



Revista ADM.MADE

Revista do Mestrado em Administração e
Desenvolvimento Empresarial - Universidade
Estácio de Sá

Revista ADM.MADE, Rio de Janeiro, ano 14, v.18, n.3, p.40-61, setembro/dezembro, 2014

Revista do Mestrado em Administração e Desenvolvimento Empresarial da Universidade
Estácio de Sá – Rio de Janeiro (MADE/UNESA). ISSN: 2237-5139

Conteúdo publicado de acesso livre e irrestrito, sob licença Creative Commons 3.0.

Editores responsáveis: Marco Aurélio Carino Bouzada e Isabel de Sá Affonso da Costa

Organizador do número temático: Antonio Carlos Magalhães da Silva (MADE/UNESA)

Avaliação do Desempenho de Técnicas de Classificação Aplicadas à Previsão de Insolvência de Empresas de Capital Aberto Brasileiras

Rômulo Alves Soares¹

Sílvia Maria Dias Pedro Rebouças²

Artigo recebido em 17/11/2014 e aprovado em 09/02/2015. Artigo avaliado em *double blind review*.

¹ Mestrando do Programa de Pós-Graduação em Administração e Controladoria da UFC (PPAC/UFC). Universidade Federal do Ceará. Endereço: Rua Marechal Deodoro, 400, Benfica – Fortaleza, CE. CEP 60020-181. Email: romuloalves61@gmail.com.

² Doutora em Estatística e Investigação Operacional pela Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa. Professora do Programa de Pós-Graduação em Administração e Controladoria da UFC (PPAC/UFC). Universidade Federal do Ceará. Endereço: Rua Marechal Deodoro, 400, Benfica – Fortaleza, CE. CEP 60020-181. E-mail: smdpdro@gmail.com.

Avaliação do Desempenho de Técnicas de Classificação Aplicadas à Previsão de Insolvência de Empresas de Capital Aberto Brasileiras

O objetivo deste estudo é avaliar o desempenho de técnicas de classificação aplicadas à previsão de insolvência de empresas brasileiras de capital aberto. Para esse fim, foram utilizadas informações contábeis dessas empresas, compondo amostra com 87 companhias, sendo 21 delas insolventes e 66 solventes, compreendendo período de análise de 2002 a 2012. A comparação dos modelos foi feita por meio da área abaixo da curva ROC. Para a execução do objetivo geral, buscou-se, secundariamente, aplicar técnicas de classificação para a construção de modelos para empresas da amostra, além de observar quais indicadores foram os mais significantes para a análise. As técnicas utilizadas foram Análise Discriminante Linear, Regressão Logística, Árvores de Classificação e Redes Neurais Artificiais. Os resultados obtidos, para as cinco técnicas empregadas, mostram bom desempenho para todas elas. O modelo com melhor performance foi o de Redes Neurais Artificiais. Como indicadores mais significantes para a classificação, foram considerados a relação entre o Patrimônio Líquido e o Capital de Terceiros, e o LAJIR sobre o Capital de Terceiros.

Palavras-chave: Previsão de insolvência; Técnicas de Classificação; Avaliação de desempenho.

Keywords: Insolvency prediction; Classification Techniques; Performance evaluation.

Performance Evaluation of Classification Techniques Applied To Insolvency Prediction of Brazilian Public Traded Firms

This study aims to evaluate the performance of classification techniques applied to insolvency prediction of Brazilian public traded firms. In order to attain this objective, accounting information of these firms were used, totalizing a sample of 87 companies, 21 with financial distress and 66 healthy companies, covering a period from 2002 to 2012. The comparison of models was made using the area under the ROC curve. To achieve the main objective, it was sought, secondarily, to apply the classification techniques in order to build models for the firms in the sample, and also observe which accounting ratios were more significant to the analysis. The techniques used in this study were Linear Discriminant Analysis, Logistic Regression, Classification and Regression Trees and Artificial Neural Networks. The results show that all four techniques were able to achieve a good performance, and the Neural Network-based model showed the best performance. The most significant indicators to the classification were the ratio between Total Equity and the Total Debt, and the ratio between EBIT and Total Debt.

1. Introdução

A previsão de insolvência constitui uma ferramenta importante para o desenvolvimento econômico. Gestores de uma firma, por exemplo, podem usar esse tipo de informação para mudar decisões acerca do futuro de sua empresa, já que o processo de deterioração financeira ocorre, em geral, de maneira progressiva.

Uma das aplicações mais conhecidas da previsão de insolvência é auxiliar na redução do risco de crédito. Segundo Caouette *et al.* (2008), sempre que um indivíduo faz uso de um produto ou de um serviço sem que haja o pagamento imediato por ele, é possível identificar

elementos relacionados ao risco de crédito. Quando uma compra a prazo é realizada, a empresa que cede o produto está sendo exposta ao risco de não receber o valor devido. Ou, ainda, empresas que fornecem serviços básicos de maneira contínua, como distribuição de água e de energia elétrica, também se expõem ao risco de crédito, já que o pagamento pelos serviços prestados só é efetuado ao final de um período determinado, normalmente mensal. Assim, o risco de crédito é, em outras palavras, a possibilidade de que um credor sofra uma perda em razão do não cumprimento de obrigações assumidas por terceiros.

No mercado financeiro, muitas transações envolvem a disponibilidade de recursos para tomadores, seja em forma de empréstimo ou de financiamento, mediante o comprometimento de pagamento em data posterior. Com isso, é natural que bancos e outras instituições que forneçam crédito, ou mesmo investidores, busquem formas de otimizar a utilidade dos recursos repassados às empresas tomadoras de recursos, reduzindo ao máximo o risco de crédito.

Nesse sentido, a capacidade de prever insolvência tem papel fundamental. Do ponto de vista econômico, diz-se que uma companhia está insolvente quando o total de seu passivo é superior ao seu ativo, ou seja, quando ela não pode pagar todas as dívidas assumidas mesmo com a liquidez total de seus bens e direitos. Por isso, estabelecer com antecedência quais empresas apresentam propensão à insolvência e quais são financeiramente saudáveis, é de vital importância para credores e para investidores.

Para ilustrar isso, analisa-se o caso das Lojas Arapuã, grupo empresarial que, durante a década de 1990, chegou a ser o maior varejista de eletrodomésticos no Brasil, tendo sido eleita, na edição de julho de 1997 da revista Exame Melhores e Maiores, como a melhor empresa de comércio varejista do ano anterior. No entanto, já em 1998, as Lojas Arapuã viram-se forçadas a pedir concordata por conta de dificuldades financeiras, o que gerou imbróglio judicial entre ela e parte de seus credores e fornecedores, ainda não resolvido até hoje.

A utilização de técnicas de análise multivariada, trazidas para a problemática da previsão de insolvência por Altman (1968), é a principal corrente metodológica no que diz respeito a esse campo de estudos. Diversas técnicas de classificação têm sido empregadas com o intuito de construir modelos capazes de prever, com eficiência, a entrada em estado de insolvência de empresas.

Engelmann, Hayden e Tasche (2003), baseados em orientações emitidas pelo Basel Committee on Banking Supervision, em 2000 e em 2001, afirmam que a modelagem de risco de crédito muito se desenvolveu com o passar dos anos, e que o desenvolvimento de estatísticas confiáveis para a avaliação desses modelos adquire importância, uma vez que modelos de baixa qualidade podem levar a uma alocação de capital subótima.

Assim, este trabalho apresenta, como questão de pesquisa: qual o nível de desempenho das técnicas estatísticas mais comumente utilizadas na previsão de insolvência de empresas brasileiras de capital aberto com base em indicadores contábeis?

Dessa forma, o objetivo geral desse trabalho é avaliar o desempenho de técnicas estatísticas de classificação empregadas na problemática da previsão de insolvência.

