

**Modelos de *Accruals* e Variações no Financiamento das Empresas:
Consequências para a Estimação dos *Accruals* Discricionários**

Jorge Manuel Afonso Alves

Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Instituto Politécnico de Bragança
jorge@ipb.pt

José António Cardoso Moreira

Faculdade de Economia da Universidade do Porto
jantonio@fep.up.pt

Área temática: A13) Outros temas interligados com a contabilidade e auditoria
Metodologia: M1) Analytical/Modelling

Resumo:

O estudo em apreço tem como principais objectivos analisar se as variações nas diferentes fontes de financiamento das empresas afectam a estimação dos *accruals* discricionários e testar se diferentes modelos de *accruals* reflectem de igual modo o impacto das variações no financiamento empresarial, procurando aferir qual ou quais desses modelos se encontram melhor especificados.

A metodologia aplicada, adoptando uma abordagem de estática comparativa, consiste na estimação de duas versões do modelo de *accruals*, cuja diferença está no facto de uma delas conter uma variável *dummy* que controla para o efeito das variações no financiamento. A significância do erro de estimação diferencial, obtido pela diferença entre os *accruals* discricionários estimados através da versão que controla para as variações no financiamento e a versão corrente do modelo, permite tirar ilações sobre a eventual deficiente especificação deste.

Os resultados obtidos corroboram as expectativas iniciais, evidenciando que todos os modelos de estimação de *accruals* discricionários analisados se encontram deficientemente especificados pela ausência de controlo para as variações no financiamento empresarial.

Palavras-chave: Variações no financiamento e modelos de estimação dos *accruals*.

1- Introdução

A literatura propõe muitos e variados estudos sobre manipulação dos resultados. Na generalidade dos casos, tais estudos utilizam como *proxy* da manipulação os *accruals* discricionários, os quais são estimados partindo de um modelo que tem como variável dependente os *accruals* e como variáveis independentes, nos modelos mais convencionais, as variações no volume de negócios da empresa (e.g. Jones, 1991) ou os seus fluxos de caixa operacionais (e.g. Dechow e Dichev, 2002).

Tais modelos têm sido alvo de críticas, nomeadamente pelo facto de omitirem variáveis independentes correlacionadas com os *accruals* (e.g. Ball e Shivakumar, 2008; Liu, 2008; Moreira, 2009; Shan et al., 2010). Esta omissão poderá induzir erros de estimação nos *accruals* discricionários, que podem levar a situações em que se classifique uma empresa como manipuladora dos resultados quando, na verdade, a empresa pode não o ter feito (e.g. Ball e Shivakumar, 2008; Dechow et al., 2010; Liu, 2008; Shan et al., 2010). A consequência mais imediata relacionada com a ocorrência deste tipo de situações é a tendência para a descredibilização das ilações propostas pelos estudos que utilizam os *accruals* discricionários como variável central da análise.

É neste contexto que surge o presente ensaio, motivado pela procura de evidência empírica que permita melhorar a especificação dos modelos de *accruals*. Enquadrando-se na linha de investigação desenvolvida no trabalho de Shan et al. (2010), mas tendo subjacente um outro contexto económico e utilizando uma metodologia diferente, o primeiro objectivo do presente estudo é o de analisar se a ocorrência de variações no financiamento das empresas afectam a estimação dos *accruals* discricionários. A afectar, os modelos de *accruals* sofrerão de deficiente especificação, omitindo variáveis explicativas que controlem tais variações.

O segundo objectivo deste estudo é analisar se diferentes modelos de *accruals* reflectem de igual modo o impacto das variações no financiamento empresarial, procurando aferir qual ou quais desses modelos se encontram melhor especificados. Para o efeito, testar-se-ão os modelos de Jones (1991), Dechow e Dichev (2002) e McNichols (2002), que se encontram entre os mais utilizados na literatura.

Partindo dos resultados obtidos por Shan et al.(2010), poderá formular-se uma expectativa genérica de que os modelos de estimação dos *accruals* discricionários mencionados se encontram mal especificados, dada a ausência em todos eles de uma variável

que controle directamente as variações ocorridas no montante do financiamento. Contudo, uma análise à estrutura dos modelos de Dechow e Dichev (2002) e McNichols (2002) permite refinar tal expectativa no sentido de esperar que eles apresentem menores erros de estimação quando comparados com o modelo de Jones (1991). A justificação para este refinamento da expectativa reside no facto de os primeiros modelos utilizarem como variáveis explicativas os fluxos de caixa operacionais dos anos $t-1$, t e $t+1$, os quais tendem a estar negativamente correlacionados com as variações no financiamento, absorvendo uma parte do efeito destas variações. O mesmo não se verifica no modelo de Jones (1991), uma vez que este utiliza como principal variável explicativa, quando não a única, a variação no volume de negócios da empresa, a qual, em princípio, estará pouco ou nada correlacionada com as variações no financiamento.

A metodologia aplicada é idêntica à utilizada por Moreira (2009), adoptando uma abordagem de estática comparativa. Estimam-se duas versões do modelo de *accruals*, cuja diferença está no facto de uma delas conter uma variável *dummy* que controla para o efeito das variações no financiamento. A significância do erro de estimação diferencial, obtido pela diferença entre os *accruals* discricionários estimados através da versão que controla para as variações no financiamento e a versão corrente do modelo, permite tirar ilações sobre a eventual deficiente especificação deste e as respectivas consequências para as estimativas dos *accruals*.

Adicionalmente, e para testar a robustez dos resultados, efectua-se uma análise baseada em simulações, que também permite avaliar a qualidade da especificação dos modelos de estimação dos *accruals*, testando se o erro de estimação é estatisticamente diferente de zero com parte da amostra (entre 0%-100%) contaminada por empresas com variações no financiamento positivas ou negativas. Esta é uma solução metodológica comum a outros estudos disponíveis na literatura (e.g. Dechow et al., 1995; Hribar e Collins, 2002; Kothari et al., 2005; Shan et al., 2010).

Os resultados obtidos corroboram as expectativas iniciais, evidenciando que todos os modelos de estimação de *accruals* discricionários analisados se encontram deficientemente especificados pela ausência de controlo para as variações ocorridas no financiamento das empresas. Porém, tal como esperado, a evidência empírica recolhida sugere que o modelo de Jones (1991) é o que reflecte mais profundamente a deficiente especificação.

Um aspecto que merece destaque é o facto dos erros de estimação, em qualquer dos modelos, ocorrerem independentemente da dimensão das variações no financiamento. No entanto, verifica-se que os erros de estimação com valor mais elevado se situam em torno das menores variações, positivas ou negativas, no financiamento. Contrariamente, o estudo desenvolvido por Shan et al.(2010), ao centrar a sua análise em torno das variações no financiamento extremas/elevadas e apesar de identificar a existência de erros de estimação também para pequenas variações, deixa transparecer a ideia de que a existência de erros de estimação ocorre sobretudo para as variações extremas.

O corrente estudo faz três contributos principais para a literatura. Primeiro, mostra que o impacto da deficiente especificação dos modelos não é homogéneo, sendo diferente consoante se esteja em presença de variações positivas ou de variações negativas no financiamento. O modelo de Jones (1991), de entre os modelos estudados, é aquele que reflecte mais intensamente a deficiente especificação. Segundo, mostra que os erros de estimação ocorrem independentemente da dimensão e natureza positiva/negativa das variações no financiamento. De modo particular, apresenta evidência de que os maiores erros de estimação ocorrem para as menores variações no financiamento. Por último, revela para um contexto económico como o português como se comportam os modelos de *accruals* na ausência de variáveis de controlo das variações no financiamento.

O estudo contém quatro secções adicionais. A secção 2 discute o impacto nos *accruals* de variações no financiamento. Na secção seguinte, apresenta-se a metodologia utilizada e algumas estatísticas descritivas. Os resultados empíricos são apresentados e discutidos na secção 4. Por último, apresentam-se as principais conclusões, contributos e limitações do estudo efectuado.

2- Impacto nos *accruals* derivado de variações no financiamento empresarial

2.1- Definição dos *accruals* e sua correlação com a variação no financiamento

Os *accruals* totais (*ACC*) são definidos, a partir do balanço, do seguinte modo (e.g. Dechow et al., 1995; Healy, 1985; Jones, 1991; McNichols, 2002):

$$ACC = (\Delta AC - \Delta PC - \Delta CEC + \Delta FOPC - AD) \quad (1)$$

onde,

ΔAC - Variações no activo corrente;

ΔPC - Variações no passivo corrente;

ΔCEC - Variação de caixa e equivalentes de caixa;

$\Delta FOPC$ - Variações nas prestações de financiamentos de médio e longo prazos incluídas no passivo corrente;

AD - Amortizações e depreciações do período.

