

A utilidade do fluxo de caixa operacional para a previsão de falência em empresas de médio porte

Natividad Rodríguez-Masero¹
Jesús D. López-Manjón¹

¹Universidade Pablo de Olavide, Departamento de Economía e Ciências Contábeis, Sevilla, Espanha

Resumo

Objetivo – O presente artigo propõe o uso do fluxo de caixa operacional (FCO) como um instrumento a fim de determinar a probabilidade de falência de uma empresa. Apresenta um novo modelo capaz de prever fracassos empresariais com base nos dados provenientes das demonstrações financeiras.

Metodologia – Neste estudo, a análise logit foi empregada devido às suas vantagens conceituais frequentemente citadas em relação à análise discriminante múltipla. Por meio dessa regressão logística, identificamos uma função integrada para diversos índices úteis para avaliar se uma empresa pode ser classificada como solvente ou insolvente no futuro. A amostra é composta por empresas espanholas de médio porte (EMP) incluídas no SABI.

Resultados – Identificamos uma função integrada para vários índices, incluindo informações provenientes da demonstração do fluxo de caixa, úteis para avaliar se uma empresa pode ser classificada como solvente ou insolvente no futuro. A análise sugere a utilidade de levar em consideração as informações obtidas a partir das demonstrações do fluxo de caixa ao tomar decisões sobre empréstimos a empresas e também em relação ao nível aceitável de alavancagem assumido pela empresa.

Contribuições – O modelo é capaz de prever a probabilidade de uma empresa de médio porte ter problemas financeiros três anos antes de isso acontecer, aumentando sua capacidade de realizar medidas corretivas.

Palavras-chave – Previsão de fracasso empresarial, fluxo de caixa operacional, empresas de médio porte espanholas, índices contábeis.

Recebimento:

30/05/2019

Aprovação:

29/04/2020

Editor responsável:

Prof. Dr. Ilídio Lopes

Avaliado pelo sistema:

Double Blind Review



Revista Brasileira de Gestão de Negócios

<https://doi.org/10.7819/rbgn.v22i4.4079>

I Introdução

O presente artigo trata de um modelo baseado em informações contábeis provenientes das demonstrações financeiras e concentra-se principalmente em uma variável, o fluxo de caixa operacional (FCO), que não costuma ser utilizado nesses estudos. Além disso, o estudo procura contribuir com a literatura sobre previsão de insucesso em empresas de médio porte. Conforme indicado por Tascón, Castaño e Castro (2018), embora estudos recentes geralmente reconheçam que as PME exigem ferramentas específicas para o gerenciamento de riscos, de acordo com suas características particulares, esses tipos de negócios receberam menos atenção do que as grandes e/ou empresas com registro em bolsa. Os regulamentos contábeis atuais na Espanha exigem que as empresas de médio porte forneçam essas informações em sua demonstração de fluxo de caixa. As demonstrações de fluxos de caixa, entretanto, não são obrigatórias para pequenas empresas, de forma que estas não foram incluídas na amostra.

O modelo obtido atinge sua maior taxa de sucesso (95,24% das classificações precisas) em três anos, o que é uma alta taxa de sucesso em comparação aos modelos anteriores e com uma percepção mais longa no momento do insucesso. Segundo a revisão realizada por Jardin (2015), a precisão dos modelos tradicionais diminui em períodos superiores a um ano. De acordo com a mesma análise, o modelo com maior precisão aos três anos (Gepp & Kumar, 2008) atingiu 90,5% das classificações corretas e, há um ano, apenas três modelos excederam 95% (Gepp & Kumar, 2008; Korol, 2013, Sun, Jia & Li, 2011). Seguindo Jardin (2015), a precisão dessa estimativa no horizonte de médio prazo é relevante para avaliar o risco das instituições financeiras, que existe até o vencimento do empréstimo. Além disso, do ponto de vista da empresa devedora, a possibilidade de prever o insucesso empresarial com uma margem de três anos aumenta a capacidade de realizar medidas que corrijam a situação antes que ela aconteça.

Como indicado na literatura (Mari-Vidal, Marin-Sánchez, Seguí-Mas & Michael-Zamorano, 2014; Tascón & Castaño, 2012), não existe uma estrutura comumente aceita sobre o insucesso empresarial nos negócios ou seus fatores determinantes, e a maioria das pesquisas é orientada a testar o conteúdo informativo das demonstrações financeiras como preditor, buscando uma relação entre os dados contábeis e a solvência futura. O uso de dados não contábeis nesses modelos tem sido escasso, embora,

segundo Tascón e Castaño (2012), os resultados tendam a melhorar quando algumas dessas variáveis não financeiras são incluídas. Além disso, autores como Campillo, Serer e Ferrer (2013) mostraram que as informações contábeis fornecidas pelas empresas são válidas ao realizar esse tipo de pesquisa, produzindo resultados consistentes. Na mesma linha, Altman, Iwanicz Drozdowska, Laitinen e Suvas (2017) citam várias revisões recentes da eficácia desses modelos que concluem que a diferença na precisão preditiva dos modelos contábeis e baseados no mercado não é significativa; no entanto, o uso de modelos contábeis permite um nível mais alto de retorno da atividade de crédito ajustado ao risco (Agarwal & Taffler, 2008).

Por fim, conforme indicado por Serer, Campillo e Feres (2009), o período deve ser considerado uma variável-chave na previsão de insucesso empresarial. Levando em consideração essa ideia, o presente estudo segue a proposta de Pina (1998) e citada por Enguñadanos (2009), que envolve o uso de valores de proporções calculados para vários anos antes do insucesso.

O restante do artigo compõe-se da seguinte forma: na seção 2, apresenta-se uma revisão da literatura sobre previsão de insucesso empresarial; na seção 3, descrevem-se os dados e aspectos metodológicos, incluindo uma descrição da amostra, a definição de variáveis e a metodologia empregada na pesquisa empírica; na seção 4 apresentam-se os resultados obtidos; e, por fim, na seção 5, apresentam-se as principais conclusões desta pesquisa.

2 Informações prévias

2.1 O conceito de insucesso

Antes de tudo, é importante esclarecer o que entendemos por insucesso neste artigo, pois na literatura existem definições diferentes para esse conceito. Como indicado por Mari-Vidal et al. (2014), podemos basicamente agrupar essas definições em dois blocos: aqueles que optam por uma abordagem econômica e aqueles que aplicam uma abordagem jurídica. A perspectiva econômica gera uma ampla variedade de opções; assim, Tascón e Castaño (2012) citam Graveline e Kokalari (2008), que mencionam três grupos de conceitos: deixar de pagar uma dívida; atender às condições estabelecidas nos atuais regulamentos de falências; ou ter uma situação patrimonial precursora de insucessos futuros. Um representante dessa terceira opção é Altman (1981), que define insucesso como insolvência técnica ou no sentido de capital que consiste em falta de

liquidez. Por outro lado, outro grupo de autores (Gilbert, Menon & Schwartx, 1990; Hill, Perry & Andes, 1996) refere-se à resistência de perdas contínuas. Gazengel e Thomas (1992) consideram que uma empresa falida é aquela que gera ciclicamente mais encargos financeiros que resultado. E, mais recentemente, Davydenko (2007) argumenta que, quando a situação patrimonial reflete um valor reduzido em ativos ou uma escassez de caixa, isso pode desencadear insucessos empresariais. Misas (2008) e Rodríguez, Molina e Pérez (2003) falam de uma entidade malsucedida quando incorre em falência técnica, entendida como esse patrimônio líquido negativo (Tascón & Castaño, 2012).