Especificamente, esse estudo se propõe a: i) aplicar técnicas de classificação para modelagem de insolvência de empresas brasileiras; e ii) identificar os indicadores contábeis mais importantes para a diferenciação de empresas segundo sua situação financeira.

Com base na literatura pesquisada, formula-se a hipótese de que técnicas de classificação empregadas na previsão de insolvência apresentam, em geral, bom desempenho (BRITO; ASSAF NETO, 2008; BRITO; ASSAF NETO; CORRAR, 2009; BRESSAN *et al.*, 2011; JACKSON; WOOD, 2013).

O evento estudado foi a entrada em estado de insolvência, e o seu início foi definido como a data em que uma empresa tenha feito pedido formal de concordata ou de recuperação judicial. A amostra final contou com 21 empresas insolventes, e 66 empresas solventes escolhidas conforme a distribuição setorial do primeiro grupo. O período analisado compreende os anos de 2002 a 2012. A coleta dos dados foi realizada no *software* Economática, do qual foram obtidas informações contábeis do ano imediatamente anterior à ocorrência do evento para empresas insolventes e para as demais emparelhadas. As técnicas empregadas para classificação são: análise discriminante (LDA), regressão logística (RL), árvores de classificação e regressão (CART) e redes neurais artificiais (ANN). Para a comparação das técnicas foram empregadas as curvas ROC - sigla que em inglês significa *receiver operating characteristic curves* - e estatísticas dela derivadas.

O presente estudo visa contribuir com a discussão sobre o tema ao adicionar mais evidências empíricas em aspectos diferenciados da previsão de insolvência. Apresenta, ainda, uma metodologia pouco explorada, em especial no Brasil, para a avaliação do desempenho de modelos de risco de crédito.

2. Referencial Teórico

2.1 Insolvência de empresas

O conceito de insolvência não é definido de maneira precisa. Há uma grande variedade de eventos que podem caracterizar, seja de maneira isolada ou em conjunto, o estado de insolvência em uma empresa. Ross, Westerfield e Jaffe (2009) listam alguns sintomas da insolvência: i) redução de dividendos; ii) fechamento de unidades; iii) prejuízos; iv) dispensa de funcionários; v) renúncia de presidentes; vi) quedas substanciais do preço da ação.

Insolvência, do ponto de vista empresarial, pode ser entendida de diversas maneiras. Chung, Tan e Holdsworth (2008) citam dois conceitos para insolvência. O primeiro deles está ligado ao fluxo de caixa, e diz que uma companhia que não pode pagar suas dívidas antes do vencimento é considerada insolvente. Essa situação, no entanto, pode ser fruto da incapacidade da empresa de realizar seus ativos antes dos vencimentos dos débitos, e não necessariamente da insuficiência deles. Isso abre margem para outra definição de insolvência dada pelos autores, ligada ao balanço, na qual uma empresa é considerada insolvente se o total do passivo exceder o total do ativo, mesmo que a companhia possa honrar os seus compromissos de curto prazo.

Em seu estudo, Altman (1968) considerou insolventes as empresas que fizeram pedido de concordata segundo a legislação americana. A Constituição dos Estados Unidos define como insolvente uma entidade cujo total de dívidas exceda a soma de seus direitos, considerados em valor justo, ou que não tenham capacidade de quitar as suas obrigações, na medida em que elas passem a ser exigíveis.

No Brasil, o primeiro dispositivo legal que criava instrumentos jurídicos para o enfrentamento de dificuldades financeiras de empresas foi o Decreto Lei nº 7.665/1945, a Lei de Falências e Concordatas. A concordata era definida como uma ação na qual uma empresa devedora poderia renegociar os prazos de vencimento de dívidas ou reemitir débitos, objetivando a solução do seu passivo quirografário, e, conseqüentemente, evitar ou suspender o processo de falência, em caso de concordata preventiva ou suspensiva.

Em 2005, com o surgimento da Lei nº 11.101 de Recuperação de Empresas e Falências, a concordata foi substituída pela recuperação judicial. A concordata definida pela lei anterior possuía conotação de favorecimento legal, uma vez que era concedida por um juiz que julgasse que a empresa devedora agia de boa-fé, independente da concordância ou não dos credores.

A recuperação judicial, por sua vez, assume caráter contratual, já que, para que possa ser efetivada, é necessário que 3/5 dos credores a aprovem, o que torna o seu cumprimento obrigatório para todas as partes. Ela só pode ser iniciada antes do processo de falência, diferentemente da concordata, que também poderia ser iniciada durante a falência, tendo efeito suspensivo. A recuperação judicial não pode ser requerida por empresas públicas, nem por sociedades de economia mista, por instituições financeiras, por cooperativas de crédito, por consórcios, por entidades de previdência complementar, por planos assistenciais de saúde, por sociedades securitárias, e nem por sociedades de capitalização (CLARO, 2008).

A nova lei também mudou o entendimento sobre falência. Antigamente sua finalidade era fazer com que uma empresa pagasse o que era devido aos seus credores, ou o que fosse possível ser liquidado. Com a mudança, a falência passou a ser vista como o processo de retirada de empresas irrecuperáveis do mercado. Somente após a retirada da empresa é que haverá preocupação com a quitação das dívidas, o que passou a denominar-se judicialmente de liquidação.

Estudos de previsão de insolvência que utilizam empresas brasileiras costumam definir, como evento, a entrada em concordata, a recuperação judicial ou a falência. Isso pode ser visto, por exemplo, em Altman, Baydia e Dias (1979) e em Horta (2010).

Existem também aqueles que, por utilizarem uma base de dados de bancos ou outras instituições interessadas nesse tipo de estudo, utilizam uma classificação prévia de empresas solventes e insolventes realizada por essas instituições. É o caso, por exemplo, do trabalho de Elizabetsky (1976), que utilizou dados de empresas clientes do Banco Comercial.

Na bibliografia pesquisada, ainda encontraram-se estudos publicados no Brasil - como é o caso de Sanvicente e Minardi (1998) - que consideram, como data de entrada em

insolvência, o dia em que as ações de determinada empresa passaram a ser negociadas como concordatárias na Bolsa de Valores de São Paulo.

2.2 Estudos sobre previsão de insolvência

Fitzpatrick (1932) comparou 13 indicadores de 20 empresas falidas com os de 20 não-falidas, emparelhadas de acordo com o setor econômico. Chegou à conclusão de que, na maioria dos casos, empresas bem sucedidas apresentavam indicadores superiores aos de empresas que vieram a falir.

Também identificou cinco estágios que antecedem a falência: i) incubação, quando os problemas financeiros começam a surgir; ii) constrangimento financeiro, estágio no qual a administração toma ciência das dificuldades da empresa; iii) insolvência financeira, quando a firma é incapaz de adquirir recursos suficientes para cobrir suas obrigações; iv) insolvência geral, que ocorre quando o total do passivo excede o ativo; e v) insolvência legal, quando há procedimentos legais que buscam proteger os credores da empresa ou quando ocorre a sua liquidação.

Beaver (1966) levou o estudo da previsão de insolvência para um novo estágio. Ele utilizou os dados de empresas industriais dos EUA que faliram entre os anos de 1954 e 1964, emparelhadas, por setor e tamanho do ativo, com empresas economicamente saudáveis do mesmo período. Foram considerados no estudo os cinco anos que antecederam o pedido formal de falência. A amostra inicial contava com 158 empresas, porém, devido à indisponibilidade dos dados ao longo dos cinco anos, essa quantidade diminuiu gradualmente, chegando a 117 no quinto ano que antecedeu a falência.

Com base nas demonstrações financeiras destas empresas, Beaver (1966) montou 30 índices, divididos em seis grupos. Ele fez, inicialmente, uma análise de perfil e concluiu que os índices das empresas falidas se deterioraram com muito mais rapidez do que os das empresas que permaneceram saudáveis. Posteriormente, o autor testou a habilidade preditiva de cada um dos indicadores, montando modelos com cada um deles. Ao concluir o seu trabalho, ele sugeriu que estudos posteriores utilizassem vários indicadores simultaneamente na construção dos modelos, o que acabaria por determinar a tendência dos trabalhos vindouros acerca da previsão de insolvência.

