

Universidade de Brasília (UnB)
Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas (FACE)
Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais (CCA)
Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (PPGCont)
Linha de Pesquisa 1: Mercado Financeiro

JOAQUIM RAMALHO DE ALBUQUERQUE

INCERTEZA DE POLÍTICA ECONOMICA E PREDIÇÃO DE FALÊNCIA

Brasília/DF

2023

Professora Doutora Márcia Abrahão Moura
Reitora da Universidade de Brasília

Professor Doutor Enrique Huelva Unternbäumen
Vice-Reitor da Universidade de Brasília

Professor Doutor Lúcio Remuzat Rennó Junior
Decano de Pós-Graduação

Professor Doutor José Márcio Carvalho
**Diretor da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas
Públicas**

Professor Doutor Sérgio Ricardo Miranda Nazaré
Chefe do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais

Professor Doutor Jomar Miranda Rodrigues
Coordenador do Programa Pós-Graduação em Ciências Contábeis

JOAQUIM RAMALHO DE ALBUQUERQUE

INCERTEZA DE POLÍTICA ECONÔMICA E PREDIÇÃO DE FALÊNCIA

Tese submetida à apreciação da banca examinadora do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis – PPGCont da Universidade de Brasília, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciências Contábeis.

Orientador Professor Otávio Ribeiro de Medeiros, Ph.D.

Brasília (DF)

2023

Divisão de Serviços Técnicos

Catálogo da Publicação na Fonte. UnB / Biblioteca Central

Albuquerque, Joaquim Ramalho de

Incerteza de Política Econômica e Previsão de Falência / Joaquim Ramalho de Albuquerque

– Brasília/DF, 2023. 84 f.

Orientador: Prof. Ph.D. Otávio Ribeiro de Medeiros.

Tese (Doutorado) – Universidade de Brasília (UnB). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas (FACE). Programa Pós-Graduação em Ciências Contábeis (PPGCONT) da UnB.

1. Incerteza de política econômica – 2. Predição de falência de empresas – 3. Mercado financeiro – 4. Modelos econométricos.

JOAQUIM RAMALHO DE ALBUQUERQUE

INCERTEZA DE POLÍTICA ECONÔMICA E PREDIÇÃO DE FALÊNCIA

Tese submetida à apreciação da banca examinadora do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis – PPGCont da Universidade de Brasília (UnB), como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciências Contábeis.

Professor Otávio Ribeiro de Medeiros, Ph.D.
Universidade de Brasília - UnB
Orientador

Professor Doutor Paulo Roberto Barbosa Lustosa
Universidade de Brasília - UnB
Examinador (Membro interno)

Professor Doutor Tito Belchior Silva Moreira
Universidade Católica de Brasília
Examinador (Membro externo)

Professor Doutor George Henrique de Moura Cunha
Centro Universitário Alves Faria
Examinador (Membro externo)

Prof. Dr. Paulo Augusto Pettenuzzo de Brito, Ph.D.
Universidade de Brasília - UnB
Examinador (Suplente)

RESUMO

O propósito da pesquisa é verificar se o índice de incerteza de política econômica aumenta a acurácia preditiva em um modelo multinomial misto logístico que usa variáveis explicativas contábeis e macroeconômicas. O estudo parte de uma formulação de três estados para firmas em continuidade, em dificuldades financeiras e falidas. A amostra, com 43.608 observações do mercado dos Estados Unidos da América, compreende um período de oito anos (2012 a 2019). Com base nos dados de 5.451 empresas listadas, se compara a adequação classificatória e a acurácia preditiva de dois modelos cuja única diferença é o índice de incerteza de política econômica estadunidense. A inclusão da variável não mostra aumento do poder preditivo e nem da significância do modelo para prever o desfecho do estado das empresas. No entanto, os sinais dos parâmetros são confirmados pela teoria empregada. Os testes permitiram testar a robustez desses vários indicadores e classificar prévia e adequadamente empresas em continuidade, em dificuldades financeiras e em estado de falência com antecedência de um, dois e três anos. Os resultados obtidos estão alinhados com estudos anteriores, com variáveis estatisticamente significativas e sinais dos coeficientes similares aos esperados. Os modelos de predição desenvolvidos têm por base informações públicas e sinalizam ter utilidade para administradores, investidores, concorrentes, fornecedores, empregados, auditores, empresas de auditoria e reguladores.

PALAVRAS-CHAVE: Mercado financeiro, falência de empresas, previsão de dificuldades financeiras, modelos econométricos.

CÓDIGO JEL: G33 – Falência – Liquidação.

ABSTRACT

The goal of this research is to avail that the economic policy uncertainty index increases predictive accuracy in multinomial mixed logit model that uses accounting ratios, market, and macroeconomic explanatory variables. This work starts with a 3-state formulation for non-failed, insolvent, and failed firms. The sample, with 43,608 observations from the United States of America's market, with a time frame of 8 years (2012 to 2019). Base on the data of 5,451 firms listed, classification adequacy and predictive accuracy are compared using two models whose only difference is the American economic policy uncertainty index. The variable's inclusion shows that the model does not increase its predictive power nor its significance to forecast the distress state of firms. Although the parameter's signs are confirmed by the adopted theory. Tests were implemented to confirm indicator's coherence and to classify firms as non-failed, insolvent or failed with up to three years of anticipation. The results obtained were aligned with previous studies, alongside statistically significant variables, and similar coefficients' signs as to those expected according to the literature. The prediction models developed have a public data foundation and indicate utility for administrators, investors, competitors, providers, employees, auditors, auditing firms and regulators.

KEY-WORDS: Economic policy uncertainty, bankruptcy, financial distress prediction, econometric models.

JEL CODE: G33 – Bankruptcy; Liquidation.

SUMÁRIO

1: INTRODUÇÃO	10
1.1. Contextualização e motivação do estudo.....	10
1.2. Questão de pesquisa	13
1.3. Objetivos	13
1.3.1. Objetivo geral	13
1.3.2. Objetivos específicos	13
1.4. Relevância e inovação do estudo	14
1.5. Delimitação do estudo	14
1.6. Estrutura do trabalho	15
2: REFERENCIAL TEÓRICO	16
2.1. Evolução do conceito de falência	16
2.2. Dificuldades financeiras no ambiente corporativo	22
2.3. Em busca de uma base analítico-teórica	28
2.4. Evolução da modelagem preditiva	32
2.5. Implicações práticas dos modelos de previsão de dificuldades financeiras	40
2.6. Métodos de avaliação da acurácia preditiva	42
2.7. Aspectos metodológicos relacionados à seleção da amostra	43
2.8. Formalização da evolução dos métodos de previsão de dificuldades financeiras	45
2.10.1. Análise discriminante multivariada	45
2.10.2. O modelo logit	45
2.10.3. O modelo logit em painel	47
2.10.4. O modelo multinomial misto logístico.....	49
2.11. Modelos estáticos de risco e de aprendizagem de máquina	51
3: DESENVOLVIMENTO DA HIPÓTESE DE PESQUISA	54
4: METODOLOGIA DA PESQUISA	56
4.1. Justificativa da aplicação do modelo multinomial misto logístico.....	56
4.2. Amostra e fonte dos dados	56
4.3. As variáveis e o modelo.....	56
4.3.1. Variáveis dependentes.....	56
4.3.2. Variáveis independentes.....	57
4.3.3. O modelo econométrico.....	57
4.4. Procedimentos.....	58
5: RESULTADOS	61
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	65
REFERÊNCIAS	66
ANEXO I – CONJUNTO DE VARIÁVEIS DEPENDENTES E INDEPENDENTES	71

ANEXO II – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DAS VARIÁVEIS	72
ANEXO III – O MODELO MULTINOMIAL LOGÍSTICO ORDENADO	73
ANEXO IV – O MODELO DE RISCO	78

1: INTRODUÇÃO

1.1. Contextualização e motivação do estudo

A explicação de variações no comportamento de agentes econômicos é de importância central na análise de escolhas. A explanação mais ubíqua tem sido via heterogeneidade de preferências; isto é, alguns indivíduos se preocupam mais com atributos específicos do objeto de escolha do que outros. Essa premissa é mais naturalmente representada via modelos de parâmetros aleatórios, dentre os quais o modelo logístico misto tem se tornado padrão (GU & HOLE, 2013, p. 382).

Pástor e Veronesi (2013) desenvolvem um modelo de equilíbrio geral de escolhas políticas de governo em que os preços de ações são sensíveis às notícias políticas. O modelo dos autores indica que a incerteza política determina um prêmio de risco cuja magnitude é tanto maior quanto mais frágeis as condições econômicas. Tendo em vista essa interrelação, o artigo de Tinoco e Nick (2013) inova a pesquisa em previsão de dificuldades financeiras de empresas do Reino Unido ao adotar três tipos de variáveis explicativas: índices financeiros contábeis, indicadores macroeconômicos e variáveis de mercado.

A predição de dificuldades financeiras é um tema relevante para investidores e analistas de mercado, administradores, auditores e empresas de auditoria, concorrentes, clientes, fornecedores, empregados, sindicatos, reguladores, governo e organismos multilaterais. Os **investidores e analistas** precisam de modelos preditivos que lhes permitam fazer escolhas de carteiras que não sejam prejudicadas pela derrocada de preços de ações de empresas que deixem de cumprir seus compromissos ou solicitem procedimentos de falência em uma vara de justiça.

A previsão de dificuldade financeira (financial distress prediction - FDP) ou de estado de liquidez de corporações é um importante campo de pesquisa em finanças corporativas (BALCAEN & OOGHE, 2004; JONES & HENSHER, 2007; SUN et al., 2014) e um dos tópicos de pesquisa mais relevantes na área de contabilidade e finanças (HORTA et al., 2015; MSELMI et al., 2017). Ela busca obter uma classificação confiável e objetiva sobre futuros problemas financeiros, despertando interesse dos agentes de mercado, tais como empregados, competidores, investidores (GRINBLATT e TITIMAN, 2002), instituições de crédito, auditores contábeis, administradores, contadores, fornecedores, acadêmicos, pesquisadores e reguladores (STUPP, 2015).

De acordo com Wruck (1990), empresas entram em dificuldade financeira como resultado de uma situação de retração geral da economia, de um declínio no setor da firma ou de uma má administração dos negócios da empresa. Para Whitaker (1999), quando previsto nos estágios iniciais, o efeito líquido das dificuldades financeiras pode ser benéfico. Sinais antecedentes permitem que os acionistas estabeleçam ou reforcem mecanismos de incentivo que induzam os gerentes a tomarem decisões alinhadas com os interesses dos investidores. O conhecimento tempestivo da situação permite aos **administradores** repensarem a forma como estão conduzindo os negócios da firma, seja no aspecto operacional ou financeiro.

Em vista do conflito de interesse entre os acionistas e os administradores muitos contratos de dívida estabelecem obrigações, tais como o nível de endividamento, que devem ser verificadas por auditoria externa. Nesse sentido, **auditores e as empresas de auditoria** se beneficiam de modelos preditivos ao emitirem pareceres sobre a sanidade financeira e operacional de corporações, uma vez que podem se precaver na emissão de opiniões sem ressalvas que de outro modo poderiam conduzir a ações na esfera judicial sobre eventos subsequentes que viessem a conduzir a empresa à falência. Um modelo de previsão pode auxiliar na confirmação de achados de auditoria que não tenham sido conclusivos (FRANCIS, 1999).

Caso possam contar com modelos de previsão que lhes indiquem antecipadamente riscos de empresas individuais, os **concorrentes** podem se preparar para suprir uma eventual diminuição da oferta do setor de uma firma que tenha solicitado procedimentos de falência ou liquidação. Não menos importante, a desvalorização dos ativos dessas empresas em risco pode contaminar os preços dos ativos do setor em que elas atuam, preponderantemente daquelas outras firmas que apresentam condições similares de solvência, de desempenho e de endividamento. Uma eventual necessidade de liquidação de ativos pode se defrontar com preços deprimidos ou até mesmo ausência de compradores (SHLEIFER e VISHNY, 1992)

De acordo com Sun et al (2013), a competição entre as empresas se estende à cadeia de suprimento do setor. **Fornecedores** que façam parte da cadeia de suprimento de empresas com probabilidade de descontinuidade também podem evitar os impactos negativos da diminuição da demanda de seus produtos uma vez que tenham conhecimento de uma situação possível de diminuição ou mesmo cessação da atividade do seu cliente. Uma eventual saída do cliente pode obrigar o fornecedor a buscar outros clientes ou mercados.

Os **clientes**, previamente alertados por modelos preditivos de dificuldades financeiras, podem evitar a compra de produtos cuja manutenção técnica ou fornecimento de peças sobressalentes dependa da continuidade da empresa de quem estão adquirindo bens de consumo

durável ou de capital. O efeito dessa expectativa de descontinuidade pode desvalorizar os produtos e agravar a situação de ameaça de falência (GRINBLATT e TITMAN, 2002).

As ações de **empregados e sindicatos** podem ser orientadas objetivamente pelo conhecimento das perspectivas das empresas em que têm interesse. A negociação de situações individuais e coletivas deve ser pautada pelo conhecimento da condição de continuidade, de diminuição ou de cessação das atividades dessas empresas. É comum se observar negociação de férias coletivas para empregados conduzidas por empresas e sindicatos cientes de momentos de dificuldades financeiras. De igual modo, o nível de endividamento de uma empresa pode ser usado como forma de contenção de demandas salariais dos empregados (PEROTTI e SPIER, 1994)

As agências de **regulação** ou de defesa da concorrência, na avaliação de pedidos de fusões ou aquisições têm uma importante fonte de informação em modelos que lhes permitam projetar os efeitos dessas concentrações sobre as condições gerais do setor. O governo como um todo pode se beneficiar desses sistemas de alerta providos por modelagem de previsão para evitar situações que poderiam demandar suporte ou socorro aos empregados, aos setores atingidos e até mesmo a regiões atingidas pela propagação de quebras sequenciais de empresas (BERNANKE e GERTLER, 1987). O impacto de situações não previstas de contágio pode diminuir a arrecadação tributária e diminuir a capacidade governamental de cumprir sua função estabilizadora sobre o funcionamento da economia.

Sun et all (2014) afirmam, analisando linhas de pesquisas futuras, que ainda existem tópicos importantes que necessitam ser adicionalmente explorados e estudados. Eles indicam que mais indicadores não financeiros devem ser considerados em modelos tradicionais de predição de dificuldades financeiras. Tratando dos tipos de modelagem de predição de dificuldades financeiras, Sun et all (2014), apresentam uma tipologia: modelagem com classificador único puro, modelagem com classificador híbrido puro, modelagem por técnicas de conjunto, modelagem dinâmica e modelagem com técnicas de tomada de decisão em grupo.

Ahmad e Sharma (2017) testam se o retorno de ações no G7 (Canadá, França, Itália, Reino Unido, Japão, Estados Unidos e Alemanha) e em três países emergentes (Brasil, Coréia do Sul e Índia) é explicado pelo índice de incerteza de política econômica e por indicadores macroeconômicos dos Estados Unidos da América. De acordo com os autores, o índice de incerteza quanto à política econômica dos Estados Unidos tem impacto negativo sobre o retorno de ações naqueles mercados.

