

# Previsão de dificuldade financeira em empresas de capital aberto

## *Predicting financial distress in publicly-traded companies*

**Felipe Fontaine Rezende**

Ibmec Rio de Janeiro, Departamento de Administração, Rio de Janeiro, RJ, Brasil

**Roberto Marcos da Silva Montezano**

Ibmec Rio de Janeiro, Departamento de Administração, Rio de Janeiro, RJ, Brasil

**Fernando Nascimento de Oliveira**

Ibmec Rio de Janeiro, Departamento de Economia, Rio de Janeiro, RJ, Brasil

**Valdir de Jesus Lameira**

Ibmec Rio de Janeiro, Departamento de Administração, Rio de Janeiro, RJ, Brasil

Recebido em 05.10.2016 – Desk aceite em 01.11.2016 – 3ª versão aprovada em 15.05.2017 – Ahead of print em 20.07.2017

### RESUMO

Ao longo dos anos, desenvolveram-se diversos modelos de previsão de insolvência, sendo uma das razões o seu importante papel na tomada de decisão. Entretanto, ao prever a insolvência de uma empresa, proporciona-se um tempo muito curto para que as partes interessadas consigam agir e reverter essa situação. É nesse contexto que o presente trabalho surge, com o objetivo de desenvolver um modelo de previsão de dificuldade financeira identificado como uma etapa anterior à insolvência. No desenvolvimento do modelo de previsão, utiliza-se a técnica de análise de regressão logística com dados em painel e a amostra de empresas brasileiras de capital aberto com ações negociadas na Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo, entre os períodos de 2001 e 2014. O modelo final contempla, além das variáveis financeiras, as variáveis de expectativa de mercado (macroeconômicas) e setorial. Essas variáveis são testadas estatisticamente e a hipótese de que melhoram a previsibilidade do modelo é confirmada. A pesquisa identificou a existência do estado de dificuldade financeira em 96% das empresas que entraram em insolvência. Além disso, verifica-se a relação entre os fenômenos de insolvência e dificuldade financeira. Os resultados obtidos demonstram que a maioria (83%) das variáveis explicativas do modelo de previsão de insolvência também está presente no modelo de previsão do fenômeno de dificuldade financeira. As variáveis de expectativa do produto interno bruto e as variáveis financeiras de liquidez seca, giro do ativo e patrimônio líquido sobre passivo total são estatisticamente significativas para prever ambos os fenômenos. Com esses indícios, o estudo sugere a utilização do conceito de dificuldade financeira como uma etapa predecessora da insolvência e disponibiliza um modelo de previsão de dificuldade financeira com poder de acerto de 89% dos casos, quando aplicado às empresas de capital aberto no Brasil no período pesquisado.

**Palavras-chave:** dificuldade financeira, insolvência, modelos de previsão, regressão logística, dados em painel.

### ABSTRACT

Several models for forecasting bankruptcy have been developed over the years, one of the reasons for which is the important part it plays in decision-making. However, forecasting a company's bankruptcy leaves a very short time for stakeholders to change the situation. It is in this context that this paper arises in order to develop a model for predicting financial distress, which is identified as a step prior to bankruptcy. The predictive model uses the logistic regression technique with panel data and a sample of Brazilian publicly-traded companies with shares listed on the São Paulo Stock, Commodities, and Futures Exchange between 2001 and 2014. As well as financial variables, the final model includes market expectations (macroeconomic) and sector variables. These variables are statistically tested and the hypothesis is confirmed that they improve the accuracy of the model. The research identified the existence of financial distress in 96% of the companies that went bankrupt. In addition, the relationship between the phenomena of bankruptcy and financial distress is verified, using financial and macroeconomic explanatory variables. The results demonstrate that most (83%) of the explanatory variables in the model for predicting bankruptcy are also present in the model for predicting the phenomenon of financial distress. The expected gross domestic product variables and the quick ratio, asset turnover, and net equity over total liabilities financial variables are statistically significant in predicting both phenomena. With this evidence, the study suggests the use of the concept of financial distress as a stage prior to bankruptcy and provides a model for predicting financial distress with 89% accuracy when applied to publicly-traded companies in Brazil in the period examined.

**Keywords:** financial distress, bankruptcy, prediction, logistic regression, panel data.

## 1. INTRODUÇÃO

Os modelos que buscam prever a insolvência de empresas têm sido estudados com entusiasmo, nas últimas décadas, nos meios acadêmicos (Allen & Saunders, 2004). Horta, Borges, Carvalho e Alves (2011) e Horta, Alves e Carvalho (2013) relatam que os modelos de previsão de insolvência oferecem, aos analistas e gestores de crédito, uma ferramenta avançada, isenta de influências subjetivas e que possibilita obter uma classificação confiável quanto ao futuro da capacidade da empresa para continuar honrando seus compromissos financeiros.

Bellovary, Giacomino e Akers (2007), em sua revisão sobre os estudos de previsão de insolvência desde 1930, chegam à conclusão que, apesar das diferenças existentes entre os modelos de previsão, os testes empíricos da maioria dos modelos mostram alta capacidade preditiva, sugerindo que os modelos são úteis para muitos grupos, incluindo auditores, gerentes, credores e analistas.

Em contrapartida, Pinheiro, Santos, Colauto, e Pinheiro (2009) ressaltam a importância da atualização desses modelos, devido à perda de vigência dos coeficientes associados às variáveis ao longo do tempo. Balcaen e Ooghe (2004) destacam que essas perdas ocorrem principalmente nos modelos, contemplando apenas variáveis financeiras, pois não consideram as condições macroeconômicas. Dessa forma, esses modelos assumem implicitamente que a relação entre as variáveis é estável ao longo do tempo.

Em relação aos métodos utilizados, Platt e Platt (2006) expõem que os modelos que utilizam a classificação de insolvência acabam gerando a previsão de uma situação praticamente irreversível para empresa, não oferecendo tempo hábil para que as partes interessadas consigam realizar mudanças. Tinoco e Wilson (2013) ressaltam que a definição legal de insolvência não está livre de críticas e a insolvência pode ser um processo moroso, no qual a data “legal” da formalização da insolvência pode não representar a data “econômica”, ou seja, o evento real de fracasso da empresa.

Balcaen e Ooghe (2004) complementam levantando outras críticas quanto à utilização da insolvência. Comentam que a classificação de insolvência dependerá da legislação vigente de cada país e, conseqüentemente, modelos desenvolvidos em diferentes países apresentarão diferentes definições de insolvência. Além disso, a utilização de uma definição legal de insolvência pode resultar em amostras contaminadas que irão interferir na assertividade da previsão do modelo. Empresas com problemas financeiros, prestes a se tornarem insolventes,

podem sofrer processos de incorporação ou aquisição, não sendo classificadas como insolventes. Ao mesmo tempo, empresas estáveis e financeiramente saudáveis podem entrar com processo de insolvência por razões estratégicas, sem relação alguma a dificuldades financeiras.

O presente estudo opta por trabalhar com o conceito teórico de dificuldade financeira. O objetivo principal é desenvolver um modelo de previsão que identifica uma etapa anterior à insolvência das empresas, ou seja, a dificuldade financeira. Esse modelo tem como diferencial a possibilidade de identificar uma situação na qual as partes interessadas teriam tempo hábil para realizar ações antes que a empresa entrasse em estado de insolvência.

Além disso, é objetivo deste estudo desenvolver um modelo de previsão que inclua não apenas variáveis microeconômicas (financeiras), mas também variáveis macroeconômicas e setoriais que retratem o ambiente vivenciado pelas empresas, ampliando a compreensão do fenômeno estudado. Sun, Huang e He (2014) afirmam que é necessário quebrar essa visão tradicional de modelos quantitativos, baseados exclusivamente em indicadores financeiros, e utilizar informações não financeiras de forma a aprofundar os estudos de previsão de insolvência.

Antes do desenvolvimento do modelo, o estudo verifica se o evento de dificuldade financeira realmente precede a etapa de insolvência. Para isso são levantadas e testadas duas hipóteses:

**H<sub>1</sub>**: empresas insolventes devem ser classificadas como em dificuldade financeira em algum momento do seu ciclo de vida;

**H<sub>2</sub>**: as variáveis explicativas do fenômeno de dificuldade financeira devem ser semelhantes, ao menos algumas delas, às variáveis explicativas do fenômeno de insolvência.

Os resultados obtidos identificam que 96% das empresas insolventes da amostra classificaram-se em dificuldade financeira. Os modelos de previsão de dificuldade financeira e insolvência gerados apresentaram algumas variáveis explicativas semelhantes. Assim, ambas as hipóteses são confirmadas, criando indícios para a utilização do conceito teórico de dificuldade financeira como um evento predecessor da insolvência.