O primeiro estudo que utilizou alguma forma de análise multivariada para fins de previsão de insolvência foi o de Altman (1968). A técnica escolhida foi a Análise Discriminante Linear (LDA). Naquela época, havia predominância da Análise de Regressão Múltipla na área financeira, porém Altman julgou a LDA mais apropriada para o estudo ao qual se propusera, no qual utilizou amostra de 66 empresas, sendo 33 em cada grupo. As empresas consideradas insolventes no estudo foram aquelas que fizeram pedido judicial de concordata de acordo com a lei americana, entre os anos de 1946 e 1965, todas do setor industrial. As empresas solventes foram escolhidas de maneira pareada às insolventes, levando em conta o ramo de atuação, e tamanho do ativo que não extrapolasse os limites do primeiro grupo, que ficara US\$ 0,7 milhão e US\$ 25,9 milhões.

O modelo proposto por Altman (1968) obteve precisão geral de 95,45% para um ano antes do evento da concordata e de 83,08% para dois anos. O autor também faz uma diferenciação entre os tipos de erro do modelo. Ele chama de Erro Tipo I aquele em que uma empresa insolvente é classificada como solvente, enquanto o Erro Tipo II é a classificação de uma empresa solvente como insolvente. A literatura sugere que o primeiro tipo de erro é mais preocupante do que o segundo, uma vez que, para um credor, é mais prejudicial perder o investimento feito em uma empresa que venha a quebrar, do que o custo de oportunidade de deixar de investir em uma empresa saudável (CAOJETTE et al., 2008). Nesse modelo, o Erro Tipo I foi de 6,06% e de 28,13%, e o Erro Tipo II foi de 3,03% e de 6,06%, para um e dois anos anteriores à falência, respectivamente.

Desde o primeiro modelo proposto por Altman muitos outros foram surgindo, e, conforme a tecnologia foi avançando, novas técnicas mais poderosas puderam ser aplicadas ao problema de se prever a entrada em estado de insolvência. Atualmente, além das técnicas estatísticas clássicas como a análise discriminante e a regressão logística, é possível empregar técnicas de inteligência computacional, como é o caso das redes neurais artificiais e das máquinas de suporte vetorial.

Odom e Sharda (1990) elaboraram um estudo no qual utilizaram ANN baseada em MLP com retropropagação e LDA para previsão de insolvência. Tomaram como base o trabalho de Altman (1968), fazendo uso, inclusive, das mesmas variáveis. A amostra utilizada era composta por 128 empresas. Foram construídos três modelos, considerando subamostras de proporções diferentes entre as empresas solventes e insolventes para o treinamento dos modelos, 50/50, 80/20 e 90/10. Para a etapa de testes foram utilizadas 55 empresas, sendo 27 problemáticas e 28 saudáveis. Os resultados mostraram a superioridade das ANN, que obtiveram precisões sempre superiores a 70% para todas as classes nas subamostras, enquanto a LDA apresentou precisões inferiores a 60% para algumas das subamostras, no grupo de empresas insolventes.

Santos et al. (2006) utilizaram as CART, entre outros modelos, para classificar 2.288 empresas que estiveram em funcionamento entre 1999 e 2003, todas situadas na região norte de Portugal. Destas, 325 haviam pedido concordata durante o período, enquanto as outras 1.963 permaneceram solventes. Com esses dados construíram quatro modelos utilizando árvores de classificação. Dois modelos consideravam apenas um ano anterior à entrada em insolvência, enquanto os outros dois consideravam toda a informação que precedia o evento - ou seja, três anos. Outro ponto para a diferenciação dos modelos foi a quantidade de variáveis utilizadas para a classificação: dois modelos consideravam todos os indicadores construídos pelos autores, totalizando 58; os outros utilizavam apenas 11 variáveis consideradas por eles como as mais importantes. Para todos os modelos o conjunto de dados foi dividido em duas partes de maneira aleatória, sendo uma subamostra usada para o treinamento da árvore, enquanto a outra servia para validá-la. A menor precisão obtida pelos autores foi de 92% para o modelo que considerava 58 variáveis e três anos antecedendo o pedido de concordata, enquanto a melhor precisão foi de 97%, também para o modelo com 58 indicadores, mas considerando apenas um ano antes do evento.

Chung, Tan e Holdsworth (2008) realizaram trabalho no qual utilizaram os dados de 10 empresas com problemas financeiros, definido como pedido formal de concordata, detectados entre 2005 e 2007, e compararam com outras 35 empresas sem dificuldades no mesmo período, todas empresas do setor financeiro da Nova Zelândia. Calcularam 36 indicadores utilizando balanços até três anos anteriores ao pedido de concordata, e compararam o desempenho obtido utilizando a LDA e as ANN por meio de um teste t, chegando à conclusão de que o segundo modelo é mais eficiente.

Horta et al. (2011), com o intuito de testar métodos diferentes para seleção de indicadores para serem utilizados em estudos de previsão de insolvência, utilizaram árvores de classificação. A base de dados desse trabalho foi composta, inicialmente, por empresas listadas na Serasa e na Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa) como concordatárias, em recuperação judicial ou falidas, durante o período de 2005 a 2007. Posteriormente, buscaram outras empresas saudáveis que atuassem no mesmo setor, com tamanho do ativo semelhante e, quando possível, localizadas na mesma região das empresas do primeiro grupo. A amostra final apresenta 56 empresas insolventes e 112 solventes. Para validar os resultados, foi utilizada a validação cruzada, que consiste na divisão do conjunto original de dados em k subconjuntos menores, sendo estimado modelo utilizando k-1 desses grupos, que é validado com o conjunto que ficou fora da estimação. Horta et al. (2011) utilizaram 10 subconjuntos para a validação cruzada. Foram construídos três modelos utilizando metodologias diferentes para a seleção dos dados, com percentuais de acerto de 89,88%, 91,66% e 92,26%.

Arieshanti et al. (2013) compararam modelos de previsão de insolvência criados a partir do método kNN com outros construídos por Redes Neurais e Máquina de Suporte Vetorial. Em seu estudo, os autores utilizaram a base de dados disponibilizada por Wieslaw em seu *website*, que é composta por 112 empresas insolventes e 128 solventes, considerando período de dois a cinco anos anterior ao pedido de concordata. Os modelos baseados em metodologias de kNN obtiveram 77,50% e 75,42% de precisão; aqueles feitos por Redes Neurais acertaram em 74,50% e 71,00%, enquanto os baseados em Máquinas de Suporte Vetorial obtiveram 71,58% e 70,42% de precisão.

Usando informações de empresas britânicas em um período posterior à adoção das normas e padrões internacionais de contabilidade (*International Financial Reporting Standards – IFRS*) no país, Jackson e Wood (2013) utilizaram as propriedades da curva ROC para avaliar diversos modelos de classificação baseados em dados contábeis como os de Beaver (1966), de Altman (1968) e de Taffler (1983), e com o modelo logístico de Ohlson (1980). Também construíram um modelo próprio baseado em redes neurais artificiais, usando os mesmos indicadores, assim como incluíram outros modelos baseados em informações do mercado. Os autores concluíram que a capacidade preditiva era, em geral, consideravelmente menor do que o que é reportado. Viram também que o modelo baseado em RNA apresentou o melhor desempenho dentre aqueles que utilizaram dados contábeis.

3. Metodologia

3.1 População e amostra

A população considerada nesse estudo são as empresas brasileiras de capital aberto listadas na BM&FBOVESPA que estiveram em atividade entre os anos de 2003 e 2012. A escolha de empresas dessa natureza se dá por serem empresas de domínio público, as mais utilizadas para pesquisas desse tipo pela relativa facilidade quanto à obtenção de dados para o estudo proposto. A quantidade média de empresas listadas durante o período em questão foi de 372, sendo 2005 o ano com menos empresas (343), e 2007 o que apresentou a maior quantidade (404).