No entanto, há autores (e.g. Peasnell et al., 2000; Young, 1999) que argumentam que o valor das amortizações e depreciações, devido à sua visibilidade e previsibilidade, são essencialmente não discricionários e que por isso apresentam um potencial limitado como instrumento de manipulação. Daí o sugerirem que, em vez de se utilizarem os ACC se devem utilizar os *working capital accruals* (WCA), os quais se obtêm somando à equação (1) as AD . Rearranjando as variáveis, consideram-se as variações no activo corrente líquidas das variações de caixa e equivalentes de caixa ($\Delta ACSC$) = $\Delta AC - \Delta CEC$ e as variações no passivo corrente líquidas das variações no financiamento de médio e longo prazos incluídas no passivo corrente ($\Delta PCSF$) = $\Delta PC - \Delta FOPC$. Pode-se, então, escrever:

$$WCA = (\Delta ACSC - \Delta PCSF) \quad (2)$$

Para se perspectivar a relação entre WCA e as variações no financiamento empresarial lança-se mão de uma abordagem utilizada em estudos anteriores (e.g. Dechow et al., 2008; Richardson et al., 2005; Shan et al., 2010) que parte da igualdade existente entre os dois membros do balanço:

$$Total\ do\ Activo\ (TA) = Total\ do\ Passivo\ (TP) + Total\ do\ Capital\ Próprio\ (TCP) \quad (3)$$

O TA pode ser decomposto em activo corrente líquido de caixa e equivalentes de caixa ($ACSC$) e o remanescente em outros activos (OA). Por seu lado, o TP pode ser decomposto em passivo corrente líquido de financiamentos de médio e longo prazos ($PCSF$), em financiamentos obtidos (FIN) e em outros passivos (OP). Finalmente, o TCP pode ser desagregado em capital social e prestações suplementares ($CAPSU$), variáveis que constituem também uma fonte de financiamento que é registada no capital próprio, e em outros capitais próprios (OCP). Face ao exposto pode-se reescrever a expressão (3) do seguinte modo:

$$ACSC + OA = PCSF + FIN + OP + CAPSU + OCP \quad (4)$$

Definindo o activo corrente líquido (ACL) como ($ACSC - PCSF$), isolando esta variável no lado esquerdo da expressão e juntando todas as fontes de financiamento numa só

variável, que se designa como financiamento total ($FINT$) = $FIN + CAPSU$, obtém-se a seguinte expressão:

$$ACL = FINT + OP + OCP - OA \quad (5)$$

Por um lado, a variação de ACL corresponde aos WCA e, por outro lado, a primeira diferença (variação das componentes) da expressão (5) é:

$$WCA = \Delta FINT + \Delta OP + \Delta OCP - \Delta OA \quad (6)$$

Constata-se, a partir desta expressão, que $\Delta FINT$ é uma componente dos WCA . Estudos recentes evidenciam a existência de uma correlação positiva e estatisticamente significativa entre os WCA e $\Delta FINT$. Por exemplo, em Shan et al. (2010, Tabela 4) a correlação entre WCA e $\Delta FINT$ é de 0.22 e 0.17 para os coeficientes de correlação de Spearman e Pearson, respectivamente. Identicamente, Zhang (2007, Tabela 1 Painel B), apresenta correlações entre WCA e $\Delta FINT$ de 0.211 e 0.322.

Os modelos de *accruals* genericamente incluem um conjunto de variáveis independentes (V_1, V_2, \dots, V_n) que explicam a variável dependente, ou seja, os ACC ou WCA . Assim, os $ACC = f(V_1, V_2, \dots, V_n)$, sendo que um modelo de *accruals* pode ser apresentado como (e.g. Moreira, 2009):

$$ACC_t = \sum_{k,j=1}^n \beta_k \cdot V_j \quad (7)$$

onde β_k é um conjunto de parâmetros estimados; as variáveis explicativas V_j são diferentes consoante os modelos, mas assume-se que elas se relacionam com os ACC . Por exemplo, no modelo de Jones (1991) correspondem, essencialmente, à variação no volume de negócios; no modelo de Dechow e Dichev¹ (2002) aos fluxos de caixa operacionais de $t-1$, t e $t+1$.

Como se pode constatar pela expressão definida em (1), os ACC não contêm uma ou mais variáveis explicativas que reflectam as variações ocorridas ao nível do financiamento (empréstimos bancários, empréstimos dos sócios, aumentos de capital social e prestações suplementares). No entanto, como sugerem Ball e Shivakumar (2008), quando uma empresa aumenta o seu financiamento tende a utilizar as entradas de dinheiro para aumentar os seus

¹ Daqui em diante designado abreviadamente por modelo DD.

inventários e as contas a receber como consequência da expansão das suas operações, sendo que os aumentos nos inventários e nos prazos de recebimento implicam um crescimento nos *ACC* superior ao que resultaria do efeito gerado pela variação do volume de negócios. Situação inversa tenderá a verificar-se quando as empresas reduzem o seu nível de financiamento. Conclusão idêntica pode ser encontrada em Zhang (2007), o qual constata que a concretização de novos investimentos, bem como o aumento do financiamento externo, se encontram positivamente correlacionados com os *ACC*.

Face ao que se acaba de aferir, e seguindo a abordagem usada por Moreira (2009), uma variação positiva do financiamento (ΔPF) é expectável que implique um crescimento dos *ACC* e uma variação negativa do financiamento (ΔNF) uma diminuição dos *ACC*. Assim, tudo o resto constante, definindo-se \overline{ACC} como o total de *accruals* numa situação em que existam, para uma dada empresa, durante o período de análise, situações de ΔPF e de ΔNF , é possível escrever:

$$ACC_{\Delta NF} < \overline{ACC} < ACC_{\Delta PF} \quad (8)$$

sendo $ACC_{\Delta NF}$ ($ACC_{\Delta PF}$) total dos *accruals* quando no período apenas existem variações negativas (positivas) do financiamento.

Esta relação mostra o impacto simétrico nos *ACC* provocado pelo sinal das variações no financiamento. Contudo, a generalidade dos modelos utilizados para a estimação dos *accruals* discricionários (*DAC*) (e.g. Ball e Shivakumar, 2006; Dechow e Dichev, 2002; Jones, 1991; McNichols, 2002; Peasnell et al., 2000) não incorporam nenhuma variável explicativa directamente relacionada com as variações no financiamento e, por isso, como se verá na subsecção seguinte, as estimativas dos *accruals* podem conter um erro de estimação.

Pode concluir-se, portanto, que os modelos de *accruals* devem ser melhorados quanto à respectiva especificação para erradicar, ou pelo menos diluir, tal erro de estimação. No mesmo sentido vão as conclusões de Shan et al.(2010).

É de esperar que nos modelos de *accruals* em que as variáveis explicativas estão correlacionadas com as variações no financiamento (e.g. Ball e Shivakumar, 2006; Dechow e Dichev, 2002; McNichols, 2002) as estimativas dos *accruals* previsivelmente conterão menores erros de estimação do que nos modelos em que tal correlação não exista (e.g. Jones, 1991; Peasnell et al., 2000).

2.2- Erro de estimação nos *accruals* discricionários

Partindo do modelo apresentado em (7), com apenas uma variável independente e um termo independente α_0 , e prosseguindo com a abordagem usada por Moreira (2009), temos:

$$ACC_t = \alpha_0 + \beta_1 V_t + \delta_t \quad (7.1)$$

em que δ é o resíduo ou termo de erro da equação. Tendo em consideração a discussão anterior sobre o impacto da variação no financiamento nos dois lados da equação e que a variável V é independente dessa variação, como tende a acontecer em Jones (1991), o modelo não se encontra correctamente especificado e sofre de um problema por omissão de variáveis (independentes) não correlacionadas entre si. Verifica-se, assim, a ausência de uma ou mais variáveis explicativas (lado direito da equação) que expliquem os efeitos ocorridos na variável independente (lado esquerdo da equação) ACC_t .

Em termos econométricos, se o modelo omite variáveis não correlacionadas entre si então os coeficientes estimados das variáveis explicativas do modelo serão não enviesados (neste caso $\hat{\beta}_1$), mas o termo independente absorverá o efeito médio das variáveis omitidas e o termo de erro absorverá o restante efeito (Johnston, 1984; cit. por Moreira, 2009).

