

Estudos de previsão de falências – uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015

Bankruptcy prediction studies – a review of international and brazilian works from 1930 to 2015

Estudios de predicción de insolvencia - una revisión de las publicaciones internacionales y brasileñas de 1930 a 2015

Vinicius Silva Pereira

Doutor em Administração na Escola de Administração de Empresas de São Paulo – FGV/EAESP

Professor do Mestrado em Administração da Universidade Federal de Uberlândia

Professor do Mestrado Profissional em Gestão Organizacional da Universidade Federal de Uberlândia

Endereço: Avenida João Naves de Ávila, nº 2121, Bairro Santa Mônica

CEP: 38408-100 – Uberlândia/MG – Brasil

E-mail: viniciuss56@gmail.com

Telefone: +55 (34) 3239-4132

Vidigal Fernandes Martins

Doutorando em Administração na EAESP/FGV

Professor da Faculdade de Ciências Contábeis da Universidade Federal de Uberlândia - UFU

Diretor de Planejamento da Universidade Federal de Uberlândia - UFU

Editor da Revista de Auditoria Governança e Contabilidade - RAGC

Membro da Academia Mineira de Ciências Contábeis

Endereço: Avenida João Naves de Ávila, nº 2121, Bairro Santa Mônica

CEP: 38408-100 – Uberlândia/MG – Brasil

E-mail: vidigaldaufu@live.com

Telefone: +55 (34) 3239-4203

Artigo recebido em 22/08/2015. Revisado por pares em 14/10/2015. Reformulado em 29/11/2015. Recomendado para publicação em 07/12/2015 por Sandra Rolim Ensslin (Editora Científica). Publicado em 25/02/2016.

Resumo

Este artigo realiza uma revisão abrangente dos principais estudos publicados no Brasil e no mundo abordando os indicadores financeiros, amostra, métodos e eficiência preditiva dos modelos de previsão de falências a partir de 1930 até 2015. O levantamento selecionou, no total, 227 artigos sobre a temática, sendo 48 artigos nacionais e 179 internacionais. Após a seleção, esses trabalhos foram agrupados em cinco fases de acordo com suas características metodológicas e de escolha de indicadores financeiros. Dessa forma, este trabalho contribui com a organização dos principais modelos e indicadores de previsão de falências utilizados na literatura desde 1930. Sugere-se, para pesquisas futuras, que os autores foquem na utilização de modelos já existentes, e não no desenvolvimento de novos modelos, bem como na utilização de mais indicadores não contábeis aos seus modelos.

Palavras-chave: Levantamento. Review. Modelos de Previsão. Falência. Insolvência.

Abstract

This article presents a comprehensive review of major studies published in Brazil and in the world addressing the financial indicators, sample, methods and the predictive efficiency of the bankruptcy prediction models from the 1930 to 2015. The survey selected in total 227 articles on the topic, 48 national and 179 international articles. After selection, these works were grouped into five phases according to its methodological and financial indicators features. Thus this work contributes to the organization of the main models of bankruptcy prediction and to the indicators used in this literature from 1930 to the present day. It is suggested for further research that the authors focus on the use of existing models rather than the development of new models and the use of more non-financial indicators to its models.

Keywords: Survey. Review. Prediction Models. Bankruptcy. Insolvency.

Resumen

En este artículo se presenta una revisión exhaustiva de los principales estudios publicados en Brasil y en el mundo acerca de los indicadores financieros, muestra, métodos y eficiencia de predicción de modelos de predicción de la quiebra de 1930 a 2015. La encuesta ha seleccionado un total de 227 artículos sobre el tema, 48 artículos nacionales y 179 internacionales. Después de la selección, estos trabajos fueran agrupados en cinco fases de acuerdo a sus características metodológicas y indicadores financieros utilizados. Así, este trabajo contribuye a la organización de los principales modelos y indicadores de predicción de quiebra utilizados en la literatura desde 1930. Se sugiere para futuras investigaciones que los autores se centren en el uso de los modelos existentes en lugar del desarrollo de nuevos modelos y la utilización de más indicadores no financieros en sus modelos.

Palabras clave: Encuesta. Revisión. Modelo Predictivo. Quiebra. Insolvencia.

1 Introdução

Desde 1930, os avanços na área de Contabilidade/Finanças e tecnologia têm alterado o rumo das pesquisas em previsão de falências. Assim, desde o estudo pioneiro de previsão de falência de Fitzpatrick (1932), passando pelos estudos de previsão de falência mais conhecidos de Altman (1968), até os estudos mais atuais, diferentes e diversos indicadores financeiros e métodos têm sido acrescentados.

No que concerne aos avanços da área de Contabilidade e Finanças, destaca-se o desenvolvimento de normatizações, demonstrativos e informações financeiras que tem proporcionado uma infinidade de possibilidades de criação de indicadores financeiros, dadas as inúmeras combinações que passaram a ser possíveis entre as rubricas recém-criadas. No tocante ao avanço tecnológico, maior capacidade de processamento de dados e utilização de métodos mais avançados e robustos na criação de modelos, como análise *Logit*, análise *Probit* e redes neurais, perfizeram a parte técnico-estatística dos modelos de previsão de falência.

No transcorrer desses avanços, uma panaceia de tipos e quantidades de modelos e indicadores financeiros foram utilizados nos trabalhos de previsão de falência no Brasil e no mundo, analisando-se empresas de diferentes países, setores e épocas.

Dessa forma, este artigo tem por objetivo realizar uma revisão abrangente dos principais estudos publicados no Brasil e no mundo abordando os indicadores financeiros, amostra, métodos e eficiência preditiva dos modelos de previsão de falências a partir de 1930 até 2015.

Por modelos de previsão de falência entende-se que sejam, segundo Karels e Prakash (1987), equações matemáticas capazes de identificar empresas na iminência de serem liquidadas ou de tornarem-se insolventes.

A contribuição deste trabalho de revisão é que ele reúne as principais pesquisas no Brasil e no mundo sobre o tema, agrupando-as de acordo com os métodos utilizados para criação dos modelos de previsão de falência, e faz um resumo dos indicadores financeiros que mais se destacaram nas previsões. Esse aspecto abre o caminho para pesquisadores da área de finanças e comunidade estatística mudarem o foco sobre esse problema emocionante de previsão de falência por meio da aplicação do que há de mais recente na área, proporcionando modelos mais robustos e de mais alto desempenho. O trabalho de revisão tem como objetivo atrair novos pesquisadores e acadêmicos de finanças, estatística e inteligência artificial/*soft computing*, por ser a previsão de falência uma área multidisciplinar. É multidisciplinar, pois, com o avanço dos métodos de previsão de falências, nota-se cada vez mais a utilização de conhecimentos não exclusivamente contábeis e financeiros, mas também de cientistas da computação, programadores, matemáticos e estatísticos, bem como a utilização desses modelos em diferentes empresas, setores econômicos e políticas econômicas de governos.

Em termos de dimensões de análise, este trabalho contribui com a literatura apresentando a evolução temporal dos estudos de previsão de falências, os indicadores financeiros mais utilizados, os tipos de amostras que compuseram cada trabalho, as técnicas e métodos estatístico-computacionais utilizados e um resumo geral da eficiência do modelo de cada estudo. Essas diversas dimensões possibilitam ao leitor uma visão geral da metodologia empregada e dos resultados encontrados caracterizando esse levantamento como um ponto de partida para prosseguir na investigação de previsão de falência.

No Brasil, a pesquisa foi conduzida com a análise de teses e dissertações digitais dos programas de pós-graduação em Administração brasileiros no *site* da Biblioteca Digital

Nacional de Teses e Dissertações, além de buscas em mídias e *sites* dos principais periódicos nacionais indexados no portal Periódico Capes, SPELL e Scielo. Somente foram incluídos trabalhos cujas amostras foram constituídas com base em empresas que operam no Brasil. Portanto, publicações nacionais com amostras constituídas unicamente por empresas de fora do País foram descartadas. As palavras-chave buscadas no português foram: “previsão de falência” e “previsão de insolvência” no título do documento.

Internacionalmente, o levantamento focou nas principais publicações de periódicos contidos nas bases de dados *JStor*, *Wilson Business*, *Proquest* e *Ebsco*. Estas incluem periódicos como: *Financial Analysts Journal*, *The Analysts Journal*, *Financial Management*, *The Journal of Business*, *The Journal of Business of the University of Chicago*, *The University Journal of Business*, *The Journal of Finance*, *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, *Journal of Money, Credit and Banking*, *The Review of Financial Studies*, etc. As palavras-chave utilizadas na busca foram “*bankruptcy prediction*” no título do documento. No âmbito internacional, devido à enorme quantidade de estudos sobre o tema, pautou-se por escolher aqueles trabalhos indicados como sendo os mais relevantes segundo as próprias bases de dados pesquisadas.

Os trabalhos cuja metodologia apontava para estudos de caso, simples ou múltiplos, foram descartados.

O levantamento selecionou, no total 227, artigos, sendo 48 artigos nacionais e 179 internacionais.

A presente compilação apresenta genericamente os trabalhos de alguns autores e detalha aquelas publicações consideradas clássicas que, com maior frequência, apareceram citadas nas demais pesquisas sobre o tema. Para efeito de comparação entre distintas economias, foram adicionados importantes trabalhos realizados em diversos países desenvolvidos e em desenvolvimento. É importante notar que, embora existam modelos publicados em outros idiomas, as publicações disponíveis apenas em inglês e português foram consultadas neste levantamento.

Outros trabalhos de levantamento sobre o tema também foram consultados e ajudaram na elaboração desta pesquisa, fornecendo bases de comparação e ideias para análise dos estudos. Constituíram importantes levantamentos anteriores que foram utilizados neste estudo os trabalhos de Scott (1981), Dimitras e outros (1996), O'Leary (1998), Tay e Shen (2002), Daubie e Meskens (2002), Calderón e Cheh (2002), Bellovary e outros (2007) e Kumar e Ravi (2007).

Este artigo está estruturado, além desta Introdução, da seguinte forma: a segunda seção contém a evolução histórica dos estudos preditivos que utilizaram indicadores financeiros para prever falências, mostrando cronologicamente os trabalhos internacionais mais relevantes e suas características, separando-os em cinco fases evolutivas; a terceira seção apresenta os principais estudos brasileiros sobre o tema; a quarta mostra os indicadores financeiros mais utilizados nos modelos de previsão de falência; a quinta apresenta algumas discussões acerca dos estudos levantados; na sexta, aparecem as considerações finais.

2 Evolução histórica dos estudos preditivos que utilizaram indicadores financeiros para prever falências

Segundo levantamentos realizados por Scott (1981), Dimitras e outros (1996), O'Leary (1998), Tay e Shen (2002), Daubie e Meskens (2002), Calderón e Cheh (2002), Bellovary e

outros (2007) e Kumar e Ravi (2007), os estudos de previsão de falência podem ser agrupados por dois aspectos. O primeiro aspecto envolve quais indicadores financeiros são utilizados nos testes empíricos; o segundo trata do tipo de método estatístico utilizado na previsão.

Com base nesses dois aspectos, este trabalho procurou agrupar os estudos de previsão de falência em cinco fases distintas de seus desenvolvimentos, a saber: (i) análise financeira comparativa de indicadores sem modelos estatísticos para prever falências; (ii) estudos de modelos univariados baseados em indicadores contábeis tradicionais; (iii) estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais; (iv) estudos de modelos multivariados baseados no fluxo de caixa; e (v) estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração (Redes Neurais, Análise por Envoltória de Dados, dentre outras) e uso de indicadores financeiro-contábeis e não contábeis.

Os estudos de cada uma dessas fases serão listados cronologicamente nas seções seguintes em quadros descritivos que incluem os autores, a quantidade de indicadores financeiros utilizados nos modelos, as técnicas estatísticas utilizadas para construção do modelo, o tipo de empresa selecionada na amostra do estudo e o nível de eficiência preditiva alcançada pelo modelo.

