

Previsão da Recuperação Judicial de Empresas no Brasil: Uma Investigação Empírica

Forecasting the Judicial Reorganization of Companies in Brazil: An Empirical Investigation

Artigo recebido em: 08/12/2020 e aceito em: 03/09/2021

Thyago Américo Schio

Curitiba-PR

Doutor em Desenvolvimento Econômico pela UFPR¹

thyagoschio@geassociados.com.br

Armando Vaz Sampaio

São Paulo - SP

Doutor em Ciências Econômicas aplicada pela USP²

avsampaio@ufrpr.br

RESUMO

Este trabalho contribui com a literatura ao investigar o fenômeno da recuperação judicial no Brasil, entre os anos de 2013 a 2018, identificando fatores-chaves que explicam o processo requisitório de recuperações judiciais. Especificamente, a presente pesquisa tem como finalidade responder à seguinte pergunta: para o caso brasileiro, quais são as variáveis relevantes para prever um pedido de recuperação judicial? Nesse sentido, foram desenvolvidos dois modelos empíricos preditivos, sendo um modelo de Cox e outro modelo logístico. Os resultados dessa pesquisa evidenciaram a aplicabilidade e eficácia dos dois métodos, ainda que constatada superioridade do modelo logístico, enquanto método preditor da recuperação judicial no Brasil, o qual se alicerça em indicadores de liquidez, de rentabilidade, de endividamento e de rotatividade no processo de previsão.

Palavras-chave: recuperação judicial; bancarrota; previsão.

ABSTRACT

This paper investigates the phenomenon of judicial reorganization in Brazil between the years 2013 to 2018, identifying key factors that explain the process of judicial reorganization. Specifically, this research answers to the following question: for the Brazilian case, what are the relevant variables to forecast judicial reorganization? Thus, it seeks to put down an existing gap, since no work has been found in the literature dealing with the forecast of judicial reorganization in Brazil. This research is justified by the following factors: relevance and growth of judicial reorganization, seen from the perspective of the Brazilian reorganization law; the scarce empirical literature that deals with judicial reorganization in Brazil; the importance of the existence of quantitative models that explain with high precision the judicial reorganization of companies in Brazil. This research advances the frontier on judicial recovery in Brazil and increases the empirical knowledge about the applicability of Brazilian Law 11.101/2005. To answer the question above, two predictive models were developed, comparing them, a Cox model and a logistic model. The results show the use and effectiveness of both methods, although highlights the superiority of the logistic model as the predictive method of judicial reorganization in Brazil, based in indicators of liquidity, profitability, indebtedness and rotativity.

Keywords: judicial reorganization; bankruptcy; forecast.

1 INTRODUÇÃO

Nas economias de mercado, a contínua entrada e saída de empresas se constitui em um componente natural da dinâmica econômica. Ensinam Altman e Hotchkiss (2011) que a bancarrota

corresponde a um mecanismo de mercado que exclui de operação os negócios ineficientes, renovando o próprio mercado e possibilitando o preenchimento de espaços por meio de negócios eficientes.

De forma geral, as empresas são criadas almejando-se uma existência perpétua. Contudo, frequentemente elas não conseguem se manter economicamente viáveis e solventes. Nesse caso, surge a questão: o que fazer com essas empresas?

Para Altman e Hotchkiss (2011), tendo em vista a existência de custos inerentes ao fracasso dessas corporações, leis foram estabelecidas ao redor de todo o mundo com a finalidade de: 1) proteger os direitos contratuais das partes envolvidas; 2) possibilitar a liquidação ordenada de ativos improdutos, gerando assim uma massa de créditos; 3) quando considerado viável e desejável, prover renegociação de dívidas, a fim de dar ao devedor tempo para o mesmo se reestruturar e assim sair do processo como uma entidade renovada e em existência. O caso 2 corresponde ao processo de falência judicial empresarial, enquanto que o caso 3 corresponde ao processo de reestruturação ou recuperação judicial empresarial.

Tanto a falência judicial empresarial, quanto a recuperação judicial empresarial são procedimentos disponíveis na maioria dos países e se alicerçam na seguinte premissa: se o valor econômico de uma empresa em funcionamento for maior que seu valor econômico de liquidação, a empresa deve ser possibilitada de se reestruturar, renegociar seu passivo e continuar a existir. Em sentido oposto, se os ativos da empresa são maiores quando liquidados, a liquidação da empresa é a alternativa preferível (AGHION, HART E MOORE, 1994).

Embora seja um componente natural da dinâmica econômica, a saída das empresas gera perdas econômicas para diversos agentes, dentre os quais os acionistas da empresa, os seus credores, os colaboradores da mesma, seus fornecedores e até mesmo o setor público, tendo em vista as perdas sofridas com os créditos tributários. Também, constata-se que anualmente dezenas de bilhões de reais derivados de créditos empresariais são submetidos ao sistema judiciário brasileiro. Isto posto, verifica-se a relevância do estudo da recuperação judicial.

Numa economia de mercado, em que os riscos empresariais são inerentes ao sistema e possuem impactos em diversos agentes econômicos, é de extrema importância se evitar a insolvência empresarial e sua subsequente recuperação judicial, bem como as perdas que dela decorrem. Nesse sentido, é desejável se ter um método quantitativo confiável para avaliação do quadro empresarial. Uma empresa pode não estar em estágio de insolvência em certo momento, mas diversos eventos podem ocorrer, os quais podem agravar a situação empresarial e levá-la à insolvência e posterior recuperação judicial. Com efeito, a insolvência empresarial não é um resultado instantâneo, mas sim um processo gradual e progressivo que tende a evoluir com o tempo. Por tal razão, modelar o risco de recuperação judicial é de interesse não apenas das empresas, mas também dos demais agentes econômicos que a ela estão conectados. Como ensinam Brito e Assaf Neto (2008), esse problema se relaciona propriamente com o risco de crédito, mais especificamente, o risco de default, o qual está associado à probabilidade de ocorrência de um evento de default com o tomador do crédito em certo período de tempo.

Nessa perspectiva, diversos estudos analisaram o risco de insolvência no Brasil, especialmente para o setor bancário. Destacam-se Matias e Siqueira (1996), Rocha (1999), Janot (2001), Bressan, Braga e de Lima (2004), Bressan, Braga e Bressan (2004) e mais recentemente Rosa e Gartner (2018). Para

¹ UFPR - Universidade Federal do Paraná - Curitiba - PR - CEP. 80060-000

² USP - Universidade de São Paulo - São Paulo - SP - CEP.05508-220

o setor não bancário, citam-se os trabalhos de Kanitz (1978), Altman, Baidya e Dias (1979), Sanvicente e Minardi (1998), Yim e Mitchell (2005), Guimarães e Moreira (2008), Brito e Assaf Neto (2008) e Rezende et al. (2017).

