

ESTUDOS I



FACULDADE de ECONOMIA da UNIVERSIDADE do ALGARVE

ESTUDOS I

Cidadania, Instituição e Património

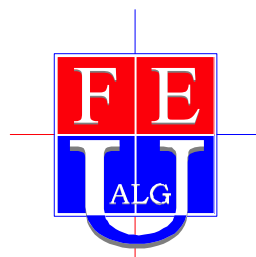
Economia e Desenvolvimento Regional

Finanças e Contabilidade

Gestão e Apoio à Decisão

Modelos Aplicados à Economia e à Gestão

A Faculdade de Economia da Universidade do Algarve



Faculdade de Economia da Universidade do Algarve

2004

COMISSÃO EDITORIAL

António Covas
Carlos Cândido
Duarte Trigueiros
Efigénio da Luz Rebelo
João Albino da Silva
João Guerreiro
Paulo M.M. Rodrigues
Rui Nunes

FICHA TÉCNICA

Faculdade de Economia da Universidade do Algarve

Campus de Gambelas, 8005-139 Faro
Tel. 289817571 Fax. 289815937
E-mail: ccfuea@ualg.pt
Website: www.ualg.pt/feua

Título

Estudos I - Faculdade de Economia da Universidade do Algarve

Autor

Vários

Editor

Faculdade de Economia da Universidade do Algarve
Morada: Campus de Gambelas
Localidade: FARO
Código Postal: 8005-139

Compilação e Design Gráfico

Susy A. Rodrigues

Revisão de Formatação e Paginação

Lídia Rodrigues

Fotolitos e Impressão

Serviços Gráficos da Universidade do Algarve

ISBN

972-99397-0-5 - Data: 26.10.2004

Depósito Legal

218279/04

Tiragem

500 exemplares

Data

Novembro 2004

**RESERVADOS TODOS OS DIREITOS
REPRODUÇÃO PROIBIDA**

A informação contida nas rúbricas contabilísticas relativa à direcção dos lucros no ano subsequente

Rúben Peixinho

Faculdade de Economia, Universidade do Algarve

Duarte Trigueiros

Faculdade de Economia da Universidade do Algarve

Resumo

O estudo aborda o problema da previsão de acréscimos ou decréscimos dos lucros por acção de empresas com base na informação contabilística do ano anterior. A amostra utilizada engloba as principais empresas portuguesas, industriais e de serviços, a transaccionar na Bolsa de Valores de Lisboa e Porto entre os anos 1993 e 1997. As variáveis independentes utilizadas na construção dos modelos baseiam-se em indicadores contabilísticos.

Os resultados sublinham a importância da informação contabilística na previsão de acréscimos ou decréscimos nos lucros por acção. Ficou demonstrada a grande importância das variáveis artificiais associadas a alguns rácios na melhoria dos resultados. Certas transformações de dados podem, em alguns casos, melhorar a capacidade preditiva dos modelos. Um outro factor inovador que contribuiu decisivamente para a melhoria da capacidade preditiva dos modelos foi a constituição de sub-amostras homogéneas segundo as características contabilísticas das empresas.

Palavras-chave: Rácios contabilísticos; Transformação logarítmica; Direcção dos LPA.

Abstract

This study is about the prediction of the direction of changes in earnings per share one-year-ahead using accounting information. The sample is from the largest Portuguese companies, industrial and services, traded in Lisbon & Oporto Stock Exchange in the period between 1993 and 1997. Independent variables used in the construction of models are accounting descriptors of the companies.

Results underline the importance of accounting information in the prediction of increases or decreases in earnings per share. It was shown that some dummy variables associated with ratios may contribute significantly to the improvement of the results. Transformations used lead, in some cases, to the improvement of the predictive capacity of the models. Another fact that contributes to the improvement of the predictive capacity of models was the use of homogeneous samples according to accounting characteristics.

Keywords: Accounting ratios; Logarithmic transformations; EPS direction.

1. Introdução

Este estudo insere-se numa corrente de investigação “fundamental” que foi rejuvenescida pelo trabalho de Ou e Penman (1989), centrado na previsão dos lucros com base em rácios contabilísticos. No entanto, o presente trabalho apresenta diferenças consideráveis na metodologia adoptada comparativamente com Ou e Penman (1989), pois atribui particular destaque à manipulação dos indicadores contabilísticos e à constituição de amostras homogéneas, com vista à discussão do impacto destes factores nas previsões.

As demonstrações financeiras das empresas constituem um importante instrumento de análise para aqueles que procuram oportunidades de investimento. Os lucros são considerados como a componente mais importante dessas demonstrações financeiras, pois reflectem todos os acontecimentos que influenciam o valor das empresas. Kothari (2001) aponta várias razões que levam a entender a importância atribuída na literatura aos lucros das empresas sob diversas perspectivas.

Num estudo pioneiro, Ball e Brown (1968) concluíram que o preço das acções reflectia os lucros das empresas e que após a divulgação anual dos mesmos, os preços das acções tendiam a mover-se na mesma direcção dos 12 meses anteriores. Esta situação sugere que as cotações das acções antecipam, embora não totalmente, a informação anual dos lucros. Estudos posteriores confirmaram, na generalidade, que a informação contida nos lucros, bem como em algumas das suas componentes, fornecem indicações importantes relativamente à evolução da cotação das acções. De facto, uma das principais características inerentes às empresas que apresentam melhor ou pior comportamento nos mercados de capitais é a subida ou descida dos lucros verificada face ao período homólogo.

A relevância dos lucros, associada à referida relação com a rendibilidade das acções, originou o desenvolvimento e a intensificação de várias abordagens na tentativa de melhoramento da previsão dos níveis de lucros futuros. Da investigação efectuada até à data com o objectivo comum de prever o valor ou o comportamento dos lucros, destacam-se de acordo com a informação utilizada, três abordagens: através da utilização de informação histórica dos lucros, através de informação não financeira e através da informação contabilística presente nas demonstrações financeiras.

A análise “fundamental”, elaborada com base nas demonstrações financeiras das empresas, tem dois objectivos principais. Primeiro, a informação contabilística é utilizada para efectuar uma melhor previsão dos lucros futuros comparativamente com outros métodos. Em segundo lugar, espera-se que essa análise possa identificar empresas com cotações subvalorizadas ou sobrevalorizadas no mercado de capitais. O pressuposto que está subjacente a esta análise é o de que os modelos de previsão de lucros construídos com base na informação contabilística apresentem uma capacidade de previsão superior a outros modelos.

2. Revisão da literatura

2.1. Propriedades estatísticas dos lucros

Uma das primeiras conclusões a que os estudos relacionados com o comportamento das séries estatísticas associadas aos lucros chegaram (Little, 1962; Murphy, 1966; Lintner e Grauber, 1967; Ball e Watts, 1972; Albrecht, Lookabill e McKeown, 1977; Deschamps e Mehta, 1980; McKeown e Shalchi, 1988 e Wu, Kao e Lee, 1996), sugere que as taxas de crescimento dos lucros, bem como as suas variações, são temporalmente independentes ou apresentam uma correlação muito fraca, o que nos remete para a aleatoriedade dos lucros, frequentemente referida na literatura.

Ball e Watts (1972), após a realização de vários testes, foram além da constatação da independência dos lucros e apresentaram os passeios aleatórios com tendência como a melhor descrição para o seu comportamento (Watts e Leftwich, 1972; Albrecht, Lookabill e McKeown, 1977). Verificou-se que os modelos estocásticos superam, na generalidade, a performance de outros modelos na descrição do comportamento dos lucros, nomeadamente os que são construídos com base nos pressupostos de um comportamento determinístico.

Brooks e Buckmaster (1976) revelaram a existência de uma componente temporal nos lucros, confirmada posteriormente por outros autores (Ramakrishnan e Thomas, 1992 e Lipe e Kormendi, 1994). Quando estratificadas as amostras de empresas com base em características homogêneas, as quais permitam definir lucros normais, verificou-se que as observações subseqüentes à classificação fora do estrato considerado como normal apresentam tendência para reverterem para os níveis de lucros apresentados antes dessa classificação.