Para uma melhor compreensão do que se acabou de referir, considerem-se como termos independentes: $\hat{\alpha}_0^{\Delta PF}$ quando no período de estimação existem apenas e só ΔPF ; $\hat{\alpha}_0^{\Delta NF}$ quando no período de estimação existem apenas e só ΔNF ; e $\hat{\alpha}_0^{\Delta PF/\Delta NF}$ quando no período de estimação existem simultaneamente ΔPF e ΔNF . Assim, se durante o período de estimação ocorrem simultaneamente ΔPF e ΔNF , isso significa que os ACC tendem a aumentar nos momentos de ΔPF e a diminuir nos momentos de ΔNF . O efeito médio de tais variações reflectir-se-á no coeficiente estimado do termo independente $\hat{\alpha}_0^{\Delta PF/\Delta NF}$. Deste modo, $\hat{\alpha}_0^{\Delta PF/\Delta NF}$, o coeficiente médio, será menor que $\hat{\alpha}_0^{\Delta PF}$ e maior que $\hat{\alpha}_0^{\Delta NF}$. A relação entre os coeficientes pode ser assim apresentada:

$$\hat{\alpha}_0^{\Delta NF} < \hat{\alpha}_0^{\Delta PF/\Delta NF} < \hat{\alpha}_0^{\Delta PF} \quad (9)$$

Pelo facto de o termo independente absorver o efeito médio da omissão de variáveis não correlacionadas e sendo de esperar que as empresas registem ΔPF e ΔNF ao longo dos anos, ou então em situações em que o modelo é estimado em *cross-section* por indústria e ano, é natural que, não existindo qualquer controlo relativamente às variações no

financiamento, o termo independente tenda a situar-se entre os extremos caracterizados por observarem no período apenas variações no financiamento de sinal único.

O erro de estimação é fácil de intuir a partir da consideração do coeficiente médio e do resíduo da equação δ , o qual se pode designar por DAC . Partindo da equação (7.1), o resíduo pode ser escrito da seguinte forma:

$$ACC_t - (\hat{\alpha}_0 + \hat{\beta}_1 V_t) = \delta_t = DAC_t \quad (10)$$

sendo a expressão entre parêntesis equivalente ao valor estimado dos ACC agregados (\widehat{ACC}_t).

Se se definir o erro de estimação (ERR) como a diferença entre a estimação dos DAC obtida através de um modelo que controla (C) as variações no financiamento (DAC_C), e a estimação dos DAC obtida através de um modelo que não controla (NC) tais variações (DAC_{NC}), o erro de estimação é dado por: $ERR = DAC_C - DAC_{NC}$. Tendo em consideração o que acima se referiu, nomeadamente a propósito da expressão (9), é possível estabelecer a seguinte relação de grandeza:

$$\begin{cases} ERR_{\Delta PF} < 0 \\ ERR_{\Delta NF} > 0 \end{cases} \quad (11)$$

Assim, não se controlando as variações verificadas no financiamento as estimativas dos DAC vêm sobrestimadas para empresas ou observações que registem ΔPF e subestimadas para as empresas ou observações que registam ΔNF .

3- Metodologia de análise e selecção da amostra

3.1- Metodologia de análise

Como se referiu na Introdução ao presente ensaio, o seu principal objectivo é testar a eventual existência de erros de estimação dos DAC provocados pela ausência de controlo das variações no financiamento. Caso existam tais erros, como se espera, pretende-se também comparar a sua magnitude entre diferentes modelos de *accruals*, nomeadamente aqueles cujas variáveis independentes registam, aparentemente, uma quase ausência de correlação com as variações no financiamento face a modelos cujas variáveis explicativas apresentam, em princípio, alguma correlação com as variações no financiamento (Dechow e Dichev, 2002; McNichols, 2002).

A metodologia aplicada é idêntica à utilizada por Moreira (2009), que confronta estimativas dos *accruals* obtidas sob duas versões dos modelos: a versão corrente, ou seja, que não controla (*NC*) o efeito das variações no financiamento e a versão que controla (*C*) o efeito de tais variações. Tais modelos são do tipo:

$$NC: ACC_t = \alpha_0 + \sum_{k,j=1}^n \beta_k \cdot V_j + \xi_t \quad (12)$$

$$C: ACC_t = \alpha_0 + \sum_{k,j=1}^n \beta_k \cdot V_j + \gamma_1 \cdot C_t + \mu_t \quad (13)$$

onde *ACC* é o total de *accruals*; V_j é um conjunto de variáveis independentes subjacentes ao modelo inicial²; C_t é uma variável *dummy* que controla para o efeito das $\Delta FINT_t$ (assume o valor 1 se a variação no financiamento é positiva; 0 se negativa); α , β e γ são os parâmetros; e ξ e μ são os termos aleatórios.

3.2- Seleção da amostra e estatísticas descritivas³

A amostra contempla sociedades anónimas e por quotas portuguesas disponíveis na base de dados SABI e com dados para os anos de 1998-2007. Face à sua especificidade, foram eliminadas da amostra inicial as empresas do sector financeiro e as pertencentes ao sector público.

Excluíram-se as observações com dados em falta, os *outliers* (1%+1%) por ano e indústria da variável WCA_t e as observações perdidas com o desfazamento de algumas variáveis. Para efeito de regressão dos modelos de estimação dos *accruals* em *cross-section*, também se eliminaram as indústrias com menos de 30⁴ observações por ano, as observações com variações nulas no financiamento, as $\Delta FINT_t$ e os WCA_t com valor absoluto superior a 1⁵

² Variação no volume de negócios no modelo de Jones (1991); Fluxo de caixa operacional de período $t-1$, t e $t+1$ no modelo de DD (2002); estes mesmos fluxos de caixa adicionados da variação do volume de negócios no modelo de McNichols (2002).

³ Todo o tratamento estatístico é efectuado com recurso ao software estatístico SAS.

⁴ Outros estudos eliminam indústrias com menos de 10 observações por ano (e.g. Kothari et. al., 2005; Shan e tal., 2010).

⁵ As variáveis $\Delta FINT_t$ e WCA_t encontram-se deflacionadas pela média do total do activo.

(e.g. McNichols, 2002; Shan et al., 2010). Após as eliminações referidas, a amostra reduziu-se a 48144 observações.

A tabela seguinte apresenta as estatísticas descritivas das principais variáveis. Como demonstrado na expressão (6) e nas explicações que se lhe seguiram, as $\Delta FINT_t$ são uma componente dos WCA_t e ambas as variáveis têm um comportamento evolutivo idêntico, como sugerem os valores que as diferentes medidas destas variáveis assumem e que constam da Tabela 1-Painel A.

Tabela 1- Estatísticas descritivas

Variável	Média	Desvio-padrão	Q1	Mediana	Q3
Painel A: Variáveis utilizadas nos modelos					
WCA_t	0.022	0.151	-0.051	0.016	0.091
INV_t	0.001	0.001	0.000	0.000	0.001
$\Delta VEPS_t$	0.096	0.542	-0.078	0.046	0.217
FCO_{t-1}	0.061	0.167	0.062	-0.013	0.138
FCO_t	0.064	0.164	-0.016	0.065	0.147
FCO_{t+1}	0.069	0.256	-0.010	0.069	0.153
$\Delta FINT_t$	0.043	0.186	-0.035	0.017	0.106
Painel B: DAC não controlados para $\Delta FINT_t$					
Jones (1991)	0.000	0.148	-0.071	-0.002	0.069
DD (2002)	0.000	0.061	-0.032	-0.002	0.031
McNichols (2002)	0.000	0.058	-0.030	-0.001	0.030
Painel C: DAC controlados para as $\Delta FINT_t$					
Jones (1991)	0.000	0.142	-0.068	-0.001	0.066
DD (2002)	0.000	0.060	-0.032	-0.002	0.031
McNichols (2002)	0.000	0.058	-0.030	-0.001	0.030

Notas:

- 1) Definição das variáveis: WCA_t - *Working capital accruals* do ano_t, obtido pela diferença dos resultados líquidos (diminuídos dos resultados financeiros e extraordinários) do ano_t menos os fluxos de caixa operacionais do ano_t (FCO_t) mais as depreciações e amortizações do ano_t (e.g. Hribar e Collins, 2002); INV_t - Inverso da média do total do activo no ano; $\Delta VEPS_t$ - Variação no volume de negócios entre o ano_t e _{t-1}; FCO_{t-1} , FCO_{t+1} - São os fluxos de caixa operacionais do ano anterior e do ano seguinte, respectivamente; $\Delta FINT_t$ - Variação no financiamento total entre o ano_t e o ano_{t-1}. Como referido anteriormente esta variável compreende as variações no financiamento bancário de curto prazo e longo prazo, nos suprimentos proporcionados pelos sócios e as variações ocorridas no capital social e prestações suplementares/acessórias (e.g. Shan et al., 2010; Zhang, 2007). Todas as variáveis estão deflacionadas pela média do total do activo.
- 2) O número de observações é de 48144.