De acordo com Shin et all (2005), os modelos de inteligência artificial têm nível mais alto de acurácia preditiva, mas não são de fácil compreensão e podem apresentar limitações

para interpretação das escolhas operacionais e financeiras das empresas. Adicionalmente, ainda é predominante na literatura a utilização de modelos estatísticos. Por outro lado, mais recentemente, os estudos de Mselmi et al (2017) e Jones et al (2017) relataram que a análise logística é a mais acurada na predição de dificuldades financeiras para os mercados acionários da França e dos Estados Unidos.

1.2. Questão da pesquisa

Dado o impacto de notícias relacionadas às políticas públicas em geral sobre o desempenho da economia – com reflexos sobre o resultado das empresas -, e em particular à política econômica, a pesquisa buscou responder à seguinte questão: **a predição de dificuldades financeiras de empresas se torna mais acurada quando se acrescenta a incerteza de política econômica entre as variáveis explicativas?**

A premissa de desenvolvimento do trabalho foi de que a variável explicativa incerteza de política econômica amplia a capacidade preditiva dos modelos contemporâneos. A incerteza econômica é projetada em eleições presidenciais conflituosas, em disputas relativas às eleições acirradas, às despesas governamentais, em eventos climáticos adversos, em epidemias e guerras, e na adaptação da economia à transição para energias mais limpas

Os resultados deste trabalho indicam que o índice de incerteza de política econômica dos Estados Unidos da América não aumenta a acurácia na previsão de três estados de empresas listadas na bolsa daquele país. O índice foi usado em interação com o tamanho da firma, representado pela razão entre o valor de mercado e a capitalização de mercado total.

1.3. Objetivos

Baseado no problema de pesquisa definido são apresentados os seguintes objetivos geral e específico:

1.3.1. Objetivo geral

Avaliar se a incerteza política econômica afeta a predição de dificuldades financeiras de empresas que usam, conjuntamente, variáveis contábeis, de mercado e macroeconômica.

1.3.2. Objetivos específicos

Testar se há associação positiva entre a incerteza da política econômica e a predição de dificuldades financeiras de empresas;

Investigar se o índice de incerteza da política econômica aumenta a acurácia preditiva de modelos de predição de dificuldade financeira das empresas; p. 53;

1.4. Relevância e inovação do estudo

Esse estudo se alinha com os trabalhos de Shumway (2001); Jones e Hensher (2004); Hensher e Jones (2007); Tinoco e Wilson (2013); Baker, Bloom e Davis (2013); e Galil e Gilat (2018). Esses autores empreenderam pesquisas relevantes sobre o tema, envolvendo diversos métodos e indicadores e sua associação com a predição de dificuldades financeiras e de falência de empresas.

Há pelo menos quatro diferenciais na presente investigação. Em primeiro lugar, pela inclusão de uma variável explicativa no modelo preditivo: o índice de incerteza quanto à política econômica (*economic policy uncertainty – EPU*) não utilizado em estudos sobre o tema em pesquisas anteriores. Outra contribuição é a utilização de três estados para as empresas, quais sejam empresas em continuidade, em dificuldades financeiras e falidas. A maioria dos estudos emprega a abordagem logística dicotômica.

Do ponto de vista metodológico, emprega-se um tratamento estatístico que acrescenta a aleatoriedade da média e do desvio-padrão dos parâmetros de cada variável explicativa, quando existente, bem como a heterogeneidade das médias na especificação econométrica. Trabalhos anteriores se concentraram em metodologias que assumem a premissa de que os erros são independentes e identicamente distribuídos, desperdiçando informação útil contida nas bases de dados.

Por último, a presente abordagem modela o desfecho ou “escolha” dos estados da empresa em uma estrutura de painel, que corrige a abordagem estática permitindo que as observações dos preditores variem ao longo do tempo (SHUMWAY, 2001, p.123). Esse conjunto articulado de inovações é inédito, até onde alcançou a pesquisa bibliográfica feita, nas pesquisas sobre o tema publicadas no Brasil.

1.5. Delimitação do estudo

A pesquisa foi realizada com base em informações públicas de empresas listadas na bolsa dos Estados Unidos da América, com exceção dos setores financeiro e de serviços de utilidade pública, em vista da particularidade dessas atividades. As informações contábeis e financeiras das empresas, tais como razões entre elementos do balanço patrimonial ou das demonstrações de fluxos de caixa, assim como tamanho ou preço das ações das empresas foram as disponíveis na base Thomson Reuters (Refinitiv) e a amostra selecionada compreende 5451

diferentes empresas numa série histórica de 2012 a 2019, nos respectivos anos em que essas empresas tiveram dados disponibilizados na referida base. A série histórica compreende dados anuais de 2012 a 2019, divididos em duas amostras. A primeira, que se estende de 2012 a 2016 foi usada para estabelecer o modelo. A segunda, de 2017 a 2019, originou os valores preditos, a serem comparados com os valores realizados.

1.6. Estrutura do trabalho

Além desta primeira seção que realiza a introdução do estudo, o trabalho contempla:

- a) seção 2: apresenta o referencial teórico utilizado para definição da questão da pesquisa que se alicerça basicamente na relevância e existência do problema de dificuldades financeiras na contabilidade e na teoria das finanças corporativas, bem como no modelo multinomial logit misto que será a ferramenta de análise empírica;
- b) seção 3: explicita o desenvolvimento da hipótese desta pesquisa que versa sobre o aumento da acurácia preditiva de modelos econométricos causado pela inclusão da variável explicativa denominada incerteza de política econômica;
- c) seção 4: detalha a metodologia da pesquisa a partir da justificativa da aplicação do modelo multinomial logit misto, apresenta informações sobre a amostra utilizada e a fonte de tais dados, desenvolve a estrutura dos modelos de análise e define os procedimentos que serão executados para a efetivação da pesquisa;
- d) seção 5: reporta os resultados, desde a apresentação da estatística descritiva das variáveis dependentes e explicativas, das análises dos modelos e das previsões feitas, dos testes e procedimentos de robustez, e da síntese dos resultados em relação à hipótese da pesquisa;
- e) seção 6: tece considerações finais sobre a pesquisa.

2: REFERENCIAL TEÓRICO

A revisão da literatura foi feita através de pesquisa documental (“archival data”) quantitativa e qualitativa, documentando os principais artigos nacionais e estrangeiros sobre previsão de dificuldades financeiras. Eles foram identificados na base Scopus, com critério de busca com prazos e expressão definidos. O ano de partida da busca bibliográfica foi 2012 até 2019 e as expressões de captura dos artigos foram *economic policy uncertainty, financial distress prediction, failure, bankruptcy, insolvency e bankruptcy prediction models*. A tradução desses comandos para incerteza quanto à política econômica, previsão de dificuldades financeiras, falência, bancarrota, insolvência e modelos de previsão de falência também foi capturada na bibliografia.

2.1. Evolução do conceito de falência

No trabalho seminal de Beaver (1966), a falência de uma empresa é definida como sua incapacidade de saldar as obrigações financeiras na data do vencimento. Operacionalmente, para o autor, uma empresa é considerada falida quando qualquer dos seguintes eventos tiver ocorrido: bancarrota, inadimplência ou descumprimento de obrigação ou compromisso assumido em emissão de título de dívida, inversão de saldo bancário ou não pagamento de dividendos de ações preferenciais.

Contemporaneamente uma empresa de negócios malsucedida tem sido definida de várias maneiras na literatura, numa tentativa de descrever o processo formal com que ela se defronta ou para categorizar seus problemas econômicos. Quatro termos genéricos normalmente encontrados são falência, insolvência, descumprimento de obrigações ou compromissos e bancarrota (ALTMAN, 2006). Mesmo distintos no uso formal, esses termos são, algumas vezes, intercambiáveis.

A **falência** de uma empresa, pelo critério econômico, ocorre quando a taxa de retorno obtida sobre o capital investido, com uma tolerância para a condição de risco, é significativa e continuamente menor do que as taxas prevalentes em investimentos similares. Critérios econômicos um pouco diferentes também têm sido utilizados, inclusive receita insuficiente para cobrir os custos, assim como retorno médio sobre o investimento continuamente inferior ao custo de capital da firma. Essas situações econômicas das entidades não indicam sua descontinuidade.

De acordo com Altman (2006), a **insolvência** é outro termo técnico usado formalmente para descrever o desempenho negativo de uma empresa. Ocorre insolvência técnica quando uma firma não consegue atender suas obrigações correntes, significando uma insuficiência de liquidez, geralmente de caráter temporário. A insolvência no sentido de bancarota é mais danosa e usualmente indica uma condição crônica de descumprimento de obrigações por uma empresa, quando seus passivos totais excedem o valor justo de seus ativos totais, ou, na terminologia contábil, descreve uma situação de patrimônio líquido negativo.

Uma outra condição corporativa associada com dificuldade financeira é a **inadimplência** ou o **descumprimento de obrigação ou compromisso estabelecido em um contrato**. A inadimplência pode ser técnica ou legal e sempre envolve a empresa e uma classe de credores. O descumprimento técnico ocorre quando o devedor viola uma condição do contrato com o credor, o que pode dar motivo para a ação legal. Essa violação raramente determina um descumprimento formal ou um procedimento de falência. O descumprimento legal, por sua vez, resulta do atraso num empréstimo ou do não pagamento de um título de dívida, ainda que, no caso de empréstimo, quase sempre ocorra renegociação.

Um segundo tipo de falência - diferente da situação econômica de falência descrita anteriormente e que se refere à condição do patrimônio líquido de uma entidade - é uma declaração formal de **bancarota**. Nessa condição a firma entra em uma vara de falências, acompanhada de uma petição para liquidar ativos (cap. 7 do código de falências dos Estados Unidos da América) ou tentar uma reorganização (cap. 11 do mesmo código). Essa reorganização é um procedimento formal como última medida em uma série de tentativas de solução.

A terminologia legal no Brasil (Lei nº 11.101/05) define a falência (insolvência, quebra ou bancarota) como a situação jurídica decorrente de uma sentença judicial transitada em julgado em que uma empresa ou sociedade comercial não cumpre determinada obrigação patrimonial e, portanto, tem os bens alienados para satisfazer seus credores. Esse normativo abrange também a recuperação judicial e a extrajudicial.

A recuperação judicial (concordata no instituto pátrio legal anterior) tem por objetivo regularizar a situação econômica do devedor comerciante, evitando – na concordata preventiva – ou suspendendo – na concordata suspensiva – a falência. A recuperação extrajudicial visa facilitar a negociação entre devedores e credores pelo uso de mecanismos privados e de supervisão judicial para recuperar empresas em dificuldades financeiras.

Muitos dos mecanismos da lei brasileira de falências (Lei nº 11.101/05) foram estruturados para mimetizar aqueles procedimentos dos capítulos 7 (liquidação voluntária ou

involuntária de uma organização) e 11 (reorganização voluntária ou involuntária de uma organização), que se encontram sob o título 11 do Código de Falências dos Estados Unidos da América (EUA). No entanto, a imobilidade do instituto de falência no Brasil é muito menos eficaz do que nos EUA (PONTICELLI e ALENCAR, 2016).

Adicionalmente, mesmo em mercados líquidos e profundos é usual que o estado de dificuldade financeira seja resolvido em um ambiente de informação assimétrica e de conflitos de interesse. Continuar a operar ou dismantelar o negócio e vender os ativos pelo valor de liquidação é uma das decisões mais difíceis para uma firma com dificuldades financeiras (GRINBLATT e TITMAN, 2002). Apesar disso, a evidência fornecida pela distribuição de frequência das resoluções para empresas de capital aberto em dificuldades financeiras tanto no Brasil, quanto nos Estados Unidos (WRUCK, 1990, p. 425) prova que elas nem sempre resultam na falência corporativa.

Os cursos de ação possíveis para evitar a falência estão ligados à reestruturação dos ativos e à reestruturação financeira (BERKOVITCH and ISRAEL, 1998). No primeiro grupo estão a venda dos principais ativos, a fusão com outra firma, a redução dos investimentos e dos gastos com pesquisa e desenvolvimento. No segundo grupo, que visa a reduzir a alavancagem financeira, encontram-se a emissão de novos títulos, a negociação com bancos e outros credores, a troca de dívida por patrimônio e a declaração de falência.

As dificuldades financeiras são frequentemente resolvidas por mecanismos privados ou em reorganização legal enquadrada no capítulo 11 do código norte-americano de falência. Muito raramente firmas em dificuldades financeiras são liquidadas sob o capítulo 7 do código. Nessa modalidade (capítulo 7) a vara seleciona um administrador judicial externo à companhia que liquida os ativos da firma e distribui o valor arrecadado entre os credores.

Quaisquer valores remanescentes ao atendimento dos credores são distribuídos aos acionistas da empresa, sujeitos a uma regra de prioridade absoluta (*absolute priority rule*), em que os créditos devem ser totalmente pagos antes dos acionistas receberem quaisquer valores. A regra também estabelece uma ordem de prioridade em que os credores de dívidas garantidas devem ser ressarcidos antes dos credores sem garantias e as dívidas mais antigas pagas antes das mais recentes (UNITED STATES, 2018).

Uma firma, ou seus credores, podem buscar proteção pelos procedimentos de falência do capítulo 11 (*debtor in possession*), que oferece uma condução supervisionada por uma vara para reestruturar contratos entre devedores e credores. Depois que a empresa postula a falência, ela continua a operar conduzida pela administração da empresa. O juiz designa um inventariante

para gerenciar a companhia somente quando a administração comete fraude ou tiver provada sua incompetência (UNITED STATES, 2018).

Uma empresa é liquidada pela conversão de alguns ou de todos os seus ativos em dinheiro e a subsequente distribuição aos seus credores. Quando os ativos valem menos para a firma do que para terceiros, eles podem ser vendidos separadamente ou como uma unidade produtiva, na forma que resulte em maior arrecadação. Sob o capítulo 7 do código de falência norte-americano a liquidação é supervisionada por uma vara de justiça. Isso significa que o juiz supervisiona a conversão dos ativos em dinheiro e a distribuição do valor arrecadado para os credores por ordem de prioridade (UNITED STATES, 2018).

Em uma reorganização privada ou de mercado as firmas e seus credores renegociam seus contratos privadamente, resolvendo as dificuldades sem recorrer às varas de falência. O resultado da negociação pode variar desde o cancelamento de um pagamento à reestruturação de todos os passivos e se estende até a apropriação do patrimônio líquido da entidade pelos credores.

Na literatura clássica (BEAVER, 1966) define os tipos de dificuldade financeira entre as quais a incapacidade de pagamento de dívidas ou de dividendos preferenciais e as correspondentes consequências, tais como: inversão de saldo em contas bancárias, liquidação para assegurar o recebimento pelos credores, além de início de procedimentos de falência.