O artigo desenvolve um modelo de previsão de dificuldade financeira com base em uma amostra trimestral de empresas de capital aberto com ações negociadas na Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&FBOVESPA) entre 2001 e 2014, totalizando 11.147 casos.

O modelo final contempla a combinação de variáveis financeiras, de expectativa de mercado (macroeconômicas) e setorial, todas estatisticamente significativas para um intervalo de confiança de 95%. O poder de acerto do modelo é de 89% dos casos, apresentando performance satisfatória comparada com os principais estudos brasileiros de previsão (Altman, Baidya & Dias, 1979; Brito & Assaf Neto, 2008; Elizabetsky, 1976; Kanitz, 1976; Matias 1978; Sanvicente & Minardi, 1998; Silva, 1982).

Korol e Korodi (2010) relatam que não há um fator único responsável pela insolvência de uma empresa. Há consenso que existem dois grupos de fatores. O primeiro trata das causas endógenas, que ocorrem dentro da empresa e estão relacionadas à ineficiência na alocação dos ativos, à estrutura de financiamento ineficiente e/ou à gestão inadequada da empresa. O segundo grupo refere-se às causas exógenas, que consistem em fenômenos relacionados com a situação econômica geral do país e com as políticas fiscal, monetária e cambial das autoridades governamentais. As empresas não podem influenciar esses fatores. No entanto, tais fatores afetam a situação financeira da empresa.

O modelo final engloba esses dois grupos de fatores por meio das variáveis financeiras e macroeconômicas. As variáveis financeiras constituem as informações das empresas através de coeficientes e índices percentuais extraídos dos demonstrativos contábeis das empresas, o que possibilita a interpretação da situação econômico-financeira e a realização de inferências sobre a tendência futura da empresa (Hein, Pinto & Beuren, 2012). As

variáveis macroeconômicas adicionam à previsão o ambiente de negócio em que a empresa está operando (Korol & Korodi, 2010; Tinoco & Wilson, 2013; Tomas & Dimitri, 2011).

O modelo inclui, ainda, a variável binária do setor, seguindo a metodologia proposta por Chava e Jarrow (2004), com o intuito de medir os efeitos do setor como um componente na previsão de dificuldade financeira.

O trabalho contribui para a literatura acadêmica ao apresentar evidências para a utilização do conceito teórico de dificuldade financeira, possibilitando o desenvolvimento de modelos de previsão que identificam uma etapa anterior à insolvência das empresas.

Em relação às escolhas das variáveis, os resultados encontrados nos testes suportam a afirmação na qual um modelo contemplando variáveis microeconômicas e macroeconômicas apresenta um poder preditivo maior do que um modelo contemplando apenas variáveis financeiras. O estudo também introduz a utilização de variáveis de expectativa de mercado que foram estatisticamente significativas. É oferecido um modelo de previsão de dificuldade financeira útil para acadêmicos, investidores e analistas do mercado de capitais.

Após esta introdução, o artigo está estruturado da seguinte forma: a seção 2 define o conceito de dificuldade financeira e traz os principais modelos de previsão de insolvência, a seção 3 detalha as amostras e o modelo de previsão de insolvência, a seção 4 apresenta os resultados e a seção 5 contempla as conclusões, limitações e sugestões para trabalhos futuros.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 Conceito Teórico de Dificuldade Financeira

Platt e Platt (2006) relatam que o conceito de dificuldade financeira não é definido de maneira precisa se comparado às legislações que definem os processos, tais como falência e liquidação. Essa indefinição ainda ocorre nos dias atuais, como destacado por Soares e Rebouças (2015). Entretanto, existe grande possibilidade de eventos que podem caracterizar, seja de maneira isolada ou em conjunto, o estado de dificuldade financeira de uma empresa. Platt e Platt (2006) afirmam que o estado de dificuldade financeira precede praticamente todas as falências, exceto aquelas devido a eventos repentinos e inesperados, tais como desastres naturais, decisões judiciais ou mudanças de regulamentação pelo governo.

Os estudos que buscam classificar empresas em dificuldade financeira mostram semelhança pela presença

de índices que possam identificar uma empresa com problemas para honrar suas obrigações. Wruck (1990) define que a empresa está em dificuldade financeira quando seu fluxo de caixa é insuficiente para cobrir as obrigações correntes. Asquith, Gertner e Scharfstein (1991) relatam que a empresa está em dificuldade financeira de acordo com o índice de cobertura de juros, calculado a partir da apuração dos lucros antes de juros e impostos, depreciação e amortização [*earnings before interest, taxes, depreciation, and amortization* (EBITDA)] e das despesas financeiras. Andrade e Kaplan (1998) também fazem uso do EBITDA e dos valores de despesas financeiras para classificar a empresa em dificuldade financeira. Whitaker (1999), além de utilizar esses índices, considera o valor de mercado um critério de seleção, uma vez que todas as empresas incluídas na amostra apresentaram declínio no seu valor

de mercado ou no valor de mercado corrigido pelo seu setor no ano de entrada em dificuldade financeira.

Por fim, o estudo de Pindado, Rodrigues e de la Torre (2008) faz uma compilação desses trabalhos e adota uma definição de dificuldade financeira que avalia a capacidade da empresa para satisfazer suas obrigações financeiras de acordo com duas condições: (i) seus lucros antes de juros e impostos, depreciação e amortização (EBITDA) são menores do que as despesas financeiras por dois anos consecutivos, levando a empresa a uma situação em que não pode gerar recursos suficientes em suas atividades operacionais para cumprir com suas obrigações financeiras; (ii) queda no seu valor de mercado entre dois períodos consecutivos. Assim, o ano posterior à ocorrência de ambos os eventos é definido como o de entrada em dificuldade financeira.

Tinoco e Wilson (2013) utilizam essa metodologia no seu estudo de previsão com empresas listadas na Bolsa de Valores de Londres. Em sua justificativa para escolha dessa abordagem, na primeira condição, quando o EBITDA é inferior a despesas com juros sobre a dívida da empresa, concluem que a rentabilidade operacional da empresa não é suficiente para cobrir suas obrigações financeiras. Em relação à segunda condição, destacam a própria afirmação de Pindado et al. (2008), na qual o mercado, bem como as partes interessadas, são suscetíveis de julgar negativamente uma empresa que sofre com um déficit operacional (situação da primeira condição) até uma melhora da situação financeira da empresa ser percebida novamente. Assim, a queda no valor de mercado por dois anos consecutivos é interpretada como indicativo de que uma empresa está passando por dificuldades financeiras.

## 2.2 Principais Modelos de Previsão de Insolvência

Os estudos sobre previsão de insolvência remontam a década de 30 com a análise de indicadores para previsão de insolvência a partir do estudo de Fitzpatrick (1932, apud Bellovary et al., 2007).

Algumas décadas depois, Beaver (1966) apresentou o primeiro estudo, que discutiu a utilização de técnicas estatísticas para a previsão de insolvência, no caso, a análise discriminante univariada. Com base nas demonstrações financeiras, construíram-se 30 índices e, por meio de análise de perfil, concluiu-se que os índices das empresas falidas se deterioravam com muito mais rapidez do que os das empresas que permaneciam saudáveis. Na sua conclusão, sugeriu que estudos posteriores utilizassem vários indicadores simultaneamente na construção de modelos, o que acabaria por determinar a tendência dos trabalhos seguintes acerca da previsão de insolvência.

Altman (1968), em linha com a sugestão de Beaver (1966), publicou estudo no qual um conjunto de índices financeiros combinados a uma abordagem de análise discriminante multivariada assumiria maior significância estatística do que a técnica utilizada até então, de comparação de relação sequencial. O modelo desenvolvido, denominado Z-score, apresentou alta capacidade de previsão de insolvência para um ano antes da entrada em falência (95% de assertividade).

A partir do modelo de Altman, a insolvência de empresas se tornou um assunto mais pesquisado e difundido na literatura acadêmica (Horta et al., 2011). O número e a complexidade de modelos de previsão de insolvência aumentaram drasticamente (Bellovary et al., 2007).

Com o avanço da tecnologia surgiram novas técnicas e desenvolveram-se novos modelos de previsão de insolvência. Martin (1977) apresentou um modelo de previsão de insolvência para bancos com base em regressão logística. Em seguida, Ohlson (1980) utilizou o modelo logit (regressão logística) com indicadores financeiros para prever a falência de empresas e determinar que os fatores relacionados à probabilidade de falha no prazo de um ano eram o tamanho da empresa e as medidas de estrutura financeira, desempenho e liquidez.

Minussi, Damacena e Ness (2002) relatam que a vantagem da regressão logística em comparação com a análise discriminante multivariada está na abrangência de possibilidades, visto que não é necessário garantir a normalidade dos resíduos nem a existência de homogeneidade da variância. Além disso, os modelos de regressão logística permitem estimar a probabilidade de uma empresa entrar em falência (Balcaen & Ooghe, 2004).