O fato de que, na abordagem jurídica, um critério objetivo pode ser usado para classificar as empresas entre fracassadas e malsucedidas, foi decisivo em seu maior uso, conforme indicado por Mari-Vidal et al. (2014) ou Somoza-López e Vallverdu-Calafell (2003). Isso foi feito no caso da Espanha, por exemplo, por Campillo et al. (2013), García-Marí, Sánchez-Vidal e Tomaseti-Solano (2016). Os primeiros autores defenderam essa opção, indicando que suas desvantagens (basicamente a redução considerável do tamanho da amostra) foram superadas “pelas vantagens da objetividade e definindo a data do insucesso que ela contribui no processo de seleção” (Campillo et al., 2013, p. 31). Consequentemente, este trabalho entende que o insucesso se refere ao início da empresa nos procedimentos legais de insolvência, “*concurso de acreedores*” na legislação espanhola e estabelece a data do insucesso como o momento em que o juiz emite uma decisão a esse respeito.

2.2 Índices financeiros e previsão de falência

Até agora, a principal linha de pesquisa sobre insucesso empresarial concentrou-se na estimativa de um modelo de previsão confiável, que visa à construção de uma ferramenta útil para prevenir e corrigir insucessos empresariais antes que elas ocorram (García-Marí et al., 2016). A maioria das pesquisas tem como objetivo testar o conteúdo informativo das demonstrações financeiras como elemento preditivo, buscando uma relação entre os dados contábeis e a solvência futura (Mari-Vidal et al., 2014).

Como mencionado, a literatura cita Beaver (1966) como um autor pioneiro no estudo da utilidade das informações contábeis para prever falências nos negócios, embora seu principal objetivo não fosse prever falências

nos negócios, mas mostrar o potencial informativo dos dados contábeis. Essas contribuições representaram um grande salto qualitativo na pesquisa, incorporando análise discriminante univariada e avaliando a capacidade preditiva dos índices separadamente. Posteriormente, Altman (1968) incluiu a análise multivariada, sendo o primeiro a aplicar essa técnica para prever insucessos empresariais.

Esses modelos foram seguidos, com melhorias notáveis, pelos propostos por Altman, Haldeman e Narayanan (1977), Deakin (1972), Edmister (1972), Sinkey (1975) e Taffler (1983). Esse corpo de pesquisa obteve bons resultados com pequenos erros de classificação, embora as restrições estatísticas às quais essa metodologia está sujeita (independência e normalidade das variáveis e igualdade das matrizes de variância-covariância) distorçam bastante os resultados, diminuindo seu grau de confiabilidade (Campillo et al., 2013). Trabalhos posteriores usaram regressões logísticas com modelos logit ou probit (Martin, 1977), técnicas de inteligência artificial (Bell, Ribar & Verchio, 1990; Serrano-Cinca, 1996; Shin & Lee, 2002) ou DEA (Paradi, Asmild & Simak, 2004). No caso das empresas espanholas, o professor Amat desenvolveu um modelo pioneiro em sua tese de doutorado em 1990, reformulado em 2008, obtendo uma pontuação em que valores positivos indicam que a empresa tem uma alta probabilidade de gozar de boa saúde econômico-financeira. Tanto para casos espanhóis quanto internacionais, as revisões de literatura mencionadas acima por Campillo et al. (2013) ou Tascón e Castaño (2012) mostram um crescente grupo de técnicas que utilizam índices financeiros para prever insucessos empresariais, como análise discriminante múltipla (MDA), regressão logística (LR), rede neural artificial (RNA), máquinas de vetor de suporte (SVM), conjuntos aproximados (RS), raciocínio baseado em casos (RBC), árvore de decisão (DT) e algoritmo genético (GA), citados na revisão desenvolvida por Alaka et al. (2018). De todas essas técnicas, Tascón et al. (2018) indicam que as mais utilizadas na previsão de falha empresarial em PMEs são a análise discriminante linear (LDA), análise discriminante quadrática (QDA), logit e probit. Esses autores (Tascón et al., 2018) adicionam uma inovação recente notável, baseada no uso de diferenças em percentuais para calcular a distância até o insucesso em um grupo específico de empresas. Este trabalho testou seu modelo em uma amostra de pequenas empresas espanholas do setor de construção.

Amat, Manini e Renart (2017) fazem referência às revisões da literatura desenvolvidas por Abdou e Pointon

(2011), concluindo, entre outras coisas, que ainda inexistia uma técnica dominante. Seguindo esses autores, portanto, o uso de técnicas estatísticas tradicionais, em vez de técnicas como redes neurais, árvores de decisão e programação genética, pode ser explicado por que as primeiras provaram ter um desempenho muito bom. Assim, as capacidades de previsão de ambas as abordagens foram suficientemente semelhantes para dificultar a distinção entre elas (Abdou & Pointon, 2011) citado em Amat et al. (2017).

2.3 Uso de indicadores

As pontuações Altman Z, consideradas um dos trabalhos seminais no uso de índices contábeis para prever insucessos empresariais, tanto no modelo original quanto nas versões mais recentes, usam índices classificáveis em cinco categorias padrão: liquidez, lucratividade, alavancagem, solvência e atividade. Na mesma linha, a revisão de literatura realizada por Tascón e Castaño (2012) mostra que rentabilidade, endividamento e equilíbrio econômico-financeiro são os indicadores mais utilizados na literatura em modelos de previsão de insucessos, vide Tabela 1.

Mais detalhadamente, os índices mais frequentemente utilizados nessa amostra foram representadas na Tabela 2.

Um dos estudos mais recentes na Espanha (Tascón et al., 2018) utiliza variáveis como TL/TA (total do passivo/total do ativo), CA/CL (ativo circulante/passivo circulante), EBIT/TA (lucro antes de juros e impostos/

total de ativos), NI/TA (lucro líquido/total do ativos), CA/TA (ativo circulante/total do ativo), FE/TL (despesas financeiras/total do passivo), RP/TA (lucros acumulados/total de ativos), CF/TL (fluxo de caixa/total do passivo), NI/SL, lucro líquido/vendas) e SL/TA, vendas/total do ativo. O trabalho, que estuda o setor da construção, conclui que os índices de fluxo de caixa¹, retorno sobre ativos e endividamento são os mais discriminantes.

Com base no exposto, propomos um modelo que leva em consideração as três variáveis mais frequentemente utilizadas na literatura espanhola até então:

- a) retorno sobre os ativos, um indicador de rentabilidade econômica mensurado como receita operacional/total do ativo;
- b) total do passivo/total do ativo como índice pertencente à categoria de endividamento;
- c) e ativo circulante/passivo circulante como o índice mais representativo do saldo econômico-financeiro.