Ainda assim, não se encontrou na literatura de trabalho que trate da previsão de insolvência empresarial no Brasil em que concomitantemente: 1) analise o período posterior à introdução da lei recuperacional brasileira (lei nº 11.101/2005); 2) que se alicerce na definição de insolvência como derivada do pedido de recuperação empresarial por meio dos tribunais; 3) que empregue análise de sobrevivência e compare-a com um modelo preditor logístico.

O presente estudo tem como objetivo estudar o fenômeno da recuperação judicial no Brasil, entre os anos de 2013 a 2018, identificando fatores chaves que explicam este evento. Especificamente, a presente pesquisa tem como finalidade responder à seguinte pergunta: para o caso brasileiro, quais são as variáveis relevantes para prever o fenômeno da recuperação judicial de empresas?

Justifica-se a elaboração desta pesquisa pelos seguintes fatores: 1) a relevância e crescimento do tema da insolvência empresarial, vista sob a ótica da lei recuperacional brasileira; 2) a parca literatura empírica que trata da questão da recuperação judicial de empresas no Brasil; 3) a importância de se ter modelos quantitativos atualizados que expliquem com elevada precisão o fenômeno da recuperação judicial de empresas no país.

Adicionalmente, a importância dessa análise está relacionada não apenas com a compreensão do processo de recuperação judicial, mas também com a tomada de decisão em nível empresarial e com a concessão de crédito às empresas³. A aplicabilidade dos resultados está relacionada com a verificação da importância de indicadores econômico-financeiros para a previsão das requisições de recuperação judicial de empresas no Brasil.

O presente artigo é dividido em cinco seções: posterior a esta introdução, apresenta-se a revisão da literatura. Após, apresenta-se a metodologia e a fonte de dados. Na quarta seção são apresentados os resultados. Por fim, a conclusão da pesquisa.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Em resumo, como argumentam Guimarães e Moreira (2008), basicamente, até a década de 1980, os principais modelos de previsão de insolvência eram elaborados por meio de análise discriminante⁴, sendo que a partir desta década surgiram os modelos baseados em análise logística e análise de sobrevivência, e posteriormente, outras técnicas, como redes neurais e algoritmos genéticos. Essas técnicas foram empregadas tanto em empresas do setor financeiro, como também em empresas do setor não financeiro.

No que diz respeito aos trabalhos elaborados para o setor bancário brasileiro, destacam-se Matias e Siqueira (1996), Rocha (1999), Janot (2001), Bressan, Braga e de Lima (2004), Bressan, Braga e Bressan (2004) e Rosa e Gartner (2018).

Matias e Siqueira (1996) aplicaram um modelo logístico para uma amostra de 16 bancos falidos entre 1994/1995 e 20 bancos não falidos nesse período, empregando indicadores financeiros das instituições. O melhor modelo classificou corretamente 87% dos bancos falidos e 95% dos bancos não falidos.

Rocha (1999) também usou indicadores contábeis de 15 bancos falidos no Brasil, entre 1994 a 1995, e de 17 bancos não falidos, porém empregando um modelo de risco proporcional de Cox. Como resultado, verificou uma precisão de classificação relativamente alta do evento de falência, em que a mesma foi corretamente prevista em 70% dos casos, e a não falência foi corretamente prevista em 60% dos casos.

Janot (2001), estudando o período de 1995 a 1996, usou indicadores financeiros de 21 bancos liquidados e 40 bancos

solventes, empregando dois modelos, um logístico e um de Cox. Para o primeiro modelo, a previsão de insolvência bancária construído classificou corretamente 91,8% dos bancos, correspondendo a 95% dos solventes e 85,71% dos insolventes. Já no modelo de Cox, a previsão da situação do banco foi correta em 95% dos bancos, considerando o prazo de até seis meses.

Bressan, Braga e de Lima (2004), avaliaram o período de 1998 a 2001, a partir de indicadores financeiros de 103 cooperativas de crédito do Estado de Minas Gerais, das quais 11 insolventes e 92 solventes, também se alicerçando em um modelo logístico. Como resultado, obteve que o modelo ajustado apresentou 97,09% de classificação correta das cooperativas. Das cooperativas insolventes, houve um acerto de 81,82% dos casos. Nas cooperativas solventes, o modelo apresentou 98,91% de classificação correta.

Bressan, Braga e Bressan (2004) variaram o estudo anterior, com a mesma base de dados, porém, substituindo o modelo logístico por um modelo de risco proporcional de Cox. No caso, constataram que os indicadores importantes para avaliar o risco relativo de insolvência foram os índices de liquidez geral, encaixe e de despesas com pessoal.

Já Rosa e Gartner (2018) propuseram um modelo de alerta antecipado para previsão de eventos de estresse financeiro em instituições bancárias brasileiras. Inicialmente, avaliou-se um conjunto de indicadores econômico-financeiros para discriminação de situações de insolvência bancária. Para essa finalidade, empregaram-se regressões logísticas multivariadas, tendo como variáveis independentes indicadores financeiros de adequação de capital, qualidade dos ativos, qualidade da gestão, lucratividade e liquidez. A análise empírica considerou uma amostra de 142 instituições financeiras de capital aberto ou fechado, de controle público ou privado, acompanhadas mensalmente no período de 2006 a 2014. Concluíram que indicadores típicos de análise de balanço são significativos para as sinalizações antecipadas de situações de estresse financeiro em bancos brasileiros.

Kanitz (1978) foi o pioneiro no Brasil no uso de análise discriminante para estudo de insolvência empresarial – não bancária. O trabalho foi elaborado se baseando na pesquisa de Altman (1968). O autor construiu o citado “termômetro de insolvência empresarial”, buscando classificar e prever a insolvência, utilizando como fator de insolvência dados contábeis das empresas, a saber: (1) lucro líquido sobre patrimônio líquido; (2) ativo circulante mais realizável no longo prazo sobre exigível total; (3) ativo circulante menos estoque sobre passivo circulante (liquidez seca); (4) ativo circulante sobre passivo circulante (liquidez corrente); e (5) exigível total sobre patrimônio líquido. Como resultado, apontou que valores abaixo de -3 em seu modelo indicam que a empresa se encontra na zona de insolvência. Salienta-se que, quanto menor esse valor, mais próxima da falência estará a empresa. A área do “termômetro de insolvência”, compreendida entre 0 e -3, é o que se chamou de “penumbra”, ou seja, uma área indefinida e de risco. Já os valores acima de zero representam solvência empresarial.

Altman, Baidya e Dias (1979) empregaram análise discriminante para classificar e prever a falência de empresas no Brasil. Esta pesquisa também foi alicerçada no trabalho de Altman (1968). O trabalho foi desenvolvido abarcando o período de 1973 a 1976, utilizando uma amostra de 23 empresas insolventes e 35 empresas solventes. O trabalho também empregou dados contábeis das empresas, alicerçando-se nas variáveis obtidas em Altman (1968), quais foram: ativo circulante menos passivo circulante sobre ativo total; não exigível menos capital aportado (que consiste nas reservas mais lucros acumulados) sobre o ativo total; lucros antes dos juros e impostos sobre o ativo total; patrimônio líquido sobre exigível total; vendas sobre ativo total. Como resultados, constataram que o modelo de previsão teve uma precisão de 88% na classificação de empresas quando utilizado um ano antes do evento da insolvência e 78% quando aplicado com três anos de antecedência.