Wruck (1990) define dificuldade financeira como uma situação em que o fluxo de caixa é insuficiente para a cobertura das obrigações correntes. Elas podem incluir débitos não pagos a fornecedores e empregados, danos reais ou potenciais de litígios e não pagamento de juros e/ou do principal de pagamentos de contratos de empréstimos. Pode abranger também inadimplência técnica, ou violação de uma obrigação contratualmente pactuada que não seja o pagamento do principal ou de juros. Isso pode configurar um alerta da iminência de uma dificuldade financeira terminal.

As definições de dificuldades financeiras estão baseadas na estrutura teórica dos modelos de “fluxo de caixa” ou de “ativos líquidos”. De acordo com a primeira abordagem, a insolvência ocorre quando os fluxos de caixa da empresa são insuficientes para atender aos pagamentos assumidos contratualmente. A insolvência baseada em patrimônio considera a empresa insolvente quando apresenta o passivo a descoberto. Isto é, quando ela tem um patrimônio líquido negativo em decorrência de um histórico permanente de insuficiência de fluxo de caixa.

O problema informacional sobre qual dos modelos é aplicável à situação de dificuldade financeira da empresa é determinante para a escolha da estratégia maximizadora do

valor da firma. Uma empresa com dificuldade temporária de liquidez pode tentar persuadir os credores a aceitarem uma reprogramação dos pagamentos devidos. Quando a dificuldade financeira é permanente a resolução requer um esforço muito maior, inclusive pela redução dos débitos ou a reorganização em uma forma que gere valores suficientes para cobrir as demandas dos interessados.

Mesmo quando a dificuldade é temporária, os acionistas têm incentivos para declarar que a firma é insolvente devido aos fluxos de caixa, uma vez que isso aumenta a possibilidade que eles venham a conservar o controle da firma e, portanto, preservar o valor da opção sobre seus ativos. Os credores têm incentivos para afirmar que a empresa é insolvente em vista do passivo a descoberto, o que lhes daria o controle sobre os ativos da firma. Os gerentes têm incentivos para se alinhar com os interessados que não os demitam. A resolução desses conflitos de interesse consome recursos e, no limite, pode destruir uma quantidade enorme de valor.

Para Shumway (2001) uma previsão acurada de falência é de grande interesse para pesquisadores, analistas de mercado e reguladores. Reguladores usam modelos de previsão para monitorar a saúde financeira de bancos, fundos de pensão e outras instituições. Analistas de mercado usam os modelos de previsão em conjunto com modelos como os de Duffie e Singleton (1999) para precificar títulos de dívida corporativa. Pesquisadores usam esses modelos para testar várias conjecturas, como a hipótese de que o risco de falência seja precificado nos retornos de ações. Em vista do grande interesse por previsões acuradas, uma tecnologia de previsão superior é de valor substantivo para esses agentes.

De acordo com Lim (2012) são três as distintas áreas de pesquisa em previsão de dificuldades financeiras e falência, quais sejam: a escolha de variáveis ou características da amostra; a escolha da metodologia; e, a aplicação do modelo. Sun et al. (2014) classificam a pesquisa de FDP nas áreas de: (i) definição de previsão de dificuldade financeira; (ii) métodos de modelagem de FDP; (iii) métodos de amostragem; e, (iv) seleção de indicadores contábeis na previsão de insolvência. Nos modelos mais recentes, a previsão de insolvência utiliza modelos probabilísticos para identificar as empresas na iminência de serem liquidadas ou tornarem-se insolventes, utilizando variáveis explicativas macroeconômicas, de mercado e financeiras (TINOCO e WILSON, 2013).

Na literatura brasileira, as metodologias de FDP mais utilizadas são análise discriminante linear multivariada, modelos logit e probit (PEREIRA & MARTINS, 2015), nos quais a variável resposta é geralmente binária. Pereira & Martins (2015; p. 191) apontam que nos últimos 25 anos “essa área de pesquisa não sofreu nenhum acréscimo significativo além do que já foi exposto”. Apesar do fértil desenvolvimento em séries de tempo financeiras, a previsão

de comportamentos futuros no nível das empresas utilizando dados financeiros ainda requer atenção.

Duas exceções na literatura brasileira acrescentam conhecimento à predição de dificuldade financeira de empresas: Rezende et al (2016) e Rosa e Gartner (2017). Para os primeiros, o conceito de dificuldade financeira é identificado quando o lucro antes de juros, impostos, depreciação e amortização (Lajida) de uma empresa é menor do que suas despesas financeiras por dois períodos consecutivos. O outro conceito é caracterizado por uma queda em seu valor de mercado, também por dois exercícios contíguos. Os testes empíricos apontaram que 96% das companhias falidas apresentaram inicialmente um estado de dificuldade financeira. O modelo usado identificou cinco variáveis financeiras significativas, três variáveis macroeconômicas e uma variável *dummy* por setor.

O artigo de Rosa e Gartner (2017) propõe um modelo que antecipe os eventos de dificuldades financeiras nas instituições financeiras do Brasil. Ele identifica variáveis ligadas ao sistema de monitoramento do regulador bancário, dentre os quais a adequação do capital, a qualidade dos ativos, a qualidade do gerenciamento, os lucros, a liquidez e a sensibilidade ao risco de mercado. Os autores usam as informações mensais mantidas pela autoridade monetária no denominado Plano de Contas das Instituições do Sistema Financeiro Nacional (COSIF) e levantam dados de instituições consideradas em dificuldades financeiras. Nesse tipo de abordagem foram consideradas variáveis com apelo teórico e prático de larga tradição de uso pelos reguladores das instituições financeiras.

Para Bulow e Shoven (1978) o que determina a decisão de um credor a forçar a falência e a liquidação, a despeito dos custos dessa diretriz, é o conflito de interesses entre três categorias de interessados devido à assimetria em sua capacidade de controle e avaliação. Acionistas, portadores de títulos corporativos e bancos credores tomam decisões que não levam ao maior resgate possível de seus ativos expostos na firma em dificuldades.

Duas conclusões da pesquisa de Bulow e Shoven (1978) são essenciais na compreensão da importância dos modelos preditivos. A primeira é que um patrimônio líquido negativo não é uma condição suficiente para forçar uma firma a declarar falência. A segunda é a apresentação de casos em que uma firma continua operando mesmo quando seu valor de liquidação excede seu valor esperado de empresa em continuidade.

A implicação dessas conclusões é que mesmo quando o valor descontado dos fluxos de caixa futuros esperados da empresa é menor do que o valor de liquidação, a assimetria nas capacidades de controle e negociação impede que se tome a decisão ótima. Isso acarreta uma transferência indevida dos recursos entre esses interessados e, por consequência, aumenta o

custo de capital *ex-ante facto* para as empresas em geral, em vista do impacto dessa expectativa sobre o custo de capital aplicável a todos os empreendedores.

É, portanto, razoável apontar problemas de eficiência de alocação de recursos e de bem-estar da sociedade decorrentes dessa assimetria informacional (BERNANKE e GERTLER, 1987). Por conseguinte, para além das implicações entre agentes individuais, é importante dispor de modelos de previsão que ajudem a diminuir esses problemas informacionais e o custo de capital das empresas e melhorar o bem-estar da sociedade.

A indisponibilidade de dados sobre variáveis de interesse na predição de falência não é uma questão semântica em mercados emergentes como o brasileiro. Entretanto, mesmo quando há disponibilidade de um painel de dados, persiste a relativa omissão na modelagem adequada dos termos de inovação em modelos probabilísticos. Em geral eles são tratados sob o pressuposto de independência das observações dos modelos mais tradicionais (probit, logit, multinomial).

Tendo em vista essa premissa, o presente trabalho utilizará um painel logístico multinomial misto de dados (conforme usada por SHUMWAY, 2001; CHAVA e JARROW, 2004). Nessa perspectiva, usará informações contábeis-financeiras, macroeconômicas, de mercado e de incerteza política econômica que permitam testar a acurácia preditiva de modelos com e sem essa mais recente variável explicativa (EPU) e classificar adequadamente empresas em continuidade, em dificuldade financeira, e em estado de falência, com antecedência de um, três e cinco anos.

Em tal contexto esse trabalho amplia o escopo adotado nas pesquisas sobre previsão de dificuldades financeiras (FDP) e falência (F) da seguinte forma: a) além de usar regressores lineares, testa variáveis explicativas com parâmetros fixos e variáveis que, até onde autor saiba, foram pouco utilizados em estudos de FDP e de falência na literatura no Brasil; b) estuda três grupo de indicadores, um dos quais, o índice de incerteza política, ainda não empregado na previsão de dificuldades financeiras e de falência, na bibliografia consultada pelo autor;

2.2. Dificuldades financeiras no ambiente corporativo

A estrutura de capital das corporações é a participação de diferentes tipos de dívida - tais como financiamentos e empréstimos bancários ou emissão de títulos para investidores qualificados, ações preferenciais, debêntures e ações ordinárias - no financiamento das operações das empresas. Uma empresa é altamente alavancada quando ela apresenta elevada participação de dívida em sua estrutura de capital. Três indicadores usuais de alavancagem são a razão dívida sobre ela própria somada ao valor de mercado do patrimônio líquido, a razão dívida sobre o valor de livro dos ativos totais, além da razão LAJIDA (lucro antes dos juros,

impostos, depreciação e amortização) sobre o pagamento de juros. Esse indicador representa a capacidade operacional atual da empresa no pagamento dos juros de seus débitos.

Um ponto de partida para o exame de como a estrutura de capital das empresas é determinada é o teorema de Modigliani-Miller. De acordo com os autores, na ausência de tributos e outras fricções de mercado, tais como custos de transação e de falência, a escolha da estrutura de capital não altera o valor de mercado das empresas.

Miller (1977) usa argumentos da teoria do equilíbrio para reexaminar as vantagens tributárias do financiamento com dívida pelas corporações. Ele aponta duas incorreções da literatura econômica na ênfase da importância dos custos de falência sobre as decisões relativas à estrutura de capital das empresas. A primeira incorreção são os baixos custos diretos da falência comparados às vantagens tributárias da emissão de dívida. A segunda falha seria comprovada pela estabilidade observada na estrutura de capital das empresas ao longo do tempo. Para o autor, se a estrutura ótima de capital fosse simplesmente uma questão de balanceamento entre as vantagens tributárias e o custo de bancarrota não haveria tanta estabilidade nas estruturas de capital das empresas nos três primeiros quartos do século vinte.

A irrelevância da estrutura de capital é perturbada pela existência dos tributos pessoais diretos. O efeito dos tributos na política de dividendos pode ter um efeito importante sobre a estrutura de capital das empresas. Lucros não distribuídos aos acionistas passam a integrar o patrimônio líquido.

Adicionalmente, os tributos são apenas um aspecto levado em consideração na escolha da estrutura de capital das corporações. Há pelo menos mais três aspectos a serem considerados no processo decisório sobre a estrutura de capital das corporações. O primeiro é o impacto da alavancagem sobre o custo do endividamento, o segundo é o papel benéfico da dívida nos incentivos gerenciais e o terceiro é a informação fornecida aos acionistas pelas decisões de financiamento das corporações.

Myers (1984) compara duas formas de analisar a estrutura de capital. Uma delas é estática, na qual a firma estabelece uma meta de endividamento e se move gradualmente para aquela configuração de financiamento. A outra, no estilo da estrutura tradicional *pecking order*, em que a empresa ordena suas preferências, mas acrescentando a particularidade de não haver uma meta definida para a razão dívida/valor da empresa.

Na hipótese do dilema estático a razão ótima da dívida sobre o valor da firma é caracterizada por um dilema entre os custos e benefícios do endividamento com a manutenção dos ativos e dos planos de investimento da empresa inalterados.

Essa hipótese modificada da ordenação das fontes de financiamento, segundo Myers (1984), apresenta quatro características. De acordo com a primeira as empresas têm bons motivos para evitar o financiamento de investimentos com a emissão de ações ordinárias ou outros títulos arriscados. As firmas não desejam incorrer no risco de cair no dilema de não realizar projetos com valor presente líquido positivo ou ter que emitir ações a preços julgados muito baixos.

A segunda característica é o estabelecimento de metas para a distribuição de dividendos compatível com níveis de investimento que possam ser atendidos por recursos próprios. Em terceiro lugar, a empresa também pode cobrir parte do investimento com endividamento líquido, mas tenta restringir o risco de seu endividamento, deixando-o aproximadamente livre do risco de inadimplência, que encarece o custo do empréstimo. Duas razões para essa prudência são evitar o custo de dificuldades financeiras e manter alguma folga na forma de uma reserva de capacidade de endividamento. Essa reserva permite emissão de dívida sem risco na eventualidade de financiamento de projetos pela empresa.

Por último, uma vez que a distribuição de dividendos é relativamente rígida e as oportunidades de investimento flutuam relativamente ao fluxo de caixa gerado internamente pelas empresas, eventualmente a empresa exaure sua capacidade de emissão de dívida sem risco. Quando isso acontece, a firma se volta primeiramente para títulos de dívida menos arriscados, antes de buscar dívida de risco ou emitir ações.

A diferença crucial entre a teoria da estrutura de capital estática e a da ordenação das fontes de financiamento é que nessa a razão dívida/valor observada refletirá a exigência acumulada por financiamento externo, ou seja, uma necessidade de financiamento acumulada num período longo. A teoria modificada da ordenação das fontes de financiamento reconhece a assimetria informacional e o custo de dificuldades financeiras na obtenção de recursos para projetos de investimento.

Buscando superar as limitações da literatura econômica dos anos oitenta sobre uma teoria da firma que não explicava devidamente o comportamento gerencial em grandes corporações, o artigo de Jensen e Meckling (1976) integra elementos das teorias da agência, dos direitos de propriedade e de finanças para desenvolver uma teoria da estrutura de propriedade da firma.

Para os autores, a teoria da firma na literatura econômica não poderia ser propriamente definida como tal, uma vez que ela caracterizava uma teoria dos mercados nos quais somente as firmas são importante atores. Jensen e Meckling (1976) mantêm a noção de comportamento maximizador por parte de todos os indivíduos.

A análise dá nova interpretação à teoria da estrutura de propriedade da firma e tem implicações para uma variedade de questões tais como a definição da firma, a separação entre propriedade e controle, a responsabilidade social dos negócios, a definição de uma função objetivo para a corporação, a determinação de uma estrutura ótima de capital, a especificação do conteúdo de contratos de dívida, a teoria das organizações e o lado da oferta do problema de completude dos mercados.

Para os autores, a teoria da firma na literatura econômica não poderia ser propriamente definida como tal, uma vez que ela caracterizava uma teoria dos mercados nos quais somente as firmas são atores importante. A despeito da crítica, Jensen e Meckling (1976) mantêm a noção de comportamento maximizador por parte de todos os indivíduos e, convenientemente, assumem que não existam outros agentes no contrato da firma.

Eles modelam o contrato entre os acionistas de uma empresa e o gerente, que é também proprietário, e definem essa relação agente-principal como “um contrato no qual um principal (ou mais) contratam outra pessoa (o agente) para realizar alguma tarefa em seu nome que envolve a delegação de alguma autoridade de tomada de decisão do principal para o agente.