Ainda na década de 80, surgiram os modelos com aplicação de métodos de inteligência artificial em contraste com os métodos até então desenvolvidos (métodos estatísticos). Dentre os métodos de inteligência artificial, destacam-se a árvore de decisões, técnicas de redes neurais, máquinas de vetores de suporte, algoritmos evoluídos (genéticos), raciocínio baseado em casos e rough set (Sun et al., 2014).

Sun et al. (2014) comentam que tanto os métodos estatísticos quanto de inteligência artificial apresentam prós e contras. Enquanto os métodos estatísticos são restritos pelas premissas estatísticas, os métodos de inteligência artificial não apresentam essa restrição, mas são muito mais complexos. Olson, Delen e Meng (2012), ao realizarem essa mesma abordagem, relatam que, devido à natureza complexa dos modelos de inteligência artificial, perdem-se duas características relevantes da modelagem: a transparência e a transportabilidade. Transparência no sentido da capacidade humana de entender em que o

modelo consiste e transportabilidade na capacidade de aplicar o modelo a novas observações. Tais características, em contraponto, estão presentes nos métodos estatísticos que apresentam uma forma que pode ser compreendida e transportada facilmente.

Além da técnica empregada, outro elemento chave na teoria de insolvência de empresas são as variáveis explicativas que, assim como as técnicas de abordagem do modelo, sofreram avanços ao longo dos anos. Korol e Korodi (2010) *the firms can expect the increased uncertainty of their existence. The relevant literature includes extensive studies on bankruptcy prediction. Studies show that the most popular method used for prediction of firms' failures are discriminant analyses (30.3% of all models* relatam que não há um fator isolado que seja causador da insolvência de uma empresa. Os autores sugerem que há consenso sobre dois grupos de fatores que resultam no evento de falência de uma empresa.

O primeiro trata das causas endógenas, que ocorrem dentro da empresa e são os principais fatores estudados e utilizados de forma extensiva na literatura especializada de previsão de insolvência. Os modelos clássicos, que tiveram início no trabalho de Altman (1968), utilizaram tais variáveis com base nas informações específicas das empresas, ou seja, informações obtidas dos relatórios econômico-financeiros.

O segundo grupo refere-se às causas exógenas que consistem em fenômenos relacionados com a situação econômica geral do país e com as políticas macroeconômicas das autoridades governamentais. As empresas não podem influenciar esses fatores, no entanto, tais fatores afetam a situação financeira da empresa, como sua liquidez e capacidade de pagamento.

Uma das primeiras pesquisas que defendeu a utilização desse segundo grupo de variáveis para a previsão de insolvência foi apresentada por Johnson (1970). Ele comenta que os indicadores financeiros da empresa não contêm informações suficientes sobre as condições econômicas enfrentadas pela gestão da empresa e pelos investidores e sugere a utilização de indicadores macroeconômicos.

Liou (2007) destaca o estudo de Rose et al. (1982, apud Liou, 2007) como um dos mais significativos na utilização de variáveis macroeconômicas. A pesquisa investigou a relação entre as taxas de falências das empresas norte-americanas e indicadores econômicos entre 1970 e 1980 e identificou nove variáveis econômicas estatisticamente relacionadas às taxas de falência. Em seu modelo, obtiveram  $R^2$  de 0,91, confirmando a relação entre variáveis econômicas e o processo de insolvência da empresa.

A partir desses trabalhos pioneiros, pesquisadores passaram a incluir e identificar variáveis macroeconômicas em estudos de previsão de insolvência ou até mesmo de dificuldade financeira (Cuthbertson & Hudson, 1996; Goudie & Meeks, 1991; Hudson, 1987; Levy & Bar-niv, 1987; Liu, 2004, 2009; Platt & Platt, 1994; Wadhvani, 1986; Zhang, Bessler e Leatham, 2013).

Korol e Korodi (2010), em sua revisão acerca desse tema, relatam que os principais fatores macroeconômicos a afetar a previsão de insolvência de empresas são a situação econômica do país, a política fiscal, as condições monetárias, a inflação e as características e expectativas do mercado.

Zhang et al. (2013) identificam os mesmos fatores macroeconômicos de algumas pesquisas prévias (Altman, 1983; Liu, 2004, 2009; Platt & Platt, 1994) e sugerem a utilização de variáveis específicas para representar os fatores econômicos. Referente à situação econômica do país, sugerem utilizar um índice econômico geral, como o produto interno bruto (PIB) ou lucro agregado das empresas. No que tange à política fiscal e às condições monetárias, indicam a utilização da taxa de juros. Em relação ao mercado, Zhang et al. (2013) relatam que são usualmente utilizados o preço negociado das ações ou outro índice, como o S&P 500, que traz uma expectativa dos investidores com o mercado como um todo. É considerada, ainda, a inflação, por ser vista como um importante indicador da economia, pois torna os ganhos de uma firma mais voláteis e prejudica sua capacidade de pagar dívidas.

Korol e Korodi (2010) e Tomas e Dimitric (2011) concluem que a abordagem clássica ao tratar apenas dos fatores endógenos está obsoleta e que há um passo lógico no futuro da previsão de insolvência: o desenvolvimento de modelos de previsão que envolva tanto variáveis micro como variáveis atreladas ao ambiente macroeconômico às quais as empresas estão envolvidas.

Altman e Sabato (2007) reconhecem os critérios qualitativos (variáveis não financeiras) como relevantes nos modelos de análise de previsão de insolvência. Entretanto, ao realizar uma revisão da literatura acerca das variáveis não financeiras, percebe-se que elas são utilizadas, em sua grande maioria, em estudos de previsão de pequenas e médias empresas. Isso ocorre porque tais empresas, quando obrigadas, apresentam informações financeiras limitadas (Blanco-Oliver, Irimia-Dieiguez, Oliver-Alfonso & Wilson 2015).

Um dos indicadores não financeiros destacados pela literatura refere-se ao efeito do setor (Karkinen & Laitinen, 2015). Hill, Perry e Andes (2011) e Mansi, Maxwell e Zhang (2012) concordam que, apesar das evidências

acerca dos efeitos do setor, a literatura não tem dado muita atenção para essa variável nos modelos. A exceção seria o estudo de Chava e Jarrow (2004), que apresenta a técnica de realizar um agrupamento por empresa em

quatro setores, por meio de variáveis binárias (*dummy*), e identifica, estatisticamente, que variáveis preditivas têm pesos diferentes para diferentes agrupamentos na previsão de insolvência.

### 3. METODOLOGIA

#### 3.1 Amostra

Para exames das hipóteses e desenvolvimento do modelo de previsão de dificuldade financeira, esta pesquisa trabalha amostra de empresas de capital aberto não financeiras e não estatais com ações listadas na BM&FBOVESPA. O período de análise situa-se entre o quarto trimestre de 2001 (4T2001) e o quarto trimestre de 2014 (4T2014). A escolha pelo 4T2001 ocorre por ser o primeiro período do banco de dados de expectativas de mercado do Banco Central do Brasil divulgado pela

Gerência-Executiva de Relacionamento com Investidores do Banco Central do Brasil (GERIN).

Com o uso de períodos trimestrais, conforme apresentado na Tabela 1, esta pesquisa segue sugestão de Baldwin e Glezen (1992). Esses autores comentam que previsões anuais podem não ser adequadas em economias em rápida mutação ou quando determinada empresa ou indústria experimenta rápida deterioração. Nesse sentido, os dados trimestrais têm um potencial para previsões mais oportunas.

**Tabela 1** Total de observações

Período	Empresas	Período	Empresas	Período	Empresas	Período	Empresas
4T2001	151	2T2005	185	4T2008	226	2T2012	244
1T2002	162	3T2005	188	1T2009	227	3T2012	244
2T2002	164	4T2005	187	2T2009	228	4T2012	241
3T2002	166	1T2006	182	3T2009	225	1T2013	240
4T2002	168	2T2006	180	4T2009	222	2T2013	236
1T2003	173	3T2006	180	1T2010	239	3T2013	237
2T2003	171	4T2006	188	2T2010	235	4T2013	232
3T2003	171	1T2007	199	3T2010	233	1T2014	231
4T2003	173	2T2007	212	4T2010	234	2T2014	231
1T2004	181	3T2007	226	1T2011	251	3T2014	225
2T2004	178	4T2007	224	2T2011	255	4T2014	218
3T2004	178	1T2008	230	3T2011	254		
4T2004	184	2T2008	233	4T2011	242		
1T2005	184	3T2008	233	1T2012	246	TOTAL	11.147

**Nota:** como exemplo, 4T2001 refere-se ao quarto trimestre de 2001.

**Fonte:** Elaborada pelos autores.

As informações necessárias para construção dos indicadores financeiros das empresas foram extraídas da base de dados Economática®. No que tange à classificação da amostra para a situação de insolvência e dificuldade financeira, utilizaram-se dois tratamentos. A empresa foi classificada em dificuldade financeira quando (i) seus lucros antes de juros e impostos, depreciação e amortização (EBITDA) foram menores do que as despesas financeiras por dois períodos consecutivos; (ii) houve queda no seu valor de mercado entre dois períodos consecutivos. Assim, o período posterior à ocorrência de ambos os eventos foi definido como o de entrada em dificuldade financeira (Pindado et al., 2008; Tinoco & Wilson, 2013).