Sanvicente e Minardi (1998) também empregaram análise discriminante para classificar e prever a insolvência de empresas no Brasil. O trabalho abarcou o período de 1986 a 1998, utilizando-se de dados contábeis de empresas, tendo uma amostra de 37 empresas que tiveram concordata e de 81 empresas que não a tiveram. Três modelos foram desenvolvidos, analisando-se 14

³ Tendo em vista que as concessões de crédito são afetadas pelo risco de crédito. O risco de crédito pode ser avaliado a partir do risco de default, o qual está associado à probabilidade de ocorrência de um evento de default por parte do devedor.

⁴ A pesquisa inaugural foi o trabalho de Altman (1968), elaborado para os EUA, sendo que a mesma técnica foi introduzida no Brasil por Kanitz (1978).

indicadores financeiros distintos. Como resultados, constataram que o melhor modelo classificou corretamente 81,8% dos casos de concordata e 80% dos casos em que não houve concordata, em ambos os casos, para o período de um ano antes da ocorrência do evento. Além disso, o autor ressaltou que se perde poder preditivo à medida que o período analisado se afasta do evento da concordata, e que os indicadores financeiros que possuem maior poder de previsão de concordata são os índices de liquidez.

Yim e Mithchell (2005) analisaram o desempenho das redes neurais híbridas para prever falência de empresas no Brasil. Esta técnica foi comparada com modelos estatísticos tradicionais, como a análise discriminante e modelos logísticos. No caso, a amostra da pesquisa consistiu em 121 empresas brasileiras, 29 das quais falidas⁵, observando os anos de 1999 e 2000. Na pesquisa, foram empregados indicadores financeiros das empresas. Os resultados apontaram que as redes neurais híbridas⁶ tiveram desempenho superior as outras técnicas estatísticas um ano antes do evento. O melhor modelo obtido conseguiu classificar corretamente 93% das empresas falidas e 100% das empresas não falidas. As variáveis deste modelo consistiram em: retorno sobre o capital empregado; retorno sobre o ativo total; rotatividade dos ativos líquidos; grau de solvência; grau de alavancagem. Por fim, salientaram que para o caso brasileiro, as falências empresariais são mais bem explicadas pelo quantum monetário e por quanto tempo são tomados empréstimos, quão bem são administrados esses fundos e com que rapidez se paga os financiamentos.

Guimarães e Moreira (2008) desenvolveram um modelo de previsão de insolvência de empresas baseado em indicadores financeiros, com o uso da análise discriminante. O trabalho abarcou o período de 1994 a 2003, utilizando-se de dados contábeis de empresas de capital aberto. Investigaram variáveis relacionadas à estrutura de ativos, estrutura de capital, geração de caixa, liquidez e eficiência operacional. Como resultados, verificaram que o modelo proposto apresentou índice de acerto de 88,6%, sendo a função discriminante composto pelos seguintes grupos de variáveis: 1) estrutura dos ativos; 2) estrutura de capital; 3) geração de caixa. Por fim, finalizaram a pesquisa argumentando que o modelo proposto tem bom índice de acerto nas previsões, credenciando-o como ferramenta importante na gestão de risco de crédito das empresas não financeiras no Brasil.

Brito e Assaf Neto (2008) desenvolveram um modelo de classificação de risco para avaliar o risco de crédito de empresas no Brasil. O modelo teve como amostragem empresas de capital aberto classificadas como solventes ou insolventes no período de 1994 a 2004. Para tanto, empregou-se uma regressão logística, a partir de dados contábeis dessas empresas. Os resultados apontaram que o modelo de classificação de risco desenvolvido conseguiu prever a insolvência com um ano de antecedência com boa acurácia. As variáveis encontradas como explicativas do fenômeno foram lucros retidos sobre ativo, endividamento financeiro, capital de giro líquido e saldo de tesouraria sobre vendas. Concluíram, assim, que as demonstrações contábeis contêm informações que possibilitam com bom nível de acerto a classificação das empresas como prováveis solventes ou prováveis insolventes.

Por fim, Rezende, et al. (2017) desenvolveram um modelo de previsão de dificuldade financeira, utilizando-se regressão logística com dados em painel, a partir de dados de empresas brasileiras de capital aberto entre 2001 e 2014. O modelo contemplou além de variáveis financeiras, variáveis de expectativa de mercado e setoriais. Como resultados, identificaram as variáveis de expectativa do produto interno bruto e as variáveis financeiras de liquidez seca, giro do ativo e patrimônio líquido sobre passivo para prever o fenômeno. O estudo sugeriu o uso do conceito de dificuldade financeira como uma etapa predecessora da insolvência e apresentou um modelo de previsão de dificuldade financeira com poder de acerto de 89% dos casos.

3 METODOLOGIA E FONTE DE DADOS

No presente trabalho, serão empregados dois métodos para

desenvolvimento de modelos de previsão da recuperação judicial de empresas no Brasil. Especificamente, será aplicada a análise de sobrevivência por meio do modelo de risco proporcional de Cox (1972) e também será desenvolvido um modelo logístico, comparando os resultados de ambos.

O modelo de Cox é um importante modelo de análise de sobrevivência, o qual permite a análise de dados provenientes de estudos de tempo de vida (no presente caso, solvência) em que a resposta é o tempo até a ocorrência do evento de interesse, ajustado por covariáveis descritivas.

Embora seja mais conhecido por estudos na área biomédica, este modelo tem sido empregado em pesquisas empresariais e bancárias, sendo o mesmo particularmente interessante nesta pesquisa em virtude de sua possibilidade de apontar variáveis relevantes na requisição da recuperação judicial, estimar a probabilidade de ocorrência deste evento e prever estimativas de tempo provável até sua ocorrência.

Nesses estudos de sobrevivência, a função de sobrevivência é uma das funções probabilísticas principais para descrever estudos na área⁷. Especificamente, a função de sobrevivência é definida como a probabilidade de uma observação (empresa) não falhar (permanecer solvente) até um certo tempo t ou seja, trata-se da probabilidade dessa observação sobreviver (permanecer solvente) até este tempo definido. Logo:

$$S(t) = P(T \geq t)$$

De forma que a função de distribuição acumulada é definida como a probabilidade de uma observação não sobreviver ao tempo t , o que implica que $F(t) = 1 - S(t)$. Aplicando-se ao presente caso, da equação anterior se identifica a probabilidade de uma empresa permanecer solvente mais do que t períodos, apresentando-se a função de sobrevivência:

$$S(t) = P(T \geq t) = 1 - F(t)$$

Sendo $F(t)$ a função de distribuição acumulada até a recuperação judicial empresarial e a função densidade de probabilidade igual a $f(t) = -S'(t)$.