Nossa proposta neste artigo é incluir o fluxo de caixa operacional (FCO) como o principal indicador da capacidade de uma empresa de pagar suas dívidas. O uso do FCO como variável explicativa se justifica pelo seguinte:

- a) Leva em consideração as mudanças no capital corrente, atingindo um fluxo de caixa baseado na diferença entre cobranças e pagamentos;
- b) Não considera fluxos não diretamente relacionados à atividade principal da empresa (como os obtidos com a venda de imobilizado) e que tendem a ser menos recorrentes em períodos futuros;
- c) Como todos os indicadores baseados em medidas de fluxo, fornece uma medida dinâmica de gerenciamento de caixa em relação à visão estática oferecida pelo índice com base nos dados provenientes da mensuração de estoque, como o valor da tesouraria registrado no balanço patrimonial;
- d) A literatura anterior enfatizou sua utilidade na avaliação da situação de empresas altamente endividadas ou na previsão de risco de falência, o que, em nossa opinião, o torna útil sobretudo como determinante da estrutura financeira das

Tabela 1.

Categoria dos índices

Categoria dos índices	Itens	Porcentagem
Rentabilidade	64	17,44%
Endividamento	55	14,99%
Equilíbrio econômico-financeiro	42	11,44%

Tabela 2.

Índices usados com maior frequência

ÍNDICE	NÚMERO DE ESTUDOS
Total do passivo / Total do ativo	18
Ativo circulante / Passivo circulante	14
BAIT / Ativo total	14
Lucro líquido / Ativo total	14
Ativo Circulante / Ativo total	10
Lucros não distribuídos / Total de ativos	7
Despesas financeiras / exigíveis	7
Recursos gerados / Obrigações exigidas	7

empresas durante períodos de maior demanda por empréstimos.

Além disso, a regulamentação espanhola nos permite organizar os dados em um horizonte temporal e uma amostra com um número suficiente de empresas. Em resumo, concordamos com Mills e Yamamura (1990) sobre o fato de os índices baseados na Demonstração do Fluxo de Caixa oferecerem uma melhor mensuração da liquidez do que os incluídos no balanço patrimonial e na demonstração de resultados.

Quanto aos indicadores de solvência utilizados, aqueles baseados em garantias patrimoniais são mais comuns do que aqueles baseados na capacidade de pagar dívidas ou despesas financeiras associadas a eles, com os recursos gerados (Mateos, 2008 citado em Marí-Vidal et al., 2014). Como a geração de caixa é essencial para manter as operações diárias da empresa, estamos preocupados com a omissão de indicadores que levam em consideração a demonstração do fluxo de caixa. Somoza-López e Vallverdu-Calafell (2009), em uma revisão semelhante (2009), também não incluíram esse tipo de dados, mas na época isso poderia ser atribuído ao fato de que essas informações não eram obrigatórias para a maioria das empresas espanholas até a entrada em vigor do Plano Geral de Contabilidade da Espanha em 2007.

Em resumo, incluímos em nosso modelo uma quarta razão, que é a principal contribuição nova do estudo:

- a) Fluxo de caixa operacional/Total do passivo. De acordo com nossas considerações teóricas, esse índice inclui dados da demonstração de fluxo de caixa que são usados como uma mensuração da capacidade de uma empresa pagar dívidas com recursos líquidos gerados pela atividade principal e recorrente da empresa. Para esse índice, assumimos o valor do fluxo de caixa operacional oferecido pela demonstração do fluxo de caixa. A regulamentação contábil espanhola opta por um modelo de apresentação indireta de FCO, calculado com base no resultado antes dos impostos e nos ajustes subsequentes.ⁱⁱ

2.4 Literatura sobre demonstrações de fluxo de caixa e previsão de insucessos

A literatura anterior sobre a influência das demonstrações do fluxo de caixa na estrutura financeira e/ou na previsão de insolvência das empresas não oferece

resultados conclusivos. Assim, o trabalho de Casey e Bartczak (1985) afirma que, embora alguns artigos anteriores (Gombola & Ketz, 1983, Gombola, Haskins, Ketz & Williams, 1987) descobrissem que índices baseadas no FCO poderiam ser úteis na descrição e previsão das estruturas de negócios, seus resultados não encontraram essa relação para a previsão de falência. De fato, a introdução de índices baseados nas demonstrações do fluxo de caixa não produziu aumento algum na significância para modelos baseados em variáveis de “competência”. Um estudo anterior dos mesmos autores (Casey & Bartczak, 1984) já concluiu que modelos discriminantes multivariados baseados em índices de competência previam a falência corporativa de forma mais adequada do que qualquer modelo simples baseado em dados do FCO. Vários anos depois, Aziz e Lawson (1989) demonstram que o fluxo de caixa operacional e o fluxo de caixa dos credores, entre outros, são variáveis importantes para a previsão de falências, alcançando uma contribuição para atividades de financiamento/investimento conservadoras sem perda significativa na precisão geral das previsões em comparação com modelos Z. Mills e Yamamura (1990) incentivaram os auditores a levar em conta – como seu trabalho já foi realizado por credores, agências de classificação e analistas – dados da demonstração do fluxo de caixa ao avaliar a solvência das empresas, sobretudo os índices FCO/passivo circulante e cobertura de juros. Laitinen (1994) dedicou um trabalho para estabelecer a diferença entre a capacidade preditiva de insucesso empresarial do fluxo de caixa entendida como a soma dos lucros mais amortizações e depreciações (o autor o chamou TRCF)ⁱⁱⁱ e o fluxo de caixa proveniente da demonstração do fluxo de caixa (OPCF). Descobriu que o poder discriminatório do OPCF varia ciclicamente ano a ano, de forma o valor é o mais alto no segundo ano antes do insucesso. O autor atribui essas variações ao comportamento de ajuste nas empresas da amostra porque elas não emergem no poder discriminatório do TRCF. O poder discriminatório do TRCF é alto em comparação ao do OPCF, sobretudo no primeiro ano antes do insucesso. O OPCF, no entanto, supera o TRCF como discriminador apenas no quarto ano antes do insucesso.

Parece haver concordância, no entanto, com relação à maior importância dos dados da demonstração do fluxo de caixa em casos de empresas com altos níveis de alavancagem e/ou dificuldades financeiras. Assim, Beaver (1966), DeFond e Hung (2003) e Ohlson (1980) discutem a importância das informações de fluxo de caixa ao avaliar

os riscos de crédito e prever a falência de empresas em dificuldades. Por outro lado, Previts, Bricker, Robinson e Young (1994) descobriram que os fluxos de caixa pareciam ser mais importantes para analistas na avaliação de empresas altamente alavancadas, e Graham, Harvey e Rajgopal (2005) relatam que os executivos consideram que a mensuração do fluxo de caixa é mais importantes que benefícios para agentes externos nos casos em que a empresa esteja próxima de dificuldades financeiras. Lee (2012) faz referência ao trabalho de Sharma (2001), que considera que os fluxos de caixa fornecem informações incrementais para a classificação correta de uma amostra de empresas entre empresas malsucedidas e saudáveis. Um estudo mais recente (Bhandari & Iyer, 2013) propôs um modelo de previsão de insucesso empresarial com base em índices que levam em conta os dados da demonstração do fluxo de caixa em vez da demonstração de resultados. Seu modelo substitui as variáveis obtidas a partir da demonstração de resultados pelo FCO e é capaz de prever, com significativa taxa de sucesso, o insucesso de empresas norte-americanas em uma amostra multissetorial.