Para verificação de ambas as condições, utilizaram-se os valores reais dos indicadores (EBITDA e despesas financeiras) e do valor de mercado da empresa. Os dados foram obtidos a partir do sistema Economática® e, para ajuste dos dados em relação à inflação, aplicou-se o índice de preços ao consumidor (IPCA).

Para classificação das empresas insolventes, utilizaram-se os relatórios do Boletim Diário de Informações (BID) e Suplemento de Orientação, publicados pela BM&FBOVESPA, e identificaram-se as empresas que tiveram ações negociadas como concordatárias ou em recuperação judicial no período compreendido entre 2001 e 2014. Além das concordatárias, seguindo, Brito e Assaf

Neto (2008), também foram consideradas insolventes as empresas que constaram como falidas durante esse período no cadastro de companhias abertas da Comissão de Valores Mobiliários (CVM). Definiu-se como ano de ocorrência do evento de insolvência aquele em que a empresa passou a ter suas ações negociadas como concordatária ou que passou a constar do cadastro da CVM como falida.

### 3.2 Modelo de Previsão

Na construção dos modelos, além da classificação do evento (insolvência e dificuldade financeira), são necessárias a definição das variáveis explicativas e a técnica de abordagem do modelo.

Devido à inexistência de uma teoria geral sobre a escolha das variáveis explicativas para a previsão de insolvência ou dificuldade financeira, os critérios utilizados na seleção são variados (Tascón & Castano, 2012). Seguindo as conclusões de Korol e Korodi (2010) e Tomas e Dimitric (2011), escolheram-se as variáveis

financeiras e macroeconômicas.

Para as variáveis financeiras, utilizaram-se os mesmos indicadores de pesquisas brasileiros de previsão de insolvência (Altman et al., 1979; Brito & Assaf Neto, 2008; Elizabetsky, 1976; Kanitz, 1976; Matias, 1978; Sanvicente & Minardi, 1998; Silva, 1982). A escolha por esses estudos deu-se por sua representatividade na literatura, boa capacidade de previsão e por utilizarem empresas brasileiras, mesmo escopo deste artigo. Cinca, Molinero e Larraz (2005) expõem que o país onde a empresa atua afeta a estrutura de índices financeiros. Consequentemente, buscou-se utilizar os indicadores já testados para empresas com atuação no Brasil.

Dessa forma, consideraram-se os indicadores que fizeram parte dos modelos finais dos respectivos estudos. Na Tabela 2 é possível identificar todos os indicadores mapeados e utilizados, enquanto na Tabela 3 são descritas as siglas utilizadas nas fórmulas dos indicadores. A Tabela 4 informa as estatísticas descritivas das variáveis financeiras consideradas.

**Tabela 2** Variáveis financeiras iniciais

Código	Índice	Fórmula	Fonte	Sinal esperado
F1	Liquidez seca	$(AC - E) / PC$	Kanitz (1976)	Negativo
F2	Capital de giro líquido	$(AC - PC) / AT$	Altman et al. (1979); Sanvicente e Minardi (1998); Brito e Assaf Neto (2008)	Negativo
F3	Liquidez geral	$(AC + RPL) / PT$	Kanitz (1976)	Negativo
F4	Saldo de tesouraria sobre vendas	$(ACF - PCF) / RL$	Brito e Assaf Neto (2008)	Negativo
F5	Liquidez corrente	$AC / PC$	Kanitz (1976) e Matias (1978)	Positivo
F6	Contas a receber pelo ativo total	$CR / AT$	Elizabetsky (1976)	Negativo
F7	Passivo total pela geração de recursos	$PT / (LL + 0,1 \times IM)$	Silva (1982)	Positivo
F8	Grau de endividamento	$PT / PL$	Kanitz (1976)	Positivo
F9	Fornecedor pelo ativo total	$CP / AT$	Matias (1978)	Positivo
F10	Fornecedor por vendas	$CP / RL$	Silva (1982)	Positivo
F11	Rentabilidade do patrimônio	$LL / PL$	Kanitz (1976)	Negativo
F12	Margem líquida	$LL / RL$	Elizabetsky (1976)	Negativo
F13	Lucro antes do imposto de renda pelo ativo	$LAIR / AT$	Sanvicente e Minardi (1998)	Negativo
F14	Lucro operacional pelo lucro bruto	$LAJIR / LB$	Matias (1978)	Negativo
F15	Lucro operacional mais despesas financeiras pelo ativo descontado o imobilizado médio	$(LAJIR + DF) / (AT - IM)$	Silva (1982)	Negativo
F16	Cobertura de juros	$LAJIDA / DF$	Sanvicente e Minardi (1998)	Negativo
F17	Rentabilidade operacional do ativo	$LAJIR / AT$	Altman et al. (1979)	Negativo
F18	Endividamento de curto prazo	$PC / AT$	Elizabetsky (1976)	Positivo
F19	Endividamento financeiro	$(PCF + ELPF) / AT$	Brito e Assaf Neto (2008)	Positivo
F20	Lucros retidos sobre ativo	$(PL - CS) / AT$	Sanvicente e Minardi (1998); Brito e Assaf Neto (2008)	Negativo
F21	Patrimônio líquido sobre ativo	$PL / AT$	Matias (1978)	Negativo
F22	Patrimônio líquido sobre passivo total	$PL / PT$	Altman et al. (1979); Sanvicente e Minardi (1998)	Negativo
F23	Giro do ativo	$RL / AT$	Altman et al. (1979)	Negativo

Fonte: Elaborada pelos autores.

**Tabela 3** Siglas dos indicadores

Sigla	Descrição	Sigla	Descrição
AC	Ativo circulante		
ACF	Ativo circulante financeiro	LAJIR	Lucro operacional (EBIT)
AT	Ativo total	LB	Lucro bruto
CP	Contas a pagar	LL	Lucro líquido
CR	Contas a receber	PC	Passivo circulante
CS	Capital social	PCF	Passivo circulante financeiro
DF	Despesas financeiras	PL	Patrimônio líquido
E	Estoques	PT	Passivo total
ELPF	Passivo em longo prazo financeiro	RL	Receita líquida
IM	Imobilizado médio	RLP	Realizável em longo prazo
LAIR	Lucro antes do imposto de renda	LAJIDA	Lucro antes de juros, impostos, depreciação e amortização

EBIT = apuração dos lucros antes dos juros e impostos (earnings before interest and taxes).

Fonte: Elaborada pelos autores.

**Tabela 4** Estatísticas descritivas das variáveis financeiras (n = 11.147)

Variável	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
F1	1,53	2,06	0,00	46,83
F2	0,08	0,56	-16,31	0,92
F3	1,25	1,44	0,00	23,35
F4	-8,09	219,39	-12.352,18	39.835,83
F5	1,92	2,20	0,00	46,83
F6	0,15	0,12	0,00	0,98
F7	15,86	364,13	-11.355,88	16.125,79
F8	2,79	25,64	-412	1.203,89
F9	0,07	0,09	0,00	1,62
F10	0,90	8,20	0,00	467,51
F11	0,00	0,91	-44,60	10,89
F12	0,10	17,97	-638,42	731,00
F13	0,01	0,10	-3,25	1,91
F14	-0,03	26,73	-866,19	1.153,22
F15	0,04	0,20	-6,36	7,98
F16	3,46	122,76	-7.670,62	3.891,72
F17	0,02	0,07	-2,95	1,74
F18	0,35	0,53	0,00	16,40
F19	0,34	0,76	0,00	65,98
F20	-0,12	1,95	-73,19	0,82
F21	0,22	1,83	-69,37	0,99
F22	1,25	3,83	-0,99	109,44
F23	0,21	0,17	0,00	1,94

Fonte: Elaborada pelos autores.

Existiam, ainda, outros indicadores nos trabalhos originais. Porém não foram considerados, visto que grande parte da amostra (empresas) não apresentava as informações necessárias para o cálculo.

Em relação às variáveis macroeconômicas, utilizaram-se duas categorias. A primeira refere-se aos indicadores econômicos observados em cada período. Para essa categoria, consideraram-se os indicadores sugeridos por Zhang et al. (2013). Para representar a situação macroeconômica do país, selecionaram-se a taxa de crescimento do PIB, a taxa real de juros básica (SELIC),

o índice Bovespa (Ibovespa) real, além da inflação medida pelo IPCA.