Como demonstram os estudos de Watts e Leftwich (1977) e Brown (1993), apesar da evidência de uma componente temporária nos lucros, a capacidade de previsão destes modelos pode não ser melhor que a dos passeios aleatórios. Assim, os passeios aleatórios desenvolvidos com base na evidência empírica de independência nos lucros continuam a ser usados na literatura como uma boa descrição para o comportamento dos lucros.

2.2. Previsão de lucros com base em informação contabilística

Num trabalho de referência, Ou e Penman (1989) demonstraram a importância da informação contabilística, revelando que as rúbricas contabilísticas possuem informação acerca dos lucros futuros que não está reflectida nos lucros presentes. Este trabalho, que surge na sequência de outros desenvolvidos por Graham, Dodd e Cottle (1962) e McKibben (1972), marca o início da investigação rigorosa no domínio da previsão dos lucros baseado numa análise multivariada com base nos rácios financeiros (Kothari, 2001).

A amostra utilizada por Ou e Penman (1989) foi constituída por empresas norte-americanas, considerando o período de estimação entre 1965 e 1977, sobre o qual foram estimados dois modelos (1965-1972 e 1973-1977). Através da regressão logística, foram testados individualmente 68 indicadores contabilísticos, os quais permitiram, numa fase inicial, identificar os 34 indicadores que, em cada período,

eram estatisticamente relevantes na previsão dos lucros por acção (LPA). Posteriormente, com base nestes indicadores, foi construído um modelo multivariado para cada período, contendo os indicadores contabilísticos que conjuntamente apresentaram poder discriminatório na direcção dos LPA futuros. O poder de previsão destes modelos multivariados confirmou a sua utilidade face a uma classificação aleatória, uma vez que em todas as situações foram classificadas correctamente mais de 50% das observações (entre 60% e 67% consoante o período e a potência da previsão).

A possibilidade da informação contida nas rúbricas contabilísticas não ser absorvida pelas cotações das respectivas empresas, levou Ou e Penman (1989) a testarem se as previsões fornecidas pelos modelos multivariados permitem identificar empresas com cotações subvalorizadas ou sobrevalorizadas no mercado de capitais. A tomada de posições longas e curtas consoante a previsão de subida ou descida originada pelos modelos, permitiu apurar rendibilidades anormais entre 6,2% e 8,3%. Estes resultados sugerem que a associação entre a previsão da direcção dos LPA com base na informação contabilística e as rendibilidades anormais verificadas permite captar (pelo menos em parte) a relação lucros / cotações verificada por Ball e Brown (1968).

A literatura está recheada de estudos que apontam para a importância da informação contabilística quer na previsão do comportamento dos lucros futuros (Bernard e Noel, 1991; Lev e Thiagarajan, 1993; Stober, 1993; Sougiannis, 1994; Fairfield, Sweeney e Yohn, 1996; Abarbanell e Bushee, 1997 e Joos e Joos, 1998), quer na obtenção de rendibilidades anormais através da utilização dessa informação (Abarbanell e Bushee, 1998). Atendendo ao facto de que os mercados eficientes serem supostos reflectir, através das cotações das empresas, total e instantaneamente toda a informação disponível, as conclusões da generalidade destes estudos violam a versão semiforte dessa hipótese, tal como foi definida por Fama (1970).

Alguns autores mostram-se bastante cépticos no que respeita à violação desta hipóteses (Ball, 1992 e Fama, 1998), levantando questões que se relacionam com erros de estimação das rendibilidades anormais, possível omissão de custos, improbabilidade de informação pública e acessível originar rendibilidades anormais, omissão de factores de risco (Stober, 1992 e Greig, 1992) entre outras. No entanto, os trabalhos de Abarbanell e Bushee (1997 e 1998) contrariam as razões destes últimos autores.

2.3. Distribuição estatística dos rácios contabilísticos

Os rácios contabilísticos constituem um importante instrumento na análise financeira das empresas. Esta importância resulta da presumível capacidade para tornarem as contas das empresas comparáveis, por mais díspares que sejam as suas dimensões (Horrigan, 1968).

Whittington (1980) identificou duas das principais utilidades dos rácios financeiros. A primeira destas, mais tradicional, relaciona-se com a constatação das empresas terem em conta, ao analisarem os seus rácios, as médias praticadas no seu sector de actividade (Lev, 1969). A segunda, que conheceu maiores desenvolvimentos durante as últimas duas décadas, consiste na previsão de variáveis financeiras e seu

comportamento futuro. No entanto, a utilização dos rácios financeiros para os diversos fins nem sempre é efectuada da melhor forma, uma vez que é usual assumir-se que estes apresentam as características apropriadas do ponto de vista estatístico, nomeadamente proporcionalidade e normalidade das suas distribuições, o que frequentemente não se verifica.

Lev e Sunder (1979) afirmam que a utilização dos rácios tem como principal objectivo eliminar o factor dimensão das empresas e que para tal é necessário a existência de proporcionalidade entre os componentes dos rácios (Lev e Sunder, 1979; Whittington, 1980 e Barnes, 1982). O ceticismo destes autores relativamente à verificação de proporcionalidade é no entanto contrariado por Horrigan (1983) e McDonald e Morris (1984). Tippett (1990) sustenta que mesmo que as componentes dos rácios sejam proporcionais, a co-variância entre estas dará origem a não-proporcionalidade no rácio. Mais recentemente, Trigueiros (1997) reafirma que a não-proporcionalidade dos rácios pode não inviabilizar o seu uso, através da sugestão de novas relações entre as componentes dos rácios.

A acumulação de eventos aleatórios, nos quais se incluem as rúbricas contabilísticas, obedece às leis multiplicativas das probabilidades. Esta situação é justificada pela existência de uma probabilidade associada a cada realização, que está condicionada pela ocorrência de uma série de eventos anteriores (McLeay e Trigueiros, 2002). Vários autores (McLeay, 1986a; Tippett, 1990 e Trigueiros, 1995) referem que os processos estocásticos de acumulação, definidos por McLeay (1986a) como somas de transacções similares de sinal idêntico, estão na origem da lognormalidade observada nas rúbricas contabilísticas. Trigueiros (1995) confirmou, através da realização de testes adequados e da relação verificada entre a assimetria e a curtose, que as rúbricas contabilísticas apresentam, na generalidade, uma distribuição lognormal.

A distribuição estatística esperada para os rácios irá depender da relação entre as suas componentes, nomeadamente da relação entre o numerador e o denominador (McLeay, 1986a). Por outro lado, as características das componentes dos rácios fazem com que teoricamente estes possam apresentar várias distribuições (Ezzamel e Mar-Molinero, 1990). No entanto, a maioria dos investigadores considera que os rácios tendem a apresentar assimetria positiva ou enviesamento à direita. Das características dos rácios contabilísticos que mais comumente são referidas na literatura como principais responsáveis pela assimetria positiva, destacam-se a existência de um limite mínimo natural e de um limite superior indefinido para um número significativo de rácios (Horrigan, 1965).

A assimetria positiva é assim justificada pelo facto das componentes dos rácios serem caracterizadas pela lognormalidade. De facto, os rácios analisados por Trigueiros (1995) que não estão limitados por uma relação contabilística entre as componentes não estão longe da referida lognormalidade. A hipótese de normalidade foi testada em diversos estudos, onde foram analisados vários sectores de actividade, empresas de diversas nacionalidades, diversos períodos de tempo, sem que a hipótese de normalidade fosse aceite com consistência (Horrigan, 1965; Deakin, 1976; Frecka e Hopwood, 1983; So, 1987; Ezzamel e Mar-Molinero, 1990 e Trigueiros, 1995).

Algumas excepções à assimetria positiva verificada na maioria dos rácios são referidas na literatura, nomeadamente para os rácios Passivo Total / Activo Total

(Deakin, 1976; Frecka e Hopwood, 1983; So, 1987), Capital Próprio / Activo Total (Frecka e Hopwood, 1983; So, 1987) e Activo Circulante / Activo Total (So, 1987), entre outros, os quais foram considerados aproximadamente normais. O facto de existirem rácios simétricos ou com assimetrias negativas foi explicada através das identidades contabilísticas (Trigueiros, 1995), as quais limitam a amplitude das observações desses rácios e que estão na origem das excepções às assimetrias positivas. Por exemplo, para o rácio Activo Circulante / Activo Total, referido na literatura como apresentando uma distribuição aproximadamente normal, o intervalo das suas observações varia apenas entre $[0, 1]$, o que origina a diminuição da variabilidade das observações e a consequente diminuição ou eliminação das observações extremas.