Quando as partes na relação agente-principal são maximizadores da utilidade é possível acreditar que o agente não agirá sempre no melhor interesse do principal. Esse pode diminuir a divergência de interesses pelo estabelecimento de incentivos apropriados para o agente e pela incorrência de custos de monitoramento, desenhado para limitar as atividades destoantes do agente.

Adicionalmente, em algumas situações é compensador para o agente despender recursos para garantir que ele não adotará ações que possam prejudicar o principal ou para assegurar que o principal será compensado por ações que venha a tomar e que sejam prejudiciais ao principal.

Os custos de agência referem-se ao somatório de três fatores. O primeiro é constituído pelas despesas de monitoramento pelo principal. O segundo é formado pelos gastos do agente para estabelecer um vínculo com as atividades. O terceiro fator são as despesas residuais resultantes da divergência entre as decisões dos agentes e aquelas decisões que maximizariam o bem-estar do principal.

Uma vez que a relação entre os acionistas e o gerente de uma corporação se enquadra na definição da relação principal-agente, torna-se evidente que as questões associadas com a separação entre a propriedade e o controle na moderna corporação de propriedade difusa está diretamente ligada ao problema geral da teoria da agência. Os custos de agência, gerados pela forma de organização corporativa, conduzem a uma teoria sobre a estrutura de capital da firma.

Jensen e Meckling (1976) realizam uma abordagem positiva da teoria da agência. Eles buscam estruturar as relações contratuais entre o agente e o principal de forma a estabelecer os incentivos adequados para que o agente faça escolhas que maximizem o bem-estar do principal dada a existência de incerteza e da imperfeição do monitoramento.

De acordo com os autores, as relações contratuais são a essência da firma, seja com empregados, fornecedores, clientes e credores. E o problema dos custos de agência e monitoramento existe para todos esses contratos. A visão da firma como umnexo de relações contratuais entre indivíduos serve para focalizar o processo complexo no qual objetivos conflitantes de interesses são conduzidos a um equilíbrio dentro da estrutura de relações contratuais.

Um problema com a caracterização na literatura sobre o problema do agente e principal é ignorar o papel dos mercados. Em mercados com expectativas racionais o custo é assumido pelo agente ou gerente e não pelos acionistas (principal). O gerente tem incentivos em buscar meios para convencer o principal ou os acionistas externos de que tomará as melhores ações. Uma vez que o gerente arca com os custos, esses incentivos conduzem ao desenvolvimento de arranjos institucionais, tais como o uso de indicadores contábeis nos contratos e em auditoria para reduzir o problema da relação agente-principal.

A relação entre o acionista externo e o gerente-proprietário não é o único contrato que induz a uma demanda por monitoramento. Contratos de dívida também produzem tal demanda (Watts e Zimmerman, 2002).

Mesmo que a proteção do preço nos mercados de trabalho e de capital induza os gerentes a contratar para restringir ações que diminuam o valor da firma e reduzir o custo de agência, esses custos ainda persistem e nem todas as ações redutoras de valor são eliminadas. No entanto, firmas existem e não são completamente controladas somente por proprietários.

Elas apresentam os benefícios de economias de escala, da diversificação e da especialização. Indivíduos têm riqueza limitada e podem não ter o capital suficiente para tirar vantagem das economias de escala. E mesmo quando têm capital suficiente, podem não desejar ser o único investidor por causa do efeito do risco sobre sua carteira, reduzindo sua utilidade. Ademais, o detentor de capital pode não ser o melhor gerente. Um herdeiro de uma empresa pode não ter as habilidades necessárias que compensem os custos de agência de contratação de um terceiro.

Conforme Jensen (1989), a maior debilidade das grandes corporações é o conflito de interesse entre os seus acionistas e os administradores que controlam e usam os recursos dessas corporações. Para o autor, aquisições, cisões, desmembramento de divisões de uma corporação

para a formação de uma nova empresa, aquisição por endividamento e transações privadas são as mais visíveis manifestações de uma mudança organizacional massiva na economia. Elas resolvem a principal fraqueza das grandes corporações, qual seja, o conflito entre proprietários e gerentes sobre o controle e uso dos recursos corporativos. Esses novos engenhos organizacionais trazem remarcáveis ganhos em eficiência operacional, produtividade dos recursos humanos e valor para o acionista.

O autor (Jensen, 1989) sublinha que a relação entre dívida e insolvência é provavelmente o menos entendido aspecto da evolução organizacional observada no começo do século. Novas técnicas de proteção com ativos financeiros tornam o risco associado com um dado nível de alavancagem menor do que era antes do surgimento dessa técnica de proteção. Grande parte da dívida dos bancos associada com aquisição por endividamento alavancado, que tipicamente representa metade da dívida, é feita com instrumentos financeiros com taxa flutuante. E, no entanto, poucas dessas operações aceitam exposição completa a flutuações das taxas de juros. Eles adquirem instrumentos que estabelecem um limite, de forma a fixar um teto para a carga dos juros ou usam swaps para conversão de dívidas com taxas flutuantes em débitos de taxas fixas. Na realidade, a maioria das instituições de financiamento requerem tais técnicas de gerenciamento de risco como condição de empréstimo.

Críticos da alavancagem também não percebem que a insolvência em si não é sempre algo a ser evitado. Eles ignoram que os custos de se tornarem insolventes são provavelmente muito menores em uma nova conjuntura de alta alavancagem do que no mundo de balanços patrimoniais dominados por patrimônios líquidos elevados.

Nesse esquema de “privatização” da falência as empresas adquiridas por aquisições alavancadas entram em dificuldades financeiras mais frequentemente do que as corporações dominadas por patrimônio líquido alto, mas poucas dessas operações entram em falência formal. Essas empresas adquiridas por aquisições alavancadas se reorganizam rapidamente, frequentemente sob nova gerência, e com custos muito menores do que sob um processo supervisionado por varas de justiça.

O autor exemplifica a rapidez do processo de reestruturação de companhias alavancadas em 80% em comparação com corporações de endividamento médio de 20%. Para um mesmo valor de liquidação de empresas em continuidade de 100 unidades monetárias os pontos de insolvência diferenciados obrigam as empresas de alavancagem excessiva a reorganizarem rápida e eficientemente seus débitos para a preservação de valor da empresa em mecanismos privados. As corporações tradicionais, no entanto, demoram a tomar a decisão de

reorganização e, portanto, permanecem por longos períodos desperdiçando recursos até que sejam obrigadas a se reorganizarem sob supervisão judicial.

Para La Porta et al (1998) o conflito de interesse não se dá entre os administradores e os acionistas, mas entre os acionistas controladores e os minoritários. E esse conflito é particularmente grave em ambientes nacionais de menor segurança jurídica e em que a única estratégia para minoritários que se sintam lesados pelos controladores é vender a ação.

A análise dos autores levanta três possibilidades de solução para a diminuição do conflito de interesse entre os acionistas minoritários e os controladores. A primeira é melhorar o arcabouço legal de forma a dificultar a expropriação dos minoritários. Uma visão alternativa aponta que corporações na busca de capital estrangeiro devem optar por países em que os regimes legais sejam mais protetores dos interesses de minoritários. Por último, as companhias podem simplesmente tentar mudar seus estatutos para atrair investidores que buscam diversificar suas carteiras.

De acordo com Jensen (1989), mais firmas entram em dificuldades financeiras devido ao mal gerenciamento do que como consequência de recessões. Essas dificuldades financeiras forçam a gerência a empreender alterações na condução dos negócios de forma a melhorar seus resultados. No entanto, isso não se aplica a empresas que entram em dificuldades financeiras em decorrência de recessões.

Os resultados de Whitaker (1999) dão suporte à hipótese de Jensen (1989). Ela afirma que dificuldades financeiras disparam ações corretivas pelos gerentes que melhoram o desempenho da empresa. Em vista dessas ações, no ano subsequente à ocorrência de dificuldades financeiras as empresas, em média, melhoram tanto o desempenho quanto o valor de mercado. Para Whitaker (1999), ações gerenciais não são significativamente determinantes para empresas que entraram em dificuldades financeiras devido a um declínio nas condições econômicas do setor em que atuam.

O artigo de Campbell et al (2008) investiga os determinantes de falência corporativa e a precificação de ações de empresas cuja probabilidade de falência estimada com um modelo dinâmico logístico usando variáveis contábeis e de mercado é alta. Os autores mostram que ações de empresas com elevado risco de falência tendem a entregar retornos médios anormalmente baixos.

2.3. Em busca de uma base analítico-teórica

Wilcox (1971) aponta a inexistência de uma explanação teórica sobre as razões pelas quais certos indicadores ou índices contábeis financeiros, tais como os usados por Beaver (1966), deveriam ser bons preditores de falência e sugere uma teoria com o propósito de preencher essa lacuna. Ele apresenta um passeio aleatório unidimensional que tem uma barreira absorvente em uma extremidade e nenhuma barreira na outra. Essa especificação é o modelo clássico de ruína do jogador.

O autor modela ganhos $(+\sigma)$ e perdas $(-\sigma)$ de uma firma com patrimônio C a partir de uma distribuição binomial com massa p em $+\sigma$ e q em $-\sigma$. Ele supõe uma empresa com patrimônio de C que anualmente participa de um jogo que resulta em um ganho ou perda de tamanho constante $\mp\sigma$, em que a probabilidade de um ganho é igual a p e de uma perda é igual a $q (= 1 - p)$. Assume também que $p > q$. Daí, a probabilidade de falência da empresa é $P(\text{falência}) = \left(\frac{q}{p}\right)^{C/\sigma}$, onde o número de perdas z que a empresa pode realizar em uma rodada antes de falir é C/σ .

Buscando um modelo mais realista o autor conjectura que muitas bancarrotas podem ser evitadas se houver suficiente entrada de capital externo para compor o patrimônio líquido da empresa e de talento administrativo. Portanto, ele propõe um modelo mais realista pela construção de barreiras à entrada dos dois fatores acima mencionados, ou onde tais entradas são consideradas como um tipo de falência. O patrimônio da empresa, C , é uma função de seus ativos e passivos e o valor relevante de C será diferente, dependendo da disponibilidade de empréstimos para a firma em quaisquer situações.

O valor de C para empresas grandes pode ser mensurado como ativos totais menos passivos totais em períodos de crédito abundante. Firms menos estabelecidas ou em condição de escassez de crédito terão seu patrimônio líquido medido como ativos correntes menos passivos totais, ou até mesmo pelas disponibilidades de caixa. Portanto, a medida de probabilidade de falência será diferente dependendo das condições gerais de crédito na economia e nos recursos de crédito ou de liquidez da empresa.

Uma primeira tarefa da operacionalização do modelo de Wilcox (1971) é estimar q/p . É intuitivo que esse parâmetro está relacionado com uma média populacional da taxa de tendência do patrimônio da firma. No caso de $q/p = 0$, a firma ganhará σ em cada período. Quando $q/p = \infty$, a empresa perderá σ por período. Se $q/p = 1$, não haverá tendência de perda ou ganho de patrimônio para a empresa, em média. No entanto, esse passeio aleatório, ainda que sem direção, deve eventualmente conduzir à bancarrota.

Para uma empresa a tendência observada de variação do patrimônio refletirá a taxa média de retorno sobre o capital investido. É desejável estimar os parâmetros (q/p) e σ subjacente à tendência com um modelo estatístico baseado na taxa de deslocamento do patrimônio de uma empresa no tempo.

No modelo do passeio aleatório, a taxa média de tendência por período é $(p - q)\sigma$. Uma medida real da tendência de movimento do patrimônio é $A\theta\delta\gamma$, onde A são os ativos totais empregados, θ é o retorno médio sobre os ativos totais por período, $(1 - \delta)$ é a taxa de distribuição de dividendos, e $(1 - \gamma)$ representa a fração média do fluxo de caixa líquido depois dos dividendos reinvestido em despesas de capital ilíquidas. Igualando as duas taxas, obtém-se $(p - q)\sigma = A\theta\delta\gamma$. Uma vez que $q + p = 1$, tem-se $\frac{q}{p} = \frac{1 - \frac{A\theta\delta\gamma}{\sigma}}{1 + \frac{A\theta\delta\gamma}{\sigma}}$.

Para Wilcox (1971) um elemento chave do risco é o desvio padrão estimado do fluxo de caixa líquido (de juros e impostos) da empresa subtraído das despesas de capital com ativos menos líquidos e dos dividendos por período. Ele assume que esse parâmetro é relativamente estável no tempo. Nesse caso, se for possível prever mudanças nesse parâmetro também se poderá prever o risco total. Isso seria feito pela atenção a três partes do quadrado do parâmetro: a variância das entradas de caixa, a variância das saídas de caixa e a covariância entre esses dois movimentos de caixa.

O artigo de Stiglitz (1972) estabelece uma ligação entre bancarrota e a estrutura de capital da firma ao indicar que, sob premissas razoáveis, existe uma razão ótima da dívida sobre o patrimônio líquido das empresas. O modelo analítico do autor demonstra que a possibilidade de falência tem implicações substantivas para o comportamento das empresas. Em especial, não se pode separar as decisões financeiras das decisões reais de investimento das corporações, tais como o investimento e a escolha da tecnologia de produção.

De acordo com o autor, mesmo na ausência de custos de transação, a avaliação de mercado do valor das empresas depende da relação dívida/patrimônio caso exista uma probabilidade finita de falência. No argumento básico do artigo, quando indivíduos diferem em suas expectativas sobre o retorno do investimento existe uma relação ótima de dívida e patrimônio.

Segundo o argumento da pesquisa (STIGLITZ, 1972), a despeito dos baixos percentuais de falência entre as empresas, na perspectiva de bancarrota buscam evitar razões dívida/patrimônio que aumentem a probabilidade de falência. Em acordo com Wilcox (1971), afirma que algumas fusões e aquisições podem ser equiparadas à falência. Ao invés de se

defrontar com os altos custos associados à falência, uma empresa com problemas de solvência pode optar pelos dois métodos de desaparecimento.

O artigo de Scott (1976) apresenta um modelo de multiperíodo de dívida, patrimônio líquido e avaliação da empresa. Sob a premissa de que o mercado para ativos reais é imperfeito, o modelo sugere que o valor de firmas em continuidade é uma função não apenas dos lucros esperados futuros, mas também do valor de liquidação de seus ativos. Ele apresenta as condições que garantem a existência de uma única estrutura ótima de capital.

A partir de uma análise de estática comparativa o autor obteve três resultados claros. O nível ótimo de dívida (medido pelo pagamento de juros por período) é uma função crescente do valor de liquidação dos ativos da firma, da alíquota do imposto de renda corporativo e do tamanho da firma. Esse modelo analítico não obteve resultados nítidos com respeito a mudanças na média e/ou na variância dos lucros antes dos juros e impostos e na taxa de juros livre de risco.

Outro artigo de Scott (1981) argumenta que a falta de fundamentos de uma teoria explícita e bem desenvolvida não impede que a previsão de falência seja empiricamente factível e contenha explicação teórica. O autor mostra que a teoria existente de falência pode ajudar a explicar o sucesso empírico da previsão de dificuldades financeiras, mas que teorias novas e mais realistas podem explicar a falência de uma maneira mais adequada. Ele apresenta um modelo de acesso imperfeito ao mercado de capitais como extensão ao modelo de ruína do jogador e ao modelo de acesso perfeito ao mercado de capitais.