2.1 Análise Financeira Comparativa de Indicadores sem Modelos para Prever Falências

Segundo Lizarraga (1996), a inclusão de indicadores financeiros, nos primeiros estudos de previsão de falência, teve como principal objetivo investigar em que medida a análise financeira comparativa com fins basicamente descritivos representavam ferramentas valiosas e adicionais para distinguir empresas que faliram de empresas de sucesso. Assim partiam da seguinte questão do problema: quais são os indicadores financeiros que melhor expressam a situação de empresas que faliram? Estes trabalhos datam da década de 1930 e já mencionavam a possível capacidade dos indicadores para predizer uma possível falência. No entanto, naquele período não existiam muitos métodos estatísticos avançados e eficiência computacional capazes de manipular e analisar grandes quantidades de dados e criar modelos com base nessas análises. Assim, a metodologia mais comum, dentre os autores da primeira fase, era a de separar as empresas em dois grupos (o de empresas solventes e outro de empresas insolventes), calcular os valores dos indicadores para os dois grupos por um período e comparar individualmente cada indicador entre os grupos. Com essa metodologia de simples comparação, chegaram a conclusões de que certos indicadores utilizados eram piores nas empresas insolventes e melhores nas empresas solventes. Portanto, os estudos iniciais sobre previsão de falências foram importantes para perceber e selecionar alguns indicadores financeiros que tinham potencialidades de prever situações de falência (REY, 2003).

Esses estudos pioneiros de previsão de falência reportam ao *Bureau of Business Research* (1930), Ramser e Foster (1931), Fitzpatrick (1932), Winakor e Smith (1935), Merwin (1942), Chudson (1945) e Jackendoff (1962). Trata-se de estudos descritivos e, para efeito de exemplificação, convém destacar o trabalho de Fitzpatrick (1932), tido como o mais relevante dessa fase.

Fitzpatrick (1932) selecionou uma amostra de 19 empresas em processo falimentar e um grupo de controle de 19 empresas saudáveis durante o período de 1920 a 1929, com a finalidade de analisar as tendências de 13 indicadores por meio de um lapso de tempo entre três a cinco anos. Concluiu que todos os indicadores examinados prediziam, em maior ou menor grau, a quebra, pois existiam tendências favoráveis e estáveis dos indicadores

pertencentes às empresas saudáveis. Por outro lado, os indicadores das empresas fracassadas evoluíam desfavoravelmente, pois observou-se significativas diferenças entre os indicadores de ambas as amostras. Os resultados de Fitzpatrick (1932) indicaram que o melhor indicador preditor foi o indicador Dívida Líquida/Patrimônio Líquido. Além disso, Fitzpatrick (1932) sugeriu que menos importância deve ser colocada sobre os índices de liquidez para as empresas com dívidas a longo prazo.

Nessa série de trabalhos, destaca-se o feito de que, mesmo que atualmente exista pouca vigência de seus resultados, a transcendência desses estudos para o desenvolvimento da teoria de solvência foi muito importante, já que constituíram as primeiras tentativas de sistematizar um conjunto de procedimentos que tentavam descrever o fracasso empresarial.

Por outro lado, com relação a algumas debilidades que se observaram nesses primeiros trabalhos e que não são necessários repeti-los hoje em dia, encontram-se os seguintes: (i) no processo de seleção das empresas analisadas, esses trabalhos não definiram com rigor o tamanho dessas empresas, o que pode comprometer os resultados, exceção feita ao trabalho de Chudson (1945) que trouxe a contribuição embrionária da relativização dos resultados por setores, tamanho e rentabilidade; (ii) falta de padronização do período de tempo a ser analisado, sendo que alguns estudos utilizaram dez anos, outros cinco anos e outros três anos de base de dados, fato que acabou por contribuir no sentido de que os estudos com bases de dados de mais curto prazo foram mais efetivos que os de longo prazo na identificação de características de empresas insolventes; (iii) quanto à seleção dos indicadores financeiros, já desde esses primeiros estudos, apresentou-se um desacordo quanto ao número e tipo de indicadores utilizados, pois estes variam significativamente de um trabalho para outro; (iv) o período de análise dessas investigações pioneiras é caracterizado por uma importante falta de normatização e harmonização quanto à apresentação da informação contábil e a não obrigatoriedade de auditoria das demonstrações, o que pode ter comprometido a qualidade da informação utilizada por esses trabalhos e também os resultados encontrados; (v) a precariedade tecnológica da época impedia análises com maior grau de complexidade para o desenvolvimento de modelos de previsão; e (vi) a instabilidade econômica e política do período em que se desenvolveram os trabalhos desses autores, por estarem compreendidos por eventos históricos muito difíceis e excepcionais, como a Grande Depressão de 1929, a Primeira e a Segunda Guerras Mundiais, o que pode afetar as informações obtidas por meio de demonstrações contábeis (SCOTT, 1981; O'LEARY, 1998; TAY e SHEN, 2002).

O Quadro 1 apresenta os trabalhos que perfazem essa etapa.

Quadro 1 – Estudos de análise financeira comparativa de indicadores sem modelos estatísticos para prever falências

Ano	Nome do Autor	Qt. de Indicadores	Empresas da Amostra	Tamanho Amostra	Modelo	Eficiência do modelo
1930	<i>Bureau of Business Research</i>	24	não informado	29	nenhum	não se aplica
1932	Fitzpatrick	13	não informado	38	nenhum	não se aplica
1935	Winakor e Smith	21	não informado	183	nenhum	não se aplica
1942	Merwin	48	não informado	939	nenhum	não se aplica
1945	Chudson	não informado	diversos	não informado	nenhum	não se aplica
1962	Jackendoff	não informado	não informado	não informado	nenhum	não se aplica

Fonte: Dados da pesquisa.

2.2 Estudos de modelos univariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

Posteriormente, Beaver (1966, 1968) introduziu o método estatístico de análise discriminante univariada, dando início à segunda fase dos estudos de previsão de falências. A introdução da análise discriminante univariada permitiu as pesquisas saírem da simples descrição para a previsão por meio do desenvolvimento dos primeiros modelos preditivos: os modelos univariados de previsão de falências.

Semelhante aos estudos iniciais discutidos na seção anterior, Beaver (1966) comparou os valores médios de 30 indicadores de 79 empresas que faliram e de 79 empresas que não faliram em 38 indústrias durante o período de 1954 a 1964. No entanto, Beaver (1966) avançou ao testar as capacidades individuais dos índices preditivos em classificar empresas em falidas e empresas não falidas. Como resultado, Beaver (1966) encontrou que o Endividamento Total/Lucro Líquido apresentou a maior capacidade preditiva (92% de precisão, um ano antes da quebra), seguido pelo Rendimento Líquido e Vendas (91%) e Lucro Líquido/Patrimônio Líquido, Fluxo de Caixa/Passivo Total e Fluxo de Caixa/Ativo Total (cada uma com 90% de precisão). Em suas sugestões para futuras pesquisas, Beaver (1966) indicou a possibilidade de que, se os indicadores fossem considerados simultaneamente no modelo, poderiam ter maior capacidade preditiva se fossem consideradas as relações individuais.

Em seu segundo estudo, Beaver (1968) examinou a capacidade de predição de 14 outros indicadores utilizando a mesma amostra e metodologia do estudo de 1966. Nesse estudo, o indicador Fluxo de Caixa/Passivo Total obteve a melhor capacidade de predição de falência (93%).

Quadro 2 - Estudos de modelos univariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

Ano	Nome do Autor	Qt. de Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do modelo
1966	Beaver	30	Geral	Análise discriminante univariada	Melhor indicador com 92%
1968	Beaver	14	Geral	Análise discriminante univariada	Melhor indicador com 93%

Fonte: Dados da pesquisa.

Seus estudos deixaram as seguintes considerações: (i) nem todos os indicadores têm o mesmo grau de capacidade preditiva das quebras; e (ii) previsões de empresas solventes são mais exatas que a predição das empresas insolventes. Assim, Beaver (1968) estabeleceu dois tipos de erros que eram a taxa de erro tipo I (classificar erroneamente uma empresa quebrada como uma empresa sadia) e a taxa de erro tipo II (classificar erroneamente uma empresa sadia como uma empresa quebrada) (SCOTT, 1981).

2.3 Estudos de modelos multivariados baseados na informação contábil tradicional: baseados nos custos históricos

No mesmo ano, Altman (1968) expandiu essas análises da segunda fase para um método discriminante multivariado, passando a conferir aos estudos uma análise conjunta de diversos indicadores preditores, que ficou como o método estatístico dominante até o começo

da década de 1980. Após o trabalho clássico de Altman (1968), Deakin (1972), Edminster (1972), Blum (1974), Libby (1975) e El Hennawy e Morris (1983), dentre outros, desenvolveram estudos de previsão de falências utilizando a mesma metodologia, ampliando as análises para diferentes setores empresariais, que não somente o bancário, e utilizando diferentes indicadores financeiros para prever falências. Até a década de 1980, esse método foi sendo substituído devido à necessidade de métodos estatísticos alternativos para evitar os problemas relacionados com a rigidez de pressupostos, como a distribuição normal dos dados da análise discriminante. Assim, os estudos passaram a ser conduzidos para o uso de modelos baseados em probabilidades condicionais, como a regressão *Logit* e *Probit*, que possuem pressupostos mais flexíveis (KUMAR e RAVI, 2007).

Contudo, a utilização de tais métodos estatísticos não conduziu a resultados diferentes dos encontrados pelos autores anteriores que utilizaram análise discriminante e regressão linear. Mesmo assim, estudos com o uso de *Logit* e *Probit* podem ser encontrados em Mensah (1983), Zavgren (1985), Casey e Baztczak (1985) e Peel e Peel (1987).

Essa fase é marcada pelo uso de métodos estatísticos multivariados proporcionados pelo desenvolvimento de *softwares* e pacotes estatísticos (SPSS, SAS, BMPD, LISREL, STATA, etc.) que permitiram análises mais robustas e confiáveis (REY, 2003). Assim, os estudos sobre indicadores aplicados às finanças foram incrementando sua complexidade a partir dessa fase.

O principal representante dessa fase, devido à sua relevância, foi Altman (1968), que selecionou uma subamostra de 33 empresas que faliram e outra subamostra de 33 empresas que não faliram, de tamanho médio e do setor industrial, que tinham ações nas bolsas de valores durante período de 1946 a 1965. Considerou 22 indicadores dentre aqueles mais populares na literatura e utilizando a análise discriminante múltipla chegou a um modelo preditivo composto por cinco indicadores: o *Z-Score*. O *Z-score* previu a falência por meio da pontuação calculada para a empresa e verificando se essa pontuação estava dentro de um determinado intervalo. Testada em uma amostra genérica, a capacidade preditiva do modelo de Altman (1968) era de 79%.

Posteriormente, durante suas investigações, no México, com Altman, Hartzell e Peck (1995), Altman adaptou o modelo original de seu *Z-Score* para economias emergentes com a finalidade de propor um novo indicador global preditivo exclusivo para esse tipo de mercado que foi denominado de *Emerging Market Scoring Model (EMS Model)*. Atualmente as grandes empresas, sobretudo as financeiras, utilizam o *Zeta Credit Risk System* ou *Zeta Credit Scoring Model* que surgiu como produto de sua investigação e continuou sendo desenvolvido pela *Zeta Services Inc.*, uma das principais firmas que comercializa sistemas que contribuem para a investigação da análise do fracasso empresarial. A esse novo tipo de indicador, ele o denominou de *Emerging Market Scoring Model* (LIZARRAGA, 1996).

Interessado em refinar seu modelo, em 1977, Altman realizou uma nova investigação com Haldeman e Narayan para atualizar o modelo original. Por conseguinte, consideraram que, desde 1968, alterações importantes tiveram lugar tanto em finanças corporativas quanto no desenvolvimento de novas tecnologias, apresentando cinco razões que justificavam a necessidade de melhoria do modelo: (i) necessidade de investigar por que houve quebras crescentes nas grandes empresas que mudaram tanto sua dimensão e estrutura financeira; (ii) considerando a natureza temporária dos bancos de dados, cria a necessidade de constante atualização do modelo; (iii) necessidade de se investigar se era importante usar as notas às demonstrações financeiras para realizar os ajustamentos contabilísticos adequados, como

resultado de novas normas e princípios geralmente aceitos da Contabilidade, com o objetivo de melhorar as bases de dados utilizadas nos modelos; (iv) comparar até que ponto o modelo poderia incluir tanto empresas comerciais e industriais, sem perder a precisão da previsão; e (v) revisar parte do método de análise discriminante para melhorar a sua técnica e a validade estatística das suas interpretações.