A frequente observação de valores considerados extremos é assim perceptível no contexto da assimetria positiva verificada na maioria dos rácios. Lev e Sunder (1979) definem valor extremo como a observação que é de tal forma reduzida ou elevada, que existe uma forte probabilidade desse valor ser causado por erros de estimação. Ezzamel e Mar-Molinero (1990), que classificam os valores extremos de “contaminadores da informação”, referem que estes podem ter origem em componentes dos rácios com características especiais (numerador ou denominador próximos de zero) ou serem simplesmente consequência natural da própria assimetria.

Os valores extremos, considerados excepcionais no contexto das variáveis aditivas, devem ser encarados como comuns nas variáveis multiplicativas, sob pena de serem tratados de forma incorrecta. Neste contexto, é questionável a remoção das observações com estas características (“truncation”), como propõem alguns autores (Frecka e Hopwood, 1983) que sugerem ser possível obter normalidade em alguns rácios através da remoção das observações consideradas extremas. No entanto, So (1987) revela que mesmo após a remoção dos valores considerados extremos, que origina perda de informação importante (Ezzamel, Mar-Molinero e Beecher, 1987; Ezzamel e Mar-Molinero, 1990), muitos rácios permaneceram com assimetrias. Mais recentemente, McLeay e Trigueiros (2002) referem que a exclusão das observações consideradas extremas poderá levar ao aparecimento de outra ou outras observações consideradas também extremas, numa escala mais reduzida, devido às características inerentes às variáveis multiplicativas. Outras técnicas semelhantes (“trimming” ou “winsorizing”), definidas por Lev e Sunder (1979), são técnicas menos radicais que a truncation, mas também se podem considerar duvidosas, no contexto das variáveis multiplicativas. Por outro lado, Ezzamel, Mar-Molinero e Beecher (1987) e Ezzamel e Mar-Molinero (1990) constataram que a identificação dos valores extremos se revela problemática e subjectiva. A questão principal que está na origem dessa subjectividade relaciona-se com a impossibilidade de determinar os valores extremos sem identificar a distribuição estatística subjacente e por outro lado, a impossibilidade de identificar essa distribuição sem a definição dos valores extremos.

Dada a pouca consistência da remoção dos valores extremos no intuito de forçar a normalidade dos rácios, alguns autores defendem a utilização de transformações no alcance desse objectivo. As transformações mais utilizadas na redução das assimetrias positivas são de natureza logarítmica e a raiz quadrada ou cúbica (Deakin, 1976; Frecka e Hopwood, 1983; Ezzamel, Mar-Molinero e Beecher, 1987; Ezzamel e Mar-Molinero, 1990; Trigueiros, 1995). Apesar da maioria dos rácios rejeitar a hipótese de

normalidade após transformações logarítmicas, não deixa de ser importante referir as melhorias verificadas na redução da assimetria (Deakin, 1976; Frecka e Hopwood, 1983; Buijink e Jegers, 1986 e Ezzamel e Mar-Molinero, 1990).

3. Metodologia

3.1. Definição das amostras

A amostra inicial é constituída por 36 empresas industriais e de serviços, inseridas no mercado de cotações oficiais português, a transaccionar em sistema de negociação contínuo na Bolsa de Valores de Lisboa e Porto (BVLP) entre os anos de 1993 e 1997. Os 5 anos de informação financeira resultam em apenas 3 anos de observações a incluir nos modelos devido às características da variável dependente e das variáveis independentes a considerar. Como a variável a discriminar é a direcção dos LPA no ano subsequente, as observações do ano t necessitam da informação relativa aos LPA do ano $t+1$. Por outro lado, como muitas das variáveis independentes a incluir no modelo constituem taxas de crescimento de determinadas rúbricas ou rácios contabilísticos, as observações do ano t necessitam também da informação do ano $t-1$, o que significa outro ano de informação adicional. A amostra final apresenta pois 98 observações correspondentes às 36 empresas com 3 observações anuais cada, com excepção de 10 casos em que se verificou a falta de informação em pelo menos uma das variáveis independentes consideradas. Os dados foram obtidos através de uma base de dados financeira internacional, o Worldscope – versão 6.01 de Fevereiro de 1999, editada pela Thompson.

Dado que as 36 empresas incluídas na amostra se inserem em sectores de actividade distintos, foi efectuada uma análise de clusters com o objectivo de determinar grupos de empresas mais homogéneos. O objectivo desta decisão relaciona-se com a posterior avaliação do impacto da utilização de amostras mais homogéneas, de acordo com os indicadores contabilísticos utilizados, na performance dos modelos. Para, tal foram estandardizados os indicadores contabilísticos considerados como variáveis independentes e definidos grupos de empresas de acordo com características contabilísticas semelhantes. Através da análise dos dendogramas, foi possível construir uma sub-amostra de 26 empresas que se caracterizam por uma maior homogeneidade dos seus indicadores contabilísticos. Esta sub-amostra de 26 empresas apresenta 71 observações correspondentes às 26 empresas com 3 observações anuais cada, com excepção de 7 casos em que se verificou a falta de informação em pelo menos uma das variáveis independentes.

3.2. Definição das variáveis dependente e independentes

Para prever os acréscimos ou decréscimos nos LPA, foi utilizada a análise discriminante de dois grupos, devido ao comportamento dos dados em análise e ao carácter mais conservador desta técnica em relação a outras possíveis. A variável dependente, ou seja, aquela que se pretende discriminar, define a direcção dos LPA no ano subsequente à análise da informação contabilística e é definida da seguinte forma:

$$\Delta \text{LPA}_i = \text{LPA}_i (t+1) - \text{LPA}_i (t) \quad (1)$$

O objectivo passa assim por distinguir dois grupos de observações: aquelas às quais estão associados acréscimos nos LPA no ano seguinte (t+1) e aquelas às quais estão associados decréscimos. Deste modo, a variável dependente pode ser classificada em apenas duas categorias diferentes (binária), o que origina a necessidade de cálculo de apenas uma função discriminante. A especificação binária da variável dependente assume a perda de informação mas, tal como defendem Ou e Penman (1989), o facto dos valores extremos serem comuns na informação contabilística, leva a que seja prudente optar por esta especificação.

Importa porém realçar uma diferença relativamente ao trabalho de Ou e Penman (1989). Estes definiram a sua variável dependente como a diferença verificada nos LPA antes de resultados extraordinários subtraída de uma tendência, com o objectivo de incorporar tendências nas alterações dos lucros (passeios aleatórios com tendência). Para tal, a tendência foi estimada através da média verificada nas variações nos LPA dos 4 anos anteriores. Neste estudo, a variação nos LPA considera os resultados extraordinários e não foi calculada a referida tendência. Esta situação deveu-se ao reduzido número de observações que estariam em condições de serem incluídas na estimação dos modelos, uma vez que seriam necessários mais 4 anos de informação contabilística por empresa. A ausência da tendência na modelação leva a que os resultados não possam ser associados com a hipótese de que as alterações nos LPA obedecem a comportamentos semelhantes aos processos aleatórios com tendência.

As variáveis independentes utilizadas na construção dos modelos de previsão da direcção dos lucros são constituídos por 61 rácios e indicadores contabilísticos de natureza métrica (listados no ponto 3.3.), os quais baseiam-se, salvo ajustes decorrentes de diferenças contabilísticas, nos indicadores utilizados por Ou e Penman (1989).

A discriminação da variável dependente foi efectuada através da identificação dos rácios conjuntamente relevantes na previsão da direcção dos LPA. A estimação dos coeficientes da função discriminante envolveu a adopção do método “passo a passo”, o qual se justifica pela pretensão de não se incluir no modelo todos os rácios contabilísticos disponíveis mas apenas aqueles que contêm maior poder discriminatório.