Alternativamente, a probabilidade da falha (recuperação judicial) ocorrer em um intervalo de tempo (t_1, t_2) pode ser expressa pela função de sobrevivência como: $S(t_1) - S(t_2)$.

Assim, a taxa de falha nesse intervalo de tempo é definida como a probabilidade de que a falha ocorra neste intervalo, dado que não ocorreu antes de t_1 , dividida pelo comprimento do intervalo. Dessa forma, a taxa de falha no intervalo (t_1, t_2) é assim expressa:

$$\frac{S(t_1) - S(t_2)}{(t_2 - t_1) S(t_1)}$$

Redefinindo o intervalo temporal como $(t, t + \Delta t)$, a expressão acima assume a seguinte forma:

$$\lambda(t) = \frac{S(t) - S(t + \Delta t)}{\Delta t S(t)}$$

Considerando pequenas variações em t , $\lambda(t)$ representa a taxa de falha instantânea no tempo t condicional à sobrevivência até o tempo t . Com efeito, a função da taxa de falha $\lambda(t)$ (também chamada de função risco) é bastante útil para descrever a distribuição do tempo de solvência das empresas. Concluindo, a taxa de falha de T é, então, definida como:

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t | T \geq t) - S'(t)}{\Delta t S(t)}$$

Sendo assim possível apurar a probabilidade de requisição da recuperação judicial no próximo instante temporal, visto que a empresa permaneceu solvente até t . No modelo de Cox, a função risco é dada por:

$$\lambda(t) = \lambda_0(t) g(x'\beta) = \lambda(t) = \lambda_0(t) \exp(x'\beta)$$

Em que $\lambda_0(t)$ consiste na taxa de falha do grupo de tratamento e $\lambda_0(t)$ consiste na taxa de falha do grupo de controle e β o vetor de parâmetros associados às covariáveis. Frisa-se que o modelo de Cox é composto pelo produto de dois componentes, um não paramétrico ($\lambda_0(t)$), denominado função de risco "baseline", o qual não é especificado e é uma função não negativa do tempo, e outro componente paramétrico, $(g(x'\beta) = \exp(x'\beta))$.

Este modelo é disseminado como modelo de taxas de falha

⁵ Os dados empregados das empresas falidas foram as últimas demonstrações financeiras emitidas antes da empresa falir.

⁶ Ou seja, que combinam as duas outras técnicas estatísticas descritas com uma rede neural.

⁷ No presente caso, a função de sobrevivência é estimada pelo estimador não-paramétrico de Kaplan-Meier (KAPLAN E MEIER, 1958). Para a estimação dos parâmetros do modelo de Cox, em face do componente não paramétrico do modelo, emprega-se o método de verossimilhança parcial.

proporcionais, tendo em vista que as taxas de falha de dois indivíduos distintos são constantes no tempo. Em outras palavras, a razão das funções de taxa de falha para os indivíduos i e j é assim definida:

$$\frac{\lambda(t/x_i)}{\lambda(t/x_j)} = \frac{\lambda_0(t) \exp\{x_i\beta\}}{\lambda_0(t) \exp\{x_j\beta\}} = \exp\{x_i\beta - x_j\beta\}$$

O que independe do tempo, como acima demonstrado. Assim, se um indivíduo no início do estudo tem uma taxa de falha igual a cinco vezes a de outro indivíduo, essa razão permanecerá constante ao longo do tempo. Com efeito, a suposição básica do modelo de Cox é que as taxas de falhas sejam proporcionais, assim como as taxas de falha acumuladas. Trata-se da suposição básica do modelo a constância nas taxas de falhas.

Por fim, a função sobrevivência reside no modelo de risco proporcional de Cox propriamente dito, que é empregada para estimar a probabilidade da empresa permanecer solvente mais que certo tempo definido, sendo representada por:

$$S(t_i/x_i) = \exp\left\{-\int_0^t \lambda_0(u) \exp\{x_i\beta\} du\right\} = [S_0(t_i)]^{\exp\{x_i\beta\}}$$

Para estimar o modelo proposto, é necessária uma amostra de empresas insolventes e a identificação de empresas solventes para servir como comparação, além dos dados contábeis das empresas. Então, é escolhido o horizonte de tempo relevante antes da recuperação judicial. Tendo os coeficientes estimados, substituem-se os valores das variáveis exógenas na equação anterior, obtendo-se a função sobrevivência. Esta determina a probabilidade de uma empresa determinada e com certas características permanecer solvente por t períodos futuros.

Já a regressão logística consiste em método alternativo ao primeiro e representa os grupos de interesse (empresas dentro e fora da recuperação judicial) como sendo uma variável binária com valores de 0 ou 1. Essa metodologia foi especificamente elaborada para previsão de probabilidade de certo evento ocorrer. Frisa-se que para definir a relação limitada de 0 e 1, a regressão logística emprega a curva logística para representar a relação entre as variáveis independentes e a variável dependente. Ainda, a natureza não linear da transformação logística requer a estimação seja realizada pelo método de máxima verossimilhança⁸, de modo a encontrar as estimativas mais prováveis para os coeficientes em análise. Em outras palavras, a regressão logística maximiza a probabilidade de ocorrência de certo evento.

Observou Wooldridge (2010) que a estimação de máxima verossimilhança é baseada na distribuição de y dado x , de modo que a heterocedasticidade em $\text{Var}(x/y)$ é automaticamente considerada. Nessa linha, salientaram Hair, et al. (2009) que o problema de estimação da regressão logística reside na possibilidade de presença de multicolinearidade entre as variáveis exógenas. Dessa forma, necessária a verificação da presença de multicolinearidade quando empregado esse tipo de regressão. Por fim, por máxima verossimilhança e sob condições gerais, têm-se estimadores consistentes, assintoticamente normais e assintoticamente eficientes.

Na pesquisa, modelando-se a questão de ocorrer ou não a recuperação judicial empresarial, a variável dependente é binária, sendo:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{se ocorrer a insolvência, com probabilidade } p \\ 0 & \text{se esta não ocorrer, com probabilidade } (1-p) \end{cases}$$

Nesse caso, uma regressão por mínimos quadrados ordinários de y , em x , não impõe uma restrição à probabilidade de se limitar ao intervalo entre zero e a unidade. Assim, um modelo mais apropriado consiste no modelo logístico, o qual especifica que:

$$p = \frac{e^{x\beta}}{1 + e^{x\beta}}$$

Garantindo assim a condição de que $0 < p < 1$. Frisa-se que o modelo logístico surge quando as variáveis explicativas são a função densidade acumulada da distribuição logística. Assim, a estimação por máxima verossimilhança apresenta a estimativa do parâmetro.