O autor sugere uma correspondência entre os modelos de Scott (1976) e o Zeta de Altman, Haldeman e Narayaman (1977). Uma empresa é conduzida à falência se $X \leq R - \frac{S}{(1-t_c)}$, onde X = lucro antes dos juros e impostos, R = pagamento total de juros pela firma, S = valor de mercado dos dividendos futuros da firma e t_c = alíquota do imposto de renda das corporações.

Em apêndice ao artigo, argumenta que padronizando X e dividindo o numerador e o denominador do lado da mão direita da equação acima pelos ativos totais (TA), obtém-se:

$$\frac{X - \mu_x}{\sigma_x} \leq \left(\left(\frac{1}{\frac{\mu_x}{R}} - 1 \right) \frac{\mu_x}{TA} - \frac{1}{1 - t_c} \left(\frac{S}{TA} \right) \right) / \frac{\sigma_x}{TA}$$

Todas as relações do lado da mão direita têm substitutos próximos no Zeta. O $\frac{\text{lucro antes dos juros e impostos}}{\text{total de pagamento de juros}}$ é exatamente μ_x/σ_x . O erro padrão da estimativa do

$\frac{\text{lucro antes dos juros e impostos}}{\text{total de ativos}}$ em Zeta é $\frac{\sigma_x}{TA}$. As $\frac{\text{ações ordinárias}}{\text{patrimônio Líquido}}$ em Zeta é parecido com $\frac{S}{TA}$, e $\frac{\sigma_x}{TA}$ aparece tanto no Zeta como na desigualdade anterior. Finalmente, sempre que $\mu_x > R$, todas as relações afetam a probabilidade de falência na mesma direção, tanto no Zeta como na desigualdade anterior.

No modelo de precificação de ativos (CAPM – Capital Asset Price Model) o valor de mercado de um ativo é uma função dos seus fluxos esperados de caixa futuro, do risco desses fluxos (β), do preço de mercado do risco e da taxa de juros livre de risco (WATTS and ZIMMERMAN, 1983). Essas duas últimas variáveis são determinadas no mercado de capitais e é improvável que estejam relacionadas a variáveis específicas da empresa. Dados contábeis da firma, além do lucro, são potencialmente úteis na estimação dos fluxos esperados de caixa futuro e do risco desses fluxos e, portanto, na avaliação de títulos mobiliários. Portanto, é fortemente esperado que a probabilidade de bancarrota afeta a avaliação de ativos que passem por dificuldades financeiras.

Para Lim (2012), os estudos de previsão carecem de uma estrutura teórica sólida e foram direcionados por comprovação empírica e pela exploração de novos modelos econométricos. Para o autor, a primeira questão que precisa ser resolvida é a definição de falência e as diferentes definições de falência usadas nos estudos empíricos torna difícil a comparação entre os resultados preditivos obtidos nas diversas modelagens.

Ele destaca quatro proposições teóricas para falências. A mais conhecida é uma teoria nocional, elaborada implicitamente a partir de indicadores financeiros, em contraste a conceitos econômicos que se traduzam numa medida. As três principais categorias de indicadores são liquidez, lucratividade e patrimônio.

A segunda teoria subjacente aos modelos de previsão pode ser mais bem explicada na estrutura de “fluxo de caixa”. Uma terceira é o modelo de Merton (1973) que modela o patrimônio líquido como uma opção de compra sobre os ativos da empresa, em que o preço de exercício é o valor de seus passivos. A quarta é o modelo de ruína de um jogador em que é assumido que o estado financeiro da empresa pode ser definido como sua posição de caixa ajustada ou de liquidação em qualquer tempo. De acordo com esse modelo o momento da falência é baseado nas entradas e saídas de recursos líquidos. O valor do patrimônio líquido é uma reserva, e o fluxo de caixa acrescenta ou diminui essa reserva, que leva a uma falência quando a reserva se esgota.

2.4. Evolução da modelagem preditiva

Os modelos de predição de dificuldades financeiras desenvolvidos por diversos autores (BEAVER, 1966, 1968; ALTMAN, 1968; OHLSON, 1980; ZMIJEWSKI, 1984; SHUMWAY, 2001; JONES e HENSHER, 2004; WU, GAUNT e GRAY, 2010; TINOCO e WILSON, 2013; GALIL e GILAT, 2018) na literatura sobre falência de corporações diferem basicamente em quatro características. A primeira delas é o número de estados possíveis da empresa ou variável dependente, que variam entre dois e cinco.

A segunda são as distintas variáveis explicativas, geralmente medidas de desempenho, de liquidez e de solvência ou alavancagem, além de variáveis de mercado e macroeconômicas. A terceira são os diferentes modelos econométricos utilizados na previsão. A quarta compreende o conceito de falência empregado. Aplicados em diversos ambientes econômicos e períodos, eles têm conseguido razoável performance na identificação antecipada de corporações com risco de descontinuidade, a despeito da variabilidade da acurácia de suas previsões.

Altman (1968) divide as empresas em dois grupos mutuamente exclusivos: falidas e em continuidade. Ele usa análise discriminante multivariada para a segregação pelo estabelecimento de um ponto de corte ou índice, denominado z , entre os dois grupos. As quatro variáveis mais efetivas na predição são: capital de giro sobre ativos totais, lucros retidos sobre ativos totais, lucro antes de juros e impostos sobre ativos totais e valor de mercado do patrimônio líquido sobre o valor contábil da dívida.

A medida de acurácia preditiva do modelo de Altman (1968) é perturbada pela ocorrência de uma “zona de ignorância” devido à suscetibilidade de erros de classificação. Classificar erroneamente uma firma em continuidade quando ela faz parte do grupo que virá a falir constitui o erro do tipo I, enquanto o erro do tipo II ocorre quando se classifica erroneamente uma empresa que virá a falir como uma firma em continuidade.

O artigo de Altman, Haldeman e Narayan (1977) atualiza o estudo de Altman (1968) e estima o custo relativo dos tipos de erro I e II que, em estudos anteriores tinham o mesmo peso, uma vez que se buscava minimizar o número de classificações inadequadas das firmas. Os autores do artigo demonstram que conceder um empréstimo que, subsequentemente, não é pago (erro do tipo I) é 35 vezes mais caro do que rejeitar um pedido de um empréstimo que seria tempestivamente ressarcido pelo tomador (erro tipo II). O ponto de corte zeta usa esses custos de classificação inadequada.

Ohlson (1980) também usa uma variável dependente binária em que 0 é usada para empresa em continuidade e 1 para a firma falida. A definição de falência é legal no sentido de

que a empresa tenha solicitado bancarrota nos termos do capítulo XI do código norte-americano ou alguma notificação indicando procedimentos de falência. O autor usa o modelo logístico condicional e uma medida de ajustamento fornecida por um índice de razão de verossimilhança.

As nove variáveis explicativas usadas pelo autor são: o tamanho; o passivo total sobre os ativos totais; o capital de giro sobre os ativos totais; o passivo circulante sobre os ativos circulantes; uma variável binária igual a um, quando os passivos totais excedem os ativos totais e zero quando isso não acontece; o lucro líquido dividido pelos ativos totais; o fluxo de caixa operacional dividido pelos passivos totais; uma variável binária igual a um, quando o lucro líquido tiver sido negativo nos dois últimos anos, e zero quando não; e ,uma medida da mudança no lucro líquido.

Um dos refinamentos do artigo de Ohlson (1980) é levar em conta as demonstrações financeiras entregues pelas empresas após a falência. Ele ressalta que as pesquisas anteriores assumem, incorretamente, que as demonstrações financeiras para o ano da falência são evidenciadas antes da solicitação de bancarrota. Uma fragilidade deste trabalho é a não utilização de dados de transação em mercado das firmas, tais como o preço, uma vez que ele se restringe às informações contábeis-financeiras. Na ausência desses dados para determinada empresa ela é excluída da amostra, o que incorre no problema da não aleatoriedade da amostra.

Zmijewski (1984) adota uma abordagem com um modelo probit (binário) que também usa dados contábeis, quais sejam: lucro líquido sobre ativos totais, dívida total sobre ativos totais e ativos correntes sobre passivos correntes. Ele examina dois potenciais vieses causados pelos procedimentos de seleção da amostra e de coleta de dados usados na maioria dos estudos de dificuldades financeiras.

O primeiro viés, denominado viés de amostra baseada na escolha, ocorre quando o pesquisador primeiro observa a variável dependente e então seleciona uma amostra baseada naquele conhecimento. Nesse caso, a probabilidade de uma firma entrar na amostra depende dos atributos da variável dependente. O viés de seleção da amostra resulta quando apenas observações com dados completos são usados para estimar o modelo e as observações com dados incompletos ocorrem não aleatoriamente. Esses dois vieses resultam em parâmetros e estimativas de probabilidade assintoticamente viesados.

De acordo com Dietrich (1984) a definição operacional de dificuldade financeira de muitas pesquisas ocasiona a formação de conjuntos heterogêneos de empresas classificadas de acordo com o critério legal de falência. Isto é, algumas firmas escolhem voluntariamente a falência, enquanto outras tornam-se falidas involuntariamente. Ainda que o tratamento legal de ambos os tipos de firma seja similar, as condições econômicas dessas empresas podem ser

totalmente diferentes. Em vista disso, a dicotomia falência versus empresas em continuidade pode ser uma simplificação excessiva da condição econômica da firma.

Discutindo aspectos da teoria de finanças corporativas, Stiglitz (1972) busca definir bancarrota e sugere o motivo pelo qual a falência tem papel importante no comportamento da firma. Para o autor, em um modelo de dois períodos no qual a firma investe no primeiro e realiza o lucro no segundo (e, portanto, deixa de existir) a definição de falência é fácil. Ela ocorre quando o lucro da firma é menor do que as obrigações devidas aos credores. Entretanto, em uma firma em continuidade, o lucro pode ser menor do que as obrigações da empresa e, mesmo assim, a empresa ter continuidade tomando mais recursos emprestado. Claramente, uma firma está falida se o valor do seu patrimônio líquido é zero (ele não pode ser negativo em vista da responsabilidade limitada). Ou, equivalentemente, se o valor do fluxo de lucros futuros, assumindo a empresa em continuidade, for menor do que o valor de sua dívida em mercado.

O estudo de Tinoco e Wilson (2013) usa um modelo logístico binário para companhias abertas do Reino Unido. O estado de falência é baseado em uma definição financeira de uma empresa com escassez de recursos. A vantagem desse conceito é não depender da derradeira consequência legal da falência, uma vez que a variável dependente é representada pelo primeiro ano em que o fluxo de caixa é menor do que os vencimentos correntes da dívida de longo prazo.

Os autores fornecem uma comparação da acurácia classificatória e do poder preditivo de três tipos de variáveis: indicadores financeiro-contábeis, macroeconômicos e variáveis de mercado. Os quatro indicadores contábeis são: os passivos totais sobre ativos totais; a receita operacional sobre ativos totais; *'no credit interval'*; e, o lucro antes de juros e impostos sobre a despesa com juros. Os dois indicadores macroeconômicos são o índice de preços no varejo e a taxa de juros de curto prazo dos títulos pré-fixados do Tesouro do Reino Unido ajustada pela inflação. Os quatro indicadores de mercado consistem no preço da ação, no retorno anormal mensal acumulado em doze meses, no tamanho medido pela capitalização de mercado da empresa em relação à capitalização do índice FTSE (Financial Times Stock Exchange) e na capitalização de mercado sobre a dívida total.

O artigo de Galil e Gilat (2018) examina quatro definições alternativas de dificuldades financeiras para representar a variável dependente em um modelo logístico: falência ou liquidação ou quando as demonstrações financeiras contém uma nota explicativa de falência; não pagamento de principal ou juros de dívida; deslistagem da bolsa para liquidação ou por desempenho medíocre; e rebaixamento, que ocorre quando uma ação tem um retorno acumulado significativamente negativo (96,6%) comparado ao seu maior preço nos doze meses precedentes.

As variáveis explicativas dos autores são: capital de giro sobre ativos totais, lucros retidos sobre ativos totais, lucro antes de juros e impostos sobre ativos totais, valor de mercado do patrimônio líquido sobre o valor contábil da dívida e receita de vendas sobre ativos totais, (Altman,1968). Além dessas, os autores também utilizam as nove variáveis explicativas de Ohlson (1980).

Ao invés da segregação binária Lau (1987) usa uma análise multinomial logística para diferenciar as empresas por cinco estados de crescente severidade de dificuldades financeiras. Uma firma com estabilidade financeira corresponde ao estado zero; o estado 1 é constituído pelas empresas que omitem ou reduzem o pagamento de dividendos; o 2 abrange o descumprimento técnico de alguma cláusula restritiva contratual ou do pagamento de empréstimos; o estado 3 compreende as firmas que solicitaram proteção sob o capítulo XI do código de falência dos Estados Unidos da América; e, o estado 4 corresponde às corporações em liquidação ou falência.

As dez variáveis explicativas usadas pelo autor são: os termos restritivos de empréstimos; a dívida sobre o patrimônio líquido normalizada por setor industrial; capital de giro sobre a dívida total; a tendência de preço das ações ordinárias; as despesas operacionais sobre a receita de vendas normalizada por setor da indústria; a distribuição de dividendos aos acionistas ordinários; a liquidação de ativos operacionais; a tendência do gasto de capital; a tendência do fluxo de capital de giro; e, a omissão ou redução do pagamento de dividendos.

Theodossiou (1993) apresenta um procedimento sequencial para detectar a mudança na média de um processo multivariado de série temporal. Seu estudo mostra como o procedimento pode ser usado para prever a tendência de uma firma tornar-se falida sob a definição legal de bancarrota. O autor usa uma amostra de 197 empresas em continuidade e 62 falidas e as variáveis explicativas utilizadas incluem as razões de ativos fixos para ativos totais; o capital de giro para ativos totais; o lucro por ação sobre o preço da ação; e, o estoque sobre receita de vendas e receita operacional dividida por ativos totais.

Os sinais da deterioração da condição financeira ou operacional de uma empresa são produzidos, sequencialmente, muitos anos antes da falência. As características exibidas por firmas que experimentam problemas financeiros diferem daquelas apresentadas por empresas saudáveis. À medida que as condições econômicas das firmas se deterioram, suas características se aproximam daquelas das empresas falidas. A conclusão da mudança normalmente leva vários anos. Portanto, existe uma necessidade de desenvolvimento de modelos de procedimento sequencial que possam detectar tempestivamente tais mudanças.

O modelo de Theodossiou (1993) pode ser usado para identificar o ponto no qual as variáveis financeiras da empresa mudam de uma função de distribuição probabilidade de desempenho bom para uma função de desempenho ruim. A técnica estatística pode ser vista como uma extensão dinâmica da análise discriminante, em que o escore da soma cumulativa multivariada permite que o investidor usuário do modelo minimize uma função de custo esperado dando pesos aos erros do tipo I e do tipo II.