O método inicia-se com a inclusão no modelo do rácio que, individualmente considerado, apresenta um maior poder discriminante. No segundo passo, é adicionado o rácio que, conjuntamente com o inicialmente considerado, efectue uma melhor discriminação entre grupos e assim sucessivamente até não existir nenhum rácio que, conjuntamente com os considerados no passo anterior, consiga obter melhores resultados. Deste modo, a função discriminante final apenas incluirá um subconjunto estatisticamente significativo dos indicadores contabilísticos inicialmente considerados como variáveis independentes. A selecção dos rácios a entrarem no modelo teve por base o critério da minimização do Lambda de Wilks sem ter em conta o efeito das variáveis que já tenham entrado no modelo. Foi definida como máxima significância de F para a entrada das variáveis no modelo um nível de significância de 0,1 e como mínima significância de F na remoção das variáveis do modelo um nível de significância de 0,12.

3.3. Transformação dos rácios

3.3.1. Rácios transformados sem introdução de ambiguidade

Este estudo atribui especial relevo à manipulação dos indicadores com vista a obter variáveis estatisticamente bem comportadas e à discussão do impacto dessa manipulação nos resultados. A evidência empírica mostra que os rácios contabilísticos não são Normais: muitos, por exemplo, apresentam distribuições assimétricas positivas. É pois prudente realizar, antes da construção dos modelos com base nessas variáveis, as transformações necessárias à obtenção da normalidade, tendo porém presente que, como referido, os trabalhos efectuados nesta área apontam para a impossibilidade, em certos casos, de normalização através das diversas técnicas existentes. É importante compreender que a transformação dos dados originais não é mais do que a sua expressão numa escala diferente, permitindo a obtenção de variáveis estatisticamente melhor comportadas.

Dada a lognormalidade verificada na generalidade das rúbricas contabilísticas, as transformações efectuadas neste estudo são todas de natureza logarítmica. As transformações utilizadas, as quais permitiram a redução da assimetria das distribuições, basearam-se no trabalho de McLeay e Trigueiros (2002), onde são tidos em conta os efeitos que as identidades contabilísticas introduzem na relação entre o numerador e o denominador de alguns rácios.

Dado que a logaritmicidade é possível apenas para observações positivas, em princípio só os rácios cujas distribuições cobrem o intervalo $[0 , +\infty [$ poderiam ser transformados. Levanta-se o problema de saber como tratar os rácios que, sendo de tipo multiplicativo, não cumprem com esta condição. Os rácios que já apresentam distribuições compreendidas no intervalo $[0 , +\infty [$ não carecem de qualquer transformação para além da logarítmica. Tais rácios são formados a partir de rúbricas contabilísticas independentes no que respeita a igualdades contabilísticas. Assim:

$$\text{Rácio}' = \log (\text{Rácio}) \quad (2)$$

Nestas condições incluem-se, de entre os indicadores a utilizar, os seguintes rácios:

Rácio de Liquidez Geral
Rácio de Liquidez Reduzida
Prazo Médio de Recebimento
Rotação de Existências
Activos Fixos / Capital Próprio
Vendas / Caixa e Aplicações CP
Vendas / Dívidas de Terceiros
Vendas / Existências
Vendas / Activos Fixos
Passivo Total / Capital Próprio
Passivo LP / Capital Próprio

Existem porém variáveis que não são independentes, nomeadamente aquelas cujas observações estão compreendidas dentro do intervalo $[-1 , +\infty [$, das quais se

destacam as taxas de variação percentual de rúblicas (ou rácios) que apresentam unicamente valores positivos. Relativamente a estes casos, antes da logaritmização é necessário transformar as observações de modo a que, após a transformação (antes da aplicação de logaritmos), estas fiquem compreendidos dentro do intervalo $[0 , +\infty [$. A transformação utilizada, segundo a qual uma variação percentual é transformada na correspondente variação continuamente acumulada, é a seguinte:

$$\text{Rácio}' = \log (1 + \text{Rácio}) \quad (3)$$

Nestas condições incluem-se os seguintes rácios:

- Var. % Rácio de Liquidez Geral
- Var. % Rácio de Liquidez Reduzida
- Var. % Prazo Médio de Recebimento
- Var. % Rotação de Existências
- Var. % (Existências / Activos Totais)
- Var. % Existências
- Var. % Vendas
- Var. % Amortizações
- Var. % (Amortizações / Imobilizado Corpóreo)
- Var. % (Passivo Bancário LP / Capital Próprio)
- Var. % (Activos Fixos / Capital Próprio)
- Var. % (Vendas / Activos Totais)
- Var. % (Vendas / Existências)
- Var. % Activos Totais
- Var. % Passivo Bancário LP
- Var. % (Passivo Total / Capital Próprio)
- Var. % (Passivo LP / Capital Próprio)
- Var. % Passivo LP

Para além dos rácios cujas observações estão necessariamente compreendidas dentro do intervalo $[-1 , +\infty [$, foi adicionado à lista acima um rácio que, teoricamente, pode apresentar valores inferiores ao limite inferior mas com uma probabilidade de tal forma reduzida que nenhuma das observações da amostra o verificou (a observação mais baixa foi -0,36). Este rácio é:

$$\text{Cash Flow} / \text{Passivo Total}$$

Outra das transformações efectuadas relaciona-se com os rácios que por falta de independência contabilística entre as suas componentes, apresentam como restrição natural o facto das suas observações compreenderem o intervalo $[-\infty , +1 [$. Por forma a garantir após a transformação (antes da aplicação de logaritmos), a passagem destes valores para o intervalo $[0 , +\infty]$ mantendo as suas posições iniciais, a transformação efectuada é a seguinte:

$$\text{Rácio}' = \log (1 - \text{Rácio}) \quad (4)$$

Nestas condições incluem-se os seguintes rácios:

$$\frac{[(\text{Var. Imobilizado Corpóreo}) / \text{Activos Totais}] (t-1)}{(\text{Resultado Operacional} - \text{Amortizações}) / \text{Vendas}}$$

Para além destes três rácios, em que existem limitações naturais de ordem algébrica na relação entre o numerador e o denominador, existem ainda outros com uma probabilidade muito reduzida de apresentarem observações fora do referido intervalo, apesar de teoricamente isso ser possível. Assim, foram também adicionados aos três rácios financeiros anteriores, os seguintes indicadores:

Rendibilidade do Capital Próprio Inicial
Rendibilidade do Capital Próprio Final
Resultado antes de Imposto / Vendas
Margem Líquida

Todas as transformações acima referidas originaram uma importante redução das assimetrias observadas antes das transformações, o que torna as variáveis estatisticamente melhor comportadas do que as de Ou e Penman (1989).

3.3.2. Rácios não transformados

Apesar de todos os rácios referidos anteriormente apresentarem reduções significativas da assimetria após as transformações propostas, existem outros em que tais transformações (ou outras) não se justificam, quer por apresentarem uma fraca variabilidade, quer por serem aparentemente aditivos devido ao efeito limitador do denominador sobre o numerador, o que corta a assimetria positiva. São eles:

Existências / Activos Totais
Var. Dividendos por Acção
Amortizações / Imobilizado Corpóreo
Var. Rendibilidade do Capital Próprio Inicial
(Var. Imobilizado) / Activos Totais
Passivo Bancário Total / Capital Próprio
Var. % (Passivo Bancário / Capital Próprio)
Passivo Bancário LP / Capital Próprio
Vendas / Activos Totais
Rendibilidade dos Activos
Margem Bruta
Fundo de Maneio / Activos Totais
Resultado Operacional / Activos Totais

Em todos estes rácios, as transformações anteriores não geram redução da assimetria. Um factor comum associado à maioria destes é a reduzida amplitude das respectivas observações e a sua conseqüente reduzida variabilidade comparativamente com os rácios transformados com sucesso. Para muitos destes rácios, a amplitude das

observações está constrangida ao intervalo $[0, 1]$ ou $[-1, 1]$, o que faz com que as observações extremas sejam em menor número e em menor escala. O rácio de variação nos dividendos por acção apresenta-se como a excepção, uma vez que as observações extremas negativas “compensam” as observações extremas positivas, originando uma distribuição mais próxima da normalidade.