Para a composição da amostra, inicialmente buscou-se, no sítio da Comissão de Valores Mobiliários (CVM), quais empresas haviam feito pedido de concordata preventiva nos anos anteriores de 2003 e 2005, ou impetrado petição inicial de recuperação judicial nos anos de 2006 a 2012. Dessa busca, obtiveram-se 22 empresas, sendo uma delas descartada por ter feito pedido de concordata preventiva em 1998 – esse pedido foi aceito, no entanto a empresa não conseguiu se recuperar, o que a levou a realizar, já em 2009, pedido de recuperação judicial, aproveitando-se da mudança na legislação brasileira ocorrida em 2005.

As 21 empresas restantes foram consideradas insolventes para esse estudo, sendo em seguida distribuídas de acordo com o segmento de atuação. Para esse fim, foi utilizada a classificação do NAICS nível 2, disponível no Economática, que é uma ferramenta composta por uma base de dados com informações econômico-financeiras de valores mobiliários negociados em diversos países da América Latina. Tal classificação conta com 92 tipos de setores. Buscaram-se então empresas consideradas solventes durante o período analisado - isto é, que não tenham pedido concordata ou recuperação judicial entre 2003 e 2012 - para que pudessem ser emparelhadas, de acordo com o setor, com as firmas insolventes. Para cada empresa com dificuldades financeiras, foram encontradas até cinco saudáveis, de acordo com a disponibilidade dos dados.

Tendo em vista que algumas empresas insolventes apresentaram classificação única segundo o NAICS-2, recorreu-se ao subsetor ao qual a empresa se encontrava relacionada na listagem da BOVESPA, que contava, na época da coleta de dados, com 42 categorias. A amostra final é composta por 87 companhias, sendo 21 insolventes e 66 solventes.

Das empresas insolventes e das solventes com elas emparelhadas participantes dessa amostra foram coletadas informações contábeis do ano imediatamente anterior ao pedido de concordata. Com base nessas informações foram calculados 16 indicadores contábeis, cuja escolha foi baseada em estudos anteriores realizados no Brasil. Pereira, Domínguez e Ocejo (2007) afirmam que a evidência empírica permite constatar que a escolha de indicadores que tiveram bom desempenho em trabalhos prévios leva, geralmente, a bons resultados. Os indicadores considerados para o estudo são apresentados no Quadro 1.

3.2 Técnicas empregadas na análise

A base de dados formada com esses indicadores é analisada em quatro etapas: i) elaboração de estatísticas descritivas; ii) análise fatorial para a redução do número de indicadores; iii) aplicação de técnicas de classificação para as variáveis resultantes da análise fatorial; e iv) comparação dos resultados obtidos na etapa anterior.

Na primeira etapa foram utilizadas tabelas de frequência para aferir a distribuição de empresas por setor, enquanto foram calculadas medidas de tendência central, de variabilidade e de posição para os indicadores.

Na segunda parte foi aplicada uma análise fatorial, que, segundo Hair et al. (2005), analisa a estrutura de correlações existentes entre as variáveis e define dimensões latentes comuns, denominadas fatores.

A aplicação desse método justifica-se, pois não é desejável que variáveis com forte correlação com outras variáveis sejam incluídas em modelos. Esse fenômeno é conhecido como multicolinearidade, o qual influencia nos erros-padrão dos coeficientes, fazendo com que sejam menores, o que dificulta a estimação dos parâmetros. Como a Análise Fatorial parte do pressuposto de que variáveis altamente correlacionadas geram agrupamentos, esse método pode ser empregado para evitar esse tipo de problema.

O número de fatores foi escolhido de acordo com o critério da raiz latente. De acordo com Hair et al. (2005) esse é o critério mais utilizado para a definição da quantidade de fatores, e baseia-se no fato de que cada fator individual deve explicar pelo menos uma variável. Assim, a análise é feita enquanto os fatores possuem autovalores maiores do que um.

A escolha das variáveis foi feita de acordo com o critério da variável substituta, isto é, dentro de cada fator foi escolhida a variável com maior poder de explicação, sendo descartadas as demais. Para verificar a adequação dos dados a essa técnica, foi utilizado o teste esfericidade de Bartlett, que testa a hipótese nula de que a matriz de correlação da amostra é uma identidade, o que tornaria a análise fatorial inadequada. Também foi usado o critério de Kaiser-Meyer-Olkin, que aponta qual proporção de variância dos dados pode ser considerada comum a todas as variáveis. Segundo essa estatística, a análise fatorial é aplicável quando o valor observado do KMO é superior a 0,5.

Quadro 1 – Indicadores contábeis utilizados no estudo

Variável	Fórmula	Estudos anteriores que os utilizaram
X_1	$(\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante}) / \text{Ativo Total}$	Altman, Baydia e Dias (1979); Sanvicente e Minardi (1998); Brito, Assaf Neto e Corrar (2009)
X_2	$\text{LAJIR} / \text{Ativo Total}$	Altman, Baydia e Dias (1979); Sanvicente e Minardi (1998)
X_3	$\text{Patrimônio Líquido} / \text{Exigível Total}$	Altman, Baydia e Dias (1979); Onusic et al. (2006); Horta (2010)
X_4	$\text{Receita Líquida} / \text{Ativo Total}$	Onusic et al. (2006); Brito, Assaf Neto e Corrar (2009); Horta (2010)

X ₅	Exigível Total/Ativo Total	Lachtermacher e Espenchitt (2001); Brito, Assaf Neto e Corrar (2009); Horta (2010)
X ₆	Ativo Circulante/Passivo Circulante	Matias (1976); Kanitz (1978); Brito, Assaf Neto e Corrar (2009)
X ₇	Lucro Líquido/Ativo Total	Lachtermacher e Espenchitt (2001); Scarpel (2008); Horta (2010)
X ₈	(Ativo Circulante - Estoques)/Passivo Circulante	Kanitz (1978); Onusic et al. (2006); Horta (2010)
X ₉	(Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo)/Exigível Total	Kanitz (1978); Onusic et al. (2006); Scarpel (2008)
X ₁₀	LAJIR/Despesas Financeiras	Sanvicente e Minardi (1998); Brito, Assaf Neto e Corrar (2009); Carvalho et al. (2010)
X ₁₁	Lucro Líquido/Receita Líquida	Elizabetsky (1976); Minussi, Damascena e Ness Júnior (2002); Horta (2010)
X ₁₂	LAJIR/Exigível Total	Guimarães e Moreira (2008)
X ₁₃	Disponibilidades/Passivo Circulante	Brito, Assaf Neto e Corrar (2009); Aita, Zani e Silva (2010); Horta (2010)
X ₁₄	Estoques/Ativo Total	Elizabetsky (1976); Minussi, Damascena e Ness Júnior (2002); Brito, Assaf Neto e Corrar (2009)
X ₁₅	Disponibilidades/Ativo Permanente	Elizabetsky (1976); Lanchtermacher e Espenchitt (2001)
X ₁₆	Ativo Permanente/Patrimônio Líquido	Lanchtermacher e Espenchitt (2001); Castro Júnior (2003); Brito, Assaf Neto e Corrar (2009)

Fonte: Dados da pesquisa.

Na terceira etapa, procedeu-se à aplicação das técnicas de classificação. Inicialmente foi verificada a hipótese de normalidade multivariada dos dados por meio do teste de Shapiro-Wilk, a qual foi rejeitada. Apesar disso, a técnica de LDA foi empregada nesse estudo, dada sua relevância em pesquisas de previsão de insolvência, além de que, não raro, a hipótese de normalidade é deixada de lado. Além da LDA, as outras técnicas utilizadas no trabalho são RL, CART e ANN.