A criação relativamente recente da obrigação regulatória de as empresas espanholas publicarem sua demonstração do fluxo de caixa e, portanto, a dificuldade de conhecer os dados do fluxo de caixa até depois de 2005 ou até 2008, explica a escassez ainda maior de trabalho no campo espanhol. Diéguez-Soto (2009) afirma que o valor dos fluxos de caixa das atividades comuns é o principal indicador na avaliação da solvência técnica. O estudo de Tascón et al. (2018) utiliza o índice de fluxo de caixa/dívida total, embora os autores não identifiquem a origem desses dados sobre fluxo de caixa (vide nota de fim 1).

3 Dados e aspectos metodológicos

3.1 Amostra

A amostra é composta por empresas espanholas de médio porte (EMP) disponíveis no SABI. Esse banco de dados fornece informações econômico-financeiras dos Registros Comerciais Centrais Espanhóis e Portugueses. De acordo com os regulamentos contábeis espanhóis, apenas empresas com características específicas de porte (ativos, resultado e empregados) são obrigadas a preparar a demonstração de fluxo de caixa (DFC), essencial para o nosso estudo. Portanto, a amostra é restrita às empresas que reportam o modelo “normal” de demonstrações financeiras, que exclui pequenas empresas, responsáveis

por 97,11% das empresas espanholas registradas no banco de dados em 2017. Além disso, a DFC é uma introdução relativamente recente, que entrou em vigor por força do atual Plano Geral de Contabilidade da Espanha, a partir de 2008, que limita o período para o qual esta Demonstração está disponível.

Trabalhamos com o método de amostragem mais utilizado de acordo com García-Gallego e Mures-Quintana (2013), que consiste na seleção da amostra de empresas com insucesso e, em seguida, escolhemos o mesmo número de empresas não malsucedidas, combinando-as com as malsucedidas de acordo com o setor de atuação e porte. Esse tipo de amostra, que Zmijewski (1984) define com base na amostra de estado, tem a vantagem de garantir um número suficientemente grande de empresas malsucedidas na amostra, pois há uma baixa taxa de empresas que faliram na economia em geral, em comparação com as não malsucedidas. Nesse caso, usamos um procedimento misto para selecionar a amostra. A amostra final é composta por 1.964 empresas, dividida nos seguintes grupos:

- a. Uma amostra inicial, selecionada de acordo com o método mencionado, compreende 142 empresas;
- b. Um segundo grupo que compreende 1.812 empresas.

A amostra inicial foi composta por 142 empresas, 71 das quais fracassaram nos anos de 2015 e 2016, e 71 das quais pertencem ao grupo que não fracassaram durante o mesmo período. Incluímos neste grupo todas as empresas que fracassaram em que as informações contábeis estavam disponíveis no banco de dados SABI.

As empresas financeiras e de seguros foram excluídas, juntamente com as organizações governamentais e educacionais, dadas suas características particulares. Também excluímos empresas que não forneçam alguns dos dados dentro do período selecionado. Posteriormente, selecionamos outro grupo de empresas que não fracassaram, nas quais características de porte, idade, local e setor de atuação tinham um peso semelhante ao grupo que apresentou fracasso. O grupo restante, usado como amostra de controle, compreende 1.792 empresas não fracassadas no momento em que a consulta ao banco de dados foi realizada e 30 empresas que fracassaram nos anos 2011-2014 e 2017-2018, fundadas em webconcurso^{iv}. Essa amostra de controle é usada para testar nosso modelo e todas as empresas incluídas atendem aos requisitos originais relacionados à disponibilidade das informações contábeis.

O período principal do estudo, 2015-2016, é posterior à crise financeira global, buscando assim evitar a possível influência dessa situação em nossos resultados. Esse horizonte temporal é limitado pela disponibilidade de informações contábeis.

3.2 Definição de variáveis

Conforme mencionado anteriormente, propomos um modelo que leva em consideração as três variáveis usadas mais frequentemente na literatura espanhola, de acordo com a revisão realizada por Tascón e Castaño (2012), e adicionamos uma variável que visa à mensuração da capacidade de pagamento de dívidas. A seguir, apresentamos a definição e as implicações de cada uma dessas variáveis.

Variável dependente

O objetivo deste estudo é determinar a probabilidade de fracasso da empresa. Portanto, na variável dependente, estimaremos essa probabilidade com a premissa de uma distribuição logística expressa em forma binária (0,1) (Alaka et al., 2018). Consequentemente, a variável dependente assume o valor 1 se a empresa estiver financeiramente saudável e 0 caso contrário.

Variável independente

As variáveis explicativas e suas relações esperadas com as variáveis dependentes são as seguintes:

Retorno sobre os Ativos: indicador de desempenho ou rentabilidade econômica mensurado como receita operacional/total do ativo. O índice leva em consideração os retornos gerados pelos ativos, independentemente do financiamento, via patrimônio líquido ou passivo, e seu custo. O ROA é usado em 14 dos estudos analisados por Tascón e Castaño (2012). A capacidade da empresa de gerar lucros deve contribuir para sua saúde financeira e, portanto, o sinal dado na fórmula para esse índice é positivo. Quanto maior a lucratividade, maior será a possibilidade de o negócio aumentar seu patrimônio e, portanto, reduzir a probabilidade de inadimplência.

a) O nível de endividamento é um ponto central para testar a solvência de uma empresa. É mensurado como total do passivo/total do ativo, de forma que calculamos o percentual de ativos financiados com recursos externos ou, em outras palavras, financiados com recursos que a empresa tem obrigação de amortizar no futuro. Também representa a proporção de financiamento

externo na estrutura financeira total da empresa. É a proporção mais utilizada de acordo com os resultados de Tascón e Castaño (2012), utilizada em um total de 18 estudos. Espera-se uma relação negativa entre o nível de endividamento e a probabilidade de saúde financeira da empresa, visto que um valor maior de dívida proporcional aos recursos próprios da empresa tornará mais provável que a empresa tenha problemas em lidar com as obrigações de pagamento adquiridas, de modo que o sinal na regressão deste indicador deve ser negativo;

b) O índice corrente, usado como medida de liquidez, compara os ativos que se tornarão caixa no curto prazo com os passivos que a empresa deve pagar no mesmo período. Os problemas de liquidez podem ser consequências da dívida global excessiva ou inadequada de uma empresa ou ser diretamente causados por gerenciamento inadequado ou mau desempenho da atividade operacional. De qualquer forma, a falta de liquidez para lidar com pagamentos de curto prazo é motivo de falência. Utilizamos o índice corrente tradicional (ativo circulante/passivo circulante) como variável de liquidez neste estudo. Segundo Tascón e Castaño (2012), 10 modelos anteriores incluíram o índice de liquidez. A existência de mais ativos que podem se transformar em caixa do que passivos a pagar no curto prazo diminui a probabilidade de inadimplência da empresa. Portanto, o sinal na fórmula desse índice é positivo. O raciocínio é semelhante ao apresentado para o nível de endividamento, mas com foco nas obrigações exigidas e nos recursos disponíveis no curto prazo.