Para essa nova pesquisa, Altman e outros (1977) selecionaram sete variáveis independentes que resultou em uma alta capacidade de previsão de mais de 89% para as empresas saudáveis e 96% para as empresas um ano antes da falência. Além disso, os resultados foram capazes de aumentar a unidade de tempo de antecipação na previsão de validação da amostra. Isso também melhorou a taxa de acurácia preditiva, enquanto era 82,10% para as empresas saudáveis e 69,80% para as empresas não saudáveis cinco anos antes do evento.

O Quadro 3 mostra os estudos realizados nessa fase.

Quadro 3 - Estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

Ano	Autor(es)	Qt. de Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo ^a	Eficiência do modelo ^b
1968	Altman	5	Indústrias capital aberto	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 79%
1970	Meyer e Pifer	18	Bancos	<i>Logit</i>	Insolventes (100%); Solventes (89%)
1972	Deakin	14	Geral	ADLM	Insolventes (77%); Solventes (82%)
1972	Edmister	7	Pequenas empresas	ADLM	Insolventes (80%); Solventes (86%)
1973	Altman	-	Empresas ferroviárias	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 83%
1973	Gru	5	Pequenas empresas	ADLM	Insolventes (85%); Solventes (87%)
1973	Wilcox	2	Geral	<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 94%
1974	Blum	2	Geral	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 87%
1974	Taffler	5	Indústrias inglesas	ADLM	Insolventes (60%)
1975	Libby	5	Geral	<i>Judgmental</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 74%
1976	Altman e Loris	15	Corretoras	ADLM	Insolventes (87,5%); Solventes (85%)
1976	Beerman	10	Empresas alemãs	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 90%
1976	Diamond Jr.	8	Empresas industriais	ADLM e AF	Insolventes (97,3%); Solventes (90,7%)
1977	Altman, Haldeman e Narayanan	7	Geral	ADLM	Insolventes (92,5%); Solventes (91,4%)
1977	Bilderbeek	5	Empresas holandesas	RM por Stepwise	Eficiência para uma amostra genérica = 80%
1977	Deakin	5	Geral	ADLM	Insolventes (983%)
1977	Hanweck	6	Bancos	<i>Probit</i> e AF	Insolventes (67%); Solventes (99%)
1977	Moyer	9	Geral	ADLM	Insolventes (89%); Solventes (82%)
1977	Santomero e Vinso	2	Bancos	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (97%)
1977	Taffler	4	Indústrias inglesas	ADLM	Insolventes (98%); Solventes (100%)
1978	Ketz	16	Geral	ADLM	Insolventes (56%); Solventes (97%)
1978	Mason e	6	Construtoras	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica

	Harris		inglesas		= 64%
1979	Norton e Smith	11	Geral	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (96,7%)
1980	Altman e Levallee	5	Empresas canadenses	ADLM	Insolventes (94,1%); Solventes (90%)
1980	Marais	4	Indústrias e distribuidoras inglesas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1980	Pettway e Sinkey Jr	4	Bancos	ADLM	Insolventes (92%); Solventes (100%)
1980	Sharma e Mahajan	2	Empresas varejistas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 92%
1980	Taffler	4	Distribuidoras inglesas	ADLM	Insolventes (96%); Solventes (100%)
1981	Castanga e Matolesy	10	Empresas australianas	ADLM	Insolventes (90%); Solventes (100%)
1981	Ta e Seah	4	Empresas de Singapura	ADLM	Insolventes (75%); Solventes (90,5%)
1982	Betts e Belhoul	5	Indústrias	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (96%)
1982	Ko	5	Empresas japonesas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 83%
1982	Taffler	4	Indústrias e construtoras inglesas	ADLM	Insolventes (95%); Solventes (96%)
1983	Betts e Belhoul	7	Empresas inglesas	ADLM	Insolventes (96%); Solventes (96%)
1983	El Hennway, Morris	8	Indústrias e distribuidoras inglesas	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (100%)
1983	Francis e outros	2	Geral	AF	Modelo não foi empiricamente testado
1983	Mensah	32	Empresas industriais	ADLM	Insolventes (55%); Solventes (86%)
		32		<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1983	Springate	4	Empresas canadenses	ADLM	Insolventes (90%); Solventes (95%)
1984	Appetiti	47	Indústrias italianas	ADU e ADLM	Insolventes (92%); Solventes (84%)
1984	Fulmer e outros	9	Pequenas empresas	ADLM	Insolventes (96%); Solventes (100%)
1984	Izan	5	Empresas australianas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1984	Lo	6	Geral	<i>Logit</i>	Não apresentado
1984	Zmijewski	6	Geral	<i>Probit</i>	Insolventes (20%); Solventes (99,5%)
1985	Levitan e Knoblett	26	Geral	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 95%
1985	Rose e Kolari	23	Bancos	ADLM	Insolventes (76%); Solventes (69%)
1985	Zavgren	7	Empresas industriais	<i>Logit</i> e AF	Eficiência para uma amostra genérica = 69%
1986	Scaggs e Crawford	5	Empresas aéreas	ADLM	Não informado em %
1987	Karels e Prakash	5	Geral	ADLM	Insolventes (54,5%); Solventes (96%)

1987	Lau	10	Geral	<i>Logit</i>	Insolventes (93,7%); Solventes (20%)
1987	Moses e Liao	3	Pequenas empresas	ADLM	Insolventes (85%); Solventes (73%)
1987 a	Pantalone e Platt	5	Bancos	<i>Logit</i>	Insolventes (86,7%); Solventes (83,4%)
1987 b	Pantalone e Platt	9	Geral	ADLM	Insolventes (85,71%); Solventes (96%)
1987	Peel	8	Empresas inglesas	<i>Logit e AF</i>	Insolventes (67%); Solventes (79%)
1988	Aziz, Emanuel e Lawson	6	Geral	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 88,8%
		6		<i>Logit</i>	Insolventes (85,7%); Solventes (98%)
1988	Gloubos e Grammatikos	5	Empresas gregas	<i>Probit linear</i>	Insolventes (70,8%); Solventes (75%)
		5		<i>Probit</i>	Insolventes (70,8%); Solventes (75%)
		5		<i>Logit</i>	Insolventes (66,7%); Solventes (87,5%)
		5		ADLM	Insolventes (66,7%); Solventes (66,7%)
		5			
1988	McNamara e outros	6	Empresas australianas	ADLM	Insolventes (86,4%); Solventes (83,3%)
1988	Suominen	3	Indústrias finlandesas	<i>Logit e AF</i>	Insolventes (71%); Solventes (86%)
1988	Unal	6	Empresas turcas do setor de alimentação	ADLM e AF	Insolventes (91%); Solventes (93%)
1989	Hopwood, e outros	7	Geral	<i>Logit e AF</i>	Insolventes (62,5%); Solventes (100%)
1990	Gilbert e outros	6	Geral	<i>Logit</i>	Insolventes (62,5%); Solventes (97,9%)
1990	Koh e Killough	4	Geral	ADLM	Insolventes (78,6%); Solventes (88,6%)
1991	Espahbodi	4	Bancos	<i>Logit</i>	Insolventes (84%); Solventes (82%)
		4		ADLM	Insolventes (83%); Solventes (75%)
1991	Forsyth	7	Geral	<i>Logit</i>	Insolventes (93,8%); Solventes (93,8%)
1991	Goudie e Meeks	6	Empresas inglesas	ADLM	Insolventes (87,2%); Solventes (89,4%)
1991	Laitinen	6	PME finlandesas	ADLM	Insolventes (90); Solventes (87,5%)
1992	Baldwin e Glezen	24	Geral	ADLM	Insolventes (78%); Solventes (85%)
1993	Arkaradejdach achai	4	Indústrias	<i>Logit</i>	Insolventes (69%); Solventes (77%)
1993	Wertheim e Lynn	6	Geral	<i>Logit</i>	Insolventes (78,3%); Solventes (76,1%)
1994	Hopwood e outros	7	Geral	<i>Logit</i>	Insolventes (81,1%); Solventes (100%)
1994	Platt, Platt e Pedersen	6	Indústrias japonesas	<i>Logit</i>	Insolventes (94%); Solventes (96%)
1994	Ward	9	Geral	<i>Logit</i>	Insolventes (51,9%); Solventes (96,9%)
1995	Altman, Hartzell e Peck	5	Empresas mexicanas	ADLM	Insolventes (82%); Solventes (100%)
1996	Gardiner e outros	12	Hospitais	ADLM e AF	Insolventes (96%); Solventes (86%)
1996	McGurr	7	Empresas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica

			varejistas		= 69,7%
1998	Zordan	30	Empresas varejistas, atacadistas e industriais	ADLM	Insolventes (85,2%); Solventes (68,5%)
1999	Gao	5	Hotéis	ADLM	Insolventes (88%); Solventes (100%)
1999	Lennox	9	Empresas inglesas	<i>Probit e AF</i>	Insolventes (48,48%); Solventes (97,85%)
2001	Patterson	12	Casinos	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (89%)
2003	Gaeremynck e Willekens	8	Empresas belgas	<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 72,4%
2003	Grover	6	Empresas industriais	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 78,1%
2004	Wang	8	Empresas de Internet	<i>Logit</i>	Insolventes (26,7%); Solventes (90,8%)

Nota: (a) ADLM – Análise Discriminante Linear Múltipla; ADU – Análise Discriminante Univariada; AF – Análise Fatorial/Cluster; RM – Regressão múltipla; (b) Foi considerado o maior nível de eficiência encontrado nos modelos para prever 1 ano antes da falência.

Fonte: Dados da pesquisa.

2.4 Estudos de modelos multivariados baseados no fluxo de caixa

Paralelamente, alguns autores começaram a perceber as limitações do uso de indicadores puramente contábeis nos modelos de previsão de falência, uma vez que seus registros levam em consideração o custo histórico. Um incremento que ocorreu nessa época foi a utilização de indicadores que levavam em consideração o fluxo de caixa que confere aos indicadores uma medida mais verdadeira das entradas e saídas de recursos financeiros das organizações analisadas o que levou a modelos de previsão com melhores níveis de eficiência preditiva (REY, 2003).

A principal crítica, feita por alguns pesquisadores em trabalhos empíricos realizados antes de meados dos anos 1980, é que esses estudos foram realizados apenas com base em dados contábeis registrados a custo histórico. Mas, a partir da década de 1980, começaram os estudos realizados principalmente para investigar se havia evidências empíricas de maior capacidade preditiva de indicadores que usassem, em sua base de cálculo, o fluxo de caixa, um dado mais relacionado com a administração da empresa. Em termos metodológicos, esses trabalhos utilizaram técnicas estatísticas semelhantes às dos trabalhos desenvolvidos com base em indicadores contábeis tradicionais das décadas de 1960 e 1970 (TAY e SHEN, 2002; KUMAR e RAVI, 2007).

Esses trabalhos foram possibilitados pelo avanço da Contabilidade e das exigências de publicação de dados financeiros pelas empresas que passaram a emitir relatórios de Fluxo de Caixa, por obrigatoriedade em 1987, por recomendações do FASB em seu Boletim n. 95, que estabeleceu o padrão de demonstrações contábeis, financeiros e obrigou, pela primeira vez, a publicação do Fluxo de Caixa das organizações. Entretanto, cabe ressaltar que o conceito de fluxo de caixa foi geralmente considerado como sendo apenas a soma do lucro líquido mais depreciação e capital de giro operacional e não contém as mesmas informações corretas e atuais conceito de Fluxo de Caixa, uma vez que o Fluxo de Caixa dos dias de hoje tem outros componentes, como financiamento e investimento (REY, 2003).