Shumway (2001) argumenta que modelos de risco são mais apropriados para a previsão de dificuldades financeiras do que os modelos de um período. Esses modelos estáticos produzem probabilidades de falência que são estimativas viesadas e inconsistentes. Além disso, os testes estatísticos baseados nos modelos de um período fornecem inferências incorretas.

Os modelos de risco (SHUMWAY, 2001) resolvem os problemas dos modelos estáticos pela consideração explícita do tempo nos processos de falência. A variável dependente em um modelo de risco é o tempo de permanência da empresa no grupo de firmas em continuidade. Quando as empresas deixam o grupo em continuidade por alguma outra razão que não seja a bancarrota, como por exemplo, por fusão com outra companhia, essas empresas são censuradas, ou não mais observadas. Em contraste, nos modelos estáticos essas empresas são consideradas saudáveis financeiramente, além da probabilidade de falência não variar com o tempo.

No tipo de modelo usado por Shumway (2001) o risco de bancarrota para as firmas muda no tempo, e a saúde da empresa é uma função dos seus mais recentes dados financeiros e de sua idade. Em termos econométricos, existem três motivos para a preferência de modelos de risco para a previsão de dificuldades financeiras. O primeiro é a falha dos modelos estáticos em controlar o período em risco de cada empresa. Quando os períodos amostrais são longos é importante controlar o fato de que algumas firmas peticionam falência depois de muito tempo na condição de risco, enquanto outras falem no primeiro ano de dificuldades. Modelos estáticos não ajustam o período em risco, mas modelos de risco ajustam esse período em risco automaticamente. O viés de seleção inerente em modelos estáticos de bancarrota é um resultado da não correção do período em risco.

A segunda razão para preferir modelos em risco é que eles incorporam variáveis explicativas que mudam com o tempo. Se uma firma se deteriora antes da falência, então permitir que seus dados financeiros revelem essa mudança de saúde é importante. Os modelos de risco exploram cada série de tempo das firmas pela inclusão de observações anuais como covariadas que mudam no tempo. Diferentemente de modelos estáticos, os de risco podem incorporar variáveis macroeconômicas que são idênticas para todas as empresas em um dado

ponto no tempo. Eles também podem levar em consideração uma dependência potencial na duração, ou a possibilidade que a idade da firma seja importante como variável explicativa.

O terceiro motivo da preferência por modelos de risco é que eles podem gerar previsões fora da amostra de forma mais eficiente em vista da utilização de um número maior de dados. O modelo de risco pode ser pensado como um modelo logístico binário que inclui cada firma ano como uma observação separada. Uma vez que firmas da amostra tenham uma média de dez anos de dados financeiros, aproximadamente dez vezes mais observações estarão disponíveis para estimar o modelo de risco do que a disponibilidade de dados para estimar modelos estáticos correspondentes. Isso resulta em estimações mais precisas dos parâmetros e previsões mais acuradas.

As variáveis contábeis explicativas usadas por Shumway (2001) são o lucro líquido sobre os ativos totais e o passivo total sobre os ativos totais. De acordo com o autor, muitas variáveis de mercado previamente negligenciadas estão fortemente relacionadas com a probabilidade de falência. Em vista dessa lacuna ele complementa a modelagem incluindo o tamanho da firma, os retornos passados das ações e o desvio padrão específico de retorno das ações.

De acordo com Hillegeist et al (2004) existem dois problemas econométricos com a abordagem logística de um período. O primeiro é o viés de seleção de amostra que decorre do uso de apenas uma observação não aleatória por firma falida. O segundo é a impossibilidade de modelar as mudanças variantes com o tempo no risco subjacente de falência da empresa, o que induz a uma dependência transversal dos dados.

Seguindo a sugestão de Beck et al (1998) e Shumaway (2001) para corrigir esses dois problemas Hillegeist et al (2004) usa um modelo discreto de risco. Essa abordagem é adequada para analisar observações binárias, de série de tempo e transversais, tais como os dados de falência. A diferença entre a probabilidade de falência do modelo logit de período único e do modelo discreto de risco é um intercepto na equação variante com o tempo, $p_{i,t} = \frac{e^{\alpha(t)+X_{i,t}\beta}}{1+e^{\alpha(t)+X_{i,t}\beta}}$

O modelo de risco discreto difere do logit ordinário em dois aspectos importantes. O subscrito t reflete o uso de observações múltiplas firma ano para cada firma i e o modelo inclui uma taxa de risco básica variante com o tempo, $\alpha(t)$. A inclusão de todas as observações disponíveis sobre as firmas ano no modelo de risco elimina o viés de seleção discutido anteriormente.

A inclusão de observações múltiplas para uma mesma firma na regressão pode resultar na subestimação dos erros padrão. Para corrigir esse efeito, Hillegeist et al (2004) usam o erro

padrão Huber-White que é robusto tanto para a correlação serial quanto para heterocedasticidade. Adicionalmente, o uso de todas as firmas ano disponíveis resulta em estimativas mais eficientes dos coeficientes uma vez que todos os dados disponíveis devem ser empregados em sua estimação.

Uma importante vantagem do uso de testes estatísticos para comparar o desempenho de modelos é determinar se as diferenças de performance são estatisticamente significativas. Os testes anteriores ao artigo de Hillegeist et al (2004) determinavam um valor de corte a ser usado para classificar as empresas em continuidade e as esperadas como falidas dentro de um horizonte de tempo particular, normalmente um ano. A acurácia da predição era avaliada pela comparação das taxas de erro tipo I e II para cada especificação alternativa e o modelo com a menor taxa de erro total era considerado o melhor.

Usando regressão logística ordinal, Ward (1994) adota quatro estados ordenados de dificuldades financeiras para as empresas. Uma firma saudável pertence ao estado 0; quando a firma experimenta uma redução de mais de 40% na distribuição de dividendos por ação, depois de uma trajetória sucessiva de distribuição de dividendos, ela constitui o estado 1; o estado 2 é usado para as empresas que descumpriram o pagamento do principal e de juros da dívida ou negociaram uma reestruturação dos débitos com os credores; o estado 3 compreende as firmas que solicitaram ou foram forçadas a solicitar proteção sob o capítulo XI do código de falência dos Estados Unidos da América.

Além da utilização do tamanho da empresa como variável de controle, as oito variáveis explicativas foram: lucro líquido sobre ativos totais; receita de vendas sobre ativo circulante; patrimônio líquido dos controladores sobre o passivo total; ativo circulante sobre passivo circulante; ativo circulante sobre ativos totais; disponível sobre ativos totais; fluxo de caixa operacional; e, lucro líquido antes de depreciação e amortização.

Johnsen e Melicher (1994) usam um modelo multinomial logístico para explicar e prever três possíveis estados financeiros de corporações. No estado 0 ficam as empresas em continuidade, os três estados intermediários de Lau (1987) constituem uma categoria definida para as empresas financeiramente frágeis e denominadas de estágio 1. As firmas falidas constituem o estágio 2. A primeira conclusão do estudo é a diminuição de erros de classificação decorrente do aumento do espaço de resultados possíveis para o estágio da empresa.

Adicionalmente, os três estados possíveis para as empresas parecem ser independentes. Eles são independentes no sentido que os preditores significativos dos vários estágios de saúde financeira dependem do estado particular sob consideração. Finalmente, existe informação significativa a ser derivada dos resultados de classificação secundária obtidos

de modelos logísticos de muitos estágios. As inferências relativas às chances aumentadas, seja de melhorar ou piorar as condições financeiras para as firmas individuais, podem ser determinadas com base em suas condições financeiras atuais.

Para Jones e Hensher (2004) as empresas em continuidade estão no estado 0. As firmas deslistadas, do estado 1, são aquelas que não pagaram as taxas de listagem na bolsa australiana, que levantaram capital especificamente para gerar capital de giro suficiente para financiar a continuidade das operações, que descumpriram o pagamento de empréstimos ou que reestruturaram a relação $\frac{\text{dívida}}{\text{patrimônio líquido}}$ devido à diminuída capacidade para restituir os empréstimos recebidos. O estado 3 compreende as corporações que solicitaram as três principais formas de falência na legislação da Austrália que são a administração voluntária (corresponde ao cap. XI do código dos Estados Unidos da América), liquidação e concordata.

Os autores usam um modelo de escolha discreta para tentar explicar os fundamentos conceituais do modelo logístico misto em comparação com o logístico padrão. Para um modelo binomial ou multinomial padrão a probabilidade de falência é simplesmente uma função ponderada dos seus parâmetros fixos (isto é, uma premissa de preferências homogêneas) com todas as outras informações comportamentais alocadas (incorretamente) ao termo de erro do modelo. Em contrapartida no modelo logístico misto a probabilidade de falência de uma empresa específica em uma amostra é determinada pela influência média de cada variável explanatória com um parâmetro fixo estimado da população amostral, adicionando para qualquer parâmetro aleatório, um peso retirado da distribuição de parâmetros das firmas individuais estimado através da amostra

2.5. Implicações práticas dos modelos de previsão de dificuldades financeiras

De acordo com Wruck (1990) firmas em dificuldades financeiras são caracterizadas pela insuficiência de fluxo de caixa para a cobertura das obrigações correntes. Elas podem entrar em dificuldades financeiras e, portanto, não cumprir suas obrigações devido a condições econômicas adversas, ao declínio de seu setor, ou por serem mal geridas.

Para Asquith et al (1994) empresas podem entrar em dificuldades financeiras por três motivos: taxas de juros elevadas, fraco desempenho operacional relativamente às outras companhias do mesmo setor e uma baixa geral da atividade setorial. Os resultados dos autores confirmam que a estrutura da dívida tem efeito real sobre a forma como as empresas em dificuldades financeiras se reestruturam. A pesquisa indica que a combinação de dívida privada com garantias e emissões de dívida subordinada parecem ser um embaraço particularmente

significativo para reestruturações sem supervisão judicial. Eles afirmam ainda que a venda de ativos líquidos, inclusive a fusão com outras empresas, são uma forma frequente de evitar o capítulo 11 do Código de Falências dos Estados Unidos da América, mas que essas alternativas são limitadas por fatores da indústria ou setor, pois firmas em indústrias com dificuldades financeiras e altamente alavancadas têm menos possibilidade de venda de ativos.

Os resultados do artigo de Whitaker (1999) sustentam a hipótese de Jensen (1989) de que firmas que entram em dificuldades financeiras disparam intervenções corretivas pelos seus gerentes que melhoram o desempenho dessas empresas. Em média, para empresas historicamente mal geridas, no ano subsequente à entrada delas em dificuldades financeiras, tanto seu desempenho quanto seu valor de mercado melhoram. No entanto, isso não é válido para empresas que entraram em dificuldades financeiras devido ao declínio nas condições econômicas do seu setor.

A pesquisa de Garlappi e Yan (2016) propõe uma perspectiva para o entendimento das regularidades empíricas observadas na seção transversal do retorno de ações. Eles introduzem a alavancagem financeira em um modelo simples de avaliação de ativos e investigam como a possibilidade da existência de acionistas que apliquem em empresas com potencial superação de dificuldades financeiras afeta a relação entre o retorno esperado de uma empresa e a sua probabilidade de descumprimento de obrigações. Com esse arcabouço conceitual simples os autores chegam a três conclusões.

A primeira delas é que a existência de potenciais investidores em ações de empresas com possibilidade de superação de dificuldades financeiras altera a estrutura de risco do patrimônio líquido dessas empresas e acarreta uma forma côncava da curva que relaciona o beta e os retornos esperados na relação com a probabilidade de descumprimento de obrigações. A segunda é que essa relação não monotônica entre risco e probabilidade de descumprimento de obrigações conduz a uma relação côncava entre a dispersão de valor com respeito à probabilidade de descumprimento de obrigações. A terceira é que essa forma côncava entre retornos esperados e probabilidade de descumprimento de obrigações prediz que retornos de ações que experimentaram aumentos recentes de preços devem ser ainda maiores entre firmas que tenham simultaneamente alta probabilidade de descumprimento de obrigações e boas perspectivas de lucro, para investidores que apostem em empresas com possibilidade de superação de dificuldades financeiras. Essas previsões são robustas em um modelo geral com escolhas endógenas de financiamento e investimento.

Usando a frequência esperada de dificuldades financeiras de MKMV como uma medida da probabilidade de descumprimento de obrigações baseada no mercado, Garlapi e Yan

(2016) confirmam a relação côncava entre o beta das ações e a probabilidade de descumprimento de obrigações da empresa e encontram suporte nos dados usados para as novas predições da teoria deles. Especificamente, empresas com prêmio de valor apresentam um relacionamento em forma côncava na probabilidade de descumprimento de suas obrigações e lucros para empresas que tenham experimentado recente aumento de preços. Esses efeitos são maiores para ações de empresas com maior probabilidade de descumprimento de obrigações e maior possibilidade de recuperação para os acionistas.

Em um nível mais geral, a perspectiva oferecida pelo artigo subestima a importância da alavancagem financeira e a resolução de dificuldades financeiras dos modelos de precificação de patrimônio líquido de empresas alavancadas. Os autores ressaltam o papel dos investidores em ações de empresas com patrimônio líquido em risco devido a dificuldades financeiras como um mecanismo consistente para a compreensão da variação transversal tanto dos lucros de ações de empresas com baixo valor de mercado em comparação com o valor contábil – e de firmas com baixa relação preço/lucro - quanto de firmas que tenham experimentado aumento recente no preço de suas ações (empresas do momento).

2.6. Métodos de avaliação da acurácia preditiva

Um esquema de três estágios de dificuldades financeiras permite mais tipos de erros de classificação do que os possíveis em modelos binomiais. A comparação ou análise de desempenho entre modelos aninhados multinomiais logísticos, tais como os desenvolvidos nessa pesquisa, deve levar em consideração essa diferença.

A capacidade de segregar empresas em continuidade e falidas deve, portanto, ser comparada com um esquema em que haja uma categoria adicional de empresa financeiramente frágil. Será preciso tornar possível determinar o acréscimo analítico de erros em todas as classificações e somá-los em módulo para verificar quais modelos foram menos imprecisos nas classificações.

Tserng et al (2014) enfatizam que a construção de um modelo preditivo requer sua validação em uma amostra diferente da usada para a obtenção dos parâmetros, para evitar o problema de ajuste excessivo, resultante em modelos que têm bom desempenho apenas na amostra usada.

Aplicar um modelo estimado em uma amostra tende a produzir resultados menos confiáveis para a predição de firmas específicas do que estimar um modelo baseado em dados de uma única firma. Na realidade, normalmente os dados são insuficientes para estimar um

modelo único para cada firma individual. Portanto, retiram-se os dados de amostras que nos fornecem informação suficiente para predição ao nível amostral. Mesmo com um modelo misto logístico, que fornece estimativas para parâmetros específicos das firmas, os coeficientes para o desvio-padrão dos parâmetros aleatórios são calculados a partir de uma distribuição de todos os coeficientes na amostra. Portanto, as inferências podem ser validadas ao nível da amostra. Por implicação, pode-se obter ainda predições específicas de firmas, mas elas são relativamente limitadas.