c) A variável final procura mensurar a capacidade de uma empresa de pagar suas dívidas por meio de sua atividade normal. Os índices de solvência tradicionais comparam o valor dos ativos com o valor dos passivos. Essas comparações, entretanto, não levam em consideração a taxa pela qual os ativos se tornam líquidos após o período de uso esperado ou as possíveis diferenças entre os valores contábeis e os valores de liquidação, concentrando-se na possibilidade de os credores recuperarem seus empréstimos e não tanto na

capacidade de a empresa efetuar a amortização enquanto mantém sua atividade normal. Nas palavras de Mateos (2008 *apud* Mari et al., 2014), os indicadores tradicionais de solvência não se concentram o suficiente na capacidade da empresa de gerar recursos para lidar com o pagamento de dívidas e as despesas financeiras associadas. Portanto, incluímos a variável fluxo de caixa operacional/total do passivo para mensurar essa capacidade de amortização. Quanto maior essa capacidade, menor o risco de falência, portanto o sinal esperado é positivo.

A Tabela 3 resume os sinais esperados das variáveis explicativas.

3.3 Metodologia

Como primeira aproximação, uma revisão da literatura mostra uma ampla gama de técnicas, sendo Beaver (1966) considerado o autor pioneiro no estudo da utilidade das informações contábeis para prever fracassos empresariais, incorporando a análise discriminante univariada e avaliando a capacidade preditiva dos índices separadamente. Posteriormente, Altman (1968) incluiu a análise multivariada, sendo o primeiro a aplicar essa técnica para prever fracassos empresariais. Esses modelos foram seguidos, com melhorias notáveis, pelos modelos propostos por Altman et al. (1977), Deakin (1972), Edmister (1972), Sinkey (1975) e Taffler (1983). Esse corpo de pesquisa obteve bons resultados com pequenos erros de classificação, embora as restrições estatísticas às quais essa metodologia está sujeita (independência e normalidade das variáveis e igualdade das matrizes de variância-covariância) distorçam bastante os resultados, diminuindo seu grau de confiabilidade (Campillo et al., 2013).

Tabela 3.
Variáveis explicativas

Notação	Variável explicativa	Relação esperada
ROA	Receita operacional/Total do ativo	+
TL/TA	Total do passivo/Total do ativo	-
ÍNDICE CORRENTE	Ativo circulante/Passivo circulante	+
FCO/TL	Fluxo de caixa operacional/Total do passivo	+

Obs.: A amostra é composta de 1.964 pequenas e médias empresas espanholas (PMEs) para o período de 2011-2018.

Dentro dos modelos de probabilidade condicional, portanto, usaremos a análise de logit. Esta é a análise mais utilizada para modelar a previsão de falências, visto que não impõe restrições quanto à normalidade na distribuição das variáveis independentes ou à igualdade das matrizes de variância-covariância. O logit parece ser, portanto, mais apropriado para esse tipo de estudo do que a análise discriminante (Lo, 1986). As revisões de literatura realizadas por Alaka et al. (2018), Campillo et al. (2013), Jardin (2015), Tascón e Castaño (2012) mostram um grupo crescente de técnicas que usam índices financeiros na previsão de fracassos empresariais. O modelo logit pressupõe que o logaritmo do índice de probabilidade seja linearmente relacionado às variáveis explicativas.

Além disso, neste estudo, a análise logit foi empregada devido às suas vantagens conceituais frequentemente citadas em relação à análise discriminante múltipla (Zavgren, 1983). O principal motivo é que a análise de logit assume que a variável dependente é dicotômica. Por meio dessa regressão logística, identificamos uma função integrada para diversos índices úteis para avaliar se uma empresa pode ser classificada como solvente ou insolvente no futuro.

Dependendo do valor da fórmula abaixo, podemos determinar se é provável que uma empresa seja financeiramente saudável ou tenha problemas de insolvência

$$Z = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \beta_2 \cdot X_2 + \beta_3 \cdot X_3 + \beta_4 \cdot X_4$$

Em que: $Z = \frac{I}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i \cdot X_i)}}$

β_0 é uma constante e β_i são coeficientes de regressão logística e X_i são variáveis explicativas, sendo:

- $X_1 = ROA$
- $X_2 = TL/TA$
- $X_3 = \text{ÍNDICE CORRENTE}$
- $X_4 = FCO/TL$

Utilizamos o pacote do software estatístico STATA para realizar as estimativas. O modelo foi aninhado, o que envolve a adição sequencial de variáveis, além da comparação da significância incremental fornecida por cada uma, para testar como a variável chave aumenta o nível de significância alcançado pelo modelo. A Tabela 4 traz a estatística descritiva, apresentando o grupo de médias e o desvio padrão das quatro variáveis preditoras.

A tabela traz dados das empresas incluídas na amostra inicial, ou seja, 142 casos válidos (71 empresas que apresentaram fracasso e 71 empresas que não apresentaram



fracasso). Tanto o tamanho quanto os sinais das médias do grupo são os esperados.

A Tabela 5 apresenta o teste de significância da igualdade para as matrizes de covariância de grupos. A significância próxima de zero valida o uso da função de discriminação linear para fins de estimativa e classificação. A variável FCO/TL tem uma influência significativa na variável dependente, como mostra o valor *p*; portanto, a inclusão de nossa variável aumenta a confiabilidade do modelo.

4 Resultados empíricos

Nesta seção, discutem-se os resultados da análise. A Tabela 6 traz os resultados obtidos por meio de nosso modelo de regressão logística. Realizamos três estimativas do modelo, levando em consideração um prazo diferente para cada um, a fim de verificar o comportamento das empresas à medida que se aproxima a situação de fracasso. Assim, desenvolvemos estimativas para dois, três e quatro anos antes da falha.

Tabela 4.
Estatística descritiva das variáveis explicativas

Variável	N	Média	Desvio padrão	Min.	Máx.
ROA	138	0	1	-2,865	6,400
TL/TA	129	0	1	-2,365	6,119
ÍNDICE CORRENTE	140	0	1	-0,283	11,339
FCO/TL	113	0	1	-2,955	6,069

Obs.: Onde N é o número de observações, ROA é o retorno dos ativos, TL/TA é o total do passivo/total do ativo, LIQUIDEZ é o ativo circulante/passivo circulante e FCO/TL é o fluxo de caixa operacional/total do passivo.