Também cada vez mais a desagregação dos elementos do modelo de Fluxo de Caixa pode fornecer as variáveis independentes novas que aumentam a precisão marginal e chegar a

propor um novo fator para funções lineares. Para isso, deve desenvolver novas propostas para as relações baseadas em uma sólida teoria de que haverá novas oportunidades para o investigador. REY (2003) apresenta alguns trabalhos que lançaram as bases para uma nova abordagem para modelos preditivos.

Assim, a partir da década de 1980, os estudos sobre quebras passaram a valorizar os componentes do Fluxo de Caixa operacional, de investimentos e financiamentos e, conseqüentemente, os indicadores baseados nas atividades medidas com base nessa variável. Estudos como os de Beaver (1966), Deakin (1972), Edmister (1972) e Ohlson (1980), ainda que utilizassem conceitos de Fluxo de Caixa, contribuíram para o avanço do estudo do tema.

Em geral, os resultados dos estudos de previsão, que consideraram o Fluxo de Caixa, mostraram que tais medidas poderiam ser utilizadas apenas como uma contribuição marginal para distinguir as empresas falidas das saudáveis. Entretanto, essa precisão marginal no modelo poderia ser mínima e deve sempre ter muito cuidado na seleção das variáveis independentes. Quanto às técnicas estatísticas utilizadas nos modelos, elas são as mesmas utilizadas na segunda fase.

Um dos estudos bastante citado nessa fase é o de Ohlson (1980) que afirma que estudos anteriores, como o de Beaver (1966, 1968), de Altman (1968), de Edmister (1972), de Blum (1974), de Libby (1975) e de Deakin (1977), parecem ter exagerado o poder preditivo dos modelos desenvolvidos por entender incorretamente o significado de "previsão" como sinônimo de "prognóstico". Ohlson (1980) acreditava que, se alguém usa indicadores derivados das demonstrações financeiras, feitas após a data da falência, a evidência indica que é fácil "prever" a falência. Seu estudo teve influência nos trabalhos posteriores sobre a escolha de alternativas de metodologias estatísticas que começaram a usar outros modelos mais flexíveis em suas necessidades. O autor (1980) propôs dois modelos de probabilidade condicional que foram regressão logística *Logit* e a probabilidade de regressão *Probit*, tão eficientes como a análise discriminante múltipla.

Estudos como os de Casey e Bartczak (1985) mostram que a utilização do Fluxo de Caixa operacional, como a variável preditiva de falência, não deve ser levada na euforia, pois seus modelos preditivos demonstraram que o Fluxo de Caixa operacional, isoladamente, não apresenta maior poder preditivo. Resultados semelhantes foram obtidos Gombola e outros (1987), Gentry e outros (1985a, 1985b), Aziz e Lawson (1989), Tinoco e Wilson (2013) e Lyandres e Zhdanov (2013).

O Quadro 4 apresenta os estudos com as características dessa fase.

Quadro 4 – Estudos de modelos multivariados baseados no fluxo de caixa

Ano	Autor(es)	Qt. de Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo ^a	Eficiência do modelo ^b
1980	Casey	6	Geral	<i>Judgmental</i>	Insolventes (27%); Solventes (87%)
1980	Ohlson	9	Geral	<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 96%
1980	Raja e Goureaia	9	Geral	ADLM	Insolventes (79%); Solventes (65%)
1980	Dambolena e Khoury	21	Geral	ADLM	Insolventes (91%); Solventes (100%)
1984	Takahashi e outros	8	Empresas do Japão	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (75%)
1985	Casey e Bartczak	9	Geral	ADLM	Insolventes (90%); Solventes (87%)
		9		<i>Logit</i>	Insolventes (63%); Solventes (98%)

1985 a	Gentry, Newbold e Whitford	8	Geral	Logit	Insolventes (69,6%); Solventes (73,9%)
1985 b		8		Probit	Insolventes (78,8%); Solventes (87,9%)
1987	Gombola e outros	9	Geral	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 89%
1988	Dambolena e Shulman	14	Geral	Logit	Insolventes (98%); Solventes (86%)
1989	Aziz e Lawson	10	Geral	Logit e AF	Insolventes (92,3%); Solventes (79,1%)
1990	Skogsvik	17	Mineradoras suecas	Probit	Eficiência geral para uma amostra aleatória = 84%
2013	Tinoco e Wilson	10	Geral	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 89,2%
2013	Lyandres e Zhdanov	14	Geral	ADLM	-

Nota: (a) ADLM – Análise Discriminante Linear Múltipla; (b) Foi considerado o maior nível de eficiência encontrado nos modelos para prever 1 ano antes da falência.

Fonte: Dados da pesquisa.

2.5 Estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da quarta geração e uso de indicadores financeiros não contábeis

Mais recentemente, a partir da década de 1990, novas técnicas estatísticas de análise foram desenvolvidas com o desenvolvimento de *hardware* e *software* que proporcionaram maior capacidade computacional para processar dados. A partir de então se tem uma profusão de técnicas estatísticas-computacionais chamadas de técnicas inteligentes ou da terceira geração que envolvem o uso de algoritmos, programação computacional e inteligência artificial. Dentre estas técnicas as mais utilizadas para modelos de previsão de falência são as redes neurais (existem vários tipos que diferem de acordo com o tipo de aprendizagem, mecanismo de conexão do nó, algoritmo de treinamento, etc) e a Análise por Envoltória de Dados (DEA). Alguns destes estudos, se comparados com os da fase anterior conseguiram aumentar a eficiência da previsão de falência chegando alguns modelos prever até 100% dos casos de insolvência das empresas analisadas (KUMAR e RAVI, 2007).

Segundo Anandarajan e outros (2004), as redes neurais são projetadas para imitar o reconhecimento da função, padrão em humanos. Basicamente, as redes neurais são treinadas para analisar entradas de dados para encontrar padrões e desenvolver um modelo capaz de auxiliar no processo de tomada de decisão. Existem tipos diferentes de métodos de redes neurais. No entanto, os detalhes desses métodos estão além do escopo deste artigo.

Alguns estudos dessa fase também começam a incorporar, mais recentemente, em seus modelos indicadores não contábeis como retornos anormais do preço das ações (WU e GRAY, 2010).

O Quadro 5 destaca os estudos mais proeminente dessa fase.

Quadro 5 - Estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração e uso de indicadores financeiros contábeis e não contábeis

Ano	Autor(es)	Qt. de Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo ^a	Eficiência do modelo ^b
1985	Frydman, Altman e Kao	6 de 12	Geral	RN (RPA)	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
		10 de		ADLM	Eficiência para uma amostra genérica

		12			= 100%
1988	Messier Jr. e Hansen	33	Empresas australianas	RN (ID3)	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1990	Bell, Ribar e Verchio	8	Bancos comerciais	<i>Logit</i>	Insolventes (69,5%); Solventes (97,3%)
		11		RN	Eficiência para uma amostra genérica = 86%
1991	Cadden	12	Geral	RN	Insolventes (90%); Solventes (100%)
		12		ADLM	Insolventes (80%); Solventes (90%)
1991	George	7	Geral	MRPC	Insolventes (70%); Solventes (90%)
1991	Luoma e Laitinen	7	Empresas finlandesas	MRPC	Insolventes (61,8%); Solventes (61,8%)
		7		ADLM	Insolventes (64,7%); Solventes (76,5%)
		7		<i>Logit</i>	Insolventes (73,5%); Solventes (70,6%)
1991	Tam	9	Bancos	ADLM	Insolventes (75%); Solventes (95%)
		9		<i>Logit</i>	Insolventes (70%); Solventes (100%)
		-		DEA	Insolventes (80%); Solventes (95%)
		3 de 3		RN (ID3)	Insolventes (77%); Solventes (95%)
		9		RN	Insolventes (98%); Solventes (95%)
1992	Coats e Fant	5	Geral	RN	Insolventes (91%); Solventes (96%)
		5		ADLM	Insolventes (72%); Solventes (89%)
1992	Dwyer	9	Geral	RN (BP)	Insolventes (89%); Solventes (69%)
		9		RN (CP)	Insolventes (95%); Solventes (28%)
		9		<i>Logit</i>	Insolventes (90%); Solventes (62%)
		6		DEA	Insolventes (76%); Solventes (57%)
1992	Salchenberger e outros	5	Bancos	RN	Insolventes (85%); Solventes (99,4%)
1992	Tarn e Kiang	19	Bancos	ADLM com AF	Insolventes (82%); Solventes (86%)
		19		<i>Logit</i>	Insolventes (68); Solventes (95%)
		19		DEA	Insolventes (59%); Solventes (75%)
		3 de 3		RN (ID3)	Insolventes (77%); Solventes (82%)
		-		RN	Insolventes (68%); Solventes (80%)
1993	Bukovinsky	11	Geral	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 89,2%
		11		<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 90,1%
1993	Fletcher e Goss	3	Geral	<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 71,3%
		3		RN	Eficiência para uma amostra genérica = 82,4%
1993	Guan	5	Geral	RN	Insolventes (100%); Solventes (93%)
		5		ADLM	Insolventes (87%); Solventes (90%)
		4		ADLM	Insolventes (90%); Solventes (93%)
1993	Jiang	-	Geral	DEA	Insolventes (91%); Solventes (97%)
		5		<i>Logit</i>	Insolventes (76%); Solventes (82%)
1993	Odom e Sharda	5	Geral	RN	Insolventes (81,48%); Solventes (82,14%)
		5		ADLM	Insolventes (59,26%); Solventes (89,29%)
1993	Raghupathi, Schkade e Raju	14	Geral	RN (ID3)	Eficiência para uma amostra genérica = 86%

1993	Theodossiou	5	Hospitais	CUSUM	Insolventes (100%); Solventes (100%)
1994	Nittayagasetwat	10	Geral	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 83,2%
		10		<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 75,7%
		10		RN (RPA)	Eficiência para uma amostra genérica = 73,1%
1994	Tsukuda e Baba	21	Geral	RN	Insolventes (100%); Solventes (100%)
1994	Wilson e Sharda	5	Geral	RN	Insolventes (97%); Solventes (99%)
1995	Boritz e Kennedy	14	Empresas de petróleo e gás norte-americanas	RN (BP)	Insolventes (74,27%); Solventes (84,03%)
		14		RN (CP)	Insolventes (71,41%); Solventes (26,65%)
		14		ADLM	Insolventes (72,51%); Solventes (87,34%)
		14		ADQM	Insolventes (67,32%); Solventes (75,4%)
		14		ADLM	Insolventes (74,10%); Solventes (87,87%)
		14		<i>Logit</i>	Insolventes (75,26%); Solventes (83,9%)
		14		<i>Probit</i>	Insolventes (74,9%); Solventes (83,9%)
1995	El-Temtamy	11	Geral	RN	Insolventes (100%); Solventes (100%)
		11		<i>Logit</i>	Insolventes (94,64%); Solventes (96,23%)
1995	McKee	3 de 8	Geral	RN (ID3)	Eficiência para uma amostra genérica = 97,5%
1995	Poddig	12	Empresas francesas	RN (BP)	Eficiência para uma amostra genérica = 93%
1995	Rudorfer	5	Empresas austríacas	RN	Insolventes (96%)
1995	Wilson, Chong e Peel	18	Empresas inglesas	RN	Insolventes (95%); Solventes (95%)
1996	Alici	28	Empresas industriais inglesas	RN (CP)	Insolventes (71,38%); Solventes (76,07%)
		9		RN (BP)	Insolventes (67,52%); Solventes (71,43%)
		4		ADLM	Insolventes (60,12%); Solventes (71,07%)
		4		<i>Logit</i>	Insolventes (65,27%); Solventes (66,79%)
1996	Henebry	26	Bancos	MRPC	Insolventes (99,55%); Solventes (57,81%)
1996	Lee, Han e Kwon	29	Empresas coreanas	RN (ID3)	Eficiência para uma amostra genérica = 70%
		29		RN com ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 77,5%
		3		ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 80%
		29		SOFM e	Eficiência para uma amostra genérica

