656
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1.2970307
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1.2969234
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1.2969151
```

```
Median regression                               Number of obs =      169
Raw sum of deviations 1.335386 (about .00149781)
Min sum of deviations 1.296915                   Pseudo R2      =      0.0288
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.0036189	.0036802	0.98	0.327	-.0036477	.0108855
fncoms_L2	.0000397	.0038054	0.01	0.992	-.0074741	.0075535
fncoms_L3	.0090687	.0038219	2.37	0.019	.0015223	.0166151
fncoms_L4	-.0000815	.0037817	-0.02	0.983	-.0075486	.0073856
_cons	.0018577	.0008366	2.22	0.028	.0002059	.0035096

Quadro 190 QR.90 t-i Amostra

```
. qreg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1.747666
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.8253477
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1.4722421
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1.1843239
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1.0634779
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .92863178
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .88672614
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .88270327
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .88267351
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .88202175
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .87499778
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .87000308
```

```
.9 Quantile regression                               Number of obs =      247
Raw sum of deviations .8738917 (about .01247501)
Min sum of deviations .8700031                   Pseudo R2      =      0.0044
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	-.0009854	.0116828	-0.08	0.933	-.0239983	.0220275
fncoms_L2	-.0008551	.0071474	-0.12	0.905	-.0149341	.013224
fncoms_L3	.0014862	.0090112	0.16	0.869	-.0162642	.0192366
fncoms_L4	-.002546	.0071535	-0.36	0.722	-.0166371	.0115452
_cons	.0122057	.001459	8.37	0.000	.0093316	.0150797

Quadro 191 QR.90 t-i Pós eleições

```
. qreg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T>184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .52453443
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .92226648
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .52972528
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .42143717
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .38867426
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .3772269
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .37108459
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .33957343
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .29950107
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .28898866
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .28626936
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .27700749
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .27510141
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .26887643
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = .26870575
```

```
.9 Quantile regression Number of obs = 68
Raw sum of deviations .286132 (about .01164091)
Min sum of deviations .2687057 Pseudo R2 = 0.0609
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	.0175021	.0393307	0.44	0.658	-.061094	.0960982
fncoms_L2	.0022338	.0376053	0.06	0.953	-.0729145	.077382
fncoms_L3	.0295767	.0568254	0.52	0.605	-.0839797	.1431332
fncoms_L4	-.0073551	.0573913	-0.13	0.898	-.1220424	.1073323
_cons	.0106491	.0050848	2.09	0.040	.0004879	.0208103

Quadro 192 QR.90 t-i Pré eleições

```
. qreg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T>174 & T<=184, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .03332568
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = .0407025
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .02593468
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .01525714
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .01401348
```

```
.9 Quantile regression Number of obs = 10
Raw sum of deviations .0164312 (about -.00006571)
Min sum of deviations .0140135 Pseudo R2 = 0.1471
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	-.0071164	9.57e-19	-7.4e+15	0.000	-.0071164	-.0071164
fncoms_L2	-.0146331	1.36e-18	-1.1e+16	0.000	-.0146331	-.0146331
fncoms_L3	.0012083	1.55e-18	7.8e+14	0.000	.0012083	.0012083
fncoms_L4	-.0145999	1.32e-18	-1.1e+16	0.000	-.0145999	-.0145999
_cons	.0034279	4.70e-19	7.3e+15	0.000	.0034279	.0034279

Quadro 193 QR.90 t-i Governo anterior

```
. qreg futcont fncoms_L1 fncoms_L2 fncoms_L3 fncoms_L4 if T<=174, quantile (.90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = .98490917
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1.0016488
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = .90622595
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = .81807005
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = .80902473
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = .73935358
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = .6443613
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = .55277033
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = .5479496
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = .54516603
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = .5361235
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = .53487064
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = .53280523
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = .53279728
```

```
.9 Quantile regression                               Number of obs =      169
Raw sum of deviations .5427236 (about .01308603)
Min sum of deviations .5327973                       Pseudo R2      =      0.0183
```

futcont	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
fncoms_L1	-.0043482	.0104038	-0.42	0.677	-.024891	.0161945
fncoms_L2	.0039677	.0058687	0.68	0.500	-.0076202	.0155556
fncoms_L3	-.0010494	.0077296	-0.14	0.892	-.0163117	.014213
fncoms_L4	-.0036206	.0060635	-0.60	0.551	-.0155932	.0083521
_cons	.0138267	.0013978	9.89	0.000	.0110667	.0165867