Tabela 5.
Matriz de correlação s

	Z	ROA	TL/TA	ÍNDICE CORRENTE	FCO/TL
Z	1,000				
ROA	0,311*	1,000			
	(0,000)				
TL/TA	-0,344*	-0,388*	1,000		
	(0,000)	(0,000)			
ÍNDICE CORRENTE	0,165*	0,022*	-0,295*	1,000	
	(0,050)	(0,797)	(0,000)		
FCO/TL	0,310*	0,180*	-0,332*	0,436*	1,000
	(0,000)	(0,055)	(0,000)	(0,000)	

Obs.: A Tabela 5 apresenta as correlações de Pearson; os valores *p* estão entre parênteses. Todas as variáveis são as definidas na Tabela 3. O nível de significância é de *10%.

A regressão logística oferece evidências de que a análise dos índices é conclusiva na previsão de fracasso com três anos de antecedência (Modelo II). Os sinais dos coeficientes confirmam nossas expectativas. As variáveis são estatisticamente significativas e o modelo é consistente.

Os resultados mostram que três anos antes, existe uma relação positiva entre FCO/TL e a possibilidade de não haver problemas de insolvência; neste caso, não rejeitamos nossas hipóteses preliminares. O FCO/TL traz a influência mais forte sobre o nível de previsão de saúde financeira do modelo; uma variação de um ponto no FCO/TL implica um aumento de 1,18 ponto. A variável é estatisticamente significativa no nível de confiança de 1%. A variável que inclui fluxo de caixa operacional, portanto, explica 99% do modelo.

Uma mudança discreta na lucratividade aumenta a pontuação em 0,61 ponto, e encontramos uma relação positiva com a variável dependente. Essa variável influencia significativamente a saúde financeira da empresa, atingindo significância estatística em 5%. Encontramos um vínculo negativo com os níveis de endividamento e, caso se aumente a variável em um ponto, a probabilidade de saúde financeira diminui em 0,49 ponto. Por fim, encontramos uma relação positiva entre liquidez e a variável dependente, de modo que uma mudança na liquidez mostra que um aumento de um ponto gera um aumento de 6,80 na variável dependente, com nível de significância de 5%.

Em resumo, como esperado, a lucratividade, a liquidez e a capacidade de pagamento (medidas como FCO/TL) têm uma influência positiva e significativa na saúde financeira da empresa, atingindo significância estatística em 5% no caso da lucratividade e 1% em o caso de liquidez e capacidade de amortização.

Para uma antecedência de dois anos (Modelo III), o modelo é significativo, mas os resultados não são tão consistentes quanto a antecedência de três anos com relação à situação de fracasso. O nível de significância estatística alcançado pela variável FCO/TL diminui de 99%, quando usado três anos antes da situação de fracasso, para 90% na antecedência de dois anos. No caso de quatro anos (Modelo I), os resultados da regressão mostram que o modelo deve ser rejeitado.

Os resultados obtidos no teste aninhado concluem que nossa variável aumenta a significância do Modelo II em 2,13%, uma porcentagem relevante da significância total do modelo. No entanto, esse aumento é de apenas 0,34% no Modelo I.

Os efeitos marginais nos dão uma ideia mais confiável de quanto aumenta a probabilidade de prever fracassos empresariais, dada uma variação específica nas variáveis explicativas quando usamos a regressão logística. Os resultados são apresentados na tabela 5. Portanto, o efeito marginal (em termos percentuais) da variável FCO/TL é igual a 0,3 (Tabela 7). Quando esse índice aumenta em uma unidade, a probabilidade de uma empresa não ter problemas de fracasso aumenta em 0,3% quando outras variáveis são controladas. De fato, o índice FCO/TL parece exercer mais influência sobre a probabilidade de prever fracassos empresariais do que outras frequentemente usadas em estudos anteriores, como lucratividade e endividamento. Esse é um resultado esperado, dados os resultados obtidos no modelo de regressão (Modelo II).

Além disso, realizou-se um teste para mensurar o ajuste do modelo, que mostrou que 77,48% das observações estão classificadas corretamente. Os resultados indicam que a probabilidade de classificar corretamente a situação de fracasso de uma empresa é de 90,48% quando o ponto de corte é de 0,5. Se passarmos o ponto de corte para 0,57, o valor aumenta para 95,24%.

Como resultado disso, a fórmula obtida em nosso modelo pode ser expressa da seguinte maneira:

$$Z = 0.649 + 0.606 \cdot X_1 - 0.489 \cdot X_2 + 6.804 \cdot X_3 + 1.183 \cdot X_4$$

Onde:

$$X_1 = ROA$$

$$X_2 = TL/TA$$

$$X_3 = \text{ÍNDICE CORRENTE}$$

$$X_4 = FCO/TL$$

Se o resultado obtido por meio da fórmula for superior a 0,57, significa que há uma alta probabilidade de que a empresa seja financeiramente saudável; se inferior a 0,57, há uma alta probabilidade de que a empresa tenha problemas de insolvência.

Tabela 6.

Resultados da regressão

$$Z = \beta_0 + \beta_1 \cdot ROA + \beta_2 \cdot \frac{TL}{TA} + \beta_3 \cdot \text{CURRENT RATIO} + \beta_4 \cdot \frac{OCF}{TL}$$

Variável explicativa	Modelo I (n-4)	Modelo II (n-3)	Modelo III (n-2)
ROA	-0,241	0,606**	0,752
	-0,243	-0,331	-0,513
TL/TA	-0,613**	-0,489	-0,952**
	-0,265	-0,379	-0,45
ÍNDICE	1,666	6,804***	5,470***
CORRENTE	-1,204	-2,643	-2,185
FCO/TL	0,051	1,183***	0,809*
	-0,275	-0,494	-0,566
_cons	-0,168	0,649	0,221
	-0,248	-0,445	-0,392
Número de obs.	105	111	114
Pseudo-R ²	8,65%	24,53%	24,46%
Prob > chi ²	0,0149	0	0

Obs.: A Tabela 6 apresenta coeficientes estimados. As variáveis independentes são: ROA é o retorno dos ativos, TL/TA é o total do passivo/total do ativo, índice corrente é o ativo circulante/passivo circulante e FCO/TL é o fluxo de caixa operacional/total do passivo.

Obs.: Erros padrão encontram-se entre colchetes.

Obs.: * Nível de significância estatística em 10%.

Obs.: ** Nível de significância estatística em 5%.

Obs.: *** Nível de significância estatística em 1%.

Tabela 7.

Efeito marginal Modelo II

Notação	Efeito marginal (x100)
ROA	0,151
TL/TA	-0,122
ÍNDICE CORRENTE	1,701
FCO/TL	0,295

Como amostra de controle para o Modelo II, usamos um conjunto de 1.792 empresas saudáveis em 2017 e 30 empresas que iniciaram processos de insolvência nos anos de 2013, 2014, 2017 e 2018. Ao fazer isso, obtemos resultados que verificam a confiabilidade desse modelo, seu alto grau de classificação correta, 100% no caso de empresas fracassadas, e o aumento da significância fornecido pela variável FCO/TL.