Como esperado, pois resulta por construção do modelo de regressão linear, a média dos DAC controlados e não controlados para as $\Delta FINT_t$ é igual a zero em todos os modelos. Os valores das restantes medidas apresentadas são muito idênticos quer para os DAC

controlados quer para os *DAC* não controlados para as $\Delta FINT_t$, em cada um dos modelos de estimação. Destaca-se apenas o facto do desvio-padrão, Q1 e Q3, no modelo de Jones (1991), apresentarem valores superiores ao dobro dos verificados para as mesmas medidas dos restantes modelos. Estes resultados sugerem, como anteriormente se discutiu, que o modelo de Jones (1991), de entre os diferentes modelos estudados, é o que se encontra pior especificado.

Como se pode observar na Tabela 2, em geral as correlações são reduzidas. Diferenciam-se, a correlação positiva e estatisticamente significativa entre WCA_t e $\Delta FINT_t$, que era esperada e a correlação negativa entre $\Delta FINT_t$ e FCO_t também esperada.

Tabela 2- Coeficientes de correlação de Pearson/Spearman

	WCA_t	INV_t	$\Delta VEPS_t$	FCO_t	FCO_{t-1}	FCO_{t+1}	$\Delta FINT_t$
WCA_t	1	0.006*	0.015	-0.882	0.178	0.118	0.289
INV_t	0.039	1	0.209	0.040	0.017	0.049	0.041
$\Delta VEPS_t$	0.027	0.129	1	0.097	-0.056	0.067	0.062
FCO_t	-0.837	0.025	0.121	1	-0.040	-0.005*	-0.290
FCO_{t-1}	0.149	0.024	-0.067	0.024	1	0.042	0.002
FCO_{t+1}	0.152	0.036	0.081	0.029	0.132	1	0.004*
$\Delta FINT_t$	0.357	0.056	0.044	-0.354	-0.001*	0.019	1

Notas:

- 1) As variáveis encontram-se definidas na Tabela 1.
- 2) * Correlação não estatisticamente significativa a menos de 10%. Todas as outras correlações são estatisticamente significativas a menos de 1%.
- 3) A diagonal superior apresenta os coeficientes de correlação de *Pearson*. A diagonal inferior apresenta os coeficientes de correlação de *Spearman*.

Merece referência o facto da correlação entre $\Delta FINT_t$ e $\Delta VEPS_t$, única variável explicativa no modelo de Jones (1991), ser bastante reduzida, pelo que a variável $\Delta VEPS_t$ tende a não explicar o possível impacto que as $\Delta FINT_t$ possam causar nos WCA_t . Embora não muito elevada, a correlação entre $\Delta FINT_t$ e FCO_t é muito superior à correlação de $\Delta VEPS_t$ com $\Delta FINT_t$, o que pretensamente explica parte do possível impacto que as $\Delta FINT_t$ possam causar nos WCA_t . Os coeficientes de correlação parecem, pois, consubstanciar a expectativa de que os modelos de estimação dos *accruals* cujas variáveis explicativas se encontram pouco correlacionadas com a $\Delta FINT_t$, caso de Jones (1991), tenderão a produzir maiores erros de estimação dos *accruals* do que os modelos em que a correlação de $\Delta FINT_t$ com as variáveis explicativas do modelo é maior (e.g. Dechow e Dichev, 2002; McNichols, 2002).

4- Resultados

4.1- Modelos de *accruals* e controlo para as variações no financiamento

Em função dos objectivos definidos para o presente estudo, são utilizados três modelos de *accruals*: Jones (1991); DD (2002); e McNichols (2002). Cada um dos modelos é regredido em duas versões diferentes. A primeira, é a versão base/normal do modelo. A segunda, é uma versão em que se inclui uma variável *dummy* para controlar o efeito da $\Delta FINT_t$. A variável *dummy* C_t assume o valor 1 se $\Delta FINT_t > 0$ e o valor 0 se a $\Delta FINT_t < 0$.

A Tabela 3 apresenta a estimação dos modelos de *accruals* para cada uma das versões.

Tabela 3- Versões estimadas dos modelos de *accruals* não controlando (NC) /controlando (C) para variações no financiamento

Variáveis	Modelos Sinal esperado	Jones (1991)		DD (2002)		McNichols (2002)	
		NC	C	NC	C	NC	C
		Coef. (P-value)	Coef. (P-value)	Coef. (P-value)	Coef. (P-value)	Coef. (P-value)	Coef. (P-value)
<i>T. Indep.</i>	?	0.021 (0.000)	-0.024 (0.000)	0.062 (0.000)	0.056 (0.000)	0.059 (0.000)	0.055 (0.000)
<i>INV_t</i>	?	0.623 (0.466)	-0.267 (0.447)				
$\Delta VEPS_t$	+	0.004 (0.002)	0.002 (0.137)			0.029 (0.000)	0.028 (0.000)
C_t	+		0.077 (0.000)		0.009 (0.000)		0.007 (0.000)
CFO_{t-1}	+			0.125 (0.000)	0.125 (0.000)	0.130 (0.000)	0.130 (0.000)
CFO_t	-			-0.807 (0.000)	-0.801 (0.000)	-0.816 (0.000)	-0.811 (0.000)
CFO_{t+1}	+			0.064 (0.000)	0.063 (0.000)	0.059 (0.000)	0.059 (0.000)
R^2		0.02%	6.39%	81.06%	81.13%	82.10%	82.14%
$R^2 AJUST.$		0.02%	6.38%	81.06%	81.13%	82.10%	82.14%

Modelos:

$$\text{Jones (1991)} \left\{ \begin{array}{l} NC \Rightarrow WCA_t = \alpha_0 + \beta_1 INV_t + \beta_2 \Delta VEPS_t + \xi_t \\ C \Rightarrow WCA_t = \alpha_0 + \beta_1 INV_t + \beta_2 \Delta VEPS_t + \theta_1 C_t + \mu_t \end{array} \right\}$$

$$\text{DD (2002)} \left\{ \begin{array}{l} NC \Rightarrow WCA_t = \alpha_0 + \beta_1 CFO_{t-1} + \beta_2 CFO_t + \beta_3 CFO_{t+1} + \xi_t \\ C \Rightarrow WCA_t = \alpha_0 + \beta_1 CFO_{t-1} + \beta_2 CFO_t + \beta_3 CFO_{t+1} + \theta_1 C_t + \mu_t \end{array} \right\}$$

$$\text{McNichols (2002)} \left\{ \begin{array}{l} NC \Rightarrow WCA_t = \alpha_0 + \beta_1 FCO_{t-1} + \beta_2 FCO_t + \beta_3 FCO_{t+1} + \beta_4 \Delta VEPS_t + \xi_t \\ C \Rightarrow WCA_t = \alpha_0 + \beta_1 FCO_{t-1} + \beta_2 FCO_t + \beta_3 FCO_{t+1} + \beta_4 \Delta VEPS_t + \theta_1 C_t + \mu_t \end{array} \right\}$$

Notas:

- 1) C_t - É uma variável *dummy* que assume o valor 1 se $\Delta FINT_t > 0$ e o valor 0 se $\Delta FINT_t < 0$.
- 2) As restantes variáveis encontram-se definidas na Tabela 1.
- 3) Os modelos de Jones (1991) e McNichols (2002) não incluem como variável independente o activo fixo da empresa porque a variável dependente WCA_t não contém a componente das amortizações e depreciações do exercício.
- 4) O número de observações é de 48144.

Todos os coeficientes, com excepção de $\Delta VEPS_t$ ⁶ no modelo de Jones (1991) (versão (C)), apresentam o respectivo sinal de acordo com o esperado e são estatisticamente significativos. Salienta-se o facto da variável que controla a $\Delta FINT_t$, C_t , apresentar um coeficiente positivo e estatisticamente significativo, nas versões dos modelos onde se colocou essa variável de controlo. Verifica-se, assim, que a $\Delta FINT_t$ tem um impacto positivo na explicação dos WCA , conforme previsto anteriormente, embora no caso dos modelos de DD (2002) e McNichols (2002) tal impacto seja reduzido se aferido pela evolução do R^2 .