				ADLM	= 82,5%
		3		SOFM	Eficiência para uma amostra genérica = 80%
1996	Leshno e Spector	41	Geral	RN	Insolventes (71,4%); Solventes (82,2%)
1996	Serrano-Cinca	5	Geral	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 83,6%
1998	Kiviluoto	4	Pequenas e médias empresas finlandesas	RN	Insolventes (24,8%); Solventes (98,5%)
		4		ADLM	Insolventes (52,9%); Solventes (93,4%)
		4		ADQ	Insolventes (44,1%); Solventes (93,5%)
1999	Dimitras, Slowinski, Susmaga e Zopounidis	12	Empresas gregas	ADLM	Insolventes (63,2%); Solventes (68,4%)
		12		Logit	Insolventes (63,2%); Solventes (57,9%)
2001	Lee	8	Empresas coreanas de informática	RN	Insolventes (83%); Solventes (72%)
		5		RN (BP)	Insolventes (73,81%); Solventes (84,56%)
		-		Logit	Insolventes (57,14%); Solventes (52,94%)
		-		ADLM	Insolventes (59,52%); Solventes (52,21%)
2004	Anandarajan, Lee e Anandarajan	5	Geral	RN (CP)	Insolventes (95,5%); Solventes (93,8%)
		-		RN (BP)	Insolventes (93,8%); Solventes (70%)
		-		ADLM	Insolventes (82,8%); Solventes (21,7%)
2005	Andres, Landajo e Lorca	8	Empresas espanholas	RN, Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
2005	Canbas, Cabuk e Kilic	14	Bancos turcos	RN + ADLM + Logit + Probit	Eficiência para uma amostra genérica = 99,4%
2008	Tsai e Wu	3	Instituições financeiras australianas, alemãs e japonesas	RN (BP)	Insolventes (97,32% para instituições australianas, 18,97% para instituições alemãs e 87,94% para instituições japonesas)
2009	Ahn e Kim	5	Geral	Comparou 56 modelos de RN	Eficiência para uma amostra genérica = 86,7%
2010	Wu, Gaunt e Gray	2	Geral	SOFM	Eficiência para uma amostra genérica = 92,9%
2011	Chaudhuri e De	27	Empresas dos Estados Unidos	SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 98,8%
2011	Chen	42	Empresas taiwanesas	AF, RN, SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 95%
2011	Chen e Hu	4	Empresas taiwanesas	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 87,83%
2011	Chen, Ribeiro, Vieira, Duarte e Neves	30	Empresas francesas	RN (ID3)	-
2011	Chen, Yang, Wang, Liu, Xu, Wang e Liu	30	Empresas polonesas e	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 89,81%

			australianas		
2011	Hu & Chen	-	Geral	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 86,23%
2011	Hwang, Siao, Chung e Chu	8	Geral	DHM	-
2011	Li, Lee, Zhou e Sun	30	Empresas chinesas	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 83,93%
2011	Yang, You e Ji	30	Empresas polonesas	ADLM e SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 88,46%
2012	de Andres, Landajo e Lorca	22	Empresas espanholas	ADLM, Logit, RN	-
2012	Jeong, Min, e Kim	27	Empresas coreanas	RN (RPA)	-
2012	Kim e Kang	31	Empresas coreanas	RN, SVM, MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 77,53%
2012	Olson, Delen e Meng	19	Empresas dos Estados Unidos	Data mining, RN, Logit, SVM, MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 94,8%
2012	Tsai e Cheng	-	Empresas alemãs, australianas e japonesas	AF, SVM, Logit, RN, MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 77%
2013	Charitou, Dionysiou, Lambertides e Trigeorgis	13	Empresas dos Estados Unidos	MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 75%
2013	Chuang	8	Geral	Modelos híbridos	Eficiência para uma amostra genérica = 94,1%
2013	Fedorova, Gilenko e Dovzhenko	6	Empresas russas	ADLM, Logit, RN, MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 88,8%
2013	Ho, McCarthy, Yang e Ye	9	Setor de papel Estados Unidos	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 93%
2013	Kasgari, Divsalar, Javid e Ebrahimian	4	Empresas iranianas	RN e Probit	Eficiência para uma amostra genérica = 94,1%
2013	Lee e Choi	5	Empresas coreanas	ADLM e RN (BP)	Eficiência para uma amostra genérica = 90,79%
2013	Serrano-Cinca e Gutierrez-Nieto	17	Empresas dos Estados Unidos	ADLM, RN, Logit, SOFM, SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 95,92%
2013	Zhang, Wang e Ji	5 de 20	Geral	RN (ID3)	Eficiência para uma amostra genérica = 92,6%
2013	Zhou	-	Empresas japonesas e dos Estados Unidos	ADLM, Logit, MAD, RN, SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 92,69%
2014	Abellan e Mantas	-	Empresas japonesas, alemãs e australianas	MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 93,64%
2014	Bauer e Agarwal	16	Empresas inglesas	DHM	-
2014	Gaspar-Cunha, Recio e Estebanez	30	Empresas francesas, alemãs e australianas	SOFM	Eficiência para uma amostra genérica = 83,5%
2014	Gordini	18	Empresas italianas	RN (ID3), Logit, SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 89,1%
2014	Tsai, Hsu, e Yen	-	Empresas alemãs, australianas e japonesas	SOFM, RN, SVM, MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 88,36%

2014	Wang, Ma e Yang	30	Geral	Logit, RN, SVM, MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 81,5%
2014	Yu, Miche, Severin e Lendasse	41	Empresas francesas	RN e SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 94,04%
2015	du Jardin	50	Empresas francesas	ADLM, Logit, RN, SOFM, MRPC	Eficiência para uma amostra genérica = 84,5%
2015	Iturriaga e Sanz	32	Bancos comerciais dos EUA	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 96,15%
2015	Kim, Kang & Kim	30	Empresas coreanas	RN (RPA)	Eficiência para uma amostra genérica = 88,9%
2015	Kumar e Rao		-	ADNM	Eficiência para uma amostra genérica = 98,6%
2015	Lu, Zeng, Liu e Yi	-	Geral	RN e SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 99,2%

Nota: (a) ADLM – Análise Discriminante Linear Múltipla; ADNM – Análise Discriminante não Linear Múltipla; RN – Redes Neurais; RN (ID3) – Redes Neurais com *Identifier Dicotomizer 3*; RN (BP) – Redes Neurais com *Backpropagation*; RN (CP) – Redes Neurais com *Counterpropagation*; RN (RPA) – Redes Neurais com algoritmo de particionamento recursivo; SOFM – *Self Organizing Feature Map*; DEA – Análise por Envoltória de Dados; MRPC – Modelo de Risco Proporcional de Cox; MAD - Modelagem Árvore de Decisão; CUSUM - *Multivariate Cumulative Sum*; SVM – Support Vector Machine; DHM - Discrete-time Hazard Model; (b) Foi considerado o maior nível de eficiência encontrado nos modelos para prever 1 ano antes da falência.

Fonte: Dados da pesquisa.

3 Estudos brasileiros

No Brasil, os primeiros estudos de previsão de falência datam da segunda metade da década de 1970. O primeiro estudo que utilizou indicadores para prever falências de empresas brasileiras foi o de Kanitz (1974), que também utilizou a análise discriminante multivariada para criar um modelo com cinco fatores capazes de prever a falência de empresas brasileiras. Em seu estudo posterior, realizado com pequenas e médias empresas, Kanitz (1976) chegou à conclusão de que, no Brasil, a falência é mais provável de acontecer nas pequenas e médias empresas que nas grandes corporações. Assim como Altman (1968), cria uma escala variando de -7 a 7, o chamado termômetro da insolvência para as empresas brasileiras.

Outro estudo bastante citado é o de Elizabetsky (1976) que considera que o julgamento humano leva em conta aspectos irracionais para julgar se uma empresa está falindo ou não e assim conceder a ela crédito ou não. Devido à imprecisão humana, o autor sugeriu que fossem criados modelos matemáticos que tomassem essa decisão para o gestor de crédito. Assim, em 1976 o autor utilizando também a análise discriminante multivariada, analisando 110 empresas de confecção de vestuário, chegou a um modelo final com 28 indicadores capazes de prever até 100% das empresas insolventes. Acontece que nesse modelo, nada parcimonioso na medida em que são reduzidas as variáveis, a eficiência cai significativamente. Como cita o próprio autor, caso o modelo seja reduzido para os cinco indicadores mais relevantes, a eficiência do modelo cai para 74%.

Já Matias (1978) que analisou 100 empresas de diversos setores dividindo a amostra em 50 solventes e 50 insolventes chegando por meio da técnica de análise discriminante múltipla a seis indicadores capazes de prever, no geral, 74% do total de empresas da amostra.

Outro estudo bastante citado é o de Altman e outros (1979). Durante 1979, Bayida e Ribeiro, junto com Altman, colocaram o modelo *Z-Score* à prova durante a década de 1970 no Brasil, cuja economia na época era caracterizada por altas taxas de inflação. Para este estudo, que analisou o período 1973-1976, foi selecionada uma amostra de 23 empresas com problemas financeiros, cuja média do tamanho de ativos variava entre 30 e 40 milhões de dólares. Essas empresas tinham em comum que a maioria passou por problemas ocorridos nos últimos 30 meses antes de sua quebra (de janeiro de 1975 a junho de 1977). Não houve separação por setores, e a amostra incluía empresas tão diversas como os setores têxteis, mobiliário, papel e celulose, plásticos, metais e outros não especificados pelos autores. Posteriormente, as empresas foram comparadas com uma outra amostra de controle (35 empresas saudáveis), pelo que se conclui que o emparelhamento não foi homogêneo: 23 contra 35.

Com relação ao conjunto original de proporções, foram utilizados os mesmos 22 índices do primeiro estudo de Altman (1968), mas adaptados ao caso brasileiro como eles disseram, pois foram severamente modificados pelo ambiente macroeconômico e pelas diferenças entre as normas contábeis brasileiras e norte-americanas. Cita-se, por exemplo, a evolução do indicador Passivo Total/Patrimônio Líquido que aumentou de 80,5% para 110,5% de 1975 a 1979 e os ajustes contábeis que eram feitos nas demonstrações brasileiras em função da correção monetária.

Altman e outros (1979) concluíram que o modelo preditivo de Altman (1968), no caso das economias emergentes, teve problemas fundamentais em termos de qualidade e disponibilidade em obter bases de dados confiáveis. No caso específico do Brasil, desde 1965 já havia sido feito sérios esforços para criar instituições que monitorassem a razoabilidade dos dados financeiros. Segundo Altman e outros (1979), o problema do desenvolvimento de bases de dados, na América Latina, tem sido generalizado tanto no Brasil como em outros países do Caribe, cujas economias têm sido voláteis e mutáveis em sua superestrutura. Assim, para a praticidade em economias em desenvolvimento deveria se propor um novo *Z-Score*.

Nos estudos de Pereira da Silva (1982), além de desenvolver seu próprio modelo de falências utilizando indicadores e método estatístico da análise discriminante, esse autor testou e comparou o seu modelo com os de Kanitz (1974), Altman e outros (1979), Elizabetsky (1976) e Matias (1878) com os dados de sua amostra. Os resultados podem ser vistos na Tabela 1.

Tabela 1 - Comparativo de modelos de previsão de insolvência com base na análise discriminante

Modelo	% empresas solventes classificadas corretamente pelo modelo	% empresas insolventes classificadas corretamente pelo modelo
Kanitz (1974)	80%	68%
Altman (1979)	83%	77%
Elizabetsky (1976)	74%	63%
Matias (1978)	70%	77%
Pereira da Silva (1982)	90%	86%

Fonte: Pereira da Silva (1982).