No presente caso, a amostra das empresas contempladas no estudo observa o período entre os anos de 2013 a 2018⁹. Tal

amostra é composta por 10 empresas listadas na bolsa de valores brasileira (B3) que tiveram o pedido de recuperação judicial processado durante os anos de 2015 a 2018, sendo que outras 40 empresas listadas e que não passaram por recuperação judicial no período foram escolhidas como base de comparação. Os dados contábeis das empresas foram extraídos do portal da CVM (Comissão de Valores Mobiliários). A tabela 1 (página ao lado) apresenta as empresas abrangidas na pesquisa.

Salienta-se que o critério de escolha das empresas componentes do grupo de comparação derivou da maior similaridade possível em relação ao setor, subsetor e segmento de comparação entre as empresas, conforme definição apresentada pela própria B3. Nesse sentido, Lane (1986) adotou critério similar, ainda que emparelhando apenas uma empresa solvente para cada empresa insolvente. Rocha (1999) desenvolveu seu modelo com 15 bancos insolventes e 17 bancos solventes. Janot (2001) analisou 21 bancos insolventes e 40 bancos solventes. Assaf Neto e Brito (2008) tiveram como amostragem 30 empresas insolventes emparelhadas com 30 empresas solventes, usando a classificação setorial como critério de seleção das empresas emparelhadas. Rezende, et al. (2017) trabalhou com um grupo de 25 empresas insolventes, emparelhando as mesmas com 25 empresas solventes. No caso, o setor foi o critério de seleção para a escolha das empresas solventes emparelhadas.

Como apontado na revisão de literatura, indicadores econômico-financeiros corriqueiramente são empregados para análise de empresas, e no presente estudo, foram utilizados diversos desses indicadores como variáveis explicativas, abrangendo categorias de liquidez, rentabilidade, endividamento e de atividade, seguindo a linha empregada pela literatura. Nessa perspectiva, como potenciais variáveis explicativas na previsão da recuperação judicial empresarial, foram testados 14 indicadores, divididos em quatro grupos de análise (liquidez, rentabilidade, endividamento e atividade). Tais indicadores e suas definições são apresentados na tabela 2 (página ao lado).

4 RESULTADOS

4.1 Resultados do Modelo de Cox

O modelo de risco proporcional de Cox, através do método *Forward Stepwise*¹⁰ e considerando um ano de antecedência¹¹, selecionou apenas três indicadores como descritivos da previsão da recuperação judicial. No caso, foram identificadas as variáveis liquidez corrente (LC), liquidez geral (LG) e participação de capitais de terceiros (PCT). Dessa forma, no modelo de Cox, apenas variáveis de liquidez e de endividamento são suficientes para análise do fenômeno. A tabela 3 (página 59) apresenta a síntese dos resultados obtidos.

Interpretando os resultados do modelo empírico, são analisados os efeitos multiplicativos dos riscos de recuperação judicial por meio dos antilogaritmos dos coeficientes de β de cada um dos três indicadores. Em outros termos, trata-se do risco relativo. No caso, tendo em vista que se obteve significância estatística em 5% para todos os indicadores, tem-se que sendo mantidas as outras covariáveis constantes, um acréscimo em uma unidade da liquidez corrente reduz o risco de recuperação judicial em 0,17722 em média, ou seja, 82,28%. Por sua vez, mantendo-se as outras covariáveis constantes, um acréscimo em uma unidade da liquidez geral reduz o risco de recuperação judicial em 0,06312

⁸ A estimação dos parâmetros por mínimos quadrados ordinários e por mínimos quadrados ponderados não se aplica ao caso. Ademais, é interessante que a probabilidade do evento ocorrer seja não linear, de modo que os valores das variáveis explicativas cresçam, a probabilidade possa convergir mais vagarosamente ao limite. Detalhamento acerca da metodologia logística e do método de estimação pode ser encontrado em Cameron e Trivedi (2005).

⁹ Isto pois, é efetuada análise com dados de até dois anos de antecedência. Como o período estudado é 2015 a 2018, necessitam-se dados desde 2013.

¹⁰ Nesse método, o modelo começa sem qualquer variável. Então, os 14 indicadores da tabela 2 são adicionados sequencialmente ao modelo se passarem no critério de seleção baseado em um p -valor definido na pesquisa, qual foi, 5%. A medida em que uma nova variável é adicionada ao modelo, as variáveis anteriormente incluídas são avaliadas para exclusão. Aquelas que não forem significantes ao nível de significância definido são excluídas. Quando nenhum indicador puder mais ser adicionado ou removido, o algoritmo para.

¹¹ Na pesquisa, tanto no modelo de Cox, quanto no modelo logístico também foram realizados testes para verificação dos resultados com base em dados com dois anos de antecedência. Em ambos os casos os resultados obtidos foram inferiores, quando comparados com os dados com um ano de antecedência.

Tabela 1 - Empresas listadas na B3 componentes da análise

Observação	Empresa	Sector, subsector e segmento	Data do pedido de recuperação judicial	Controles
1	Brasil Pharma	Saúde / Comércio e Distribuição / Medicamentos e Outros Produtos	09/01/2018	RAIA DROGASIL, DIMED, PROFARMA, FLEURY
2	Eternit	Bens Industriais / Construção e Engenharia / Produtos para Construção	19/05/2018	HAGA, PORTOBELLO, SONDOTECNICA, MILLS
3	Hotéis Othon	Consumo Cíclico / Hotéis e Restaurantes / Hotelaria	29/11/2018	INTERNATIONAL MEAL COMPANY, T4F, LOCA LUZA, O/C
4	Lutapec	Petróleo, Gás e Biocombustíveis / Petróleo, Gás e Biocombustíveis / Equipamentos e Serviços	25/05/2015	COSAN, ENAUTA PARTICIPAÇÕES, PETRO RIO, ULTRAPAR
5	OI	Telecomunicações / Telecomunicações / Telecomunicações	20/06/2016	TIM, TELEFÔNICA BRASIL, ALGAR TELECOM, JERISSATI PARTICIPAÇÕES
6	PDG Realty	Consumo Cíclico / Construção Civil / Incorporações	22/02/2017	MRV, EZTEC, JHSF, TRISUL
7	Pomifrut	Consumo não Cíclico / Agropecuária / Agricultura	25/01/2018	BRASILAGRO, SUCAGRÍCOLA, TERRA SANTA, M. DIAS BRANCO
8	Livraria Saraiva	Consumo Cíclico / Comércio / Produtos Diversos	23/11/2018	LOJAS AMERICANAS, B2W, MAGAZINE LUIZA, VIAVAREJO
9	Viver Incorporadora e construtora	Consumo Cíclico / Construção Civil / Incorporações	16/09/2016	RNI NEGÓCIOS IMOBILIÁRIOS, JOAO FORTES ENGENHARIA, GAFISA, CR2 EMPREENDIMENTOS IMOBILIÁRIOS
10	Wetzel	Bens Industriais / Material de Transporte / Material Rodoviário	03/02/2016	MARCOPOLO, TUPY, RANDON, FRAS-LE