O poder explicativo incremental originado pela introdução de C_t na versão (C) de cada modelo é bastante substancial no modelo de Jones (1991), onde o R^2 Ajustado passa de 0.02% (versão (NC)) para 6.38% (versão (C)). Já nos restantes modelos, como foi atrás referido, o poder explicativo incremental decorrente da utilização de C_t é pouco significativo. Estes resultados parecem ir também de encontro à intuição inicial, ou seja, que nos modelos em que existe uma maior correlação de $\Delta FINT_t$ com uma ou mais variáveis independentes do modelo, o erro de estimação seria menor. Como se mencionou anteriormente, no modelo de Jones (1991) só se utiliza uma variável independente ($\Delta VEPS_t$) e ela tem uma fraca correlação com $\Delta FINT_t$. Por isso, o poder explicativo incremental decorrente da inclusão de C_t no modelo contribui para o aumento significativo do poder explicativo deste. O mesmo não se verifica nos restantes modelos, o que pode ser explicado pela existência de uma maior correlação entre $\Delta FINT_t$ e FCO_t , como se previa inicialmente.

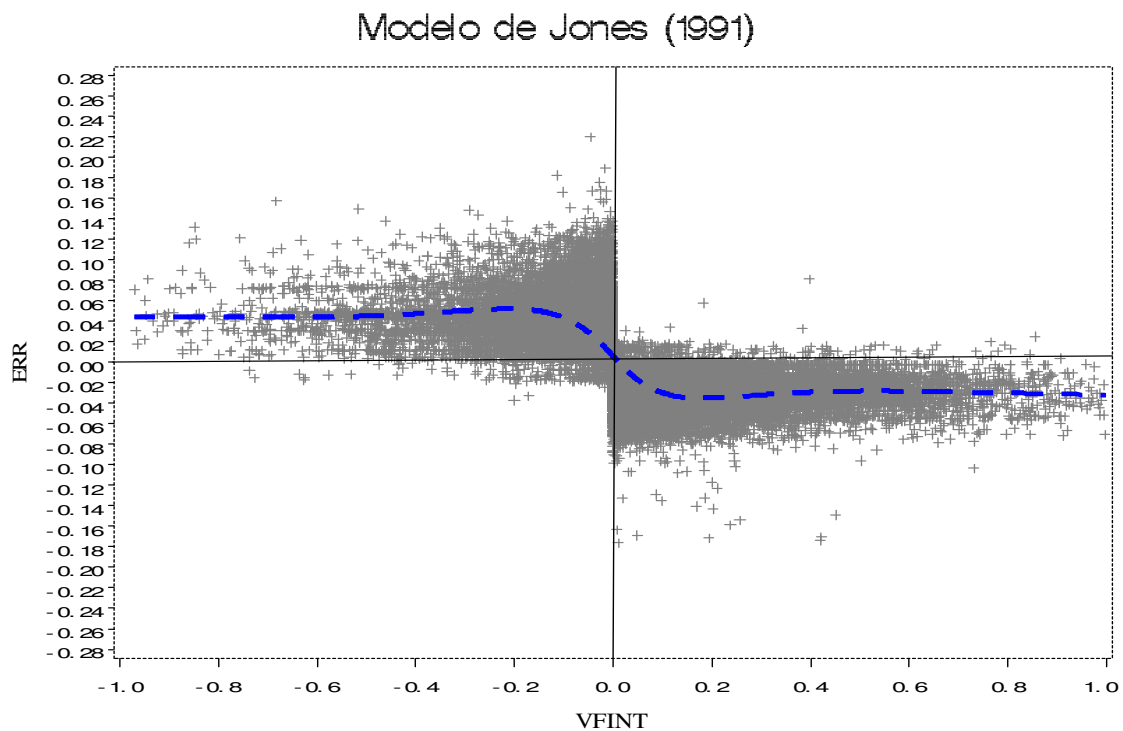
De seguida, analisa-se o impacto na estimação dos DAC da introdução nos modelos de *accruals* da variável C_t e se o erro de estimação vai de encontro às expectativas formuladas.

⁶ Embora positivo, o coeficiente deixa de ser estatisticamente significativo. Não se vislumbra qualquer justificação para tal facto, até porque a correlação de $\Delta VEPS_t$ com $\Delta FINT_t$ é relativamente baixa. Porém, como o modelo *NC* tem um R^2 baixo (0.02%), é possível que essa baixa correlação tenha provocado o efeito referido.

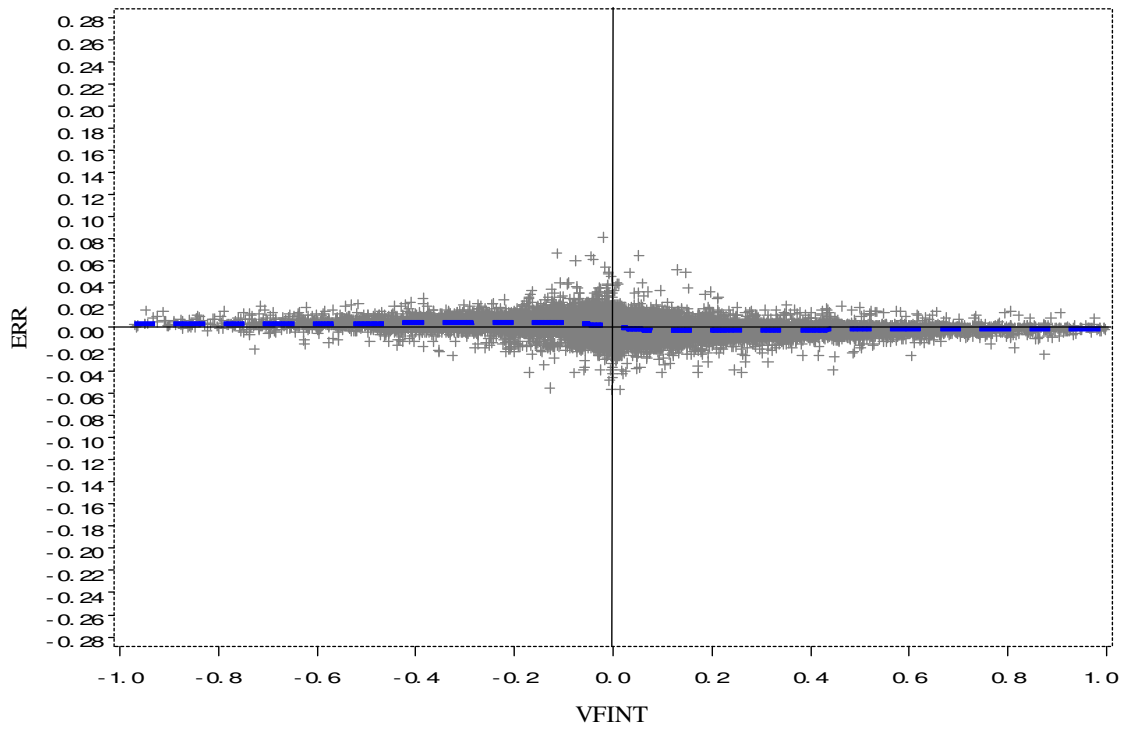
4.2- Ilustração gráfica

Na subsecção 2.2 referiu-se que o facto de não se controlarem as $\Delta FINT_t$, contribui para que os DAC sejam sobrestimados para empresas ou observações que registem ΔPF e subestimados para as empresas ou observações que registam ΔNF . Para testar estas intuições utiliza-se uma análise gráfica.