3.3.3. Rácios transformados com introdução de ambiguidade

Nem todos os rácios apresentam as observações dentro dos intervalos referidos nos pontos anteriores, de maneira a que após a transformação fiquem (antes da aplicação de logaritmos) no intervalo $[0, +\infty]$. Esta situação verifica-se quando, teoricamente, não existem limitações à amplitude das observações. Nestes casos, uma possível solução passaria por não incluir esses rácios na construção dos modelos ou por ignorar as suas observações negativas. No entanto, o facto destes rácios considerarem informação que pode ser útil na explicação da variável dependente e o facto das observações negativas constituírem uma quantidade não desprezível, levou à definição de uma possível solução.

Dentro destes rácios sem limitações na amplitude das observações, há ainda que distinguir os casos em que os rácios positivos têm necessariamente origem em valores positivos, daqueles em que os casos positivos poderão ser originados pela presença de dois valores negativos. A primeira situação verifica-se em rácios positivos, onde o numerador e o denominador são positivos. Para estes não existe a possibilidade do numerador e o denominador serem simultaneamente negativos e a transformação utilizada é a seguinte:

$$\begin{aligned}
 & - \text{Se } (\text{Rácio} > 0), \text{Rácio}' = \log (\text{Rácio}) \\
 & - \text{Se } (\text{Rácio} < 0), \text{Rácio}' = - \log (-\text{Rácio}) \\
 & - \text{Se } (\text{Rácio} = 0), \text{Rácio}' = \text{Rácio}
 \end{aligned} \tag{5}$$

Esta transformação garante que os valores negativos dentro do sub-intervalo $]-\infty, -1[$ antes de transformados permaneçam negativos após a transformação logarítmica, e que os valores positivos compreendidos dentro do sub-intervalo $]1, +\infty[$ permaneçam positivos e também que as observações de ambos mantêm a sua posição relativa. A ambiguidade introduzida nesta transformação relaciona-se com as observações compreendidas dentro do intervalo $]-1, 1[$. Da transformação logarítmica das observações entre $]0, 1[$ resultam valores inferiores a 0 o que, conjugado com a transformação das observações entre $[-1, 0[$, pode levar a uma alteração da posição relativa das observações situadas nesse intervalo. Foi pois testada esta transformação que, apesar de não garantir a permanência da totalidade das observações nas suas posições relativas antes de transformadas, garante pelo menos as referidas posições para as observações entre $]-\infty, -1[$ e $]1, +\infty[$. São apenas dois os rácios que preenchem os requisitos para serem transformados de acordo com a proposta anterior:

Rácio de Cobertura
Vendas / Fundo de Maneio

A situação mais complexa relaciona-se com os casos em que quer o numerador quer o denominador do rácio podem apresentar valores negativos. Assim, podem dar-se rácios muito próximos, mas que têm origem em situações perfeitamente distintas. Note-se por exemplo, os casos em que os rácios apresentam valores positivos. Esta situação pode estar relacionada com casos em que o numerador e o denominador apresentam valores positivos ou com casos em que ambos apresentam valores negativos. Tendo em conta esta possibilidade, a transformação destes rácios será efectuada de acordo com as seguintes condições:

- Se (numerador > 0 & denominador > 0), $Rácio' = \log(Rácio)$
- Se (numerador < 0 & denominador < 0), $Rácio' = \log(Rácio)$
- Se (numerador > 0 & denominador < 0), $Rácio' = -\log(-Rácio)$ (6)
- Se (numerador < 0 & denominador > 0), $Rácio' = -\log(-Rácio)$
- Se (numerador = 0), $Rácio' = Rácio$

às quais foi adicionada uma variável artificial (“dummy”) para distinguir os rácios positivos que têm origem em numerador e denominador positivos dos rácios positivos que têm origem em numerador e denominador negativos. Assim:

- Se (numerador > 0 & denominador > 0), $RácioD = 1$
- Se (numerador < 0 & denominador < 0), $RácioD = -1$ (7)
- Caso contrário, $RácioD = 0$

Dado que a maior parte dos rácios para os quais esta transformação foi efectuada referem-se a taxas de crescimento, a inclusão desta variável artificial significa a distinção entre situações de crescimento de rácios positivos de situações de decréscimo de rácios negativos. As variáveis que preenchem os requisitos para serem transformadas seguindo esta metodologia são na sua maioria taxas de crescimento de rácios que podem apresentar observações positivas ou negativas:

- Var. % Rácio de Cobertura
- Var. % Margem Bruta
- Var. % (Resultado Operacional – Amortizações) /
Vendas
- Var. % (Resultado antes Imposto / Vendas)
- Var. % Margem Líquida
- Var. % (Vendas / Fundo de Maneio)
- Var. % (Fundo de Maneio / Activos Totais)
- Var. % (Resultado Operacional) / Activos Totais
- Var. % Fundo de Maneio
- Resultado Líquido / Cash Flow

4. Resultados

4.1. Construção dos modelos

Procura-se avaliar o impacto da utilização de indicadores contabilísticos manipulados através de transformações logarítmicas e a utilização de uma amostra mais homogénea, na eficiência de modelos capazes de prever acréscimos ou decréscimos nos LPA. Foram assim construídos 6 modelos discriminantes conjugando informação contabilística não transformada, informação contabilística transformada e amostras com diferentes graus de homogeneidade:

Modelo 1: Construído através do uso da generalidade das transformações descritas acima (36 rácios transformados sem ambiguidade + 12 transformados com ambiguidade + 13 não transformados) considerando a amostra inicial de 36 empresas;

Modelo 2: Construído através da totalidade dos rácios não transformados (61 rácios sem transformações) considerando a amostra inicial de 36 empresas;

Modelo 3: Construído através de parte dos rácios transformados (36 rácios transformados sem ambiguidade + 13 não transformados) considerando a amostra inicial de 36 empresas;

Modelo 4: Construído através de parte dos rácios não transformados (49 rácios sem transformações) considerando a amostra inicial de 36 empresas;

Modelo 5: Construído através do uso da generalidade das transformações descritas acima (36 rácios transformados sem ambiguidade + 12 transformados com ambiguidade + 13 não transformados) considerando a amostra mais homogénea de 26 empresas;

Modelo 6: Construído através da totalidade dos rácios não transformados (61 rácios sem transformações) considerando a amostra mais homogénea de 26 empresas;

O modelo 1 considerou os rácios transformados nos pontos 3.3.1. e 3.3.3., os rácios não transformados no ponto 3.3.2. (por não se ter revelado benéfico na redução da assimetria) e as variáveis artificiais. Este modelo encontrou 6 variáveis relevantes na discriminação entre grupos associados a acréscimos e decréscimos nos LPA no ano subsequente, das quais se destacam pela sua importância a variável artificial associada ao rácio Resultado Líquido / Cash Flow e o rácio logaritmicado Rendibilidade do Capital Próprio.

Tabela 1
Classificação Filtrada das Observações (Modelos 1 e 2)

P (G=g D=d)	Modelo 1		Modelo 2	
	Nº Observações	% Observações correctamente classificadas	Nº Observações	% Observações correctamente classificadas
> 0,5	98	74,5	98	72,4
> 0,6	75	78,7	70	81,4
> 0,7	58	84,5	49	91,8
> 0,8	39	89,7	32	96,9
> 0,9	15	93,3	19	100

Fica desde já claro que a inclusão das variáveis artificiais parece justificada e apropriada, uma vez que das seis variáveis independentes consideradas, duas constituem variáveis artificiais. É deste modo evidente que existe uma diferença significativa, para efeitos de previsão do comportamento dos lucros, entre uma situação de resultado líquido e cash flow positivos ou uma situação em que essas duas variáveis apresentem ambas valores negativos. As seis variáveis consideradas neste modelo classificaram correctamente 74,5% dos casos analisados (tabela 1), o que sugere a importância desta análise. A tabela 1 apresenta também informação filtrada considerando a probabilidade de pertença ao grupo de classificação, na qual é possível verificar o aumento da percentagem de observações correctamente classificadas à medida que se consideram apenas as observações com maior probabilidade de pertença aos grupos.