5 Conclusões

O presente artigo fornece evidências empíricas relacionadas à influência de variáveis baseadas nas demonstrações do fluxo de caixa na previsão de fracassos

empresariais. Seguindo Mills e Yamamura (1990), que indicam que os índices baseados nas demonstrações do fluxo de caixa oferecem uma melhor mensuração da liquidez do que os obtidos no balanço patrimonial e na demonstração de resultados, incluímos a variável fluxo de caixa operacional/total do passivo entre os preditores da insolvência dos negócios. Nosso estudo concentra-se nas empresas de médio porte espanholas, o que ajuda a preencher uma lacuna na literatura, porque um número substancialmente maior de estudos empíricos publicados anteriormente se concentrou mais na previsão de fracassos em grandes empresas do que nas PME (Tascón et al., 2018).

O modelo confirma os resultados de estudos anteriores sobre a importância das informações contábeis na previsão de fracassos empresariais e, sobretudo, o papel fundamental da liquidez na previsão de falências. Nossas descobertas mostram um modelo capaz de prever fracassos empresariais com três anos de antecedência, com um alto grau de consistência. FCO/TL é um índice conclusivo, útil na previsão de fracassos, fornece significância ao modelo e, curiosamente, é mais relevante do que outros índices frequentemente usados em estudos anteriores, como lucratividade e endividamento. Além disso, nossos resultados mostram que a capacidade de amortização, mensurada usando a variável FCO/TL, atinge sua maior confiabilidade prevendo fracassos com três anos de antecedência. Isso significa que essa relação fornece sinais de fracasso com maior antecipação temporal do que outros índices, permitindo maior manobrabilidade para realizar ações corretivas.

O período inicial estudado foi posterior à crise financeira global, a fim de evitar a influência dessa situação em nossos resultados. No entanto, quando o modelo é executado para a amostra de controle, que inclui situações de fracasso nos anos afetados pela crise, os resultados do modelo ainda são consistentes.

O Modelo II oferece um alto grau de classificação precisa das empresas que apresentaram fracasso, chegando a 95,24% quando o ponto de corte está situado em 0,57; portanto, os erros mais caros, que envolvem a classificação das empresas como saudáveis quando elas realmente tiveram problemas de insolvência, são mínimos.

Os resultados são relevantes porque fornecem evidências sobre a utilidade dos dados obtidos nas demonstrações do fluxo de caixa para prever fracassos em empresas de médio porte, em contraste com os resultados comuns.

Consequentemente, a análise sugere a utilidade de levar em consideração as informações fornecidas pelas demonstrações do fluxo de caixa ao tomar decisões sobre empréstimos a empresas e também, do ponto de vista da empresa média, em relação ao nível aceitável de alavancagem assumido. Mesmo assim, sugerimos que o uso dessas informações pode ser relevante para pequenas empresas para as quais a Demonstração do Fluxo de Caixa não é obrigatória e as conclusões do artigo podem servir de incentivo para sua elaboração. A importância do FCO como preditor de fracassos empresariais deve implicar uma maior atenção a essa demonstração para as empresas e, como consequência, uma ênfase maior em sua gestão de caixa. Por outro lado, os resultados de nosso estudo sugerem que os credores em potencial devem prestar atenção especial e até prioritária às informações fornecidas pelo FCO ao tomarem decisões sobre o financiamento das empresas que o solicitam.

Notas

- ⁱ Os autores não explicam o cálculo desses valores. Como esta pesquisa analisa pequenas empresas, que não são obrigadas a apresentar a demonstração do fluxo de caixa, deduzimos que os autores usaram o fluxo de caixa obtido a partir da demonstração do resultado, adicionando despesas de depreciação e amortização ao lucro líquido, de maneira semelhante ao índice “recursos gerados antes de impostos/total do passivo”, também fornecido pelo banco de dados SABI.
- ⁱⁱ Os ajustes eliminam despesas/receitas que não envolvem movimentos de tesouraria, aquelas que correspondem a fluxos de investimento ou financiamento e levam em consideração alterações no capital de giro. Por fim, são apresentados diretamente os encargos / pagamentos de juros e impostos sobre lucros, que a regulamentação espanhola inclui no FCO.
- ⁱⁱⁱ TRCF é a versão do fluxo de caixa mais frequentemente usada em estudos financeiros. Diferentemente da versão que usamos neste estudo, ele não é padronizado, portanto, o lucro obtido como ponto inicial pode mudar dependendo dos estudos e não leva em consideração as variações do capital de giro.
- ^{iv} www.webconcursal.com consultado em maio de 2018.

Referências

- Agarwal, V., & Taffler, R. (2008). Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking and Finance*, 32(8), 1541–1551. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.07.014>
- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., & Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164-184.
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. (1981). *Financial Handbook*. (5th ed.). New York: John Wiley and Sons.
- Altman, E., Haldeman, R.G., & Narayanan, P., (1977). ZETATM analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1 (1), 29-54.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z Score model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131-171. doi: 10.1111/jifm.12053
- Amat, O. (1990) *Predicción del éxito o fracaso de una empresa en base a variables cualitativas y cuantitativas* (Tesis Doctoral). Universitat Autònoma de Barcelona, Barcelona, Espanha.
- Amat, O. (2005). Claves del análisis de empresas. *Revista de Contabilidad y Dirección*, (2), 13-51. Retrieved from https://accid.org/wp-content/uploads/2018/09/analisis_castellano_013-051.pdf
- Amat, O., Manini, R., & Renart, M. A (2017). Credit concession through credit scoring: Analysis and application proposal. *Intangible Capital*, 13(1), 51-70. doi: 10.3926/ic.903
- Aziz, A., & Lawson, G. H. (1989). Cash flow reporting and financial distress models: Testing of hypotheses. *Financial Management*, 18(1) 55-63.
- Bhandari, S. B., & Iyer, R. (2013). Predicting business failure using cash flow statement based measures. *Managerial Finance*, 39(7), 667-676.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4(suppl. 3), 71-111.
- Bell, T. B., Ribar, G. S., & Verchio, J. (1990, Jan.). Neural nets versus logistic regression: A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures. *Proceedings of the University of Kansas Symposium on auditing problems*, Lawrence, Kansas. Retrieved from: https://egrove.olemiss.edu/dl_proceedings/82/
- Campillo, J. P., Serer, G. L. & Ferrer, E. V. (2013). Validez de la información financiera en los procesos de insolvencia: Un estudio de la pequeña empresa española. *Cuadernos de Economía y Dirección de la Empresa*, 16(1), 29-40.
- Casey, C. J., & Bartczak, N. J. (1984). Cash Flow. It is not the bottom line. *Harvard Business Review*, 60-66.
- Casey, C. J., & Bartczak, N. J. (1985). Using operating cash flow data to predict financial distress: Some extensions. *Journal of Accounting Research*, 23(1), 384-401
- Davydenko, S. A. (2007). When do firms default? A study of the default boundary. *AFA 2009 San Francisco Meetings Paper*. Stanford, CA. Retrieved from: <http://ssrn.com/abstract=672343>
- Deakin, E. B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research* 10(1), 167-179.
- DeFond, M. L., & Hung, M. (2003). An empirical analysis of analysts' cash flow forecasts. *Journal of Accounting and Economics*, 35(1), 73-100.
- Diéguez-Soto, J. (2009). Análisis crítico del estado de flujos de efectivo de las actividades de explotación del PGC2007 y su utilización en la evaluación de la solvencia empresarial. *Revista de contabilidad y tributación: Comentarios, casos prácticos*, (319), 209-244.
- Edmister, R. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1.477-1.493.
- Enguádanos, A. M. (2009). Los modelos de predicción del fracaso empresarial: Una aplicación empírica del

- logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 24(78), 203-233.
- García-Gallego, A & Mures-Quintana, M.-J. (2013). La muestra de empresas en los modelos de predicción del fracaso: influencia en los resultados de clasificación. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 15 (1), 133-150.
- García-Marí, J. H., Sánchez-Vidal, J., & Tomaseti-Solano, E. (2016). Fracaso empresarial y efectos contagio: Un análisis espacial para España. *El trimestre económico*, 83(330), 429-449.
- Gazengel, A. & Thomas, P. (1992). Les défaillances d'entreprises. École Supérieure de Commerce de Paris. *Les Cahiers de Recherche*, 105, 47 p.
- Gepp, A. & Kumar, K. (2008). The role of survival analysis in financial distress prediction. *International Research Journal of Finance and Economics*, (16), 13-34.
- Gilbert, L. R., Menon, K. & Schwartx, K. B. (1990). Predicting bankruptcy for firms in financial distress. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 161-171.
- Gombola, M. J. & Ketz, J. E. (1983). A note on cash flow and classification patterns of financial ratios. *The Accounting Review*, 58(1), 105-114.
- Gombola, M. J., Haskins, M. E., Jr., Ketz, E., & Williams, D. D. (1987). Cash flow in bankruptcy prediction. *Financial Management*, 16(4), 55-65.
- Graham, J. R., Harvey, C. R. & Rajgopal, S. (2005). The economic implications of corporate financial reporting. *Journal of Accounting and Economics*, 40(1-3), 3-73.
- Graveline, J. & Kokalari, M. (2008). Credit risk. (*Working Paper*), The Research Foundation of CFA Institute, November.
- Hill, N. T., Perry, S. E. & Andes, S. (1996). Evaluating firms in financial distress: An event history analysis. *Journal of Applied Business Research*, 12(13), 60-71.
- Jardin, P. du. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. *European Journal of Operational Research*, 242(1), 286-303.
- Korol, T. (2013). Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. *Economic Modelling*, 31, 22-30.
- Laitinen, E. K. (1994). Traditional versus operating cash flow in failure prediction. *Journal of Business Finance & Accounting*, 21(2), 195-217.
- Lee, L. F. (2012). Incentives to inflate reported cash from operations using classification and timing. *The Accounting Review*, 87(1), 1-33
- Lo, A. W. (1986). Logit versus discriminant analysis. *Journal of Econometrics*, 31(2), 151-178.
- Mari-Vidal, S., Marin-Sánchez, M. D. M., Seguí-Mas, E., & Michael-Zamorano, M. (2014). Análisis cualitativo de los determinantes en la predicción del fracaso empresarial en cooperativas agroalimentarias. *Información Técnica Económica Agraria*. 110(3), 300-320. doi:10.12706/itea.2014.019
- Martin, D. (1977). Early warning of bank failure. *Journal of Banking and Finance*, 1(3), 249-276.
- Mills, J. R., & Yamamura, J. H. (1998). The power of cash flow ratios. *Journal of Accountancy*, 186 (4), 53-61.
- Misas, M. R. (2008). Análisis del fracaso empresarial en Andalucía: Especial referencia a la edad de la empresa. *Cuadernos de Ciencias Económicas y Empresariales*, 54,35-56.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131
- Paradi, J. C., Asmild, M., & Simak, P. C. (2004). Using DEA and worst practice DEA in credit risk evaluation. *Journal of Productivity Analysis*, 21(2), 153-165.
- Previts, G., Bricker, R., Robinson, T., & Young, S. J. (1994). A content analysis of sell-side financial analyst company reports. *Accounting Horizons*, 8(2), 55-70.
- Rodríguez, A. C., Molina, M. A., & Pérez, A. L. G. (2003). La insolvencia empresarial: un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa. *Revista de Contabilidad*, 6(12), 47-79.

Serrano- Cinca, C. (1996). Self organizing neural networks for financial diagnosis. *Decision Support Systems*, 17(3), 227-238.

Serer, G. L., Campillo, J. P., & Feres, E. V. (2009). Time modelling of the accounting ratios for detection of management failure in Spanish small and medium size enterprises. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 38(143), 423-448.

Sharma, D. (2001). The role of cash flow information in predicting corporate failure: The state of the literature. *Managerial Finance*, 27(4), 3-28.

Shin, K.-S., & Lee, Y.-J. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modelling. *Expert Systems with Applications*, 23(3), 321-328.

Sinkey, J. F., Jr. (1975). A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem bank. *The Journal of Finance*, 30(1), 21-36.

Somoza-López, A. & Vallverdu-Calafell, J. (2009). Una comparación de la selección de los ratios contables en los modelos de predicción de la insolvencia empresarial. *Economía Industrial*, (373), 153-168.

Sun, J., Jia, M.-Y., & Li, H. (2011). Adaboost ensemble for financial distress prediction: An empirical comparison

with data from Chinese listed companies. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 9305-9312.

Taffler, R., (1983). The assessment of company solvency and performance using a statistical model: A comparative UK based study. *Accounting and Business Research*, 13(52), 295-307.

Tascón, M. T, Castaño F. J., (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: Revisión de la investigación empírica reciente. *Revista de Contabilidad*, 15(1), 7-58.

Tascón, M. T, Castaño F. J., & Castro, P. (2018). A new tool for failure analysis in small firms: frontiers of financial ratios based on percentile differences (PDFR). *Spanish Journal of Finance and Accounting: Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 47(4), 433-463. doi: 10.1080/02102412.2018.1468058

Zavgren, C. V. (1983). The prediction corporate failure: The state of the art. *Journal of Accounting Literature*, (2), 1-38.

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, (22), 59-82.

Autores:

1. Natividad Rodríguez-Masero, PhD, Universidade Pablo de Olavide, Sevilha, Espanha.

E-mail: nrodmas@upo.es

ORCID

 0000-0003-3395-2190

2. Jesús D. López-Manjón, PhD, Universidade Pablo de Olavide, Sevilha, Espanha.

E-mail: jdlopman@upo.es

ORCID

 00000-0002-0075-3294

Contribuição dos autores

Contribuição	Natividad Rodríguez-Masero	Jesús D. López-Manjón
1. Definição do problema de pesquisa	√	√
2. Desenvolvimento das hipóteses ou questões de pesquisa (trabalhos empíricos)	√	√
3. Desenvolvimento das proposições teóricas (ensaios teóricos)	√	√
4. Fundamentação teórica/Revisão de literatura		√
5. Definição dos procedimentos metodológicos	√	√
6. Coleta de dados	√	√
7. Análise estatística	√	
8. Análise e interpretação dos dados	√	
9. Revisão crítica do manuscrito	√	√
10. Redação do manuscrito	√	√
11. Outra (especificar)		