Uma medida direta e apropriada do desempenho preditivo de modelos desenvolvidos usando a metodologia logística é, portanto, a soma dos módulos das diferenças entre a previsão e o realizado, em períodos com 1, 2 e 3 anos de antecedência da publicação das demonstrações financeiras. Ainda que a imprecisão no cômputo geral possa ser uma medida de interesse, o modelo escolhido deve ser o de menor imprecisão no cômputo dos estados mais críticos, quais sejam o de empresas falidas e de empresas em dificuldades financeiras.

2.7. Aspectos metodológicos relacionados à seleção da amostra

Esse estudo se alinha com os trabalhos de Jones e Hensher (2004), Hensher e Jones (2007), Tinoco e Wilson (2013); Baker, Bloom e Davis (2013) que empreenderam pesquisas relevantes sobre o tema, envolvendo diversos indicadores e sua associação com a predição de dificuldades financeiras e de falência de empresas. O diferencial adotado nessa investigação é a inclusão de uma variável explicativa no modelo preditivo: o índice de incerteza quanto à política econômica (*economic policy uncertainty – EPU*) e um tratamento estatístico inédito nas pesquisas sobre o tema publicadas no Brasil.

O artigo de Zmijewski (1984) examina, conceitual e empiricamente, dois vieses de estimação que podem resultar quando modelos de previsão de dificuldades financeiras são estimados com amostras não estocásticas. Um deles é o viés de amostra baseada na escolha, em que o pesquisador primeiro observa a variável dependente e então seleciona a amostra baseado naquele conhecimento, isto é, a probabilidade da firma entrar na amostra depende dos atributos da variável explicada. O segundo é o viés de seleção da amostra que resulta quando apenas observações com dados completos são usados.

O autor afirma que existem três técnicas de estimação disponíveis que são apropriadas para estimação de modelos que usam amostras baseadas na escolha: máxima verossimilhança para amostra exógena ponderada (*weighted exogenous sample maximum likelihood – wesml*), máxima verossimilhança condicionada (*full information concentrated maximum likelihood –*

ficml) e máxima verossimilhança concentrada em informação completa (conditional maximum likelihood – cml). Os três métodos fornecem estimativas normais dos parâmetros consistentemente assintóticas, mas apenas a última técnica de estimação mencionada é assintoticamente eficiente.

Na pesquisa de Zmijewski (1984) o viés de escolha baseado na amostra é examinado pela comparação das estimativas de um modelo probit não ajustado com aquelas fornecidas por um modelo ajustado (weighted exogenous sample maximum likelihood probit) entre amostras alternativas desenhadas para induzir montantes crescentes de viés. Os resultados demonstram a existência do viés para seleção de amostra baseadas na escolha quando o modelo probit não ajustado é usado, um decréscimo no viés conforme a composição da amostra se aproxima da composição da população, e a eliminação do viés usando os procedimentos de ajuste. Contudo, o viés não afeta a inferência estatística ou as taxas gerais de classificação para o modelo e amostra testados.

O viés de seleção da amostra é examinado pela comparação de estimativas de modelos probit de dificuldades financeiras condicionado a um conjunto completo de dados com um modelo probit bivariado que incorpora a probabilidade de uma observação ter dados completos na estimação de parâmetros do modelo de predição. Os resultados são qualitativamente similares aos resultados do viés de seleção de amostra baseado na escolha, em que a existência de viés é demonstrada.

Portanto, para ambas as questões, os resultados não indicam mudanças significativas nas taxas de predição e de classificação geral, e nem indicam resultados qualitativamente diferentes (inferência estatística) entre os modelos de predição de dificuldade financeiras testados. Apenas a classificação individual de grupo e as taxas de predição foram afetadas significativamente.

A maioria das técnicas estatísticas multivariadas em FDP usa dados derivados dos demonstrativos financeiros baseados no critério de competência, tais como o balanço patrimonial e a demonstração de resultados do exercício (BHANDARI e IYER, 2013). Entretanto, somente os estudos mais recentes usaram dados da demonstração de fluxo de caixa (DFC) ou indicadores baseados nessa informação para previsão de dificuldades financeiras.

Uma das razões é que esse demonstrativo foi disponibilizado para as empresas de capital aberto no Brasil a partir de 2010, enquanto nos EUA isso acontece desde 1987 (SCHROEDER et al, 2005, p. 240). A informação fornecida pelos fluxos de caixa é essencial para a avaliação da liquidez, da solvência e da flexibilidade financeira das empresas. Em vista dessa relevância, nesse estudo serão utilizados esses dados trimestrais de fluxo de caixa, além

de indicadores econômicos, de mercado e de incerteza quanto à política econômica, de 2010 até o exercício de 2019, perfazendo dez anos de registros.

2.8. Formalização da evolução dos métodos de previsão de dificuldades financeiras

2.8.1. Análise Discriminante Multivariada

Essa técnica estatística transforma valores de variáveis individuais em um único escore ou valor Z que é, em seguida, usado para classificar o objeto da investigação entre dois ou mais grupos. Matematicamente (BHANDARI e IYER, 2013), o problema discriminante se resolve pela obtenção de coeficientes de variáveis explicativas em uma equação linear da forma $z_{jk} = a_0 + a_1x_{1k} + a_2x_{2k} \dots + a_nx_{nk}$ (1) que maximiza o critério discriminante. A estatística para cada uma das variáveis é $\lambda = \frac{SQE}{SQT}$ (2). O ponto de corte ou de fronteira é dado por $f = \frac{n_0d_0 + n_1d_1}{n_0 + n_1}$, em que d_0 e d_1 são as médias das funções discriminantes nos grupos 0 e 1 e n_0 e n_1 são os números de indivíduos desses grupos. Desse modo, um determinado indivíduo pertencerá ao grupo de empresas solventes se o seu escore for maior do que zero. Caso contrário, pertencerá ao grupo de empresas insolventes.

2.8.2. O Modelo Logit

Os modelos logit são modelos de regressão em que a variável resposta é qualitativa e nos quais o objetivo é obter a probabilidade de um determinado evento acontecer. Esses modelos também são conhecidos como Modelos de Probabilidade (GREENE, 2011).

No caso de variáveis binárias, de acordo com Heij et al (2004), o Modelo Linear de Probabilidades é a forma mais simples de lidar com este tipo de variável. O modelo baseia-se na premissa de que a probabilidade P_i de um evento ocorrer é linearmente relacionada ao conjunto de variáveis explicativas x_{2i}, \dots, x_{ki} , conforme mostra a equação 1:

$$P_i = p(y = 1) = \beta_1 + \beta_2x_{2i} + \dots + \beta_kx_{ki} + u_i, i = 1, \dots, N \quad (1)$$

Como as probabilidades reais não podem ser observadas, estima-se um modelo onde os resultados y_i (a séries de zeros ou uns) seriam a variável dependente e este modelo é linear (podendo ser estimado por OLS - mínimos quadrados ordinários), os valores ajustados dessa regressão representam as probabilidades estimadas para $y_i = 1$ para cada observação i e os coeficientes angulares estimados podem ser interpretados como a variação na probabilidade de

que a variável dependente seja igual a 1 para uma variação unitária na variável independente (GREENE, 2011)

O Modelo Linear de Probabilidades possui diversos problemas, tais como a não normalidade e heterocedasticidade do resíduo u_i , a possibilidade de valores estimados de fora do intervalo de 0 a 1, valores de R^2 geralmente mais baixos e, principalmente, o fato desse modelo assumir que $P_i = E(Y = 1|X)$ aumenta de forma linear com X, ou seja, o efeito marginal de X permanece indefinidamente constante, o que é irreal (GREENE, 2011).

Segundo Heij et al (2004), tanto o modelo Probit quanto o Logit são capazes de contornar essas limitações do Modelo Linear de Probabilidades. No caso no Logit, a função logística F de uma variável aleatória z qualquer pode ser descrita pela equação 2:

$$F(z_i) = \frac{e^{z_i}}{1 + e^{z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} \quad (2)$$

Neste sentido, o modelo logístico pode ser estimado conforme mostra a equação 3:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + u_i)}} \quad (3)$$

onde $P_i = \text{Probabilidade de que } y_i = 1$.

Pode-se observar nas equações acima que $-\infty < z_i < \infty, 0 \leq P_i \leq 1$ e P_i é não-linear não apenas nas variáveis explicativas X mas também nos parâmetros betas o que cria um problema de estimação de modo que não se pode utilizar OLS nesse caso. Mas esse problema pode ser contornado pela linearização demonstrada pela equação 4 (GREENE, 2011).

$$P_i = \frac{e^{z_i}}{1 + e^{z_i}} \rightarrow 1 - P_i = \frac{1}{1 + e^{z_i}} \rightarrow \frac{P_i}{1 - P_i} = e^{z_i} \rightarrow \ln \frac{P_i}{1 - P_i} = z_i \quad (4)$$

$$\ln \frac{P_i}{1 - P_i} = \beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

onde

$\left(\frac{P}{1-P}\right)$ é a

razão de chance, ou seja, a razão entre a probabilidade de que o evento i ocorra e a probabilidade que o evento não ocorra. O logaritmo da razão de chance, denominado logit, é linear nas variáveis explicativas e nos parâmetros. Contudo, se os dados estão no nível individual (ou micro), isso torna impossível a estimação por mínimos quadrados ordinários (GREENE, 2011).

Segundo Heij et al (2004), modelos Logit podem ser estimados com base no método da máxima verossimilhança. Assim, as estimativas Logit são obtidas pela solução das seguintes k equações:

$$g(\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - p_i) x_i = \sum_{i=1}^n \left(y_i - \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + u_i)}} \right) x_i = 0 \quad (5)$$

As condições de primeira ordem de máxima verossimilhança possuem uma solução única porque a matriz Hessiana é negativa e definida. Isso simplifica a otimização numérica e, de modo geral, as iterações do algoritmo Newton-Raphson vão convergir mais rapidamente para o máximo global (HEIJ ET AL., 2004).

2.8.3. O modelo logit em painel

Segundo Greene (2011), o modelo estrutural para um painel desbalanceado de dados deve ser escrito como:

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= x'_{it} \beta + \epsilon_{it}, \quad i = 1, \dots, n, t = 1, \dots, T_i \\ y_{it} &= 1 \quad \text{se } y_{it}^* > 0, \text{ e } 0, \text{ caso contrário} \end{aligned} \quad (6)$$

A segunda linha da definição acima é frequentemente escrita conforme abaixo, para indicar uma variável que é igual a 1 quando a condição dentro do parêntese é verdadeira e 0 quando não é.

$$y_{it} = \mathbf{1}(x'_{it} \beta + \epsilon_{it} > 0) \quad (7)$$

Idealmente, deseja-se especificar que ϵ_{it} e ϵ_{is} são livremente correlacionados no grupo, mas não correlacionados entre grupos. Desse modo, computa-se a probabilidade conjunta de uma distribuição de variáveis T_i , que é geralmente problemática (GREENE, 2011).

Uma abordagem mais promissora, segundo Greene (2011), é um modelo de efeitos conforme segue:

$$\begin{aligned} y_{it}^* &= x'_{it} \beta + v_{it} + u_i, \quad i = 1, \dots, n, t = 1, \dots, T_i, \\ y_{it} &= 1 \quad \text{if } y_{it}^* > 0, \text{ and } 0 \text{ otherwise,} \end{aligned} \quad (8)$$

Onde u_i é uma heterogeneidade individual, específica, não observada. Distingue-se entre modelos de efeitos aleatórios e fixos pela relação entre u_i e x_{it} . A premissa de que u_i é não relacionado a x_{it} , de forma que a distribuição condicional $f(u_i | x_{it})$ não depende de x_{it} , produz o modelo de efeitos aleatórios. Isso coloca uma restrição sobre a distribuição de heterogeneidade (GREENE, 2011).

Se essa distribuição é não restrita de forma que u_i e x_{it} podem ser não correlacionados, então, tem-se o que pode ser chamado, modelo de efeitos fixos. A distinção não se relaciona a qualquer característica intrínseca do próprio efeito. Essa é uma estrutura de modelagem que é prejudicada com problemas de estimação não condicional tais como: a) a estimação de modelo aleatório requer premissas muito fortes sobre heterogeneidade; b) o modelo de efeitos fixos encontra o problema de parâmetros incidentais que resultam em estimadores inconsistentes de máxima verossimilhança (GREENE, 2011).

Segundo Greene (2011), o modelo em painel empilhado (pooled) simplesmente ignora a heterogeneidade de u_i e ajusta o modelo da mesma forma como ocorre no modelo logístico de seção transversal.

A interpretação dos coeficientes do modelo logit é diferente do procedimento usual de outros modelos de previsão. Nesse caso, a forma da função é $P_i = F(\beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \beta_4 x_{4i} + u_i)$, onde F representa a função logística (não linear). Para obter a influência do regressor sobre a variável dependente é necessário diferenciar F com respeito a cada uma das covariadas, o que, para o primeiro coeficiente angular, deve resultar na derivada $\beta_2 F(x_{2i})$, de forma que um aumento de uma unidade em x_{2i} deve causar um aumento de $\beta_2 F(x_{2i})$, na probabilidade. Usualmente, esses impactos de mudanças incrementais em uma variável explicativa são avaliados igualando cada um dos regressores aos seus valores médios.

Conforme Brooks (2014), suponha que se tenha estimado o seguinte modelo logístico com quatro regressores usando máxima verossimilhança, em que os valores dos coeficientes são, respectivamente: 0,1; 0,3; -0,6; e, 0,9:

$$\hat{P}_i = \frac{1}{1 + e^{-(0.1 + 0.3x_{2i} - 0.6x_{3i} + 0.9x_{4i})}} \quad (9)$$

É necessário calcular $F(z_i)$, para o que precisamos das médias das variáveis explicativas, em que z_i é definida como a potência do exponencial acima. Suponha que as médias das covariadas x_2 , x_3 e x_4 sejam iguais, respectivamente a 1,6; 0,2; e, 0,1. Então a estimativa de P_i é dada por $\left(\frac{1}{1+e^{-0,55}}\right) = 0,63$.

Assim, um aumento unitário em x_2 deve causar um aumento na probabilidade de que o resultado correspondente a $y_i = 1$ ocorra de $0,3 \times 0,63 = 0,19$. As mudanças correspondentes nas probabilidades para as outras duas variáveis são, respectivamente, $-0,6 \times 0,63 = -0,38$ e $0,9 \times 0,63 = 0,57$. Essas estimativas são denominadas efeitos marginais.