O modelo 2 foi construído com base nos 61 indicadores contabilísticos listados nos pontos 3.3.1., 3.3.2. e 3.3.3. sem qualquer transformação e sem considerar as variáveis artificiais. A sua construção destina-se a possibilitar a comparação com o modelo construído através dos rácios transformados (modelo 1) e desta forma avaliar até que ponto as transformações e as variáveis artificiais aumentaram a capacidade preditiva do modelo. As variáveis independentes que foram consideradas no seu conjunto estatisticamente relevantes para a discriminação entre grupos são também 6, mas não são as mesmas do modelo 1, o que se justifica em parte pela utilização das mesmas rúbricas contabilísticas na construção dos rácios encontrados pelos modelos 1 e 2. Por outro lado, o facto destes modelos serem multivariados, faz com que a inclusão de uma determinada variável bem como o respectivo coeficiente dependa das variáveis e coeficientes já presentes no modelo. A performance deste modelo é inferior à performance do modelo construído com base nas variáveis transformadas (tabela 1), quando considerados a totalidade dos casos (72,4% contra 74,5%). No entanto, analisando os resultados filtrados com base na probabilidade de pertença aos grupos respectivos, a situação inverte-se para todas as probabilidades superiores a 60%, o que não permite concluir consistentemente acerca da importância das transformações quando se utiliza a amostra mais heterogénea.

Os modelos 3 e 4 foram construídos segundo critérios mais restritivos do que os anteriores, sendo postas de parte todas as variáveis capazes de, depois de transformadas, introduzir ambiguidade nos modelos, nomeadamente os indicadores considerados no ponto 3.3.3., bem como as variáveis artificiais associadas a estes. A construção destes modelos revela-se importante na avaliação do impacto das transformações efectuadas no ponto 3.3.3., tendo presente a ambiguidade introduzida e das variáveis artificiais definidas.

Tabela 2
Classificação Filtrada das Observações (Modelos 3 e 4)

P (G=g D=d)	Modelo 3		Modelo 4	
	Nº Observações	% Observações correctamente classificadas	Nº Observações	% Observações correctamente classificadas
> 0,5	98	69,4	98	71,4
> 0,6	70	75,7	66	83,3
> 0,7	49	83,7	45	93,3
> 0,8	26	100	25	92
> 0,9	13	100	9	88,9

O modelo 3 foi assim construído com base nos rácios e indicadores contabilísticos transformados nos pontos 3.3.1. e os indicadores contabilísticos não transformados no ponto 3.3.2. (por não se ter revelado benéfico na redução da assimetria), do qual resultou a discriminação dos LPA com base em 6 variáveis independentes. A capacidade de previsão do modelo diminuiu cerca de 5,1%, dado que este classificou correctamente apenas 69,4% (tabela 2) dos casos comparativamente com os 74,5% do modelo estimado com base nas variáveis transformadas (modelo 1). Esta considerável diminuição na performance demonstra a importância das duas variáveis artificiais excluídas propositadamente na previsão da direcção dos LPA, o que sugere que estas são bastante importantes na melhoria dos resultados obtidos. A hipótese da diminuição da performance estar relacionada com a exclusão inicial das variáveis transformadas no ponto 3.3.3. e não nas variáveis artificiais parece afastada, dado que um modelo construído com base nessas variáveis sem transformação mas considerando as variáveis artificiais, permitiu obter melhores resultados que o modelo 1. Por outro lado, o modelo 1 também não definiu nenhuma dessas variáveis transformadas no ponto 3.3.3. como estatisticamente relevante na discriminação entre grupos. Destaque-se também que o modelo 1, comparativamente com o modelo 3, considera um maior número de observações através da filtragem, o que sugere uma maior precisão nas previsões.

O modelo 4 foi construído com base nos rácios e indicadores contabilísticos listados nos pontos 3.3.1. e 3.3.2. sem qualquer transformação, ou seja, considerando apenas 49 indicadores dos 61 inicialmente listados (exclusão dos 12 indicadores listados no ponto 3.3.3.). Através da análise das tabelas 1 e 2 é possível verificar que nenhum dos modelos 2 e 4 se destaca como melhor, uma vez que nenhum dos dois supera consistentemente o outro considerando as várias filtragens com base nas probabilidades de pertença nos grupos, o que não permite retirar conclusões acerca da importância das variáveis listadas no ponto 3.3.3.

Os modelos 5 e 6 foram construídos com base na amostra mais homogénea referida no ponto 3.2. e que permitiu retirar conclusões acerca da utilização de amostras constituídas por empresas mais homogéneas do ponto de vista contabilístico na performance dos modelos (tabela 3). A expectativa de melhores resultados foi confirmada através da reestimação dos modelos 1 e 2, o que sugere a necessidade de preservar a homogeneidade das amostras com base em características contabilísticas semelhantes.

Tabela 3
Classificação Filtrada das Observações (Modelos 5 e 6)

P (G=g D=d)	Modelo 5		Modelo 6	
	Nº Observações	% Observações correctamente classificadas	Nº Observações	% Observações correctamente classificadas
> 0,5	71	80,3	71	70,4
> 0,6	62	83,9	52	78,8
> 0,7	49	89,6	30	86,7
> 0,8	29	100	15	100
> 0,9	19	100	9	100

O modelo 5 constitui uma reestimação do modelo 1 (o qual considerou as 36 empresas) considerando apenas as 26 empresas da amostra mais homogénea. A importância da transformação dos rácios contabilísticos é bem visível neste caso em que a amostra é mais homogénea, uma vez que a percentagem de casos correctamente classificados aumentou de 74,5% (modelo 1) para 80,3% (modelo 5), considerando a totalidade dos casos (71). A tabela 3 sustenta a consistência da melhor performance do modelo aplicado à sub-amostra mais homogénea comparativamente com o modelo aplicado à totalidade da amostra (modelo 1) considerando as diversas filtragens. Destaque-se que quando considerada a probabilidade de pertença no respectivo grupo superior a 80%, a função discriminante permite classificar correctamente a totalidade dos 29 casos considerados. Os indicadores contabilísticos considerados na previsão das alterações nos LPA sofreram algumas alterações que estão na origem do aumento da performance, mantendo-se no entanto duas variáveis artificiais na discriminação dos grupos. Esta situação sugere que a aplicação dos modelos a amostras homogéneas pode provocar alterações nos rácios que se revelam explicativos da direcção dos LPA e que podem existir rácios com poder explicativo significativo para parte das empresas que são ignorados quando consideradas outras amostras mais heterogéneas.

Os resultados do modelo 6, construído com base na totalidade das 61 variáveis não transformadas e aplicado à sub-amostra mais homogénea, vem reforçar a importância das transformações dos indicadores contabilísticos e da utilização de variáveis artificiais efectuadas no modelo anterior. A diferença de performance é agora bastante significativa (70,4% contra 80,3% do modelo 5) e é também confirmada através das classificações correctamente classificadas com base na filtragem efectuada. A hipótese de que a performance do modelo construído com base na totalidade das variáveis transformadas incluindo as variáveis artificiais (modelo 5) se fica a dever exclusivamente a estas últimas foi posta de parte, uma vez que o modelo 5 reestimado sem as variáveis artificiais permitiu classificar correctamente apenas 78,9% do total dos casos. Outra situação que fica agora claramente verificada relaciona-se com o aumento do número de casos considerados através da filtragem com base na probabilidade associada à pertença nos grupos, o que sugere uma classificação mais fiável das observações. Por exemplo, considerando apenas os casos em que a probabilidade de pertença nos grupos é superior a 70%, o modelo 6 permitiu considerar apenas 30 casos, contra os 49 casos considerados no modelo construído com base nos rácios transformados (modelo 5).

4.2. Validação com testes “out of sample”

Com o objectivo de testar se os modelos construídos anteriormente apresentam uma boa capacidade de previsão sobre os casos não incluídos na estimação dos modelos, foi efectuada a partição da amostra em dois blocos aleatoriamente escolhidos: a primeira parte da amostra foi usada para a construção dos modelos e a segunda para validar os respectivos resultados. Os modelos serão validados quando a percentagem de classificações correctas neste caso não seja significativamente diferente das anteriores.