Na segunda categoria, consideraram-se os indicadores de expectativas de mercado a partir da base disponibilizada pelo GERIN. A pesquisa de expectativas de mercado, conforme informado no endereço eletrônico da instituição, tem por objetivo monitorar a evolução das expectativas de mercado para as principais variáveis macroeconômicas, gerando subsídios para o processo decisório da política monetária. Logo, se essas variáveis geram subsídios passíveis de influenciar no processo

decisório da política monetária, elas acabam também por influenciar o ambiente macroeconômico, podendo ser úteis na previsão desse ambiente.

Nesse sentido, o estudo adotou três indicadores de expectativa relacionados aos indicadores macroeconômicos

observados (contemporâneo), conforme Tabela 5. O período para obtenção da expectativa utilizado foi de previsão para 12 meses à frente. A Tabela 6 informa as estatísticas descritivas das variáveis macroeconômicas consideradas.

**Tabela 5** Variáveis macroeconômicas iniciais

Código	Categoria	Índice	Fonte	Sinal esperado
M24	Contemporâneo	Taxa de crescimento do PIB (%)	Economática®	Negativo
M25	Contemporâneo	Taxa de juros nominal (%)	Economática®	Positivo
M26	Contemporâneo	Inflação (%)	Economática®	Positivo
M27	Contemporâneo	Índice Bovespa real (pontos)	Economática®	Negativo
E28	Expectativa	Taxa de crescimento do PIB (%)	GERIN	Negativo
E29	Expectativa	Taxa de juros nominal (%)	GERIN	Positivo
E30	Expectativa	Inflação (%)	GERIN	Positivo

GERIN = Gerência-Executiva de Relacionamento com Investidores do Banco Central do Brasil; PIB = produto interno bruto.

Fonte: Elaborada pelos autores.

**Tabela 6** Estatísticas descritivas das variáveis macroeconômicas (n = 11.147)

Variável	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
M24	0,829	2,803	-5,356	5,195
M25	13,048	4,508	7,160	26,320
M26	1,544	0,932	0,100	6,516
M27	66.215,16	22.310,34	19.685,20	102.210,96
E28	3,448	0,919	0,690	4,701
E29	12,288	2,796	7,480	20,060
E30	5,404	1,413	3,470	13,240

Fonte: Elaborada pelos autores.

Para a construção da variável binária (*dummy*) que identifica o efeito do setor, este estudo separou a amostra entre empresas da indústria (1) e serviços (0), por meio da classificação existente na Economática\*. A variável binária é representada pelo código I31.

Definidas as variáveis, o estudo opta, então, por utilizar a técnica de regressão logística em dados em painel, a partir de um painel não balanceado, escolhendo entre a estimativa por efeitos fixos (EF) ou efeitos aleatórios (EA), de acordo com os resultados do teste de Hausman.

A escolha pela técnica de regressão logística está orientada nas colocações de Minussi et al. (2002), Olson

et al. (2012) e Sun et al. (2014), conforme revisão da literatura. A utilização de dados em painel permite a utilização simultânea de dados de corte transversal e dados de séries temporais (Greene, 2003). Quanto ao painel ser não balanceado é consequência da amostra utilizada. Como existem empresas que entraram, ou seja, começaram a ter suas ações negociadas na BM&FBOVESPA e deixaram de ter suas ações negociadas durante o período de análise, o painel é classificado como não balanceado. Essa classificação é informada no software estatístico que gera os resultados (Stata v. 12.0).

## 4. RESULTADOS

Antes do desenvolvimento do modelo de previsão de dificuldade financeira, é necessário verificar as hipóteses levantadas para identificar se o evento de dificuldade financeira precede o evento de insolvência.

Em relação à primeira hipótese, na qual empresas insolventes devem ser classificadas como em dificuldade financeira em algum momento do seu ciclo de vida, construíram-se as Tabelas 7 e 8.

**Tabela 7** Comportamento da amostra em relação à dificuldade financeira

	Quantidade de vezes classificadas em dificuldade financeira				
	0	1	2-3	4-10	11-20
Solvente (%)	100	92	84	78	57
Insolvente (%)	0	8	16	22	43
Total de empresas (n)	214	36	43	49	7

Fonte: Elaborada pelos autores.

**Tabela 8** Comportamento da amostra em relação à insolvência

Empresas insolventes (n)	%	Classificadas em dificuldade financeira
1	4	0
3	12	1
7	28	2-3
11	44	4-10
3	12	11-20

Fonte: Elaborada pelos autores.

A partir dessas tabelas, pode-se verificar a presença das empresas solventes ou insolventes de acordo com a quantidade de vezes que foi identificada a situação de dificuldade financeira.

Conforme dados apresentados na Tabela 8, percebe-se que, de todas as empresas insolventes identificadas, apenas uma não apresentou a situação de dificuldade financeira. Vale destacar que ela entrou em insolvência em 2003. Logo, como a amostra inicia-se no final de 2001 (quarto trimestre), não se tem um período de tempo abrangente para essa empresa, podendo a situação de dificuldade financeira ter ocorrido antes desse período.

Ao excluir essa empresa, todas as demais empresas insolventes também foram classificadas na situação de dificuldade financeira, ou seja, a situação de dificuldade financeira pode ser uma etapa anterior ao estado de insolvência.

Além disso, a Tabela 7 mostra que quanto maior a quantidade de trimestres em que uma empresa encontra-se em dificuldade financeira, maior a probabilidade de ser uma empresa insolvente. Os percentuais de insolvência crescem desde 0% (quando não é identificada a situação teórica de dificuldade financeira) até 43% (quando a empresa apresenta 11 ou mais trimestres em que foi identificada a dificuldade financeira). Nessa faixa (11 a 20), uma das empresas classificadas como solvente entrou em recuperação judicial em 1998, anterior ao período de análise. Logo, ao ajustar sua classificação para insolvente, o percentual de empresas insolventes na última faixa chegaria a 57% (4/7 empresas).

Por tratar-se de uma situação de dificuldade financeira, entende-se que é uma situação reversível, ou seja, a empresa não necessariamente entrará em falência. Assim, é visto como normal/previsível a existência de empresas

solventes que tenham apresentado, ao longo do período analisado, períodos de dificuldade financeira.

Em relação à segunda hipótese, na qual ao menos algumas das variáveis explicativas do fenômeno de dificuldade financeira devem ser semelhantes às variáveis explicativas do fenômeno de insolvência, foi necessário o desenvolvimento dos modelos de previsão.

Para o desenvolvimento do modelo de previsão de dificuldade financeira, seguiu-se o seguinte procedimento:

- Em um primeiro momento, utilizaram-se apenas as variáveis financeiras, conforme listadas na Tabela 2.
- Devido à grande quantidade de variáveis (23), verificou-se a presença de multicolinearidade por meio da matriz de correlação. Para coeficientes acima de 0,8, uma das variáveis foi excluída (Kennedy, 2009). No presente estudo, desconsideraram-se as variáveis liquidez corrente (F5), endividamento de curto prazo (F18) e patrimônio líquido sobre ativo (F21).
- Em seguida, utilizou-se o procedimento *stepwise backward* para identificar as variáveis estatisticamente significantes ao nível de confiança de 95%. Por tratar-se de amostra no formato de dados em painel, é necessário identificar qual o melhor modelo de estimação (EF ou EA). Assim, só foram excluídas as variáveis que em ambos os modelos apresentaram *p - value* menor que 0,05.
- Para a escolha entre o método de EF ou EA, realizou-se o teste de Hausman. O resultado do teste de Hausman (186,34) apresentou  $Prob > chi2 = 0,0000$ , ou seja, para um intervalo de confiança de 95% ( $p = 0,05$ ), pode-se rejeitar a hipótese nula e afirmar que o modelo de EF é preferível (a qualidade é mais robusta) ao modelo de EA.

- Construído o modelo final contemplando apenas variáveis financeiras, foram, então, adicionadas as variáveis macroeconômicas listadas na Tabela 3 e, em seguida, a variável binária do setor (I31). A escolha por essa metodologia teve por objetivo verificar se a inclusão dessas variáveis melhora a previsibilidade do modelo. Essa hipótese foi confirmada.
- Realizaram-se os mesmos procedimentos da etapa, contemplando as variáveis financeiras.

O modelo final é apresentado na Tabela 9.