Os testes do próprio Pereira da Silva (1982) mostram que seu modelo é mais eficiente que o dos demais, sendo capaz de prever situações de solvência/insolvência na maioria das empresas. Entretanto, como ressalta Pereira da Silva (1982), o uso da Análise Discriminante

na previsão de insolvência, por meio de demonstrações financeiras, tem levado a resultados não consistentes, ou seja, variando-se a amostra (como nos aconteceu diferentes estudos), chega-se a parâmetros (pesos) e variáveis (indicadores) completamente diferentes. Isso significa que os modelos ou têm vida curta ou variam muito de acordo com a amostra. Convém, portanto, usá-los com parcimônia e revisá-los anualmente.

Outros estudos brasileiros que merecem destaque são os conduzidos pela professora Silvia Casa Nova (KASSAI e ONUSIC, 2004; ONUSIC, HUMES, ALMEIDA e CASA NOVA, 2005; CASA NOVA e ONUSIC, 2005; ONUSIC e CASA NOVA, 2006) que se especializou em estudos de previsão de falências utilizando a técnica de Análise por Envoltória de Dados ou *Data Envelopment Analysis (DEA)*. Assim, introduz-se uma nova possibilidade metodológica de desenvolver modelos de previsão de falências, utilizando outra técnica que não a análise discriminante, *Logit* ou *Probit*, porém estudos com base em redes neurais (LACHTERMACHER e ESPENCHITT, 2001; HORTA e ALVES, 2008) são bem escassos.

Todos os estudos brasileiros pesquisados utilizam dados contábeis tradicionais. Esses estudos e os demais de menor relevância podem ser visualizados no Quadro 6.

Quadro 6 – Estudos brasileiros de previsão de falência

Ano	Nome do Autor	Qtde Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo ^a	Eficiência do modelo ^b
1974	Kanitz	5	Geral	ADLM	Falidas (74%)
1976	Kanitz	5	PME	ADLM	Falidas (78%)
1976	Elizabetsky	28	Confecções	ADLM	Falidas (100%)
1978	Matias	6	Geral	ADLM	Falidas (74%)
1979	Altman, Bayida e Ribeiro	5	Geral	ADLM	Falidas (88%)
1982	Pereira da Silva	6	Geral	ADLM	Falidas (88%)
1985	Bragança-Bragança	-	-	ADLM	-
1986	Kasznar	-	-	ADLM	-
1988	Nunes	5	Geral	ADLM	-
1996	Matias e Siqueira	5	Bancos não públicos	<i>Logit</i>	Falidas (87%); Saudáveis (95%)
1996	Santos	4	Geral	ADLM	
1997	Silva	6	Indústria e comércio de médio e grande porte	ADLM	Falidas (83% para empresas industriais e 72% para empresas comerciais); Saudáveis (90%)
1998	Minardi e Sanvincente	5	Geral	ADLM	Falidas (68,4%); Saudáveis (81,8%)
1999	Rocha	26	Bancos	MRPC	-
1999	Janot	3	Bancos	<i>Probit</i>	-

9		3		MRPC	-
2000	Scarpel	4	Geral	<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 87%
2000	Gomes	não se aplica	Geral	ADLM	Para uma amostra de empresas brasileiras falidas em 1997 conclui que os modelos de previsão brasileiros obtiveram os seguintes níveis de eficiência: Kanitz (10%), Elizabetsky (100%), Matias (80%), Altman (60%) e Pereira (40%)
2000	Almeida e Miglioni	3	Geral	DEA	Falidas (90%)
2001	Minussi, Damacena e Ness Jr	6	Indústrias	<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 94,9%
2001	Lachtermacher e Espenchitt	10	Construtoras do RJ	RN	Falidas (83,3%); Saudáveis (90%)
		10		ADLM	Falidas (75%); Saudáveis (85%)
2001	Gimenes e Uribe-Opazo	6	Cooperativas agrícolas e pecuárias	<i>Logit</i>	Falidas (50%); Saudáveis (96,16%)
		6		ADLM	Falidas (75%); Saudáveis (92,3%)
2002	Horta e Carvalho	7	Geral	ADLM e <i>Logit</i>	Falidas (76,2%); Saudáveis (94,5%)
2003	Martins e Galli	2	Geral	MRPC	Eficiência para uma amostra genérica = 92%
2004	Kassai e Onusic	-	Geral	DEA	Falidas (90%)
2004	Bressan, Braga e Bressan	4	Cooperativas de crédito rural de MG	MRPC	Não testou a eficiência do modelo
2004	Onusic, Humes, Almeida e Casa Nova	7	Geral	DEA	Falidas (68%); Saudáveis (62%)
		7		RN	Falidas (60%); Saudáveis (64%)
2004	Pereira e Ness Jr.	3 de 63	Empresas de Internet	<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 95,1%
2005	Casa Nova e Onusic	4	Geral	DEA	Eficiência para uma amostra genérica = 64,7%
		3		ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 68,4%
		5		<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 69,2%
2005	Tibério e Mendes	3	Micro e Pequenas empresas do DF	ADLM	Falidas (72,57%)
2006	Onusic e Casa Nova	3	Geral	DEA	Eficiência para uma amostra genérica = 76,7%
		3		<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 66,7%
		3		DEA e <i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 76,7%
2006	Corrêa, Costa e Matias	12	Pequenos bancos	<i>Logit</i>	Eficiência para uma amostra genérica = 77,3%
2006	Pandelo Jr	6	Instituições financeiras	ADLM	Falidas (992,86%); Saudáveis (88,2%)
2007	Pinheiro, Santos, Colauto e	-	Geral	ADLM	-

	Pinheiro				
2008	Santos	5	Médias empresas de diferentes setores	ADLM	Falidas (90%); Saudáveis (30%)
2008	Mendes e Ferreira	4	Micro e Pequenas empresas do DF	ADLM	Falidas (96,7%)
2008	Scarpel	3	Geral	SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 87,8%
2008	Horta e Alves	6	Empresas comerciais e industriais	Data mining e Logit	Falidas (86,9%)
		6		Data mining e RN	Falidas (92,26%)
2009	Guimarães e Alves	4	Operadoras de planos de saúde	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 71,6%
2011	Horta, Borges, Carvalho, e Alves	22	Geral	Data mining, MAD, Logit, SVM e MLP	Falidas (99,3%); Saudáveis (99,3%)
2011	Lemos e Soares	25	PME	AF e ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 96,15%
2013	Martins e Galli	32	Geral	MRPC	Eficiência para uma amostra genérica = 83%
2014	Fagundes Junior, Lima, Carvalho, Terra e Riscado	8	Geral	ADLM	Falidas (54,17%); Saudáveis (100%)
2014	Horta, Alves e Carvalho	8	Geral	Data mining e Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 91,8%
				Data mining e RN	Eficiência para uma amostra genérica = 93,98%
2014	Teixeira	10	Geral	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 85,9%
2015	de Vieira Mendes Frega e da Silva	5	Geral	ADLM	Falidas (90,5%); Saudáveis (81%)
				Logit	Falidas (75%); Saudáveis (91,67%)
2015	Hijazi, Damke & e Moreira	5	Geral	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 70%
2015	Horta, Alves, Carvalho e Jorge	26	Geral	Data mining e MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 93,45%
				Data mining e Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 89,88%
				Data mining e SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 97,02%
2015	Soares e Rebouças	13	Geral	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 92,21%
				MAD	Eficiência para uma amostra genérica =

					93,69%
				RN	Eficiência para uma amostra genérica = 99,06%

Nota: (a) ADLM – Análise Discriminante Linear Múltipla; RN – Redes Neurais; RN (ID3) – Redes Neurais com *Identifier Dicotomizer 3*; RN (BP) – Redes Neurais com *Backpropagation*; RN (CP) – Redes Neurais com *Counterpropagation*; SOFM – *Self Organazing Feature Map*, DEA – Análise por Envoltória de Dados; MRPC – Modelo de Risco Proporcional de Cox; MAD – Modelagem Árvore de Decisão; SVM – Support Vector Machine, MLP – Multilayerperceptron; (b) Foi considerado o maior nível de eficiência encontrado nos modelos para prever 1 ano antes da falência.

Fonte: Dados da pesquisa.

Pinheiro *et al.* (2007) testaram modelos de Kanitz (1978), Elizabetsky (1976), Altman, Baidya e Ribeiro (1979) e Silva (1982), Sanvicente e Minardi (1998) e Scarpel (2000), com o fim de verificar sua vigência na previsão de insolvência. O melhor resultado foi apresentado pelo modelo de Sanvicente e Minardi (1998) cujo acerto global foi de 79%. Os autores ressaltam a importância da atualização dos modelos, pois demonstraram perda de vigência dos coeficientes associados às variáveis e conseqüentemente o poder preditivo.

4 Os insumos dos modelos de previsão de falência: o uso de indicadores financeiros

As demonstrações financeiras são o principal local onde os estudos levantados coletam informações para prever falência. Os indicadores partem da ideia de comparação de magnitudes. Seu fundamento refere-se a que os dados isolados, que por si só representam alguma informação, adquirem, frequentemente, uma informação financeira ainda maior quando são combinados em um coeficiente. Assim, a razão ou relação entre duas magnitudes pode ser feita de duas maneiras: a) razão aritmética ou por diferença que consiste em demonstrar o quanto uma magnitude excede à outra; e b) razão geométrica ou por coeficiente que demonstra quantas vezes uma magnitude contém a outra (LAUZEL e CIBERT, 1989).

Os primeiros estudos referentes à utilização de indicadores financeiros, mesmo que de forma embrionária, foram feitos somente em 1919, com Alexander Wall. Ainda que, em 1908, um indicador de liquidez houvesse sido utilizado como medida de valor de crédito e citado na literatura especializada por Williams M. Rosendale, do Departamento de Crédito, na revista *Bankers Magazine* (GREMILLET, 1989). Entretanto, como aponta Gremillet (1989), foram os banqueiros norte-americanos que os utilizaram originalmente como técnica de gestão. Assim, o início da utilização de indicadores financeiros se reporta ao final do século XIX, como uma tentativa de os banqueiros norte-americanos avaliarem a situação financeira de liquidez das empresas antes da realização de um empréstimo.

Em 1915 O *Federal Reserve Board* obrigou as empresas que quisessem redescobrir seus títulos a apresentarem seus Balanços Patrimoniais, o que consagrou a utilização de demonstrações financeiras para concessão de crédito, e, a partir de então, ganhou aceitação dos banqueiros e das empresas. Depois da Depressão de 1929, a análise financeira, levada a cabo pelos banqueiros, se desenvolveu utilizando fundamentalmente os indicadores (GREMILLET, 1989).

Com base no levantamento realizado, foram extraídos os principais indicadores financeiros ou fatores que compõem os modelos de previsão de falências. A Tabela 2 mostra a forma de cálculo mais frequente desses indicadores.