O método de LDA objetiva classificar uma observação dentro de um ou mais grupos levando em consideração as suas características individuais. É indicada quando a variável dependente é qualitativa (solvente e insolvente para os estudos de previsão de insolvência), enquanto a Regressão Múltipla usa variáveis dependentes quantitativas. Para que essa técnica seja aplicada é necessário que os grupos sejam estabelecidos, para, a partir daí, com base nas características de cada grupo - ou seja, de acordo com as variáveis independentes formadas pelos índices financeiros - a LDA extraia uma combinação linear desses fatores que seja capaz de discriminá-los dentro dos grupos previamente estabelecidos. Essa técnica surgiu, segundo Corrar et al. (2012), no estudo feito por Fisher (1935) para classificação de plantas em duas populações.

A regressão logística, segundo Nisbet, Elder e Miner (2009), é utilizada para modelar a relação não linear de uma variável dependente e os efeitos combinados de variáveis independentes. Essa relação, segundo os mesmos autores, representa a probabilidade de ocorrência de um evento. Diferente de uma regressão linear simples, os valores observados para a variável dependente, quando colocados num plano cartesiano, não formam uma nuvem de pontos, mas ficam restritos a zero e a 1. Assim, o que se faz com a regressão logística é atribuir escores calculados a partir das variáveis independentes, a fim de que, quando a variável dependente pertencer ao grupo zero, ela tenha um baixo escore, enquanto os escores associados às variáveis dependentes do grupo 1 devem ser mais altos.

Já a CART, segundo Basgalupp (2010), foi proposta por Breiman et al. (1984) e consiste em uma técnica não paramétrica que induz tanto árvores de classificação, caso a variável dependente seja categórica, quanto árvores de regressão, caso a variável dependente seja contínua. Ainda segundo o autor, uma das maiores virtudes da CART é a capacidade de pesquisa de relações entre os dados, mesmo que não sejam evidentes.

O método CART baseia-se na execução de partições binárias sucessivas de uma amostra, com base nos resultados amostrados das variáveis independentes, buscando a constituição de subamostras internamente homogêneas. A classificação dessas subamostras é realizada conforme alguma medida descritiva e a predição de novos elementos, executada por meio da estrutura de classificação constituída (TACONELLI, ZOCCHI; DIAS, 2008).

Os componentes elementares do modelo são os nós e as regras de divisão (em inglês, *splitting rules*). O primeiro nó de uma árvore é chamado de raiz e representa todo o conjunto de dados. Os nós terminais recebem o nome de folhas. Os nós que dão origem a outros são chamados de pais, enquanto aqueles gerados são denominados de filhos.

As ANNs são uma técnica de processamento de informação inspirada pelo sistema nervoso humano. O cérebro humano processa informações de maneira diferente quando comparado a um computador convencional. Segundo Hakin (2001), o cérebro pode ser considerado um sistema de processamento de informação extremamente complexo, não linear e paralelo, com capacidade de organizar seus componentes estruturais - os neurônios - para realizar atividades como reconhecimento de padrões, percepção e controle motor, executando-as de maneira muito mais eficaz que sistemas computacionais.

O primeiro modelo de ANN foi proposto por McCulloch e Pitts (1943), que propuseram um sistema para reproduzir as características básicas de um neurônio. O modelo McCulloch-Pitts é formado por uma série de entradas E_1, E_2, \dots, E_n que dão origem a uma valor binário y :

$$S = \sum_{k=1}^n E_k P_k$$
$$y = f(S)$$

em que $f(S)$ denota a função de ativação de Heaviside, assumindo o valor 1 caso S seja maior ou igual a zero, e valor nulo caso S seja menor que zero. P_k representa os pesos associados

às sinapses; em caso de peso positivo, as sinapses são denominadas de excitação, e caso o peso seja negativo, a sinapse é de inibição.

Após a aplicação das técnicas, procedeu-se à comparação da habilidade preditiva de cada técnica de classificação empregada. Para isso, fez-se uso das curvas ROC. A escolha desse método em detrimento das precisões gerais obtidas justifica-se, pois as classes que compõem a amostra não estão equilibradas, isto é, há diferenças entre a quantidade de empresas em cada um dos grupos (21 insolventes e 66 solventes).

Esse tipo de análise baseia-se na relação entre a sensibilidade e a especificidade de classificadores binários. A sensibilidade é a taxa de verdadeiros positivos (em inglês, *true positive rate*), que, nesse estudo, é a probabilidade de uma empresa solvente ser classificada como tal. O segundo atributo, a especificidade, é a taxa de verdadeiros negativos (em inglês, *true negative rate*), significando a probabilidade de uma empresa insolvente ser classificada nesse grupo.

De acordo com Flach (2010), se um modelo de classificação estima um escore que seja proporcional ao grau de certeza com o qual determinada entrada pertença à classe positiva, neste caso de ser solvente é possível determinar vários pontos de corte, os quais definirão diferentes proporções para os valores de sensibilidade e de especificidade dos modelos. Observando todos os possíveis pontos de corte desde zero até 1 e ligando-os todos, forma-se uma "curva" composta por segmentos de reta, a qual recebe o nome de curva ROC.

A principal medida de desempenho que se pode obter desse gráfico é o que se chama de AUC (em inglês, *area under the curve*), que consiste em calcular o valor da área abaixo da curva. A AUC pode ser interpretada como a probabilidade de uma observação positiva retirada aleatoriamente receba uma escore maior do que uma observação negativa retirada da mesma maneira. Quanto melhor o ajustamento do modelo ao conjunto de dados, maior será a AUC, que varia entre zero e 1. Esta foi a medida adotada neste trabalho para avaliar o desempenho das técnicas utilizadas para a classificação dos dados.

Além de avaliar a capacidade preditiva das técnicas, também foi traçado um comparativo entre as variáveis mais significantes para a segregação das empresas em solventes e insolventes, conforme atribuição dada pelas técnicas. Na LDA e na RL foi empregado o método *stepwise*, que resulta em um modelo econométrico composto apenas pelas variáveis significantes para a classificação. Para uma CART, a importância de uma variável para a classificação é medida pela sua capacidade em segregar a amostra em subconjuntos homogêneos entre si. Já as ANN contam com várias formas para se aferir a importância das variáveis para a classificação, sendo o mais utilizado, conforme evidenciam Olden, Joy e Death (2004), o método baseado nos pesos das variáveis no modelo proposto por Garson (1991) e por Goh (1995). Espera-se que as técnicas apresentem certo grau de convergência quanto à importância das variáveis para a classificação, uma vez que o que estará sendo representado são características da amostra, a qual deve ser independente das técnicas aplicadas.

Também foi empregado o teste de Wilcoxon-Mann-Whitney para que se avaliem as diferenças entre os grupos de empresas solventes e insolventes. Esse teste será utilizado tanto para os indicadores contábeis, bem como para os escores preditos pelos modelos, sendo essa também uma forma de avaliar a qualidade das técnicas empregadas, conforme visto em Jackson e Wood (2013).

Os resultados obtidos para as técnicas de classificação foram validados utilizando o método de validação cruzada conhecido como *leave one out*, que consiste na extração de uma observação do conjunto de dados, seguida da aplicação da técnica estatística a ser utilizada, sendo o modelo proposto testado na observação que foi retirada inicialmente. O processo é repetido até que toda a amostra tenha sido utilizada na etapa de validação. Esse é um método indicado para amostras pequenas, como é o caso deste estudo.

As informações contábeis usadas nesse artigo foram coletadas em 21/08/2013, por meio da ferramenta Economática. Os dados foram tratados, inicialmente, em uma planilha do Microsoft Excel 2013. Todas as análises estatísticas foram feitas com uso de pacotes do *software R: A language and environment for statistical computing* (R CORE TEAM, 2014).

4. Análise dos Resultados

4.1 Análise Descritiva e Fatorial

Seguindo a metodologia proposta, a primeira etapa da análise buscou extrair informações da base de dados a partir de estatísticas descritivas. A Tabela 1 traz a distribuição de frequência das empresas agrupadas segundo seus setores considerados.