**Tabela 9** Modelo de previsão de dificuldade financeira

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	Z	P >  Z
I31	0,84	0,29	2,98	0,003
E28	- 0,32	0,06	-5,68	0,000
E29	- 0,21	0,02	-8,66	0,000
E30	0,32	0,04	7,76	0,000
F1	- 1,34	0,15	- 9,03	0,000
F2	- 0,33	0,09	-3,67	0,000
F9	2,84	0,68	4,19	0,000
F22	0,06	0,02	3,82	0,000
F23	- 2,74	0,57	-4,86	0,000
Const.	-1,30	0,47	-2,76	0,006

**Nota:** a variável binária da indústria (I31) é omitida do modelo de efeitos fixos por tratar-se de uma variável invariante no tempo, uma vez que, no período analisado, nenhuma empresa alterou sua característica comercial (indústria vs. serviço). Dessa forma, definiu-se o modelo de efeitos aleatórios.

**Fonte:** Elaborada pelos autores.

O modelo final identificou nove variáveis estatisticamente significativas compostas de cinco variáveis financeiras [liquidez seca (F1), capital de giro líquido (F2), fornecedor pelo ativo total (F9), patrimônio líquido sobre o passivo total (F22) e giro do ativo (F23)], três variáveis macroeconômicas [expectativa do PIB (E28), expectativa da taxa de juros (E29) e expectativa da inflação (E30)] e a variável binária (I31). A probabilidade (P) de uma empresa se encontrar em um estado de dificuldade financeira é dada pela equação a seguir:

$$P = \frac{e^Z}{1+e^Z} \quad \boxed{1}$$

na qual  $Z = -1,30 - 0,84I31 - 0,32E28 - 0,21E29 + 0,32E30 - 1,34F1 - 0,33F2 + 2,84F9 + 0,06F22 - 2,74F23$

Para o modelo de previsão de insolvência, realizou-se a seleção prévia das empresas existentes na amostra. Uma vez identificadas as empresas insolventes (25 casos) da amostra, selecionou-se um grupo de companhias solventes (25 casos), ou seja, para cada empresa insolvente

selecionou-se uma empresa solvente, procedimento também conhecido como método de emparelhamento (Brito & Assaf Neto, 2008; Kanitz, 1976; Matias, 1978; Sanvicente & Minardi, 1998).

Definida a amostra, seguiu-se com os procedimentos estatísticos do modelo de previsão de dificuldade financeira que culminaram com a construção do modelo de previsão de insolvência exibido na Tabela 10.

**Tabela 10** Modelo de previsão de insolvência

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	Z	P >  Z
E28	- 0,93	0,41	-2,25	0,024
F1	- 10,85	3,16	-3,44	0,001
F4	- 0,16	0,04	-3,57	0,000
F9	- 55,12	16,25	-3,39	0,001
F22	- 14,66	3,81	-3,84	0,000
F23	- 28,97	8,71	-3,33	0,001

**Nota:** máxima verossimilhança = -25,492083; LR  $\chi^2(7) = 111,09$ ; Prob >  $\chi^2 = 0,000$ .

**Fonte:** Elaborada pelos autores.

Desenvolvidos os modelos de previsão, observa-se que, das seis variáveis existentes no modelo de previsão de insolvência, cinco estão presentes no modelo de previsão de dificuldades financeiras. As variáveis E28, F1 e F23 apresentaram o mesmo comportamento, enquanto as variáveis F22 e F9 apresentaram sinais divergentes. Observando-se o modelo de dificuldade financeira, a variável F9 está de acordo com o sinal sugerido pela literatura, enquanto o sinal apresentado pela variável F22 é diferente.

Ao analisar a variável F22 de forma isolada, entende-se, com base na literatura, que um aumento na proporção do patrimônio líquido em relação ao passivo total diminuiria as chances de uma empresa entrar em falência. Isso ocorre porque quanto maior fosse esse indicador, menos recursos de terceiros a empresa estaria usando e, assim, menor seriam suas obrigações. Nesse sentido, a expectativa era de que a variável apresentasse o sinal negativo, conforme o modelo de previsão de insolvência. Entretanto, ao pensar nesse indicador de forma mais abrangente, pode-se levantar outros comportamentos, principalmente ao analisar o denominador do indicador F22, o passivo total.

Se, por um lado, seu aumento traria uma elevação das suas obrigações, aumentando sua probabilidade de entrar em insolvência, por outro seu crescimento poderia estar relacionado a outros fatores, esses benéficos para a saúde da empresa. Pode-se destacar um crescimento do passivo devido a algum investimento que trará grandes retornos para empresa. Além disso, um aumento do passivo pode ser decorrência da mudança no perfil da dívida. Nesse caso, a empresa faz uso da ferramenta de rolagem da dívida, na qual opta-se por renegociar e adiar o pagamento das suas dívidas. Muitas vezes essa renegociação ocorre pelo surgimento de novas obrigações em substituição às antigas (que estão vencendo). Assim, a empresa apresenta um aumento no passivo, porém diminuindo suas obrigações no curto prazo, reduzindo sua probabilidade de entrar em dificuldade financeira ou em insolvência.

Observa-se que ambas as hipóteses levantadas para o aumento do passivo (investimento e rolagem da dívida) são mais propícias de ocorrer em empresas saudáveis. Logo, empresas com risco de insolvência (classificadas como tal) já passaram pelo estágio de dificuldade financeira. Não sendo empresas saudáveis, dificilmente terão condições de renegociar suas dívidas ou ter recursos suficientes para realizar investimentos. Em contrapartida, as empresas com risco de dificuldade financeira ainda são classificadas pelo mercado como saudáveis, podendo utilizar essas estratégias como recurso para não entrar em dificuldade financeira, porém, conforme dados apresentados, sem sucesso.

No que tange à variável binária da indústria (I31), percebe-se que ela não foi estatisticamente significativa. Esse resultado era, de certa forma, esperado, uma vez que, ao se utilizar a metodologia de emparelhamento, buscou-se, para cada empresa insolvente, uma empresa solvente do mesmo setor. Dessa forma, ao utilizar essa metodologia, a variável do setor passou a ser uma variável controlada.

Concluídos os testes que confirmaram a existência de indícios que sugerem a etapa de dificuldade financeira como predecessora da insolvência, definiu-se o modelo de previsão de dificuldade financeira, conforme apresentado na Tabela 9.

No modelo de previsão de dificuldade financeira apresentado, percebe-se que, além da variável F22, a variável E29 apresentou sinal contrário à literatura.

Isso ocorre porque uma elevação da expectativa da taxa de juros traria dificuldades para uma empresa obter crédito, elevando a probabilidade de ocorrer insolvência. Porém, a presença do sinal negativo traz outra interpretação para essa variável, conforme apresentado por Aita, Zani e Silva, (2010). Seu trabalho, que tem por objetivo identificar as variáveis micro e macroeconômicas determinantes da insolvência bancária brasileira, também obteve o mesmo sinal (negativo) para a variável taxa de juros nominal (SELIC). Na sua conclusão, esse comportamento ocorre porque a SELIC está mais baixa nos momentos antecedentes à insolvência e, somente após a instauração da crise, efetivamente quando os bancos já declararam sua insolvência, os órgãos reguladores agem (*ex post*) para contornar a situação, majorando a taxa. Ou seja, no período em que é determinada a previsão da insolvência, um ano antes da declaração da insolvência pelo banco, as taxas estão baixas.

Essa mesma interpretação pode ser utilizada para a variável de expectativa do mercado. Uma vez que a crise está instaurada, ou seja, após as falências, o mercado projeta, então, que os órgãos reguladores irão agir e, assim, projetam o aumento da taxa de juros. Logo, assim como visto no trabalho de Aita et al. (2010), no período que é determinada a previsão de dificuldade financeira, as expectativas são por uma taxa real de juros baixa.

No presente estudo observa-se que tanto a expectativa de juros (E29) como a variável da taxa de juros (M25) apresentam sinal negativo, sendo a segunda não estatisticamente significativa a um intervalo de confiança de 95% ( $p = 0,12$ ).

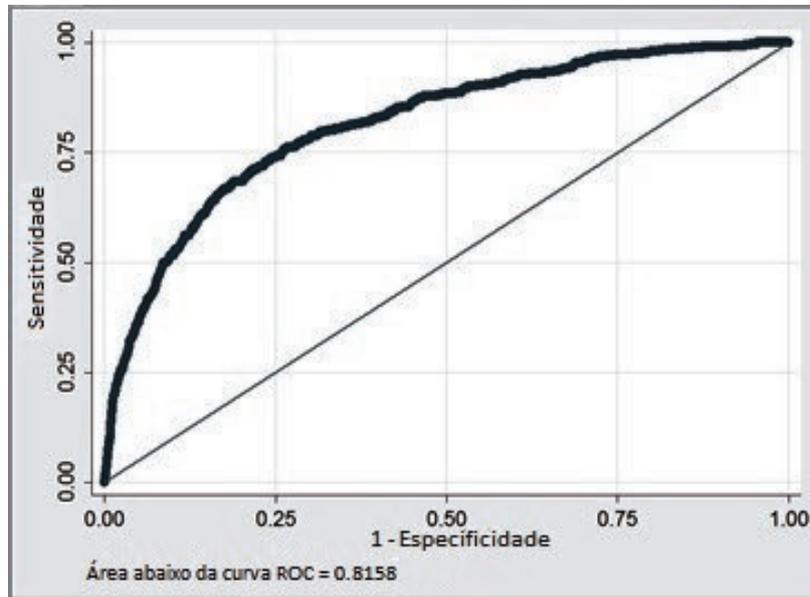
Para a variável binária da indústria, o estudo calculou o *odds ratio* (razão de chance, em tradução livre). O fato de a empresa ser do setor industrial faria com que o risco de dificuldade financeira aumentasse em mais de duas vezes (2,3) em relação às empresas do setor de serviços.