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 2 - Indicadores Financeiros Componentes da Análise

Indicador financeiro	Abreviação	Categoria de análise	Equação
Liquidez corrente	LC	Liquidez	$\frac{\text{Ativo circulante}}{\text{Passivo circulante}}$
Liquidez seca	LS	Liquidez	$\frac{(\text{Ativo circulante} - \text{estoques})}{\text{Passivo circulante}}$
Liquidez imediata	LI	Liquidez	$\frac{\text{Disponibilidades}}{\text{Passivo circulante}}$
Liquidez geral	LG	Liquidez	$\frac{(\text{Ativo circulante} + \text{Realizável a longo prazo})}{(\text{Passivo circulante} + \text{Passivo não circulante})}$
Margem líquida	ML	Rentabilidade	$\frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Receita líquida}}$
Retorno sobre o ativo	RA	Rentabilidade	$\frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Ativo total}}$
Retorno sobre o patrimônio líquido	RPL	Rentabilidade	$\frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Patrimônio líquido}}$
Grau de endividamento	GE	Endividamento	$\frac{(\text{Passivo circulante} + \text{exigível a longo prazo})}{\text{Ativo total}}$
Participação de capitais de terceiros	PCT	Endividamento	$\frac{(\text{Passivo circulante} + \text{exigível a longo prazo})}{\text{Patrimônio líquido}}$
Composição do endividamento	CE	Endividamento	$\frac{\text{Passivo circulante}}{\text{Exigível total}}$
Índice de cobertura de juros	ICJ	Endividamento	$\frac{\text{Lucro operacional}}{\text{Despesas com juros}}$
Rotação do ativo	ROTA	Atividade	$\frac{\text{Receita operacional}}{\text{Ativo total}}$
Rotação do ativo circulante	ROTAC	Atividade	$\frac{\text{Receita operacional}}{\text{Ativo circulante}}$
Rotação dos estoques	ROTE	Atividade	$\frac{\text{Receita operacional}}{\text{Estoques}}$

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 3- Resultados do Modelo de Cox com um Ano de Antecedência

Indicador	Coefficiente (β)	Risco relativo	Desvio-padrão	p-valor
LC	-1,73037	0,17722	0,71529	0,0156
LG	-2,76272	0,06312	1,11057	0,0129
PCT	0,05817	1,05989	0,02762	0,0352
Likelihood ratio test = 41.82 on 3 df, p=4e-09				
Wald test = 19.13 on 3 df, p=3e-04				

Fonte: Resultados da pesquisa. Elaboração do autor.

em média, ou seja, 93,69%. Por fim, mantendo-se as outras covariáveis constantes, um acréscimo em uma unidade da participação dos capitais de terceiros eleva o risco de recuperação judicial em 1,059895 em média, ou seja, 5,99%.

Dessa forma, o modelo obtido evidencia a importância da liquidez no processo de previsão da recuperação judicial de empresas no Brasil, sendo o mesmo mais impactante do que propriamente o endividamento empresarial. Como esperado, há uma relação inversa entre liquidez e o risco de recuperação judicial, ao mesmo tempo em que há uma relação direta entre endividamento e este risco.

Como forma de validar o modelo de previsão proposto por meio do método de Cox, são analisados os erros cometidos no processo de previsão dentro da amostra, especificamente, os erros tipo I e erros tipo II. O erro tipo I decorre da incapacidade de apontar corretamente a recuperação judicial, quando esta efetivamente ocorre, enquanto que o erro tipo II decorre da incorreta classificação como em recuperação judicial uma empresa que na verdade permanece saudável.

Como resultados, constatou-se que o modelo desenvolvido com um ano de antecedência apresentou resultados satisfatórios quanto à classificação das empresas na amostra, conforme demonstrado na tabela 4.

Tabela 4 - Previsões e Erros do Modelo de Cox com um Ano de Antecedência

Ano	Erro I	Erros / total das insolventes	Erro II	Erros / total das solventes	Total de erros
2015	100%	1/1	4,08%	2/49	6%
2016	25%	¼	15,22%	7/46	16%
2017	20%	1/5	17,78%	8/45	18%
2018	20%	2/10	25%	10/40	24%
Média dos erros	41,25%		15,52%		16%
Média dos acertos	58,75%		84,48%		84%

Fonte: Resultados da pesquisa. Elaboração do autor.

No ano de 2015, constatou-se que apenas uma empresa demandou recuperação judicial, sendo que o modelo não conseguiu prever o caso com um ano de antecedência, cometendo um erro do tipo I, ao mesmo tempo em que incorretamente classificou duas empresas como em recuperação judicial com um ano de antecedência, cometendo dois erros do tipo II. E assim sucessivamente, para todos os anos até 2018. Considerando todo o período analisado, verificou-se que o modelo obtido foi eficaz ao prever corretamente com um ano de antecedência 84% dos eventos. No todo, embora o modelo tenha cometido em média mais erros do tipo I, ele foi bastante satisfatório no processo preditivo.

4.2 Resultados do Modelo Logístico

O modelo logístico desenvolvido, através do método *Forward Stepwise* e considerando um ano de antecedência, selecionou quatro indicadores como descritivos da recuperação judicial. No caso, foram identificadas as variáveis liquidez corrente (LC), retorno sobre o ativo (ROA), grau de endividamento (GE) e rotação do ativo (ROTA). Dessa forma, no modelo logístico, variáveis de liquidez, de rentabilidade, de endividamento e de atividade são necessárias para análise do fenômeno. Trata-se de um resultado mais interessante do que o anteriormente obtido pelo modelo de Cox, o qual empregou apenas variáveis de liquidez e de endividamento. A tabela 5 apresenta a síntese dos resultados obtidos do modelo, considerando um ano de antecedência ao evento da recuperação judicial.

Tabela 5 - Resultados do Modelo Logístico com um Ano de Antecedência

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	z	p-valor
Constante (C)	0,818671	1,26353	0,6479	0,5170
LC	- 3,18759	1,04809	- 3,041	0,0024*
RA	- 8,87504	2,43378	- 3,647	0,0003*
GE	1,59511	0,735722	2,168	0,0302**
ROTA	0,440203	0,725723	0,6066	0,5441
R-quadrado de McFadden	0,578015		R-quadrado ajustado	0,378176
Log da verossimilhança	- 10,55810		Critério de Akaike	31,11621
Critério de Schwarz	40,67632		Critério Hannan-Quinn	34,75675
R ² = 94%				
Número de casos corretamente previstos = 47 / 50				
Teste de razão de verossimilhança: Qui-quadrado(4) = 28,924 [0,0000]				

Fonte: Resultados da pesquisa. Elaboração do autor.