Tabela 1 – Distribuição das empresas por setor.

Subsetores	Insolventes		Solventes		Total	
Agroindústria	1	4,76%	4	6,06%	5	5,75%
Comércio de máquinas e veículos pesados	1	4,76%	2	3,03%	3	3,45%
Construção e engenharia	2	9,52%	7	10,61%	9	10,34%
Eletroeletrônicos	1	4,76%	5	7,58%	6	6,90%
Energia elétrica	2	9,52%	10	15,15%	12	13,79%
Madeira e papel	1	4,76%	4	6,06%	5	5,75%
Material de construção	1	4,76%	1	1,52%	2	2,30%
Material de transporte	1	4,76%	5	7,58%	6	6,90%
Metalurgia	1	4,76%	4	6,06%	5	5,75%
Química	1	4,76%	4	6,06%	5	5,75%
Tecidos, vestuário e calçados	8	38,10%	18	27,27%	26	29,89%
Transportes aéreos	1	4,76%	2	3,03%	3	3,45%
Total	21	100,00%	66	100,00%	87	100,00%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Percebe-se uma concentração de empresas do setor de tecidos, de vestuário e de calçados. Essa situação pode ser justificada por fatores como a ocorrência de duas crises no preço do algodão durante o período analisado, concentradas em 2006 e 2011, bem como a abertura do país ao capital estrangeiro no final dos anos 1990, permitindo a entrada de empresas têxteis chinesas, estabelecendo uma concorrência para a qual as indústrias brasileiras não estavam preparadas.

A Tabela 2 apresenta medidas de tendência central, variabilidade e de posicionamento para os ativos totais dos dois grupos.

Tabela 2 – Medidas do tamanho do Ativo Total por grupo.

	Insolventes	Solventes	Geral
Mínimo	23.620	68.216	23.620
Máximo	12.935.830	13.662.280	13.662.280
Média	1.227.364	2.053.753	1.854.280
Mediana	182.075	574.097	506.987
Desvio	2.915.823	3.207.672	3.143.312

Fonte: Dados da pesquisa.

Como na amostra havia empresas insolventes no mesmo segmento, o Ativo Total foi utilizado como segundo critério de emparelhamento. Apesar de o Ativo Total apresentar-se, em geral, maior nas empresas solventes, conforme evidenciado pela média e pelas medidas de posição, os valores são próximos. Para averiguar se o Ativo Total nos dois grupos é diferente, inicialmente suavizou-se o conjunto de dados por meio da aplicação de logaritmo natural. O resultado dessa transformação foi submetido a um teste de Shapiro-Wilk. Sua hipótese nula de normalidade não pôde ser rejeitada (valor $p = 0,152$), sendo assim aplicado um teste de T de diferença de médias, que demonstrou que não há diferenças estatisticamente significantes (valor $p = 0,277$) entre os dois grupos no que diz respeito ao seu tamanho, considerando o Ativo Total como medida.

Já na Tabela 3 são apresentadas estatísticas descritivas dos indicadores contábeis: medidas de variabilidade, tendência central e posicionamento. São apresentados ainda os resultados do teste (valor p) de Wilcoxon-Mann-Whitney, utilizado para testar a diferença entre os grupos de empresas solventes e insolventes para cada indicador.

Tabela 3 - Estatísticas descritivas das variáveis e teste de Wilcoxon-Mann-Whitney

Variável	Insolventes					Solventes					W
	Primeiro Quartil	Mediana	Média	Terceiro Quartil	Desvio	Primeiro Quartil	Mediana	Média	Terceiro Quartil	Desvio	
X1	-0,983	-0,391	-1,082	-0,170	1,966	0,038	0,225	0,160	0,317	0,247	0,000
X2	-0,212	-0,086	-0,102	0,070	0,196	0,037	0,082	0,094	0,124	0,108	0,000
X3	-0,631	-0,320	-0,185	0,303	0,516	0,554	0,800	1,040	1,316	0,888	0,000
X4	0,465	0,589	0,700	0,744	0,541	0,519	0,777	0,868	1,140	0,462	0,058

X5	0,767	1,470	2,216	2,712	2,218	0,422	0,535	0,563	0,619	0,271	0,000
X6	0,160	0,288	0,468	0,560	0,472	1,134	1,718	1,783	2,177	0,916	0,000
X7	-0,506	-0,194	-0,345	-0,053	0,369	0,010	0,042	0,041	0,076	0,128	0,000
X8	0,114	0,180	0,360	0,486	0,424	0,980	1,190	1,321	1,543	0,721	0,000
X9	0,152	0,310	0,453	0,608	0,406	0,746	1,178	1,208	1,457	0,641	0,000
X10	-0,950	-0,415	-0,650	0,182	1,662	0,605	1,466	2,072	3,156	2,194	0,000
X11	-0,735	-0,477	-1,346	-0,088	3,130	0,025	0,062	0,047	0,100	0,176	0,000
X12	-0,107	-0,042	-0,055	0,040	0,168	0,060	0,174	0,189	0,282	0,197	0,000
X13	0,001	0,005	0,029	0,041	0,042	0,056	0,209	0,366	0,387	0,537	0,000
X14	0,015	0,059	0,094	0,131	0,109	0,037	0,127	0,123	0,182	0,098	0,182
X15	0,004	0,012	0,059	0,094	0,101	0,036	0,140	0,474	0,402	1,391	0,000
X16	-0,343	-0,107	0,899	1,682	2,530	0,570	0,795	1,050	1,349	1,289	0,018

Fonte: Dados da pesquisa.

Ao se observar a tabela, notam-se algumas peculiaridades. No grupo das empresas solventes, todos os indicadores apresentam sinal positivo, enquanto nas insolventes há alguns com sinais negativos, valendo o mesmo raciocínio para a mediana e as demais medidas de posicionamento. Isso é um indício da diferença entre os dois grupos.

Corroborando com esse raciocínio, os resultados do teste de Wilcoxon mostram que, das 16 variáveis, apenas três não apresentam diferenças estatisticamente significativas considerando um nível de 1%: Receita Líquida/Ativo Total (X_4), Estoques/Ativo Total (X_{14}) e Ativo Permanente/Patrimônio Líquido (X_{16}). Assim, há um indício de que os indicadores selecionados possuem de fato poder discriminatório para empresas solventes e insolventes.

Os valores obtidos para o teste de esfericidade de Bartlett e do KMO indicam que é possível aplicar a AF ao conjunto de dados, já que o primeiro apresentou valor p inferior a 0,0001, enquanto o KMO obtido foi de 0,6201, considerado mediano segundo os padrões definidos por Kaiser (1974). Dessa forma, prosseguiu-se com a análise.

O critério da raiz latente levou à escolha de oito fatores, dos quais retirou-se a variável com maior escore. O total da variância explicada pelos oito fatores é de 92,10%. Todos os valores obtidos para as comunalidades foram superiores a 0,5 (o menor valor observado foi de 0,7492 para a variável X_4). Já pelo critério da variável substituta, aquelas que foram escolhidas para serem utilizadas nas técnicas de classificação foram X_1 , X_3 , X_{11} , X_{12} , X_{13} , X_{14} , X_{15} e X_{16} .

4.2 Resultado das Técnicas Aplicadas

Para a análise dos resultados das técnicas de classificação, inicialmente focou-se nas variáveis que foram consideradas importantes para a classificação de cada técnica (ver Quadro 2).

Quadro 2 – Variáveis mais importantes para a classificação em cada técnica

Técnica	Variáveis importantes
LDA	X_3, X_{12}
RL	X_3, X_{12}
CART	X_1, X_{11}, X_3, X_{12}
ANN	X_{11}, X_3, X_{12}, X_1 e X_{13}

Fonte: Dados da pesquisa.