Tabela 2 – Indicadores financeiros utilizados na previsão de falência

Indicadores Financeiros utilizados na previsão de falência	Frequência indicadores estudos internacionais	Frequência indicadores estudos nacionais	Total
Lucro Líquido / Total do Ativo	94	16	110
Ativo Circulante / Passivo Circulante	88	16	104
Capital de Giro / Total do Ativo	74	0	74
Lucros Acumulados / Total do Ativo	68	4	72
EBIT / Total do Ativo	54	0	54
Vendas / Total do Ativo	50	4	54
(Ativo Circulante - Estoques) / Passivo Circulante	46	6	52
Dívida Total / Total do Ativo	41	0	41
Ativos Circulantes / Total do Ativo	38	2	40
Lucro Líquido / Patrimônio Líquido	33	6	39
Caixa / Total do Ativo	25	6	31
Total do Passivo / Total do Ativo	27	0	27
Fluxo de Caixa Operacional / Total do Ativo	21	6	27
Valor de Mercado das Ações / Valor Contábil da Dívida Total	22	0	22
Passivo Circulante / Total do Ativo	17	4	21
Fluxo de Caixa Operacional / Total do Passivo	19	0	19
Lucro Líquido / Vendas	12	8	20
Dívida Total / Patrimônio Líquido	10	12	22
Fluxo de Caixa Operacional / Dívida Total	16	0	16
EBIT / Juros	14	4	18
Total do Passivo / Patrimônio Líquido	10	10	20
(Ativo Circulante - Estoques) / Total do Ativo	15	0	15
Estoques / Vendas	14	2	16
Vendas Líquidas / Total do Ativo	7	12	19
Ativos Circulantes / Vendas	14	0	14
Lucro Operacional / Total do Ativo	14	0	14
Fluxo de Caixa Operacional / Vendas	12	2	14
Patrimônio Líquido / Total do Ativo	10	6	16
Dívida de Longo Prazo / Total do Ativo	10	0	10
Capital de Giro / Total do Ativo	7	4	11
Caixa / Passivo Circulante	9	0	9
Fluxo de Caixa Operacional / Passivo Circulante	9	0	9
Capital de Giro / Vendas	9	0	9
Patrimônio Líquido / Total do Passivo	7	2	9
(Ativo Circulante - Estoques - Passivo Circulante) / Despesas Operacionais	7	0	7
Logaritmo do Total do Ativo	7	0	7
Capital de Giro / Patrimônio Líquido	6	2	8
Fluxo de Caixa (usando Lucro Líquido) / Total da Dívida	6	0	6
Fluxo de Caixa Operacional	6	0	6
Despesas Operacionais / Lucro Operacional	6	0	6
(Ativo Circulante - Estoques) / Vendas	6	0	6
Vendas / Estoques	6	0	6
Ativo Permanente / Patrimônio Líquido	0	6	6
Empréstimos / Ativo Circulante	0	4	4

Disponível / Ativo Permanente	0	4	4
Estoques / Ativo Total	0	4	4
(Reservas + Lucros Suspensos) / Total do Ativo	0	4	4
Empréstimos / Ativo Total	0	4	4
Custo de pessoal	0	4	4
Montante de captação de recursos	0	4	4
(Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo) / Dívida Total	0	2	2
(Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo) / Ativo Total	0	2	2
Empréstimos / Dívida Total	0	2	2
Passivo Circulante / Total do Passivo	0	2	2
(Ativo Circulante - Passivo Circulante) / Ativo Circulante	0	2	2
(Ativo Circulante - Passivo Circulante) / Ativo Total	0	2	2
Necessidade de Capital de Giro/Ativo Total	0	1	1
Passivo Não Circulante /Ativo Não Circulante	0	1	1
Tesouraria /Ativo Total	0	1	1
Tesouraria / Vendas	0	1	1

Fonte: Dados da pesquisa.

Os indicadores coletados dos modelos estão próximos daqueles relatados no levantamento realizado por Bellovary e outros (2007).

5 Discussão

Com base nesse levantamento, podem-se realizar algumas considerações sobre os estudos de previsão de falência quanto: (i) aos tipos de empresas analisadas; (ii) às técnicas estatísticas utilizadas; (iii) aos indicadores utilizados nos modelos; (iv) à capacidade preditiva dos modelos; e (v) às limitações dos modelos de previsão.

Quanto aos tipos de empresa analisadas, a maioria dos estudos selecionou grandes empresas industriais e de varejo, seguido por bancos e uma pequena parcela dos estudos dedicados às pequenas e médias empresas. Muitos trabalhos também não focam a análise em um setor, utilizando amostras formadas por empresas dos mais variados setores. Observa-se também que recentemente os modelos foram desenvolvidos para indústrias mais originais, como hotéis (GAO, 1999), empresas de informática (SHAH e MURTAZA, 2000), cassinos (PATTERSON, 2001) e empresas da Internet (WANG, 2004), cooperativas de crédito rural (BRESSAN E OUTROS, 2004) e operadoras de planos de saúde (GUIMARÃES e ALVES, 2009).

Dos estudos internacionais, a maioria deles desenvolveu modelos para as empresas inglesas e norte-americanas. No entanto, existem vários modelos desenvolvidos para empresas não anglo-saxônicas, como Japão, França e Alemanha. Há também modelos desenvolvidos para países em desenvolvimento como Austrália, Singapura, Grécia, Coreia, Bélgica, Finlândia, etc.

Quanto às técnicas estatísticas utilizadas desde 1968, os principais métodos que têm sido utilizados para o desenvolvimento do modelo são a Análise Discriminante Linear

Multivariada (ADLM), a análise *Logit*, a análise *Probit* e as Redes Neurais. Os primeiros modelos multivariados foram amplamente desenvolvidos utilizando ADLM. *Logit* e *Probit* são análises pouco menos utilizadas que começaram a aparecer no final dos anos 1970, mas não ultrapassam a ADLM em popularidade até o final de 1980. No final dos anos 1980, as redes neurais começaram a aparecer e, na década de 1990, tornou-se o principal método utilizado nos estudos.

Quanto ao número de indicadores considerados nos modelos, ele varia muito de estudo para estudo, com uma média de 12 indicadores por modelo. Dentre os principais fatores contidos nos modelos, o indicador financeiro mais comum a vários estudos é a relação do Lucro Líquido sobre Ativos Totais, utilizados 110 vezes nos estudos nacionais e internacionais.

Com relação à capacidade preditiva dos modelos, elas variam ao longo do tempo e de acordo com a técnica utilizada no modelo. Observa-se que o desenvolvimento dos modelos evoluiu a ponto de eles serem capazes de prever com a precisão máxima (100%), porém a extremidade inferior do intervalo caiu severamente de 79%, em 1960, para abaixo de 20%, em 1980. Esses resultados não sugerem que os modelos mais novos são mais promissores que os modelos mais velhos. Isso provavelmente explica a maior utilização de modelos baseado em inteligência artificial (redes neurais, árvore de decisão, SVM) em estudos mais recentes do que modelos baseados em métodos estatísticos (*Logit*, *Probit*, ADLM). Em numerosos estudos, a ADLM e os modelos de redes neurais forneceram as taxas de eficiência mais elevada. Esses resultados mostram que redes neurais e ADLM são os métodos mais promissores para os modelos de previsão de falências. No entanto, o método que teve a melhor faixa de precisão (71% a 100%) é a rede neural.

Uma área que parece ter pouca influência sobre as capacidades de previsão dos modelos é o número de indicadores considerados no modelo. Os modelos com eficiência de 100%, utilizaram entre dois e 211 indicadores. Modelos que consideraram apenas dois indicadores tiveram precisão preditiva que vão desde 86% a 100%. Modelos que consideraram um número bem maior de indicadores tinham precisão comparável. Portanto, maior número de indicadores financeiros não garante maior capacidade preditiva.

Concernente às limitações dos modelos de previsão de falências, podem ser destacados dois fatores: (a) a origem dos indicadores; e (b) as limitações inerentes aos métodos estatísticos.

Observou-se que a Contabilidade constitui a base de dados da maioria dos indicadores financeiros utilizados nos modelos de previsão de falência, em especial no Brasil. Alguns estudos como os de Casey (1980), Ohlson (1980) e Gombola e outros (1987), dentre outros, incluíram indicadores baseados no Fluxo de Caixa, mas estes são a minoria. Na contabilidade das empresas, é comum que se apresentem diversos graus de distorção devido ao registro a custo histórico e possibilidades de utilizar a permissividade normativa para contabilizar em causa própria, o que provoca na informação financeira perda de parte da sua utilidade (CALDERÓN e CHEH, 2002). Também outros problemas muito importantes, que são independentes do contexto interno da empresa, são originados pela excessiva heterogeneidade de terminologias e desacordos nas quantificações contábeis. Ambos os elementos constituem uma clara amostra da deficiência estrutural básica da teoria contábil, que impede, por sua vez, que a utilize como uma base de dados confiável para desenvolver indicadores eficientes. Assim, os usuários da informação financeira sentem cada vez mais a necessidade de lidar com

cifras e classificações instáveis e ambíguas em sua interpretação (CALDERÓN e CHEH, 2002).

Assim, muitos desses trabalhos, como aponta Rey (2003), devem ser analisados com precaução. Isso acontece porque, segundo esse autor, os testes de eficiência dos modelos estão sobrevalorizados uma vez que, no longo prazo, a significância dos testes estatísticos parece ser muito baixa, descartando a hipótese de que seria possível prever futuras falências com indicadores passados. Segundo Rey (2003), grande parte desses estudos utilizam indicadores sujeitos a um grau de variabilidade de manipulação importante nas demonstrações financeiras e, em específico, naquelas contas que formam parte de alguns dos indicadores com maior capacidade preditiva. Esse problema é ainda maior nos estudos de países subdesenvolvidos e aplicados a amostras de pequenas e médias empresas cujas regulamentações normativas são mais permissivas ao uso da contabilidade criativa.

Um segundo ponto, mesmo que o pesquisador tenha certeza de estar isento dos problemas colocados no parágrafo acima, fica refém das limitações inerentes aos métodos estatísticos. Ao utilizar modelos que utilizam dados passados para prever situações futuras já incorre em uma limitação, nem sempre comentada pelos autores dos modelos, de que o futuro não é uma mera repetição do passado ou que conhecer o passado não garante acertar o que ocorrerá daqui um, dois ou três anos à frente. Nesse ponto, os modelos baseados em redes neurais parecem obter vantagem sobre as demais técnicas estatísticas, uma vez que o modelo “aprende” com os novos cenários e se modifica à medida que ele é atualizado com os dados mais recentes. Contudo, mesmo sendo dados mais recentes, estes ainda se constituem dados passados (DAUBIE e MESKENS, 2002; KUMAR e RAVI, 2007).

6 Considerações Finais

Desde 1930, os avanços na área de Contabilidade/Finanças e tecnologia têm alterado o rumo das pesquisas em previsão de falências. No transcorrer desses avanços, uma panaceia de tipos e quantidades de modelos e indicadores financeiros foram utilizados nos trabalhos de previsão de falência no Brasil e no mundo, analisando-se empresas de diferentes países, setores e épocas.

Realizou-se então uma revisão abrangente dos principais estudos publicados no Brasil e no mundo abordando os indicadores financeiros e métodos utilizados na criação de modelos de previsão de falências a partir de 1930 até 2015. O levantamento selecionou, nos principais periódicos e eventos nacionais e publicações internacionais, 48 artigos nacionais e 179 internacionais, totalizando 227 artigos. Outros trabalhos de levantamento sobre o tema também foram consultados e ajudaram na elaboração desta pesquisa, fornecendo bases de comparação e ideias para análise dos estudos.

Os estudos de previsão de falência foram agrupados em cinco fases distintas de acordo com suas características, a saber: (i) análise financeira comparativa de indicadores sem modelos estatísticos para prever falências; (ii) estudos de modelos univariados baseados em indicadores contábeis tradicionais; (iii) estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais; (iv) estudos de modelos multivariados baseados no fluxo de caixa; e (v) estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração e uso de indicadores financeiros contábeis e não contábeis. Com base no levantamento realizado, foram extraídos os principais indicadores financeiros ou fatores que compunham os modelos, dentre os quais o indicador mais utilizado pelos autores em seus

modelos foi o Lucro Líquido/Total do Ativo, citado em 110 estudos nacionais e internacionais.

Quadros comparativos que, com os trabalhos de cada fase, foram elaborados considerando (i) os tipos de empresas analisadas; (ii) as técnicas estatísticas utilizadas; (iii) os indicadores utilizados nos modelos; e (iv) a capacidade preditiva dos modelos.

Observou-se genericamente que a maioria das empresas analisadas são empresas industriais e varejistas e que grande parte dos estudos não separa as empresas por tamanho ou setores. A técnica estatística mais utilizada é a análise discriminante múltipla. Nos últimos anos, tem crescido a utilização das redes neurais pelos pesquisadores. A quantidade de indicadores utilizadas nos modelos varia muito entre os estudos, mantendo uma média de oito indicadores. Muitos modelos conseguem atingir uma capacidade preditiva elevada, alguns chegando a 100%, mas algumas limitações advindas dos dados utilizados e da utilização de modelos sugerem que estejam subestimados.

Assim, nessas oito décadas de estudos sobre indicadores, foi demonstrada a complexidade de se lidar com tal tema. Acrescenta-se ainda que, nos últimos tempos, de 1990 até os dias de hoje, essa área de pesquisa não sofreu nenhum acréscimo significativo além do que já foi exposto, apesar das publicações que são escritas diariamente sobre o tema.