Interpretando os resultados, são analisados os coeficientes obtidos e os impactos que eles possuem na previsão da probabilidade de recuperação judicial. Cada coeficiente angular da equação é um coeficiente angular parcial e mede a variação no logit estimado para uma variação unitária do valor do regressor dado, mantendo os demais constantes.

No caso, mantendo-se as outras covariáveis constantes, um acréscimo em uma unidade da liquidez corrente reduz o logit estimado em 3,18759 unidades, sugerindo uma relação negativa entre a liquidez corrente e a probabilidade de requisição de recuperação judicial. No caso do retorno sobre o ativo, mantendo-se as outras covariáveis constantes, um acréscimo em uma unidade desta reduz o logit estimado em 8,87504, evidenciando uma relação negativa entre o retorno sobre o ativo e a probabilidade de recuperação judicial. Acerca do grau de endividamento, um acréscimo em uma unidade deste eleva o logit estimado em 1,59511 unidades, apontando uma relação positiva entre o grau de endividamento empresarial e a probabilidade de recuperação judicial. Por fim, acerca da rotatividade do ativo, não se obteve significância estatística do indicador, assim como no caso da constante. Dessa forma, o uso desses dois indicadores se faz necessário no modelo para coajustar as demais variáveis, ainda que eles não sejam estatisticamente significativos no processo de previsão. Concluindo, para as variáveis significativas ao nível de 5%, em todos os casos se verificou aderência entre o previsto teoricamente e os resultados constatados.

Dessa forma, o modelo obtido na regressão logística evidencia a importância dos indicadores de liquidez, rentabilidade e endividamento no processo de previsão da requisição da recuperação judicial das empresas.

Como forma de validar o modelo logístico de previsão, são analisados os erros cometidos no processo de previsão dentro da amostra, especificamente, os erros tipo I e erros tipo II.

Como resultados, constatou-se que o modelo desenvolvido com um ano de antecedência apresentou resultados satisfatórios quanto à classificação das empresas na amostra, conforme evidenciado na tabela 6.

Tabela 6 - Previsões e Erros do Modelo Logístico com um Ano de Antecedência

Descrição	Frequência	Percentual	Percentual acumulado
Empresas corretamente classificadas	47	94%	94%
Erro tipo I	3	6%	100%
Erro tipo II	0	0%	100%

Fonte: Resultados da pesquisa. Elaboração do autor.

Chama atenção o fato do modelo não ter cometido qualquer erro do tipo II, mas apenas três erros do tipo I. No caso, os erros cometidos ocorreram para os anos de 2016 (quando o modelo não previu corretamente a recuperação judicial da Oi telecomunicações) e 2018 (quando o modelo não previu corretamente a recuperação judicial da Eternit e da Livraria Saraiva). Para todos os demais casos, a previsão foi correta.

Assim, considerando todo o período analisado, tem-se que o modelo obtido foi bastante eficaz ao prever corretamente com um ano de antecedência 94% dos eventos de recuperação judicial e solvência, resultado este superior ao modelo de Cox, o qual teve correção de 84% nas previsões.

4.3 Validação do Modelo: Previsão Fora da Amostra

Como os modelos preditores de Cox e logístico apresentaram alto grau de acerto na classificação dentro da amostra, para se testar a eficácia geral dos resultados, é efetuada a aplicação desses modelos em outras empresas de fora da amostra. Para tanto, foram selecionadas 20 empresas listadas na B3¹² e que não foram parte da amostragem inicial, realizando-se as previsões com base em dados dos anos de 2017 e 2018, tanto no modelo de Cox quanto no logístico. Os resultados para o modelo de Cox constam na tabela 7 e os resultados para o modelo logístico constam na tabela 8.

Tabela 7 - Previsões e Erros do Modelo de Cox com um Ano de Antecedência – Validação fora da amostra

Dados do ano	Erro I	Erros / total das insolventes	Erro II	Erros / total das solventes	Total de erros
2017	0%	0/2	33,33%	6/18	30%
2018	0%	0/2	33,33%	6/18	30%
Média dos erros	0%		33,33%		30%
Média dos acertos	100%		66,67%		70%

Fonte: Resultados da pesquisa. Elaboração do autor.

Com base nos dados de 2017, constatou-se que duas empresas estavam em recuperação judicial, sendo que o modelo conseguiu prever o caso com um ano de antecedência, sem cometer erro do tipo I, ao mesmo tempo em que incorretamente classificou seis empresas como em recuperação judicial com um ano de antecedência, cometendo seis erros do tipo II. E assim também para o ano de 2018. Considerando todo o período analisado, verificou-se que o modelo obtido foi eficaz ao prever corretamente com um ano de antecedência 70% dos eventos. Anteriormente, na amostra, o resultado de correção na previsão foi de 84%, mostrando assim que embora o modelo tenha sido menos eficaz no processo preditivo fora da amostra, ele se mostrou bastante adequado para o estudo da previsão da recuperação judicial de empresas no Brasil.

¹² Por meio de seleção aleatória. As empresas contempladas foram Nortec, Ouro Fino, Azevedo e Travassos, Mendes Júnior, Locamérica, Unidas, Dommo, Petrobrás, Liq participações, CSU Cardsystem, Tenda, Vale, Biosev, São Martinho, Arezzo, Grazziotin, Helbor, Recrusul e Tupy. Nesta amostragem, duas empresas se encontravam em recuperação judicial no período analisado: Mendes Júnior e Recrusul.

Tabela 8 - Previsões e Erros do Modelo Logístico com um Ano de Antecedência – Validação fora da amostra

Descrição	Frequência	Percentual	Percentual acumulado
Empresas corretamente classificadas	31	94%	78%
Erro tipo I	1	3%	80%
Erro tipo II	8	20%	100%

Fonte: Resultados da pesquisa. Elaboração do autor.

Já o modelo logístico cometeu um erro do tipo I e oito erros do tipo II. No caso, o erro do tipo I derivou do fato do modelo não prever corretamente a recuperação judicial da empresa Recrusul com dados de 2018 (ainda que tenha acertado este evento com dados de 2017).

Assim, considerando todo o período analisado, os resultados obtidos fora da amostra foram satisfatórios ao prever corretamente com um ano de antecedência 78% dos eventos empresariais, resultado este superior ao modelo de Cox, o qual teve correção de 70% nas previsões fora da amostra.

De forma geral, constatou-se que o grau de precisão fora da amostra tanto no modelo de Cox, quanto no modelo logístico não diminuiu substancialmente, indicando que os modelos encontrados são satisfatórios e podem ser usados para o processo de previsão da recuperação judicial de empresas no Brasil.

5 CONCLUSÃO

O presente estudo teve como objetivo investigar o fenômeno da recuperação judicial no Brasil entre os anos de 2013 a 2018, identificando fatores-chaves que explicam o processo requisitório de recuperações judiciais. Especificamente, a presente pesquisa teve como finalidade responder à seguinte pergunta: para o caso brasileiro, quais são as variáveis relevantes para prever um pedido de recuperação judicial?