**Tabela 11** Odds ratio variável binária da indústria

Variável	Odds ratio	Erro Padrão	Z	P >  Z  P > Z
131	2,33	0,66	2,98	0,0003

Fonte: Elaborada pelos autores.

Verificadas as variáveis, o estudo conclui a etapa de resultados com a análise do poder preditivo do modelo por meio do desenvolvimento da tabela de classificação, utilizando o valor de *cut-off* proporcional à amostra e construção da curva ROC (*receiver operating characteristic*) (Fávero, Belfiore, Silva & Cham 2009).

**Figura 1** Curva ROC (*receiver operating characteristic*).

Fonte: Elaborada pelos autores.

Pode-se afirmar, com referência na interpretação de Fávero et al. (2009), que o modelo apresenta uma discriminação aceitável (área maior que 0,7), visto que o resultado da área sob a curva ROC foi 0,82.

**Tabela 12** Tabela de classificação

	Classificação	
Sensitividade	Especificidade	Acerto do Modelo
50,0 %	91,3 %	89,3 %

Fonte: Elaborada pelos autores.

Adicionalmente, o resumo mostrado na Tabela 12 indica que o modelo de previsão de insolvência alcançou o nível de acerto de 89%. Comparando-se com os principais estudos brasileiros que foram base para os indicadores financeiros (Tabela 13), o modelo apresenta performance satisfatória, na média dos modelos brasileiros.

**Tabela 13** Principais modelos brasileiros

Modelo	Sensitividade (%)	Especificidade (%)
Kanitz (1976)	80	68
Elizabetsky (1976)	74	63
Matias (1978)	70	77
Altman et al. (1979)	83	77
Silva (1982)	90	86
Brito e Assaf Neto (2008)	93	90
Sanvicente e Minardi (1998)	82	82

Fonte: Elaborada pelos autores com base em Matarazzo (2010).

Apesar do poder preditivo apresentado pelo modelo (89%), nota-se que esse resultado foi obtido em cima da amostra que construiu o próprio modelo. Assim, a taxa de precisão é mais alta do que as que devem ser esperadas quando esse modelo for aplicado em amostras futuras (Grice & Ingram, 2001).

Em contraponto, caso o estudo optasse por separar a amostra, construindo o modelo em uma amostra de teste (2/3) e calculando seu poder preditivo em uma amostra de validação (1/3), ele apresentaria limitações em relação ao tamanho da amostra (2/3). O evento de dificuldade financeira e insolvência ocorre em um percentual bem pequeno da população; assim, é necessária uma elevada massa de dados para a estimação desses modelos. Ao incluir variáveis macroeconômicas é importante que a

amostra de teste contenha um período de tempo razoável, possibilitando englobar diferentes períodos econômicos. A restrição existente no presente estudo pelo início do tempo amostral (4T2001) e a quantidade de empresas-trimestres com ações negociadas na BM&FBOVESPA limitam o tamanho da amostra, dificultando a realização de inferências, caso a amostra seja dividida/reduzida.

Pinheiro et al. (2009) realizam uma validação dos principais modelos de previsão de insolvência brasileiros, utilizando uma série histórica entre o período de 1995 e 2006, e as variações obtidas entre o poder preditivo calculado nos modelos originais e na amostra do estudo podem ser verificadas na Tabela 14. Observa-se que todos os modelos apresentaram perda no seu poder preditivo.

**Tabela 14** Poder preditivo atualizado dos principais modelos brasileiros

Modelo	Varição no poder preditivo global (%)
Kanitz (1976)	-16
Elizabetsky (1976)	-23
Altman et al. (1979)	-38
Silva (1982)	-13
Sanvicente e Minardi (1998)	-3

Fonte: Elaborada pelos autores com base em Pinheiro et al. (2009).

Em relação ao presente estudo, é esperado que essa variação seja menor, uma vez que os modelos clássicos consideraram apenas variáveis financeiras, enquanto

esse modelo assume a possibilidade de condições macroeconômicas distintas (variáveis macroeconômicas) (Balcaen & Ooghe, 2004).

## 5. CONCLUSÃO

No cenário de crise financeira com que o Brasil se depara, aliado às recentes crises econômicas que o mundo presenciou, a possibilidade do aumento da ocorrência de insolvência de empresas é real. Assim, a capacidade de se identificar uma etapa anterior à ocorrência da insolvência, permitindo um tempo maior para o planejamento e

implementação de ações preventivas, aumentando as chances de a empresa reverter essa situação, torna esse tema de grande relevância.

O conceito de dificuldade financeira utilizado no estudo considera uma empresa em dificuldades financeiras quando o seu EBITDA for menor que suas despesas

financeiras por dois períodos consecutivos e quando apresentar uma queda no seu valor de mercado, também por dois períodos consecutivos.

De acordo com as hipóteses testadas, o conceito teórico adotado mostra-se consistente, sugerindo que o conceito de dificuldade financeira pode ser utilizado como uma etapa predecessora da insolvência. Os testes identificam que 96% das empresas insolventes apresentaram o estado de dificuldade financeira. Dentre as seis variáveis que explicam o fenômeno de insolvência, quatro estão presentes no modelo de dificuldade financeira.

O presente estudo oferece, então, um modelo de previsão de dificuldade financeira, utilizando variáveis que não apenas contemplam a situação microeconômica (variáveis financeiras), mas que também retratam o ambiente vivenciado por essas empresas (variáveis macroeconômicas) e o setor a que elas pertencem (indústria ou serviços). Como premissa, todas as variáveis foram discutidas em estudos anteriores e podem ser encontradas em fontes de domínio público ou nas divulgações das empresas de capital aberto.

A única exceção foram as variáveis de expectativa de mercado, que estão disponíveis publicamente, mas não foram usadas em estudos anteriores sobre esse tema. Entretanto, essa exceção se mostrou uma contribuição da pesquisa, visto que tais variáveis mostraram-se estatisticamente significativas na previsão de dificuldade financeira.

O modelo final identificou nove variáveis estatisticamente significativas compostas de cinco

variáveis financeiras (liquidez seca – F1, capital de giro líquido – F2, fornecedor pelo ativo total – F9, patrimônio líquido sobre o passivo total – F22 e giro do ativo – F23), três variáveis macroeconômicas (expectativa do PIB – E28, expectativa da taxa de juros – E29 e expectativa da inflação – E30) e uma variável binária do setor (I31).

Em relação às limitações do modelo, por tratar-se de um modelo aplicado a empresas de capital aberto com atuação no Brasil, é provável que haja uma perda de acurácia do modelo ao utilizar as equações resultantes em outros países ou em empresas de capital fechado. A indicação, no caso da aplicação em outros países, é seguir a metodologia do presente estudo, porém gerando as equações do modelo a partir da coleta de amostra de empresas do país que se objetiva estudar.

Além disso, seu poder preditivo (89%) foi calculado em cima da amostra de construção do modelo. Espera-se que a taxa de precisão seja menor quando esse modelo for aplicado em amostras futuras. Entretanto, tem-se a esperança de que essa queda seja pequena, uma vez que o modelo inclui variáveis para os efeitos macroeconômicos ao longo do tempo.

Para trabalhos futuros, sugere-se uma investigação ampliada sobre as variáveis de expectativas de mercado, uma vez que elas se mostraram significativas no modelo de previsão.

Além disso, existe a possibilidade do desenvolvimento de novos modelos de previsão de dificuldade financeira, mantendo o conceito teórico aplicado, mas empregando outras técnicas estatísticas e/ou de inteligência artificiais.