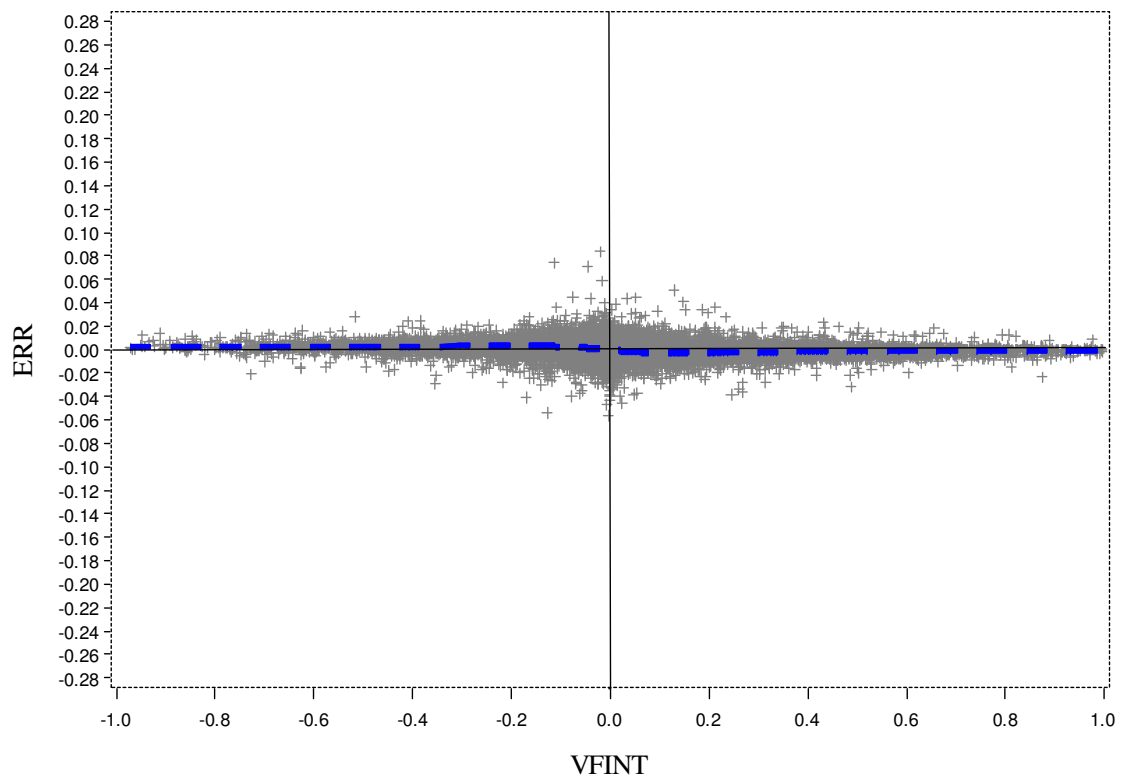
Gráfico 1- Diferença entre a estimação de DAC_C e DAC_{NC} (ERR) para o efeito da $\Delta FINT_t$, com indicação da linha de tendência média



Modelo de DD (2002)



Modelo de McNichols (2002)



Notas:

- 1) $VFINT = \Delta FINT_t$.
 - 2) Um dado ponto (+) no Gráfico 1 mostra o valor do *ERR* para uma determinada $\Delta FINT_t$.
 - 3) A linha a tracejado representa a tendência média do *ERR*.
 - 4) O número de observações utilizado é de 48144.
-

A estimação dos *DAC* fez-se através da regressão dos modelos em *cross-section*, por ano e por indústria.⁷ A construção dos gráficos baseia-se no número total de observações da amostra e pretende evidenciar o *ERR* de estimação dos *DAC* face a determinada $\Delta FINT_t$. Assim, o Gráfico 1 evidencia, para as $\Delta FINT_t$, o nível de erro ($ERR = DAC_C - DAC_{NC}$) na estimação dos *DAC* inerentes aos modelos de Jones (1991), DD (2002) e McNichols (2002), respectivamente. Um determinado ponto (+) no Gráfico 1 mostra o valor do *ERR* para uma determinada $\Delta FINT_t$. Como se pode verificar, os *DAC* apresentam erros de estimação de acordo com o esperado para todos os modelos. Observa-se que os *DAC* se encontram sobrestimados para as observações que registam ΔPF e subestimados para as observações que registam ΔNF . Contudo, os erros de estimação nos modelos de DD (2002) e McNichols (2002) são, comparativamente com o verificado no modelo de Jones (1991), quase residuais. Isso mesmo é demonstrado pela linha a tracejado que representa a tendência média do *ERR*.

A diferença na dimensão do *ERR* entre os modelos dever-se-á, como se referiu em subsecção anterior, à correlação existente entre as variáveis independentes de cada um dos modelos com a $\Delta FINT_t$. Assim, os modelos de DD (2002) e McNichols (2002), que apresentam níveis de erro muito similares, parecem estar melhor especificados que o modelo de Jones (1991). No entanto, pode concluir-se que, embora uns mais do que outros, todos os modelos analisados se defrontam com problemas de especificação.

De salientar, ainda, o facto de os erros de estimação, em qualquer dos modelos, serem potencialmente independentes da dimensão das variações no financiamento. Nos modelos de DD (2002) e McNichols (2002) são muito próximos de zero para as $\Delta FINT_t$ extremas. O estudo desenvolvido por Shan et al. (2010) centra a análise em torno das variações extremas no financiamento⁸ e sugere que a existência de erros de estimação ocorre sobretudo para este nível de $\Delta FINT_t$, apesar de também concluir que tal se verifica para $\Delta FINT_t$ de menor dimensão. No entanto, o Gráfico 1 revela que os maiores erros de estimação se verificam,

⁷ As indústrias são definidas a 2 dígitos da CAE V.3. Na amostra de trabalho utilizada para a estimação dos *DAC*, pela necessidade de desfasamento de algumas variáveis, utilizam-se apenas os anos de 2001 a 2006.

⁸ Segundo os autores, esta decisão decorre da argumentação de Ball e Shivakumar (2008), segundo os quais as empresas que registam variações elevadas no seu financiamento aumentam os seus inventários e os prazos de recebimento como consequência da expansão das suas actividades, o que implica um aumento dos *WCA*.

para todos os modelos, em torno das $\Delta FINT_t$ próximas de zero, quer positivas quer negativas. Uma potencial explicação para tal situação pode residir no facto de serem as menores $\Delta FINT_t$, positivas ou negativas, aquelas que mais afectam os WCA_t , sendo que as maiores $\Delta FINT_t$ tendem a estar mais correlacionadas com as variações no activo fixo, por exemplo com situações de investimento.

Apesar de não tabelada, esta ideia é corroborada através de uma análise às correlações, para os extremos de $\Delta FINT_t > 0$ e de $\Delta FINT_t < 0$, onde se verifica que para $\Delta FINT_t$ extremas, positivas ou negativas, a correlação entre estas e as variações no activo fixo aumenta significativamente, verificando-se o inverso relativamente a WCA_t . Já nos casos em que as $\Delta FINT_t$, negativas ou positivas, são de menor dimensão, a correlação entre $\Delta FINT_t$ e WCA_t é bastante significativa e inexistente entre $\Delta FINT_t$ e as variações no activo fixo.

Como exposto previamente, as $\Delta FINT_t$ incluem as variações das rubricas de financiamento incluídas no passivo e as variações no financiamento incluídas no capital próprio, ou seja, as variações registadas no capital social e em prestações suplementares/acessórias. No entanto, replicou-se a análise considerando apenas como $\Delta FINT_t$ as variações das rubricas de financiamento incluídas no passivo, ou seja, as variações nas dívidas a instituições de crédito e nos suprimentos; e considerando apenas como $\Delta FINT_t$ as variações nas rubricas do capital próprio. Em ambos os casos a evidência obtida é em tudo idêntica à registada na análise inicial, isto é, na situação em que as $\Delta FINT_t$ incluem todas as fontes de financiamento.

4.3- Análise de simulação

Na presente subsecção efectua-se uma análise de simulação (e.g. Dechow et al., 1995; Hribar e Collins, 2002; Kothari et al., 2005; Shan et al., 2010) para avaliar de outro modo a qualidade de especificação dos modelos de estimação dos *accruals*, testando se o *ERR*, ou seja, a diferença entre $DAC_C - DAC_{NC}$, é estatisticamente diferente de zero para uma dada $\Delta FINT_t$. Pretende-se assim testar a robustez dos resultados obtidos na subsecção anterior de que os modelos de estimação dos *DAC* se encontram mal especificados pelo facto de omitirem a $\Delta FINT_t$ como variável explicativa. Dito de outro modo, pretende-se calcular a probabilidade de se cometerem erros do Tipo I quando o $ERR = 0$ com 0%-100% da amostra de simulação contaminada com observações que registam uma determinada $\Delta FINT_t$. Para o

efeito, começam por se criar, a partir da amostra-base constituída por 48144 observações, sem reposição⁹, 250 amostras aleatórias com 1000 observações cada. Este primeiro conjunto de 250 amostras aleatórias é considerado como sendo a amostra de simulação com 0% de contaminação, isto é, uma amostra em que tendencialmente o $ERR = 0$. Com base nesta amostra de simulação, calculam-se as percentagens de rejeição ou taxas de erro do Tipo I para níveis de significância de 1% e 5%, utilizando o Teste t bilateral¹⁰ da média do ERR para cada uma das 250 amostras que constituem a amostra de simulação, face à hipótese nula (H_0) em que se estabelece que a média por amostra do $ERR = 0$. A percentagem de rejeição corresponde ao número de vezes, de entre os 250 testes efectuados, em que se rejeita H_0 a dividir por 250.