Para tanto, foram desenvolvidos dois modelos de previsão, um baseado em um modelo de risco proporcional de Cox, o qual foi satisfatório em prever corretamente 84% dos casos, e outro modelo logístico, o qual apresentou resultados ainda mais satisfatórios, tendo em vista a elevada capacidade preditiva do modelo, com 94% de acertos nas previsões.

Como resultado do modelo de Cox, constatou-se que variáveis de liquidez e de endividamento são necessárias para previsão da recuperação judicial no Brasil, mais especificamente, os indicadores de liquidez corrente (LC), liquidez geral (LG) e participação de capitais de terceiros (PCT). Para os indicadores de liquidez, há uma relação inversa com o risco de recuperação judicial, enquanto que o indicador de endividamento apresenta relação positiva com este risco.

Alternativamente, o modelo logístico evidenciou que indicadores de liquidez (LC), de rentabilidade (ROA), de endividamento (GE), e de rotatividade (ROTA) também são necessários para previsão da recuperação judicial empresarial. Objetivamente, os resultados evidenciaram uma relação negativa entre liquidez e a probabilidade de requisição da recuperação judicial, bem como uma relação negativa entre o retorno sobre o

ativo e a probabilidade da recuperação judicial. Em sentido oposto, a relação entre o grau de endividamento empresarial a probabilidade de recuperação judicial se mostrou positiva. Por fim, acerca do indicador de rotatividade, não se observou significância estatística do indicador, sendo o mesmo importante no modelo, ainda que não apresentando significância ao nível de 5%.

Assim sendo, elucidando a questão da pesquisa, tem-se que os melhores indicadores para a previsão da recuperação judicial de empresas não financeiras no Brasil consistem em: 1) liquidez corrente (LC); 2) retorno sobre o ativo (ROA); 3) grau de endividamento (GE); 4) rotação do ativo (ROTA), ainda que não havendo significância estatística nesta. Com efeito, variáveis de liquidez, de rentabilidade, de endividamento e de atividade são necessárias para análise do fenômeno. Salienta-se que este resultado está em linha com outras pesquisas realizadas para o setor não financeiro brasileiro quando tratando da questão da insolvência empresarial, sobretudo com os estudos de Yim e Mitchell (2005) e Rezende et al (2017). No caso, houve até mesmo obtenção de idênticas variáveis nas pesquisas, como foi o caso de retorno sobre o ativo (ROA) e rotação do ativo (ROTA).

O estudo foi satisfatório à medida que apresentou um modelo quantitativo atualizado que explique com elevada precisão o processo de previsão da recuperação judicial de empresas no Brasil com um ano de antecedência. Esse resultado deriva tanto da aplicação dos dados de dentro da amostra, como também de fora da amostra.

Por fim, uma comparação dos resultados encontrados na pesquisa sugere o uso do modelo logístico como técnica primária adequada para previsão do fenômeno, podendo o modelo de Cox ser utilizado como instrumento complementar de análise e de reforço dos resultados preditivos.

REFERÊNCIAS

AGHION, P.; HART, O; MOORE, J. Improving bankruptcy procedure. **Washington University Law Review**, Washington, v. 95, n. 4, p. 849-872, 1994.

ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporation bankruptcy. **Journal of Finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.

ALTMAN, E. I; BAIDYA, T. K. N; DIAS, L. M. R. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, v. 19, n. 1, p. 17-28, jan/mar, 1979.

ALTMAN, E. I; HOTCHKISS, E. **Corporate financial distress and bankruptcy**: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt. 3 ed. Hoboken: Joh Wiley & Sons, 2011.

BRESSAN, V. G. F; BRAGA, M. J; BRESSAN, A. A. Análise do risco de insolvência pelo modelo de Cox: uma aplicação prática. **Revista de Administração de Empresas**, v. 44, p. 83-96, 2004.

CAMERON, A. C; TRIVEDI, P. K. **Microeconometrics**: methods and applications. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.

BRESSAN, V. G. F; BRAGA, M. J; de LIMA, J. E. Análise de insolvência das cooperativas de crédito rural do Estado de Minas Gerais. **Estudos econômicos**, v. 34, n.3, p. 553-585, 2004.

- BRITO, G; ASSAF NETO, A. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 19, n.46, p. 18-29, 2008.
- GUIMARÃES, A; MOREIRA, T. B. S. Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante. **Revista de economia contemporânea**, v.12, n.1, p. 151-178, 2008.
- HAIR, J. F; et al. **Multivariate data analysis**. Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 2009.
- JANOT, M. M. Modelos de previsão de insolvência bancária no Brasil. **Trabalho para discussão**, Brasília, n. 13, mar/2001, p. 1-40. Disponível em: www.bcb.gov.br.
- KANITZ, S. C. **Como prever falências**. São Paulo: McGraw-Hill, 1978.
- MATIAS, A. B; SIQUEIRA, J. O. Risco bancário: modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil. **Revista de Administração**, v. 31, n. 2, p. 19-28, abril/junho 1996.
- MENDES, I. O. DE VIEIRA. Variáveis discriminantes dos estágios de insolvência de empresas. **Dissertação de mestrado**. Universidade Federal do Paraná, 2014.
- REZENDE, F., MONTEZANO, R., OLIVEIRA, F., & LAMEIRA, V. Previsão de dificuldade financeira em empresas de capital aberto. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 28, n.75, p. 390-406, 2017.
- ROCHA, F. Previsão de falência bancária: um modelo de risco proporcional. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, Rio de Janeiro, v. 29, n. 1, p. 137-152, 1999.
- ROSA, P; GARTNER, I. Financial distress em bancos brasileiros: um modelo de alerta antecipado. **Revista Contabilidade & Finanças**, v.29, n.77, p. 312-331, 2018.
- SANVICENTE, A. Z; MINARDI, A. M. A. F. Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas. Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, **Working Paper**, 1998.
- WOOLDRIDGE, J. M. Econometric analysis of cross section and panel data. **The MIT Press**, Cambridge, MA, 2010.
- YIM, J; MITCHELL, H. A comparison of corporate distress prediction models in Brazil: hybrid neural networks, logit models and discriminant analysis. **Nova Economia**, v. 15, n. 1, jun. 2005.

ANEXOS

Anexo 1 - Fatores de Inflação da Variância (FIV) ara os Coeficientes Estimados no Modelo Logístico, $\alpha=5\%$.

Variável	FIV	Coeficiente
LC	1,411	-3,18759*
RA	1,070	-8,87504*
GE	1,379	1,59511**
ROTA	1,092	0,440203

Fonte: Dados da pesquisa. Elaboração do autor.

Obs: Para o caso do FIV, valores > 10,0 podem indicar problemas de colinearidade.