A percentagem de observações considerada na construção dos modelos foi de 75%, sendo as restantes (25% das observações) utilizadas na avaliação da performance do modelo considerando os casos não incluídos na estimação. No entanto, a validação dos modelos com base nesta metodologia não permitiu retirar conclusões fiáveis. Esta situação ficou a dever-se ao facto de quando repetidos os procedimentos os resultados não serem consistentes. O facto da amostra ser reduzida conjugado com a aleatoriedade na escolha das observações originou situações em que, quando repetidos os procedimentos, a percentagem de observações correctamente classificadas variava largamente. Verificaram-se, consoante as amostras aleatoriamente geradas, situações em que a percentagem de observações correctamente classificadas das duas partes da amostra foi semelhante, outras em que se verificou uma percentagem superior nas observações utilizadas na construção dos modelos e até a situação inversa.

Dado que a classificação de observações não utilizadas na construção dos modelos se revela particularmente importante para avaliar a consistência dos resultados foi testado um método alternativo. O método escolhido foi a validação cruzada, o qual consiste no cálculo de sucessivas funções discriminantes em que um caso fica de fora da construção das referidas funções. Este caso é posteriormente classificado com base na função discriminante definida para as restantes observações. Para os dois primeiros modelos construídos com base na totalidade das variáveis e na amostra mais heterogénea (modelos 1 e 2), o modelo construído com variáveis transformadas (modelo 1) apresenta uma percentagem de classificações correctas de 50% relativamente aos casos excluídos, o que significa uma quebra significativa da performance comparativamente com os resultados fornecidos através dos casos utilizados para a construção do modelo (74,5%). Para o modelo construído com variáveis não transformadas (modelo 2) também se verifica uma quebra de performance, apesar desta não ser tão significativa (58% contra 72,4%). No entanto, a validação cruzada efectuada aos modelos construídos com base na sub-amostra mais homogénea de 26 empresas (modelos 5 e 6) permitiu verificar que o modelo construído com base nas variáveis transformadas (modelo 5) classificou correctamente 64,8% dos casos excluídos na construção do modelo contra os 59,2% do modelo construído com base nas variáveis não transformadas (modelo 6). Apesar da diminuição da performance comparativamente com as classificações das observações utilizadas na estimação dos modelos (80,3% e 70,4% respectivamente), os resultados continuam a sugerir a importância da informação contabilística na previsão dos LPA. Estes resultados reforçam a importância da divisão da amostra global, em sub-amostras, com o objectivo de obter resultados mais fiáveis e mais consistentes. Por outro lado, comparando a performance dos modelos 5 e 6, é clara a importância das transformações bem como a introdução de variáveis artificiais.

4.3. Validação estatística dos modelos

Os pressupostos de normalidade multivariada e igualdade de variâncias e covariâncias entre grupos são importantes na validação dos resultados fornecidos pela análise discriminante. Os testes efectuados à hipótese de igualdade entre as matrizes de variância / covariância entre grupos, através do teste de Box, permitem concluir que a probabilidade de, na população, estas variâncias serem iguais não é tão elevada como desejável. No entanto, é de assinalar que, no caso das variáveis transformadas, a significância está próxima do limite de não rejeição e que portanto a hipótese de que as variâncias são iguais não pode de facto ser rejeitada categoricamente.

Apesar desta situação, os resultados apresentados não deixam de ser importantes, até porque o número de observações correctamente classificadas é significativo, o que minimiza o problema de potencial violação de um dos pressupostos. Por outro lado, a percentagem de observações correctas considerando apenas as probabilidades de pertença aos respectivos grupos superiores a 60% ajudam a confirmar a importância dos resultados. Assim, os resultados sugerem que a informação contabilística apresenta um poder considerável na discriminação entre acréscimos e decréscimos nos LPA. Deste modo, a consistência dos resultados sugere que a possível violação dos pressupostos não é suficiente para pôr em causa as principais conclusões retiradas dos resultados fornecidos pelos modelos.

Os testes realizados à significância das funções discriminantes através do Lambda de Wilks, os quais permitem aferir se as diferenças entre as médias dos grupos são significativas, são unânimes em considerar essas médias diferentes. De facto, em todos os modelos se verifica a rejeição da hipótese nula de que a média dos scores dos grupos são iguais com um nível de significância inferior a 0,01%.

Importa também destacar que os resultados da validação cruzada dos modelos, nomeadamente considerando a sub-amostra mais homogénea, ajudam a sustentar a ideia de que as conclusões são consistentes.

5. Conclusões

Tendo presente que a técnica utilizada no presente estudo, a análise discriminante de Fisher, é claramente mais conservadora e exigente em termos de pressupostos iniciais do que aquela que Ou e Penman (1989) usaram; tendo ainda em conta que a validação cruzada dos dados é geralmente considerada como um teste demasiado conservador em amostras pequenas e notando ainda que Ou e Penman (1989) não utilizaram qualquer validação deste género nem testaram o efeito da transformação de variáveis, apesar de disporem de uma amostra muito maior, vem este estudo oferecer as seguintes conclusões:

As rúbricas contabilísticas presentes nas demonstrações financeiras das empresas nacionais revelaram conter informação relevante que permite distinguir as situações de acréscimos e decréscimos nos LPA no ano subsequente à análise da informação contabilística. Estes resultados são consistentes com o estudo de Ou e Penman (1989).

As transformações logarítmicas podem melhorar a capacidade preditiva dos modelos. A importância destas transformações foi mais visível quando conjugada com o uso de uma amostra mais homogénea. Perante a validação cruzada, o modelo construído com base nas variáveis transformadas e aplicado à sub-amostra mais homogénea apresentou os melhores resultados, considerando tanto a classificação dos casos utilizados na estimação do modelo como os casos excluídos, o que sugere a importância destas duas questões. Esta situação sugere que é prudente realizar, antes das funções discriminatórias, agrupamentos de empresas com base em características contabilísticas semelhantes, até porque as variáveis utilizadas na previsão dos LPA também sofrem alterações.

Verificou-se que o uso de variáveis transformadas através dos logaritmos aumentou a probabilidade das matrizes de variância / covariância não serem diferentes. De facto, os modelos construídos com variáveis não transformadas invariavelmente rejeitaram essa hipótese com um nível de significância inferior a 0,05%, ao contrário de dois dos três modelos construídos através de variáveis transformadas. O problema da heterocedasticidade parece desaparecer quase por completo através da transformação das variáveis.

Verificou-se também a grande importância de certas variáveis artificiais (“dummy”) na melhoria dos resultados. Dentro destas destacam-se as variáveis artificiais associadas aos rácios Resultado Líquido / Cash Flow, Var. % (Fundo de Maneio / Activos Totais) e Var. % (Resultado antes de imposto / Vendas), apresentando-se a primeira como uma das mais importantes na discriminação das empresas. Outras variáveis que se revelaram particularmente importantes na construção dos modelos são os rácios Activos Fixos / Capital Próprio, Var. % (Existências / Activos Totais) e Rendibilidade do Capital Próprio.

Os modelos construídos permitiram, na generalidade, obter percentagens de observações correctamente classificadas superiores às obtidas no estudo de Ou e Penman (1989). Apesar da potência da amostra ser muito inferior, uma possível explicação, para além da não utilização das transformações e variáveis artificiais, pode passar pelo facto da amostra utilizada por Ou e Penman (1989) ser pouco homogénea. De facto, as diferenças maiores nos resultados surgem aquando da utilização de uma amostra mais homogénea no presente estudo.

As variáveis que não apresentam limitações na amplitude das suas observações não se revelaram importantes na previsão dos LPA. As transformações efectuadas a estas variáveis também não produziram melhorias, contrastando com a importância das variáveis artificiais associadas a alguns destes indicadores. Para além dos resultados sugerirem o insucesso destas transformações, parece também razoável referir que estas, por si só, não apresentam informação relevante na previsão dos LPA, possivelmente pela ambiguidade associada tanto antes como depois das transformações.

Agradecimentos

Este trabalho reflecte uma parte da dissertação de mestrado de um dos autores. Os autores agradecem ao Prof. Doutor José A. de Azevedo-Pereira (Instituto Superior de Economia e Gestão), arguente externo da dissertação, pelos comentários e sugestões e à Faculdade de Economia da Universidade do Algarve pelo apoio prestado, em particular ao Prof. Doutor Efigénio da Luz Rebelo, Presidente do Conselho Directivo.