De seguida, utiliza-se o mesmo procedimento anteriormente descrito, mas contaminando a amostra de simulação com uma dada percentagem de observações que pertencem obrigatoriamente a um determinado subgrupo da amostra-base. Como se observou na análise ao Gráfico 1, os maiores erros de estimação, para todos os modelos, situam-se para $\Delta FINT_t$ próximas de zero, quer para $\Delta FINT_t < 0$, quer para $\Delta FINT_t > 0$. Assim, no sentido de testar se os resultados apresentam comportamento idêntico na análise de simulação e na análise gráfica, a contaminação faz-se utilizando, por um lado, $\Delta FINT_t < 0$ e $\Delta FINT_t > 0$ extremas e, por outro lado, $\Delta FINT_t < 0$ e $\Delta FINT_t > 0$ próximas de zero. São considerados extremos de $\Delta FINT_t < 0$ as observações inferiores ao 1º quartil ($\Delta FINT_t < 0_{<Q1}$). Consideram-se $\Delta FINT_t < 0$ próximas de zero as superiores ao 3º quartil ($\Delta FINT_t < 0_{>Q3}$). Aplica-se o mesmo procedimento relativamente às $\Delta FINT_t > 0$ ($\Delta FINT_t > 0_{>Q3}$ e $\Delta FINT_t > 0_{<Q1}$).

O processo de infecção inicia-se com uma percentagem de contaminação de 10%, o que consiste em criar 250 amostras aleatórias sem substituição de 100 ($1000 \cdot 10\%$) observações pertencentes ao conjunto de observações da amostra-base de entre aquelas que registam $\Delta FINT_t < 0_{<Q1}$, e 250 amostras aleatórias sem substituição de 900 ($1000 \cdot (100\% - 10\%)$) observações a partir do total de observações da amostra-base. Após a junção das 250 amostras aleatórias de 100 observações (contaminadas) com as 250 amostras aleatórias de 900 observações (supostamente não contaminadas), obtêm-se 250 amostras aleatórias de 1000 observações, ou seja, a amostra de simulação com 10% de contaminação, a partir da qual se calcula a probabilidade de se cometerem erros do Tipo I e conseqüentemente as percentagens

⁹Cada uma das observações seleccionadas, para formar as amostras de 1000 observações, é retirada do conjunto total das observações seleccionáveis. No entanto, a formação de cada uma das 250 amostras aleatórias inicia-se sempre com a totalidade das 48144 observações.

¹⁰ Porque se considera na hipótese alternativa (H_1) que o $ERR \neq 0$.

de rejeição, tal como descrito anteriormente. Este procedimento de infecção repete-se para observações com $\Delta FINT_t < 0_{/ > Q3}$. O mesmo se aplica para outras percentagens de contaminação e para observações com $\Delta FINT_t > 0_{/ < Q1}$ e $\Delta FINT_t > 0_{/ > Q3}$. Os resultados das percentagens de rejeição por nível de contaminação podem ser observados na Tabela 4.

No Painel A da Tabela 4 é possível verificar que para um nível de contaminação de 0% todos os modelos de estimação dos *DAC* se encontram bem especificados, pois apresentam baixas taxas de rejeição (0.0%¹¹ a 0.8%), as quais são inferiores ao nível de significância definido (1%). O mesmo se verifica no Painel B para um nível de contaminação também de 0%, onde as percentagens de rejeição aumentam ligeiramente, situando-se entre os 3.2% e os 3.6%, mas inferiores ao nível de significância definido (5%). Deste modo, a percentagem de rejeição de H0 é, em qualquer dos modelos de estimação dos *DAC* analisados, inferior ao esperado, ou seja, 1% ou 5%.

¹¹ A percentagem obtida (0.0%) corresponde ao número de vezes, de entre os 250 testes (*t-Test*) efectuados à média do *ERR* por amostra aleatória, em que se rejeita H0, a dividir por 250.

Tabela 4- Percentagens de rejeição com base na percentagem da amostra contaminada pelas $\Delta FINT_t$

% de contaminação	0%		10%				20%				30%				40%			
	$\Delta FINT_t < 0$		$\Delta FINT_t > 0$		$\Delta FINT_t < 0$		$\Delta FINT_t > 0$		$\Delta FINT_t < 0$		$\Delta FINT_t > 0$		$\Delta FINT_t < 0$		$\Delta FINT_t > 0$			
	<Q1	>Q3	<Q1	>Q3	<Q1	>Q3	<Q1	>Q3	<Q1	>Q3	<Q1	>Q3	<Q1	>Q3	<Q1	>Q3		
Painel A: Nível de significância 1%																		
Jones (1991)	0,0%	78,4%	74,4%	44,0%	44,8%	100,0%	100,0%	99,6%	99,6%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	
DD (2002)	0,4%	22,8%	30,0%	23,2%	8,8%	88,4%	95,6%	84,0%	46,0%	100,0%	100,0%	100,0%	84,4%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	
McNichols (2002)	0,8%	19,2%	22,4%	13,2%	4,0%	78,8%	86,8%	71,6%	30,0%	98,0%	99,2%	99,2%	70,4%	100,0%	100,0%	100,0%	94,0%	
Painel B: Nível de significância 5%																		
Jones (1991)	3,2%	94,8%	93,6%	66,8%	65,6%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	
DD (2002)	3,6%	44,8%	58,8%	44,8%	25,2%	96,4%	100,0%	96,0%	67,2%	100,0%	100,0%	100,0%	96,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	
McNichols (2002)	3,6%	41,6%	50,8%	33,2%	15,6%	91,6%	96,4%	88,8%	52,8%	100,0%	100,0%	100,0%	88,4%	100,0%	100,0%	100,0%	99,6%	

Notas:

- 1) A Tabela 4 apresenta as percentagens de rejeição em função da percentagem da amostra contaminada com $\Delta FINT_t$.
- 2) As percentagens de rejeição correspondem ao número de vezes, de entre 250 testes (*t-Test*) efectuados à média do *ERR* para cada uma das 250 amostras aleatórias, em que se rejeita a hipótese de $ERR=0$, a dividir por 250. As percentagens de rejeição são apresentadas por modelos de estimação dos *DAC* para $\Delta FINT_t < 0_{/ < Q1}$, $\Delta FINT_t < 0_{/ > Q3}$, $\Delta FINT_t > 0_{/ < Q1}$ e $\Delta FINT_t > 0_{/ > Q3}$.
- 3) Para percentagens de contaminação superiores a 40% e até 100% as percentagens de rejeição são sempre de 100%.

Contudo, à medida que aumenta o nível de contaminação, considerando logo o primeiro nível de 10%, aumentam muito significativamente as percentagens de rejeição, as quais no caso do modelo de Jones (1991) atingem os 78.4% para a amostra de simulação infectada com observações de $\Delta FINT_t < 0_{/ < Q1}$. Para os modelos de DD (2002) e McNichols (2002) as percentagens de rejeição são consideravelmente mais baixas, mas mesmo assim superiores ao nível de significância definido. No entanto, há um aspecto que se destaca, sobretudo para estes dois últimos modelos, e que está em linha com o que se referiu na análise ao Gráfico 1: as percentagens de rejeição para a amostra de simulação contaminada com observações de $\Delta FINT_t$ próximas de zero ($\Delta FINT_t < 0_{/ > Q3}$ e de $\Delta FINT_t > 0_{/ < Q1}$) são superiores às percentagens de rejeição para a amostra de simulação contaminada com observações de $\Delta FINT_t$ extremas ($\Delta FINT_t < 0_{/ < Q1}$ e de $\Delta FINT_t > 0_{/ > Q3}$). Esta diferença mantém-se para percentagens de contaminação até aos 30%, quer para os níveis de significância de 1% ou de 5%. Assim, a ideia de que os maiores erros de estimação se verificam em torno das $\Delta FINT_t$ próximas de zero, positivas ou negativas, é também confirmada com esta análise, na medida em que as percentagens de rejeição das amostras contaminadas com observações de $\Delta FINT_t$ em torno de zero são superiores às percentagens de rejeição verificadas para amostras contaminadas com observações de $\Delta FINT_t$ muito afastadas de zero ou extremas.