## REFERÊNCIAS

- Aita, J., Zani, J., & Silva, C. E. S. (2010). *Determinantes de insolvência bancária no Brasil: identificação de evidências macro e microeconômicas* (Dissertação de mestrado). Universidade do Vale dos Sinos, São Leopoldo.
- Allen, L., DeLong, G., & Saunders, A. (2004). Issues in the credit risk modeling of retail markets. *Journal of Banking & Finance*, 28(4), 727-752.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I. (1983). Why businesses fail. *Journal of Business Strategy*, 3(4), 15-21.
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: evidence from the US market. *Abacus*, 43(3), 332-357.
- Altman, E. I., Baidya, T. K., & Dias, L. M. R. (1979). Previsão de problemas financeiros em empresas. *Revista de Administração de Empresas*, 19(1), 17-28.
- Andrade, G., & Kaplan, S. N. (1998). How costly is financial (not economic) distress? Evidence from highly leveraged transactions that became distressed. *Journal of Finance*, 53(5), 1443-1493.
- Asquith, P., Gertner, R., & Scharfstein, D. (1991). Anatomy of financial distress: an examination of junk-bond issuers. *Quarterly Journal of Economics*, 109(3), 625-658.
- Brito, G. A. S., & Assaf Neto, A. (2008). Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. *Revista Contabilidade & Finanças*, 19(46), 18-29.
- Balcaen, S., & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38(1), 63-93.
- Baldwin, J., & Glezen, G. W. (1992). Bankruptcy prediction using quarterly financial statement data. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 7(3), 269-285.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.

- Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., & Akers, M. D. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial Education*, 33, 1-42.
- Blanco-Oliver, A., Irimia-Dieiguez, A., Oliver-Alfonso, M., & Wilson, N. (2015). Improving bankruptcy prediction in micro-entities by using nonlinear effects and non-financial variables. *Finance a Uver*, 65(2), 144.
- Chava, S., & Jarrow, R. A. (2004). Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of Finance*, 8(4), 537-569.
- Cinca, C. S., Molinero, C. M., & Larraz, J. G. (2005). Country and size effects in financial ratios: a European perspective. *Global Finance Journal*, 16(1), 26-47.
- Cuthbertson, K., & Hudson, J. (1996). The determinants of compulsory liquidations in the UK. *The Manchester School*, 64(3), 298-308.
- Elizabethsky, R. (1976). *Um modelo matemático para a decisão no banco comercial* (Trabalho de formatura). Departamento de Engenharia de Produção, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Fávero, L., Belfiore, P., Silva, F., & Cham, B. (2009). *Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisão*. São Paulo, SP: Campus.
- Goudie, A. W., & Meeks, G. (1991). The exchange rate and company failure in a macro-micro model of the UK company sector. *The Economic Journal*, 101(406), 444-457.
- Greene, W. H. (2003). *Econometric analysis*. Delhi: Pearson Education India.
- Grice, J. S., & Ingram, R. W. (2001). Tests of the generalizability of Altman's bankruptcy prediction model. *Journal of Business Research*, 54(1), 53-61.
- Hein, N., Pinto, J., & Beuren, I. M. (2012). Uso da teoria rough sets na análise da solvência de empresas. *BASE – Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos*, 9(1), 68-81.
- Hill, N., Perry, S., & Andes, S. (2011). Evaluating firms in financial distress: an event history analysis. *Journal of Applied Business*, 12(3), 60-71.
- Horta, R. A. M., Borges, C. C. H., Carvalho, F. A. A., & Alves, F. J. S. (2011). Previsão de insolvência: uma estratégia para balanceamento da base de dados utilizando variáveis contábeis de empresas brasileiras. *Sociedade, Contabilidade e Gestão*, 6(2), 21-36.
- Horta, R. A. M., Alves, F. J. S., & Carvalho, F. A. A. (2013). Seleção de atributos na previsão de insolvência: aplicação e avaliação usando dados brasileiros recentes. *Revista de Administração Mackenzie*, 15(1), 125-151.
- Hudson, J. (1987). The age, regional, and industrial structure of company liquidations. *Journal of Business Finance & Accounting*, 14(2), 199-213.
- Johnson, C. G. (1970). Ratio analysis and the prediction of firm failure. *Journal of Finance*, 25(5), 1166-1168.
- Kanitz, S. C. (1976). *Indicadores contábeis financeiros previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa brasileira* (Tese de livre-docência). Faculdade de Economia Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Karkinen, E. L. & Laitinen, E. K. (2015). Financial and non-financial information in reorganisation failure prediction. *International Journal Management and Enterprise Development*, 14(2), 144-171.
- Kennedy, P. (2009). *Manual de econometria* (6a. ed.). Rio de Janeiro, RJ: Elsevier.
- Korol, T., & Korodi, A. (2010). Predicting bankruptcy with the use of macroeconomic variables. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*, 44(1), 201-221.
- Levy, A., & Bar-niv, R. (1987). Macroeconomic aspects of firm bankruptcy analysis. *Journal of Macroeconomics*, 9(3), 407-415.
- Liou, D. K. (2007). Macroeconomic variables and financial distress. *Journal of Accounting, Business & Management*, 14, 17-31.
- Liu, J. (2004). Macroeconomic determinants of corporate failures: evidence from the UK. *Applied Economics*, 36(9), 939-945.
- Liu, J. (2009). Business failures and macroeconomic factors in the UK. *Bulletin of Economic Research*, 61(1), 47-72.
- Mansi, S. A., Maxwell, W. F. & Zhang, A. (2012). Bankruptcy prediction models and the cost of debt. *The Journal of Fixed Income*, 21(4), 25-42.
- Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: a logit regression approach. *Journal of Banking & Finance*, 1(3), 249-276.
- Matarazzo, D. C. (2010). *Análise financeira de balanços: abordagem gerencial* (7a. ed.). São Paulo, SP: Atlas.
- Matias, A. B. (1978). *Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito* (Tese de doutorado). Departamento de Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Minussi, J. A., Damacena, C., & Ness, W. L., Jr. (2002). Um modelo de previsão de solvência utilizando regressão logística. *Revista de Administração Contemporânea*, 6(3), 109-128.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, 109-131.
- Olson, D. L., Delen, D., & Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 52(2), 464-473.
- Pindado, J., Rodrigues, L., & de la Torre, C. (2008). Estimating financial distress likelihood. *Journal of Business Research*, 61(9), 995-1003.
- Pinheiro, L. E. T., Santos, C. P., Colauto, R. D., & Pinheiro, J. L. (2009). Validação de modelos brasileiros de previsão de insolvência. *Contabilidade Vista & Revista*, 18(4), 83-103.
- Platt, H. D., & Platt, M. (2006). Comparing financial distress and bankruptcy [Working Paper]. *Review of Applied Economics*. Recuperado de <https://ssrn.com/abstract=876470>
- Platt, H. D., & Platt, M. B. (1994). Business cycle effects on state corporate failure rates. *Journal of Economics and Business*, 46(2), 113-127.
- Sanvicente, A. Z., & Minardi, A. M. A. F. (1998). Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas [Working Paper]. *Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais*. Recuperado de <http://www.cyta.com.ar/elearn/tc/martrial/altaman5.pdf>
- Silva, J. P. D. (1982). *Modelos para classificação de empresas com vistas à concessão de crédito* (Tese de mestrado). Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo.

- Soares, R. A., & Rebouças, S. M. D. P. (2015). Avaliação do desempenho de técnicas de classificação aplicadas à previsão de insolvência de empresas de capital aberto brasileiras. *Revista do Programa de Mestrado em Administração e Desenvolvimento Empresarial da Universidade Estácio de Sá*, 18(3), 40-61.
- Sun, J., Li, H., Huang, Q. H., & He, K. Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: a review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41-56.
- Tascón, M. T., & Castaño, F. J. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente. *Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review*, 15(1), 7-58.
- Tinoco, M. H., & Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394-419.
- Tomas, I., & Dimitrić, M. (2011, Maio). Micro and macroeconomic variables in predicting financial distress of companies. *Anais of International Conference Challenges of Europe: Growth and competitiveness – reversing the trends*. Split, Croácia, 9. Recuperado de <http://conference.efst.hr/proceedings/NinthInternationalConferenceChallengesOfEurope-ConferenceProceedings-bookmarked.pdf>
- Wadhvani, S. B. (1986). Inflation, bankruptcy, default premia and the stock market. *The Economic Journal*, 96(381), 120-138.
- Whitaker, R. B. (1999). The early stages of financial distress. *Journal of Economics and Finance*, 23(2), 123-132.
- Wruck, K. H. (1990). Financial distress, reorganization, and organizational efficiency. *Journal of Financial Economics*, 27(2), 419-444.
- Zhang, J., Bessler, D. A., & Leatham, D. J. (2013). Aggregate business failures and macroeconomic conditions: a VAR look at the US between 1980 and 2004. *Journal of Applied Economics*, 16(1), 179-202.

### Endereço para correspondência:

#### Felipe Fontaine Rezende

Ibmec Rio de Janeiro, Departamento de Administração  
Avenida Presidente Wilson, 118 — CEP: 20030-020  
Centro — Rio de Janeiro — RJ — Brasil  
E-mail: felipe.fontaine@hotmail.com