Referências

- Abarbanell, J. e B. Bushee (1997). “*Fundamental Analysis, Future Earnings and Stock Prices*”, *Journal of Accounting Research*, 35, 1-24.
- Abarbanell, J. e B. Bushee (1998). “*Abnormal Returns to a Fundamental Analysis Strategy*”, *The Accounting Review*, 73, 19-45.
- Albrecht, W., L. Lookabill e J. McKeown (1977). “*The Time Series Properties of Annual Earnings*”, *Journal of Accounting Research*, 15, 226-244.
- Ball, R. (1992). “*The Earnings-Price Anomaly*”, *Journal of Accounting and Economics*, 15, 319-345.
- Ball, R. e P. Brown (1968). “*An Empirical Evaluation of Accounting Income Number*”, *Journal of Accounting Research*, 6, 159-177.
- Ball, R. e R. Watts (1972). “*Some Time Series Properties of Accounting Income*”, *Journal of Finance*, 27, 663-682.
- Barnes, P. (1982). “*Methodological Implications of Non-normally Distributed Financial Ratios*”, *Journal of Business Finance and Accounting*, 9, 51-62.
- Bernard, V. e J. Noel (1991). “*Do Inventory Disclosures Predict Sales and Earnings?*”, *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 145-82.
- Brooks, L. e D. Buckmaster (1976). “*Further Evidence of the Time Series Properties of Accounting Income*”, *Journal of Finance*, 31, 1359-1373.
- Brown, L. (1993). “*Earnings Forecasting Research: Its Implications for Capital Markets Research*”, *International Journal of Forecasting*, 9, 295-320.
- Buijink, W. e M. Jegers (1986). “*Cross-sectional Distributional Properties of Financial Ratios in Belgian Manufacturing Industries: Aggregation Effects and Persistence Over Time*”, *Journal of Business, Finance and Accounting*, 13, 337-363.
- Deakin, E. (1976). “*Distributions of Financial Accounting Ratios: Some Empirical Evidence*”, *The Accounting Review*, January, 90-96.

- Deschamps, B. e D. Mehta (1980). "*Predictive Ability and Descriptive Validity of Earnings Forecasting Models*", *Journal of Finance*, 35, 933-950.
- Ezzamel, M. e C. Mar-Molinero (1990). "*The distributional properties of financial ratios in UK manufacturing companies*", *Journal of Business Finance and Accounting*, 17, 1-29.
- Ezzamel, M., C. Mar-Molinero e A. Beecher (1987). "*On the Distributional Properties of Financial Ratios*", *Journal of Business Finance and Accounting*, 14, 463-481.
- Fairfield, P., R. Sweeney e T. Yohn (1996). "*Accounting Classification and the Predictive Content of Earnings*", *The Accounting Review*, 71, 337-355.
- Fama, E. (1970). "*Efficient Capital Markets: A Review of the Theory and Empirical Work*", *Journal of Finance*, 25, 383-420.
- Fama, E. (1998). "*Market Efficiency, Long-Term Returns, and Behavioral Finance*", *Journal of Financial Economics*, 49, 283-306.
- Frecka, T. e W. Hopwood (1983). "*The Effect of Outliers on the Cross-sectional Distributional Properties of Financial Ratios*", *The Accounting Review*, January, 115-128.
- Graham, B., D. Dodd e S. Cottle, (1962). "*Security Analysis: Principles and Techniques*", 4th ed. (McGraw-Hill, New York, NY)
- Greig, A. (1992). "*Fundamental Analysis and Subsequent Stock Returns*", *Journal of Accounting and Economics*, 15, 413-422.
- Horrigan, J. (1965). "*Some empirical bases of financial ratio analysis*", *The Accounting Review*, July, 558-568.
- Horrigan, J. (1968). "*A short history of financial ratio analysis*", *The Accounting Review*, April, 284-294.
- Horrigan, J. (1983). "*Methodological Implications of Non-normally Distributed Financial Ratios: a Comment*", *Journal of Business Finance and Accounting*, 10, 683-668.
- Joos, P. and P. Joos (1998). "*The Prediction of ROE: Fundamental Signals, Accounting Recognition, and Industry Characteristics*", Working Paper, INSEAD.
- Lev, B. (1969). "*Industry Averages as Targets for Financial Ratios*", *Journal of Accounting Research*, Autumn, 290-299.
- Lev, B. e S. Sunder (1979). "*Methodological Issues in the use of Financial Ratios*", *Journal of Accounting and Economics*, December, 187-210.
- Lev, B. e S. Thiagarajan (1993). "*Fundamental Information Analysis*", *Journal of Accounting Research*, 31, 190-215.
- Lipe, R. e R. Kormendi (1994). "*Mean Revision in Annual Earnings and its Implications for Security Valuation*", *Review of Quantitative Finance & Accounting*, 4, 27-46.

- Lintner, J. e R. Glauber (1967). “*Higgledy Piggledy Growth in America?*”, Seminar on the Analysis of Security Prices, Graduate School of Business, University of Chicago.
- Little, I. (1962). “*Higgledy Piggledy Growth*”, Institute of Statistics, 24, (Oxford).
- Kothari, S. (2001), “*Capital Markets Research in Accounting*”, Journal of Accounting & Economics, 31, 105-231.
- McDonald, B. e M. Morris (1984). “*The Statistical Validity of the Ratio Method in Financial Analysis: an Empirical Examination*”, Journal of Business, Finance and Accounting, 11, 89-97.
- McKeown, J. e H. Shalchi (1988). “*A Comparative Examination of the Time Series Properties and Predictive Ability of Annual Historical Cost and General Price Level Adjusted Earnings*”, Contemporary Accounting Research, 4, 485-507.
- McKibben, W. (1972). “*Econometric Forecasting of Common Stock Investment Returns: A New Methodology using Fundamental Operating Data*”, Journal of Finance, 27, 371-380.
- McLeay, S. (1986a). “*The Ratio of Means, the Means of Ratios and Another Benchmarks*”, Finance, Journal of the French Finance Society, 7, 75-93.
- McLeay, S. e D. Trigueiros (2002). “*Proportionate Growth and the Theoretical Foundations of Financial Ratios*”, ABACUS, 38, Nº 3.
- Murphy, J. (1966). “*Relative Growth in Earnings per Share – Past and Future*”, Financial Analysts Journal, 22, 73-76.
- Ou, J. e S. Penman (1989). “*Financial Statement Analysis and the Prediction of Stock Returns*”, Journal of Accounting and Economics, 11, 295-329.
- Ramakrishnan, R. e J. Thomas (1992). “*What Matters From the Past: Market Value, Book Value, or Earnings? Earnings Valuation and Sufficient Statistics for Prior Information*”, Journal of Accounting, Auditing and Finance, 7, 423-464.
- Stober, T. (1992). “*Summary Financial Statement Measures and Analysts’ Forecasts of Earnings*”, Journal of Accounting and Economics, 15, 347-372.
- Stober, T. (1993). “*The Incremental Information Content of Receivables in Predicting Sales, Earnings and Profit Margins*”, Journal of Accounting, Auditing and Finance, 8, 447-473.
- So, J. (1987). “*Some Empirical Evidence on Outliers and the Non-normal Distribution of Financial Ratios*”, Journal of Business Finance and Accounting, 14, 483-495.
- Sougiannis, T. (1994). “*The Accounting Based Valuation of Corporate R&D*”, The Accounting Review, 69, 44-68.
- Tippett, M. (1990). “*An Induced Theory of Financial Ratios*”, Accounting and Business Research, 21, 77-85.
- Trigueiros, D. (1995). “*Accounting Identities and the Distribution of Ratios*”, British Accounting Review, 27, 109-126.

- Trigueiros, D. (1997). “*Non-Proportionality in Ratios: An Alternative Approach*”, *British Accounting Review*, 29, 213-230.
- Watts, R. e R. Leftwich (1977). “*The Time Series Properties of Annual Accounting Earnings*”, *Journal of Accounting Research*, 15, 253-271.
- Whittington, G. (1980). “*Some Basic Properties of Accounting Ratios*”, *Journal of Business Finance and Accounting*, 7, 219-232.
- Wu, C., C. Kao e C. Lee (1996). “*Time-Series Properties of Financial Séries and Implications for Modeling*”, *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 11, 277-303.