Apenas duas variáveis são consideradas importantes pelas três técnicas:

1) o indicador X_3 , que relaciona o Patrimônio Líquido com o Capital de Terceiros, e que pode ser entendido como uma medida inversa do risco gerado pela alavancagem ao qual está sujeita uma empresa;

2) o indicador X_{12} , que relaciona o lucro operacional com o total do exigível, isto é, mede a capacidade de uma empresa em cobrir suas dívidas com base naquilo que é gerado pela sua atividade fim.

Percebe-se, então, que o risco de insolvência das empresas da amostra está intimamente associado às suas decisões sobre endividamento.

Após a análise das variáveis, passou-se para a avaliação da acurácia das técnicas, cujas precisões obtidas, considerando um ponto de corte ótimo - isto é, aquele que maximiza o percentual de acerto dentro de cada grupo de empresas - são apresentadas na Tabela 4.

Tabela 4 - Precisões obtidas pelos modelos

Técnica	Grupo insolvente	Grupo solvente	Precisão Geral
LDA	71,43%	98,48%	91,95%
RL	85,71%	92,42%	90,80%
CART	80,95%	98,48%	94,25%
ANN	100,00%	98,48%	98,85%

Fonte: Dados da pesquisa.

Com base nas precisões obtidas é possível notar que o modelo de ANN obteve o melhor desempenho nos três tipos de precisão. Isso corrobora com os resultados obtidos por estudos realizados anteriormente, que indicam que as ANNs têm desempenho mais robusto, especialmente quando a amostra utilizada é pequena, como é o caso desta pesquisa.

O percentual de acerto das ANN no grupo solvente indica que a técnica errou a classificação de apenas uma empresa. A mesma observação também foi classificada erroneamente por todas as demais técnicas. Ao se investigarem as notas explicativas dessa empresa no período pertinente à análise, observou-se que ela encontrava-se efetivamente em dificuldades financeiras, não tendo sido feito, no entanto, pedido de recuperação

judicial. Tal acontecimento apenas reforça a utilidade de técnicas estatísticas para avaliar a situação financeira de empresas para fins de concessão de crédito.

Não fica claro qual modelo obteve melhor desempenho entre LDA e RL. O primeiro modelo obteve um erro geral menor. No entanto, sua precisão pode ter sido afetada pelo desbalanceamento dos grupos, uma vez que seus erros concentram-se nas empresas insolventes (28,57%, contra 1,52% de erro no grupo de empresas solventes), que compõem a menor parte da amostra. Neste sentido, a RL apresenta uma taxa de erro por grupos mais equilibrada (14,29% para o grupo insolvente e 7,58% para o solvente), apesar de sua precisão geral ser menor.

Após a análise da precisão, procedeu-se então com a criação das curvas ROC. Para isso, foi feita inicialmente a coleta das probabilidades *a posteriori*, ou seja, das probabilidades preditas de que cada observação pertencesse ao grupo de empresas solventes (classe positiva).

A Tabela 5 mostra os resultados extraídos com base na curva ROC, e uma representação gráfica das curvas construídas pode ser observada na Figura 1.

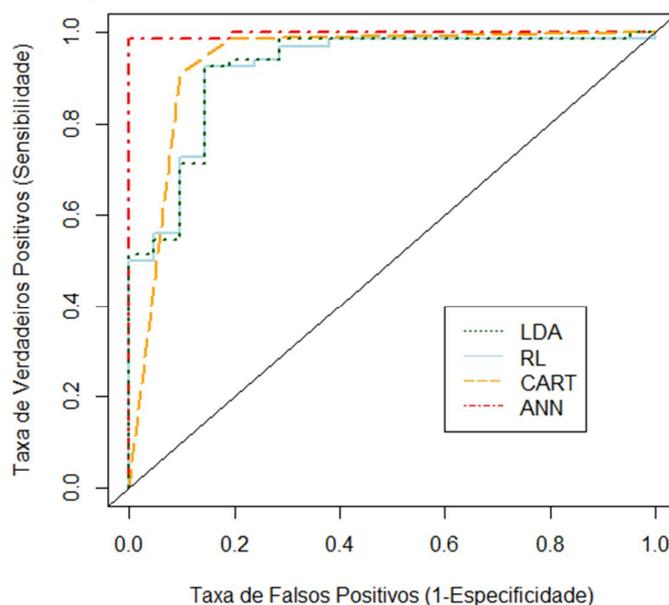
Tabela 5 – Resultados para a AUC

Técnica	AUC	Desvio padrão dos erros de classificação
LDA	0,9221	0,2031
RL	0,9199	0,2021
CART	0,9369	0,3242
ANN	0,9895	0,1506

Fonte: Dados da pesquisa.

O melhor modelo nesse quesito foi novamente o construído com as ANNs, cuja AUC foi de 0,9906. As CARTs novamente obtiveram o segundo melhor desempenho, com AUC de 0,9369. O desempenho da LDA e da RL foi bastante parecido, com uma ligeira vantagem para o primeiro modelo, cuja área calculada foi de 0,9221, enquanto o segundo obteve 0,9199. Segundo os critérios normalmente adotados para a análise da AUC, valores acima de 0,9 são tidos como excelentes, enquanto valores entre 0,8 e 0,9 são considerados bons.

Na Tabela 5 ainda é possível observar o desvio-padrão das taxas de erro de classificação conforme variam-se todos os pontos de corte possíveis para as técnicas de classificação. O menor desvio-padrão apresentado pelas ANNs indica que a técnica, além de um melhor desempenho geral no que diz respeito à acurácia, apresenta taxas de erros menores ao longo dos diferentes pontos de corte - isto é, adequa-se melhor para diferentes proporções de empresas solventes e insolventes. De modo contrário, as CARTs, apesar de uma AUC maior, também apresentaram maior desvio-padrão nos erros de classificação, o que indica um desempenho menos satisfatório para amostras com diferentes proporções entre os grupos de empresas.

Figura 1 – Curvas ROC para as quatro técnicas

Fonte: Dados da pesquisa.

5. Conclusão

O presente trabalho apresentou, como objetivo principal, avaliar o desempenho de técnicas estatísticas de classificação aplicadas à problemática da previsão de insolvência de empresas. Para tanto foram construídos modelos de classificação com base em cinco técnicas de classificação: LDA, RL, classificador dos vizinhos mais próximos, CARTs e ANNs. Os resultados obtidos para cada um dos modelos foram submetidos a uma análise de curvas ROC, com o intuito de se extrair informações sobre seus desempenhos.

Com base nos resultados é possível concluir que modelos de classificação constituem uma ferramenta poderosa para prever problemas financeiros, podendo auxiliar gestores e investidores na tomada de decisão, e contribuir para a redução do risco de crédito. O modelo baseado em ANNs obteve desempenho consideravelmente superior aos demais, sendo este resultado esperado com base no que se apresenta na literatura.

Os resultados obtidos se assemelham àqueles observados por Jackson e Wood (2013) no tocante aos valores obtidos para a AUC e também na técnica estatística considerada superior, uma vez que os autores também encontraram as ANNs, dentre os modelos que utilizam dados contábeis, como superiores aos demais.

No que diz respeito às variáveis importantes para a previsão de insolvência, os dois indicadores apontados por todas as técnicas, a relação entre Patrimônio Líquido e Capitais de Terceiros e o LAJIR sobre Capitais de Terceiros mostram que a decisão da empresa de se endividar é o principal determinante para aumentar o risco de insolvência. O fato de essas duas variáveis terem sido consideradas importantes por todas as técnicas demonstra que

houve uma convergência entre elas, conforme o que era esperado, apesar de as CARTs e ANNs terem indicado outras variáveis além dessas como sendo relevantes para a classificação.