Para um nível de contaminação superior a 40%, as percentagens de rejeição atingem os 100%, qualquer que seja o tipo de observações de $\Delta FINT_t$ que se utilizem na contaminação da amostra de simulação. Embora não se possam comparar na íntegra todos os aspectos das análises de simulação, os resultados de simulação obtidos sobretudo nos estudos de Hribar e Collins (2002) e de Shan et al. (2010) não diferem substancialmente dos que se apresentam na Tabela 4.

Tal como se verificou na análise gráfica e como previsto inicialmente, o modelo de Jones (1991) parece ser aquele que se encontra pior especificado, dado que as percentagens de rejeição de H_0 chegam a atingir valores na ordem dos 95% logo a um grau de contaminação de 10%, considerando um nível de significância de 5% e para $\Delta FINT_t < 0_{/ > Q3}$, ainda que para os restantes modelos as percentagens de rejeição não sejam muito menores. Assim, pode-se concluir, uma vez mais, que todos os modelos estudados parecem estar mal especificados pela omissão de $\Delta FINT_t$ como variável explicativa, pois o ERR de estimação obtido pela diferença entre $DAC_C - DAC_{NC}$ existe e é estatisticamente diferente de zero, sendo que as percentagens de rejeição de H_0 são, para todos os modelos e percentagens de contaminação maiores que 0, superiores aos níveis de significância definidos de 1% ou 5%.

5- Conclusão

O presente ensaio pretende analisar se os modelos de *accruals* - Jones (1991), Dechow e Dichev (2002) e McNichols (2002) - se encontram mal especificados, omitindo variáveis independentes relacionadas com as variações no financiamento.

A metodologia aplicada é idêntica à utilizada por Moreira (2009), onde se usam duas versões dos modelos de estimação dos *accruals* discricionários acima referidos. A versão normal, ou seja, que não controla para o efeito das variações no financiamento e uma outra versão que procura controlar o efeito de tais variações através da inserção, em cada um dos modelos de estimação, de uma variável *dummy* que distingue se as variações no financiamento são positivas ou negativas. O erro de estimação, para cada um dos modelos analisados, obtém-se pela diferença entre os *accruals* discricionários estimados através da versão que controla para as variações no financiamento e da versão normal.

Adicionalmente, como teste de robustez, efectua-se uma análise com base em simulações (e.g. Dechow et al., 1995; Hribar e Collins, 2002; Kothari et al., 2005; Shan et al., 2010) para avaliar de forma diferente a qualidade de especificação dos modelos de estimação dos *accruals*. Testa-se se o erro de estimação é estatisticamente diferente de zero para determinada variação no financiamento, reforçando a intuição de que os modelos de estimação dos *DAC* se encontram mal especificados pelo facto de omitirem as variações no financiamento como variável explicativa.

Os resultados obtidos corroboram as expectativas iniciais, evidenciando que todos os modelos de estimação de *accruals* discricionários analisados se encontram incorrectamente especificados pela ausência de uma variável explicativa que controle para as variações no financiamento. Ainda de acordo com o esperado, os resultados sugerem que o modelo de Jones (1991) é aquele que apresenta maiores níveis de erro de estimação. Salienta-se também o facto de os erros de estimação verificados, em qualquer dos modelos, existirem independentemente da dimensão das variações no financiamento. No entanto, os erros são maiores quando as variações no financiamento são de menor dimensão, positivas ou negativas, o que pode ser justificado pela existência de uma maior correlação entre essas variações e os *accruals*. Nas situações em que se verificam variações extremas no financiamento, a correlação entre estas e as variações no activo fixo aumenta

significativamente, verificando-se o inverso relativamente aos *accruals*. Esta evidência permite obter uma imagem mais completa do impacto das variações no financiamento na estimação dos *accruals* discricionários ao trazer evidência empírica adicional às conclusões do estudo desenvolvido por Shan et al. (2010), que sugere que a existência de erros de estimação ocorre sobretudo para as variações extremas no financiamento, positivas ou negativas.

O corrente estudo faz três contributos principais para a literatura. Primeiro, mostra que o impacto da deficiente especificação dos modelos não é homogéneo, sendo diferente consoante se esteja em presença de variações positivas ou de variações negativas no financiamento. O modelo de Jones (1991), de entre os modelos estudados, é aquele que reflecte mais intensamente essa deficiente especificação. Segundo, mostra que os erros de estimação ocorrem independentemente da dimensão e natureza positiva/negativa das variações no financiamento. De modo particular, apresenta evidência de que os maiores erros de estimação ocorrem para as menores variações no financiamento. Terceiro, revela para o contexto económico português como se comportam os modelos de *accruals* na ausência de variáveis de controlo das variações no financiamento.

Ainda que importante, o estudo não é isento de limitações. Uma delas reside no facto de não se considerarem outros modelos de estimação dos *accruals* discricionários. Reconhece-se igualmente a necessidade de se utilizarem outros testes e metodologias de análise, o que abre também novos caminhos de investigação.

6- Bibliografia

- Ball, R., e Shivakumar, L. 2006. The Role of Accruals in Asymmetrically Timely Gain and Loss Recognition. *Journal of Accounting Research*, 44(2): 207-242.
- Ball, R., e Shivakumar, L. 2008. Earnings Quality at Initial Public Offerings. *Journal of Accounting and Economics*, 45(2-3): 324-349.
- Dechow, P. M., e Dichev, I. D. 2002. The Quality of Accruals and Earnings: The Role of Accrual Estimation Errors. *Accounting Review*, 77(4): 35.
- Dechow, P. M., Hutton, A. P., Kim, J. H., e Sloan, R. G. 2010. Detecting Earnings Management: A New Approach: <http://ssrn.com/paper=1735168>, acessado em 08 de Agosto de 2011.
- Dechow, P. M., Richardson, S. A., e Sloan, R. G. 2008. The Persistence and Pricing of the Cash Component of Earnings. *Journal of Accounting Research*, 46(3): 537-566.
- Dechow, P. M., Sloan, R. G., e Sweeney, A. P. 1995. Detecting Earnings Management. *Accounting Review*, 70(2): 193-225.
- Healy, P. M. 1985. The Effect of Bonus Schemes on Accounting Decisions *Journal of Accounting & Economics*, 26: 75-107.
- Hribar, P., e Collins, D. 2002. Errors in Estimating Accruals: Implications for Empirical Research. *Journal of Accounting Research*, 40(1): 105-134.
- Johnston, J. 1984. *Econometric Methods*. International Editions: McGraw-Hill.
- Jones, J. F. 1991. Earnings Management During Important Relief Investigations. *Journal of Accounting Research*, 29(2): 193-228.
- Kothari, S. P., Leone, A. J., e Wasley, C. E. 2005. Performance Matched Discretionary Accrual Measures. *Journal of Accounting and Economics*, 39(1): 163-197.
- Liu, M. 2008. Accruals and Managerial Operating Decisions Over the Firm Life Cycle: <http://ssrn.com/paper=931523>, acessado em 16 de Agosto de 2010.
- McNichols, M. F. 2002. Discussion of the Quality of Accruals and Earnings: The Role of Accrual Estimation Errors. *Accounting Review*, 77(4): 61.
- Moreira, J. A. 2009. Conditional Conservatism and Accruals Models: Does the Old Problem Remain in the New Models? Porto: Faculdade de Economia da Universidade do Porto.
- Peasnell, K. V., Pope, P. F., e Young, S. 2000. Detecting Earnings Management Using Cross-Sectional Abnormal Accruals Models. *Accounting & Business Research*, 30(4): 313-326.
- Richardson, S. A., Sloan, R. G., Soliman, M. T., e Tuna, I. 2005. Accrual Reliability, Earnings Persistence and Stock Prices. *Journal of Accounting and Economics*, 39(3): 437-485.
- Shan, Y., Taylor, S. L., e Walter, T. S. 2010. Errors in Estimating Unexpected Accruals in the Presence of Large Changes in Net External Financing: <http://ssrn.com/paper=1572164>, acessado em 11 de Setembro de 2010.
- Young, S. 1999. Systematic Measurement Error in the Estimation of Discretionary Accruals: An Evaluation of Alternative Modeling Procedures. *Journal of Business Finance & Accounting*, 26(7/8): 833-862.
- Zhang, F. 2007. Accruals, Investment, and the Accrual Anomaly. *Accounting Review*, 82(5): 1333-1363.