Como sugestões para trabalhos futuros, a maioria dos autores pesquisados acredita que o foco deve ser sobre a utilização de previsão de falências dos modelos existentes, em oposição ao desenvolvimento de novos modelos. Existem mais de 200 modelos disponíveis, muitos dos quais têm sido demonstrados que têm alta capacidade preditiva. Pesquisas futuras devem considerar como esses modelos podem ser aplicados e, se necessário, refinados. Os pesquisadores da área devem considerar o fato de que um grande número de fatores não necessariamente aumenta a eficiência do modelo. Por último, os estudiosos devem tentar adicionar mais informações não contábeis aos seus modelos, podendo usar informações de mercado como preço da ação, risco, volatilidade do preço da ação ou estratégicas como capacidade de inovação da empresa, *market share*, dentre outros. Por fim, seria interessante analisar se tais modelos conseguiram prever a falência de empresas na crise de 2008 e, se após esse marco, os modelos tiveram alterações/inclusões de variáveis preditoras macroeconômicas.

Referências

ALTMAN, E. I. Financial Ratios, Discriminate Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. **The Journal of Finance**, p. 589-609, 1968.

ALTMAN, E. I.; BAYIDA, T.; RIBEIRO, L. M. D. Assessing Potential Financial Problems for Firms in Brazil. **Journal of International Business Studies**, p. 9-24, 1979.

ALTMAN, E. I.; HALDEMAN, R.; NARAYANAN, P. Zeta Analysis. **Journal of Banking and Finance**, junho, p. 29-54, 1977.

ALTMAN, E. I.; HARTZELL, J.; PECK, M. **Emerging Markets Corporate Bonds: A Scoring System**. New York: Salomon Brothers Inc, 1995.

AZIS, A.; LAWSON, G. L. Cash flow Reporting and Financial Distress Models: Testing of Hypotheses. **Financial Management**, p. 55-63, 1989.

BEAVER, W. Alternative accounting measures as predictors of failure. **The Accounting Review**, p. 112-122, 1968.

ANANDARAJAN, M.; LEE, P.; ANANDARAJAN A. **Bankruptcy predication using neural networks**. Article in Business Intelligence Techniques: A Perspective from Accounting and Finance, Germany: Springer-Verlag, 2004.

BEAVER, W. Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting: Selected Studies. **Supplement to Journal of Accounting Research**, p. 71-111, 1966.

BELLOVARY, J.; GIACOMINO, D.; AKERS, M. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to present. **Journal of Financial Education**, Volume 33, 2007.

BLUM, M. Failing company discriminant analysis. **Journal of Accounting Research**, p. 1-25, 1974.

BRESSAN, V. G. F.; BRAGA, M. J.; BRESSAN, A. A. Análise do risco de insolvência pelo modelo de Cox: uma aplicação nas cooperativas de crédito rural do Estado de Minas Gerais. **Revista de Administração de Empresas**, vol. 44, edição especial Minas Gerais, 2004.

BUREAU OF BUSINESS RESEARCH. A Test Analysis of Unsuccessful Industrial Companies. **Bulletin No. 31**. Urbana: University of Illinois Press, 1930.

CALDERON, T.G.; CHEH, J. J. A Roadmap for future neural networks research in auditing and risk assessment, **International Journal of Accounting Information Systems** 3, p. 203-236, 2002.

CASEY, C.; BARTCZAK, N. Using Operating Cash Flow to Predict Financial Distress: Some Extensions, **Journal of Accounting Research** 23, p. 384-401, 1985.

CASEY, C. **The Usefulness of Accounting Ratios for Subjects' Predictions of Corporate Failure: Replication and Extensions**. *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 2, Autumn, p. 603-613, 1980.

CHUDSON, W. **The Pattern of Corporate Financial Structure**. New York: National Bureau of Economic Research, 1945.

DAMBOLENA, I. G.; SHULMAN, J. M. A primary rule for detecting bankruptcy: watch the cash. **Financial Analysis Journal**, p. 74-78, 1988.

DEAKIN, E. B. A discriminant analysis of predictors of business failure. **Journal of Accounting Research**, p. 167-179, 1972.

DAUBIE, M.; MESKENS, N. Business failure prediction: A review and analysis of the literature. **Working Paper**, Department of Productions and Operations Management, Catholic University of Mons, Belgium, p. 1-15, 2002.

DIMITRAS, A. I.; ZANAKIS, S. H.; ZOPOUNIDIS, C. A survey of Business Failures with an Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications, **European Journal of Operational Research**, n. 90, p. 487-513. 1996.

EDMISTER, R. O. An empirical test of financial ratio. Analysis for small business failure prediction. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, p. 1477-1493, 1972.

EL HENNAWY, R.; MORRIS, R. The significance of base year in developing failure prediction models. **Journal of Business Finance & Accounting**, p. 209-223, 1983.

ELIZABETSKY, R. **Um modelo matemático para a decisão no banco comercial**. Trabalho de formatura – Departamento de Engenharia de Produção, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo: POLI – USP, 1976.

FITZPATRICK, P. A. **A Comparison of the Ratios of the Successful Industrial Enterprises with those of Failed Companies**. The Accountants Publishing Company, 1932.

GAMBOLA, M.; HASKINGS, M.; KETZ, E.; DAVID, W. Cash flow in bankruptcy prediction. **The Accounting Review**, January, p.105-114, 1987.

GAO, L. Study of business failure in the hospitality industry from both micro economic and macroeconomic perspectives. **Tese de Pós-Doutoramento**, University of Nevada-Las Vegas, 1999.

GENTRY, J. A.; NEWBOLD, P.; WHITFORD, D. T. Predicting bankruptcy: If cash flow's not the bottom line, what is?. **Financial Analysis Journal**, September-October, p. 47-56, 1985a.

GENTRY, J.A.; NEWBOLD, P.; WHITFORD, D. T. Classifying bankrupt firms with funds flow components. **Journal of Accounting Research**, Spring, p. 146-160, 1985b.

GOMBOLA, M.; HASKINS, M.; KETZ J.; WILLIAMS, D. Cash flow in bankruptcy prediction. **Financial Management** 16(4): p. 55-65, 1987.

GREMILLET, A. **Los ratios y su utilización**. Madrid: Pirámide, 1989.

GUIMARÃES, A. L de; ALVES, W. de O. Um modelo de regressão logística para a previsão de insolvência de operadoras de planos de saúde. **Revista de Administração de Empresas**, n. 4, v. 49, 2009.

JACKENDOFF, N. **A Study of Published Industry Financial and Operating Ratios**. Philadelphia: Temple University, Bureau of Economic and Business Research, 1962.

KANITZ, S. C. **Como prever falências**. São Paulo: McGraw-Hill, 1976.

KANITZ, S. C. **Como prever falências**. São Paulo: Abril, 1974.

KARELS, G.; PRAKASH, A. Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy. **Journal of Business Finance & Accounting** 14(4): p. 573-593, 1987.

KASSAI, S. P. C.; ONUSIC, L. M. Modelos de Previsão de Insolvência utilizando a Análise por Envoltória de Dados: aplicação a empresas brasileiras. **Congresso USP de Contabilidade**, 2004.

KUMAR, P. R.; RAVI, V. Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review. **European Journal of Operational Research** 180 p. 1-28, 2007.

LAUZEL, P.; CIBERT, A. **De los ratios al cuadro de mando**. Madrid: Ariel, 1989.

LIBBY, R. Accounting ratios and the prediction of failure: Some behavioral evidence. **Journal of Accounting Research**, Spring, p. 150-161, 1975.

LIZARRAGA, D. F. Modelos multivariantes de previsión del fracaso empresarial: Una aplicación a la realidad de la información contable española. **Tese de doutoramento**, Universidad Pública de Navarra, p. 432, 1996.

LYANDRES, E.; ZHDANOV, A. Investment opportunities and bankruptcy prediction. **Journal of Financial Markets**, v. 16, n. 3, p. 439-476, 2013.

MATIAS, A. B. **Contribuição às técnicas de análise financeira**: um modelo de concessão de crédito. Trabalho de Formatura – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo: FEA – USP, 1978.

MENSAH, Y. M. **An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study**. *Journal of Accounting Research*, Vol. 22, No. 1, Spring, p. 380-395, 1983.

MERWIN, C. L. Financing Small Corporations in Five Manufacturing Industries, 1926–1936, **National Bureau of Economic Research**, vol. 22, 1942.

O'LEARY, D. E. Using neural network to predict corporate failure, **International Journal of Intelligent Systems in Accounting Finance and Management** 7, p. 187-197, 1998.

OHLSON, J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, **Journal of Accounting Research**, spring, p. 109-131, 1980.

ONUSIC, L. M.; CASA NOVA, S. P. C. A Utilização Conjunta das Técnicas Análise por Envoltória de Dados e Regressão Logística no Estudo de Insolvência de Empresas: Um Estudo Exploratório. **30º Encontro da ANPAD**, 2006.

ONUSIC, L. M.; CASA NOVA, S. P. C. Utilização de DEA na análise de insolvência: comparação com análise discriminante e análise de regressão logística. **Consejo Latinoamericano de Escuela de Administración CLADEA**, 2005.

ONUSIC, L. M.; HUMES, L. L.; CASA NOVA, S. P. C. Estudo Exploratório Utilizando As Técnicas de Análise por Envoltória de Dados e Redes Neurais Artificiais na Previsão de Insolvência de Empresas. **Consejo Latinoamericano de Escuela de Administración CLADEA**, 2005.

PATTERSON, D. Bankruptcy prediction: A model for the casino industry. **Tese de Pós-Doutoramento**, University of Nevada-Las Vegas, 2001.

PEEL, M.J.; PEEL, D. A. Some further empirical evidence on predicting private company failure. **Accounting and Business Research**, vol. 18, n. 69, p. 57-66, 1987.

PEREIRA DA SILVA, José. **Administração de crédito e previsão de insolvência**. São Paulo: Atlas, 1982.

PINHEIRO, L. E. T.; SANTOS, C. P.; COLAUTO, R. D.; PINHEIRO, J. L. Validação de Modelos Brasileiro de Previsão de Insolvência. **Contabilidade Vista & Revista** [online], 2007.

RAMSER, J. R.; FOSTER, L. O. A Demonstration of Ratios Analysis. **Bureau of Business Research**, University of Illinois, Bulletin n. 40, 1931

REY, D. Stock Market Predictability: Is it There? A Critical Review. **Work paper**, University of Basel, WWZ/Department of Finance, 2003.

ROSE, P.; GIROUX, G. A. Predicting corporate bankruptcy: An analytical and empirical evaluation. **Review of Business and Economic Research**, Spring, p. 1-12, 1984.

SCOTT, W. R. **Financial Accounting Theory**. Prentice Hall: New Jersey, 1981.

SHAH, J.; MURTAZA, M. A neural network based clustering procedure for bankruptcy prediction. **American Business Review** 18(2): p. 80-86, 2000.

TAKAHASHI, K.; KUROKAWA, Y. Corporate bankruptcy prediction in Japan, **Journal of Banking and Finance**, 8, 1985, p. 230-247.

TAY, F. E. H.; SHEN, L. Economic and financial prediction using rough set model, **European Journal of Operational Research** 141, p. 641-659, 2002.

TINOCO, M. H.; WILSON, N. Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. **International Review of Financial Analysis**, v. 30, p. 394-419, 2013.

WANG, B. Strategy changes and internet firm survival. **Tese de Doutorado**, University of Minnesota, 2004.

WINAKOR, A.; SMITH, R. Changes in financial structure of unsuccessful industrial companies. **Bureau of Business Research**, Bulletin 51, University of Illinois, 1935.

WU, Y.; GAUNT, C.; GRAY, S. A comparison of alternative bankruptcy prediction models. **Journal of Contemporary Accounting & Economics** 6, p. 34-45, 2010.

ZAVGREN, C. V. Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: A logistic analysis. **Journal of Business, Finance and Accounting**, Spring, p. 19-45, 1985.