Este trabalho apresentou, como limitação, o tamanho reduzido da amostra, que contava com apenas 87 empresas. Outro ponto a ser destacado foi a ausência de algumas informações nas demonstrações contábeis, o que dificultou ou impossibilitou a construção de alguns indicadores. Outra dificuldade encontrada foram as mudanças ocorridas nas normas contábeis ao longo do período estudado, que implicaram, não raro, mudanças na estrutura das demonstrações contábeis.

Existem, ainda, limitações ligadas à utilização de indicadores contábeis para esse tipo de estudo. A primeira delas é a possibilidade de manipulação por parte dos gestores, o que pode gerar índices que não representam a realidade da empresa de forma fidedigna. Há também o fato de que as demonstrações contábeis de um determinado ano apenas serão divulgadas durante o ano subsequente. Como neste trabalho foram utilizadas demonstrações de um ano anterior à entrada em insolvência, algumas das empresas já haviam feito seu pedido de recuperação judicial antes de divulgarem as informações contábeis necessárias para a elaboração dos índices, fato que ocorreu em quatro das 21 empresas insolventes utilizadas no estudo.

Para estudos futuros, sugere-se a aplicação de métodos de classificação diferentes, como a máquina de suporte vetorial, a análise por envoltória de dados e o *random forest*. Também podem ser utilizadas diferentes técnicas para a seleção das variáveis como as abordagens de filtro e *wrapper*, ao invés da análise fatorial - que, por sua vez, também pode ser utilizada de forma diferente, sendo considerados os escores obtidos pelas empresas em cada dimensão, e não o valor da variável substituta. Sugere-se também a adoção de outras perspectivas, como o efeito da adoção do IFRS sobre a capacidade preditiva das técnicas de previsão de insolvência.

Referências

- ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **Journal of Finance**, Boston, v.23, p. 586 - 609. 1968.
- ALTMAN, E. I.; BAIDYA, T. K. N.; DIAS, L. M. R. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, Rio de Janeiro, v. 19, n. 1, p. 17-28, 1979.
- AITA, J.; ZANI, J.; SILVA, C. E. S. Determinantes de insolvência bancária no Brasil: identificação de evidências macro e microeconômicas. *In: XI Encontro Brasileiro de Finanças*, 2011, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: FGV, 2011.
- BASGALUPP, M. P. **LEGAL-Tree**: um algoritmo genético multi-objetivo lexicográfico para indução de árvores de decisão. Tese (Doutorado em Ciências da Computação e Matemática Computacional) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010.
- BEAVER, W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure. **Journal of Accounting Research**, Chicago, Supplement of Selected Studies, p. 77-111. 1966.

- BRITO, G.A. S.; ASSAF NETO, A. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. **Revista de Contabilidade e Finanças**, São Paulo, v. 19, n. 46, p.18-29, 2008.
- BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A.; CORRAR, L. J. Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil. **Revista de Contabilidade e Finanças**, São Paulo, v. 20, n. 51, p.28-43, 2009.
- CAOJETTE, J. B. et al. **Managing credit risk: the great challenge for the global financial markets**. 2 ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2008.
- CARVALHO, F. L. et al. Identificação de indicadores contábeis relevantes para previsão e projeção de rentabilidade. **Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade**, Brasília, v. 4, n. 3, p. 94-110, 2010.
- CASTRO JÚNIOR, F. H. F. **Previsão de insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais**. Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.
- CHUNG, K. C.; TAN, S. S.; HOLDSWORTH, D. K. Insolvency prediction model using multivariate discriminante analysis and artificial neural network for finance industry in New Zeland. **International Journal of Business and Management**, Toronto, v. 3, n. 1, 2008.
- CLARO, C. R. **Recuperação Judicial: Sustentabilidade e função social da empresa**. Dissertação (Mestrado em Direito Empresarial e Cidadania), Centro Universitário de Curitiba, Curitiba, 2008.
- CORRAR, L. J.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. **Análise Multivariada para os cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia**. São Paulo: Atlas, 2012.
- ENGELMANN, B.; HAYDEN, E.; TASCH, D. Testing rating accuracy. **Risk**, jan., 2003.
- FITZPATRICK, P. J. **A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies**. Accountants Publishing Company, 1932.
- FLACH, P. A. ROC Analysis. **Encyclopedia of Machine Learning**. Nova Iorque: Springer, 2010.
- GARSON, G. D. Interpreting neural-network connection weights. **Artificial Intelligence Expert**, v. 6, p. 47-51, 1991.
- GOH, A. T. C. Back-propagation neural networks for modeling complex systems. **Artificial Intelligence in Engineering**, v. 9, n. 3, p. 143-151, 1995.
- GUIMARÃES, A.; MOREIRA, T. B. S. Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante. **Revista de Economia Contemporânea**, Rio de Janeiro. v. 12, n. 1, p. 151-178, jan./abr. 2008.
- HAIR JUNIOR, J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. Porto Alegre: Bookman, 2005.
- HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e prática**. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- HORTA, R. A. M. **Uma metodologia de mineração de dados para a previsão de insolvência de empresas brasileiras de capital aberto**. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.
- HORTA, Rui. A. M. et al. Comparação de técnicas de seleção de atributos para previsão de insolvência de empresas brasileiras no período 2005-2007. *In: Encontro Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração*, 34, 2010, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: Anpad, 2010.
- JACKSON, R. H. G.; WOOD, A. The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: a comparative study. **The British Accounting Review**, v. 45, p. 183-202, 2013.
- KAISER, H. F. An index of factorial simplicity. **Psychometrika**, v. 39, n. 1, p 31-36, 1974
- KANITZ, S. C. **Como prevenir falências**. São Paulo, Mc Graw-Hill, 1978.
- LACHTERMACHER, G.; ESPENHITT, D. G. Previsão de falência de empresas: estudo de generalização de redes neurais. *In: Encontro Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração*, 25, 2001, Campinas. **Anais...** São Paulo: Anpad, 2001.

- MATIAS, A. B. **Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência**: a experiência da pequena e média empresa. Tese (Livre-Docência) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 1976.
- MINUSSI, J. A.; DAMASCENA, C.; NESS JR, W. L. Um modelo de previsão de solvência utilizando regressão logística. **Revista de Administração Contemporânea**, Curitiba. v. 6 n. 3 p. 109-128, set./dez. 2002.
- NISBET, R.; ELDER, J.; MINER, G. **Handbook of statistical analysis and data mining applications**. Oxford: Elsevier, 2009.
- ODOM, M. D. SHARDA, R. A neural network model for bankruptcy prediction. **International Joint Conference on Neural Network**, v. 2, p. 163-168, 1990.
- OHLSON, J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, Chicago, v. 18, n. 1, 1980.
- OLDEN, J. D.; JOY, M. K.; DEATH, R. G. An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data. **Ecological Modelling**, v. 178, p. 389-397, 2004.
- ONUSIC, L. M. et al.; Estudo exploratório utilizando as técnicas de análise por envoltória de dados e redes neurais artificiais na previsão de insolvência de empresas. **FACEF Pesquisa**, v. 9, n. 2, 2006.
- REBOUÇAS, S. M. D. P. **Metodologias de classificação supervisionada para análise de dados de microarrays**. Tese (Doutorado em Estatística e Investigação Operacional) – Universidade de Lisboa, Lisboa, 2011.
- ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. **Administração financeira**: corporate finance. São Paulo: Atlas, 2009.
- SANVICENTE, A. Z.; MINARDI, A. M. A. F.; Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas. **Finance Lab Working Papers**, IBMEC, São Paulo, 1998.
- SCARPEL, R. A. Previsão de insolvência de empresas utilizando support vector machine. **Revista de Economia e Administração**, São Paulo, v. 7, n. 3, p. 281-295, 2008.
- TACONELI, C. A.; ZOCCHI, S. S.; DIAS, C. T. S. Extensões do algoritmo de árvores de classificação para a análise de dados categorizados multivariados utilizando coeficiente de dissimilaridade e entropia. **Rev. Bras. Biom.**, São Paulo, v. 26, n. 4, p. 93-114, 2008.