2.8.4. O modelo multinomial misto logístico

Apresenta-se as bases teóricas do modelo *logit* (JONES & HENSHER, 2004). Seja uma variável latente y_i^* que indica a propensão à insolvência, a qual é a variável dependente em um modelo com efeitos aleatórios: $y_{it}^* = x'_{it}\beta + \eta_i + \epsilon_{it}$, $i = 1, \dots, n$; $t = 1, \dots, T$. A variável latente é não observada, mas determina os estados da seguinte variável:

$$y_i = \begin{cases} 0 & \text{se } -\infty < y_i^* \leq 0 \\ 1 & \text{se } 0 < y_i^* \leq \mu_1 \\ 2 & \text{se } \mu_1 < y_i^* \leq +\infty \end{cases} \quad (1)$$

As probabilidades de cada nível de $y_i = \{0, 1, 2\}$ são dadas por:

$$P(Y_i = 0 | x) = \Lambda(-x'\beta - \eta) \quad (2)$$

$$P(Y_i = 1 | x) = \Lambda(\mu_1 - x'\beta - \eta) - \Lambda(-x'\beta - \eta) \quad (3)$$

$$P(Y_i = 2 | x) = 1 - \Lambda(\mu_1 - x'\beta - \eta) \quad (4)$$

onde $0 < \mu_1 < +\infty$, Λ é a função *logit* e η representa os efeitos aleatórios com distribuição normal. Também se pode escrever a variável latente como $y_{it}^* = x'_{it}\beta + \xi_{it}$, onde, $\xi_{it} = \eta_i + \epsilon_{it}$, ϵ_{it} possui distribuição logística. Começa-se a escrever a função de verossimilhança invocando a regra da probabilidade condicional:

$$f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT}, \eta_i) = f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT} | \eta_i) f(\eta_i) \quad (5)$$

Em seguida, da regra da probabilidade total tem-se:

$$f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT}) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT} | \eta_i) f(\eta_i) d\eta_i \quad (6)$$

Obtém-se assim a equação (4) de Jones & Hensher (2004). Entretanto, ressalta-se que os autores omitem o índice t , levando a crer que os efeitos aleatórios das firmas e do tempo foram desconsiderados. Inclui-se o índice de tempo e obtém-se a função conjunta $f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT})$ que aparece na integral da verossimilhança. Utilizando independência das distribuições condicionais pode-se escrever: $f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \prod_{t=1}^T f(\xi_{it} | \eta_i) f(\eta_i) d\eta_i$. Finalmente, inserindo esta expressão na integral L_i encontra-se a função de máxima verossimilhança:

$$L_i = P(y_{i1}, \dots, y_{iT} | \mathbf{X}) = \int_{L_i T_i}^{U_i T_i} \dots \int_{U_1 T_1}^{U_1 T_1} \left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} \prod_{t=1}^T f(\xi_{it} | \eta_i) f(\eta_i) d\eta_i \right\} d\xi_{i1} \dots d\xi_{iT}$$

Modificando a ordem de integração de $d\eta_i$ e $(d\xi_{i1} \dots d\xi_{iT})$, obtém-se a verossimilhança final:

$$L_i = P(y_{i1}, \dots, y_{iT} | \mathbf{X}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \prod_{t=1}^T [P(Y_{it} = y_{it} | x' \hat{\beta} + \eta_i)] f(\eta_i) d\eta_i \quad (7)$$

No artigo de Jones e Hensher (2004), o logaritmo da função de verossimilhança para um modelo contendo somente o intercepto ($P(Y_i = y_i) = \exp(\beta_0 + \epsilon_i)/[1 + \exp(\beta_0 + \epsilon_i)]$) foi de -2057,46. Este valor é bem menor que o logaritmo da função de verossimilhança para o modelo completo com efeitos aleatórios ($P(Y_i = y_i) = \exp(x' \hat{\beta} + \eta_i + \epsilon_i)/[1 + \exp(x' \hat{\beta} + \eta_i + \epsilon_i)]$). Os valores do logaritmo da função de verossimilhança para o modelo logit ordenado (-776,17) e modelo logit multinomial (-1971,95) também indicam que a especificação adotada possibilita um grande ganho de predição em relação ao modelo reduzido e em relação ao modelo logit multinomial.

O corte estimado para a variável latente (μ_1) na equação (17) foi estatisticamente significativo (valor de t de 10,1) com valor estimado de 1,2611. Assim, as empresas contendo propensão não-observada à insolvência acima de 1,26 são as empresas que faliram.

Não podemos analisar os parâmetros estimados existentes na tabela 3 para concluir sobre o impacto positivo ou negativo das variáveis explicativas sobre a variável dependente ($Y_i = (0,1,2)$). Isto deverá ser feito através dos efeitos marginais na tabela 4. Por enquanto podemos utilizar os parâmetros estimados para construir as probabilidades preditas de ocorrência da variável dependente.

Vamos iniciar o processo de construção das probabilidades preditas. O modelo Logit Ordenado é formulado como:

$$P(Y_i = y_i) = \frac{\exp(x' \hat{\beta} + \eta_i)}{1 + \exp(x' \hat{\beta} + \eta_i)}$$

$$x' \hat{\beta} + \eta_i = -2,85 + 0,0895 X_1^F - 0,0119 X_2^F - 0,5063 X_3^F + 0,725 X_4^F + \eta_1^R + \eta_2^R + \eta_3^R + \eta_4^R$$

$$P(Y_i = y_i) = \frac{\exp(-2,85 + 0,089X_1^F - 0,012X_2^F - 0,51X_3^F + 0,73X_4^F + \eta_1^R + \eta_2^R + \eta_3^R + \eta_4^R)}{1 + \exp(-2,85 + 0,09X_1^F - 0,01X_2^F - 0,51X_3^F + 0,73X_4^F + \eta_1^R + \eta_2^R + \eta_3^R + \eta_4^R)}$$

X_1^F : Razão entre débitos totais e fluxo de caixa (efeitos fixos).

X_2^F : Capital de giro sobre total de ativos (efeitos fixos).

X_3^F : Variável indicadora para setor de metais valiosos entre outros (efeitos fixos).

X_4^F : Variável indicadora para setor da nova economia (efeitos fixos).

η_1^R : Razão entre recursos de caixa e total de ativos (efeito aleatório).

η_2^R : Razão entre caixa operacional líquido e total de ativos (efeito aleatório).

η_3^R : Razão entre total de débitos e capital total (efeito aleatório).

η_4^R : Cobertura de fluxo de caixa (efeito aleatório).

Os parâmetros de média e variância estimados para os efeitos aleatórios estimados entram no MLO utilizando números aleatórios da distribuição normal. Números aleatórios da distribuição normal podem ser obtidos no suplemento de análise de dados do EXCEL.

Outra forma de gerar números aleatórios da distribuição normal, seria através do pacote STATA. Digita-se `Normal = rnormal()` na caixa de comando, obtendo-se números aleatórios média 1 e variância zero. Vamos representar os valores dos efeitos aleatórios serão incluídos no modelo de predição através das expressões:

$$\eta_1^R = -0,0608 + 0,0827 * Normal$$

$$\eta_2^R = -0,0171 + 0,0122 * Normal$$

$$\eta_3^R = 0,0009 + 0,00509 * Normal$$

$$\eta_4^R = -0,0051 + 0,0048 * Normal$$

A expressão para $x' \hat{\beta} + \eta_i$ será:

$$\begin{aligned} x' \hat{\beta} + \eta_i = & -2,85 + 0,0895 X_1^F - 0,0119 X_2^F - 0,5063 X_3^F + 0,725 X_4^F + [-0,0608 \\ & + 0,0827 * Normal - 0,0171 + 0,0122 * Normal + 0,0009 + 0,00509 \\ & * Normal - 0,0051 + 0,0048 * Normal] \end{aligned}$$

2.9. Modelos estáticos de risco e de aprendizagem de máquina

Os modelos estáticos são aqueles que classificam as firmas com base nos dados de apenas um período. Essa opção de modelo de previsão ignora o fato de que as características das empresas mudam com o desenrolar do tempo e, em vista de desconsiderarem as mudanças, produzem previsões de probabilidade de falência que são enviesadas e inconsistentes em relação àquelas que pretendem estimar. Os testes estatísticos que se baseiam em modelos estáticos podem fornecer inferências incorretas.

Os modelos estáticos são inadequados para a previsão de falência por causa da natureza dos dados empíricos de falência de corporações. Uma vez que falências ocorrem infreqüentemente, aqueles que pretendem fazer previsão usam amostras de dados de empresas que se estendem por vários períodos para a estimação de seus modelos. Os fundamentos e indicadores da maioria das firmas mudam de ano para ano. Contudo, os modelos estáticos podem considerar apenas um conjunto de variáveis explicativas para cada firma. Pesquisadores que usam modelos estáticos para previsão de falência têm que selecionar quando observar cada fundamento ou característica da empresa. Muitos previsores escolhem observar os dados de cada empresa em falência um ano antes da falência. Eles ignoram dados sobre firmas em continuidade e em bom estado financeiro que eventualmente vão à falência. Pela escolha

arbitrária de quando observar os fundamentos das empresas em falência, os previsores que usam modelos estáticos introduzem um viés de seleção desnecessário em suas estimativas.

Os modelos de risco resolvem os problemas dos modelos estáticos por levarem explicitamente em consideração a passagem do tempo. A variável dependente em um modelo de risco é o tempo gasto por uma firma no grupo de empresas saudáveis ou em continuidade. Quando as empresas saem do grupo saudável por alguma outra razão que não seja a falência, tal como uma fusão com outra firma, elas são consideradas censuradas, ou seja, não mais observadas. Os modelos estáticos consideram essas empresas saudáveis. Em modelos de risco, o risco de bancarrota de uma firma muda no tempo, e sua condição de continuidade é uma função de seus dados mais recentes e de sua idade. Em contrapartida, a probabilidade de falência que um modelo estático atribui a uma empresa não varia com o tempo.

Em termos econométricos, existem três motivos para preferir os modelos de risco na previsão de bancarrota. O primeiro é que os modelos estáticos falham no controle do período em que a empresa esteve sob risco de falir. Quando os períodos amostrais são longos é importante controlar o fato de que algumas empresas entram com pedido de falência depois de muitos anos de estarem sob risco, enquanto outras vão à bancarrota no seu primeiro ano de dificuldades financeiras. Os modelos estáticos não ajustam os períodos em risco das empresas, mas modelos de risco ajustam esses períodos em risco automaticamente. O viés de seleção inerente em modelos estáticos de previsão de falência é um resultado do fracasso de correção dos períodos em risco das empresas por esses modelos.

O segundo motivo para preferir modelos de risco é que eles incorporam variáveis explicativas que mudam no tempo. Se uma firma se deteriora antes da falência, então é importante permitir que seus dados financeiros revelem essa deterioração. Os modelos de risco exploram os dados de séries de tempo de cada empresa pela inclusão de observações anuais como fatores explicativos variantes no tempo. Diferentemente dos modelos estáticos, eles podem incorporar variáveis macroeconômicas que sejam idênticas para todas as firmas em um dado ponto no tempo. Modelos de risco também levam em consideração a possibilidade que a idade da empresa seja uma variável explicativa importante.

O terceiro motivo pelo qual modelos de risco são preferíveis é que eles podem produzir previsão fora da amostra mais eficientes pela utilização de uma quantidade muito maior de dados. O modelo de risco pode ser pensado como um modelo logístico binário que inclui cada firma ano como uma observação separada. Uma vez que empresas na amostra tenham uma média de dez anos de dados financeiros, aproximadamente dez vezes mais observações estarão disponíveis para a estimação do modelo de risco do que estariam

disponíveis para estimar modelos estáticos correspondentes. Essa maior disponibilidade de dados resulta em estimativas mais precisas dos parâmetros e em melhores previsões.

O artigo de Shin et al (2005) investiga a eficácia da aplicação de SVM ao problema de predição de falência. A pesquisa mostra que o classificador SVM (support vector machines) supera o BPN (back propagation neural network) na predição de falência. Os resultados dos autores demonstram que SVM tem nível mais alto de acurácia e melhor desempenho na generalização do que o classificador BPN à medida que o tamanho do conjunto experimental diminui.

De acordo com Barboza et al. (2017), os modelos de aprendizagem de máquina têm obtido muito sucesso quando aplicados em finanças e muitos estudos examinam seu uso na predição de falência. Os modelos de Ohlson e Altman ainda são relevantes não apenas devido ao seu poder preditivo, mas também à sua estrutura simples, prática e consistente. Os autores apontam que poucos estudos podem melhorar esses modelos no que se refere à acurácia preditiva ou à simplicidade.

Modelos de aprendizagem de máquina apresentam, em média, dez por cento mais acurácia em relação aos modelos tradicionais, identificados pelos autores como análise discriminante, regressão logística e modelos de inteligência artificial tais como redes neurais (BARBOZA ET ALL, 2017).

3. DESENVOLVIMENTO DA HIPÓTESE DE PESQUISA

De acordo com Tinoco e Wilson (2013) as demonstrações financeiras não incluem toda a informação relevante para a previsão de dificuldades financeiras e as variáveis de mercado muito provavelmente podem complementar essa deficiência. A inclusão de variáveis de mercado é atraente por quatro motivos sumarizados a seguir:

- 1) as informações de mercado refletem conteúdo adicional àquelas contidas nas demonstrações financeiras;
- 2) a inserção dessas variáveis baseadas no mercado pode aumentar consideravelmente a tempestividade dos modelos de predição;
- 3) os preços de mercado, ao refletirem fluxos de caixa esperados futuros, superam a informação passada refletida nos demonstrativos financeiros;
- 4) as variáveis de mercado podem fornecer uma avaliação direta da volatilidade, medida que pode ser uma poderosa indicação de risco de falência e que não está diretamente contida nas demonstrações.

As condições gerais do ambiente macroeconômico têm impacto direto sobre a performance, a liquidez e a continuidade das empresas. Empresas mais alavancadas, menos lucrativas ou com problemas de liquidez são mais atingidas por choques exógenos que dificultam sua capacidade de levantar capital de giro e, por consequência, aumentam seu custo de capital. Portanto, a inclusão de variáveis macroeconômicas pode aumentar o poder preditivo dos modelos de FDP (JAYASEKERA, 2017).

Para Pàstor e Veronesi (2013), a incerteza política é maior em períodos recessivos. Em tais condições o governo muito provavelmente mudará suas políticas, gerando insegurança quanto ao impacto potencial das novas políticas adotadas. O ambiente de insegurança política acentua e intensifica os efeitos das mudanças implementadas e exacerba a volatilidade dos ativos negociados em bolsas de mercado de capitais. Ela também torna os preços das ações mais correlacionados porque o sinal de mudança de política afeta todas as firmas. Adicionalmente, isso demanda um prêmio de risco porque não é diversificável.

Os estudos de Baker, Bloom e Davis (2016) apontam o impacto substancial ocasionado pela incerteza da política econômica sobre o desempenho da economia. Por consequência, importa verificar a probabilidade de empresas enfrentarem situação de dificuldades financeiras em vista de riscos apontados pela mídia de grande circulação. Ao longo do tempo os modelos de previsão utilizaram um conjunto de indicadores contábeis, macroeconômicos e de mercado, mas não se observa a utilização explícita do indicador ora empregado. Existe, portanto, uma escassez na literatura de estudos que empreguem indicadores de incerteza política na previsão de dificuldades financeiras.

A teoria da escolha discreta se baseia na compreensão das respostas comportamentais discretas dos indivíduos às circunstâncias do ambiente de negócios, dos mercados e dos

governos quando confrontados com dois ou mais resultados possíveis. Visto que a teoria da utilidade aleatória se desenvolveu a partir das teorias econômicas sobre o comportamento do consumidor, ela pode ser aplicada a qualquer unidade de análise, como por exemplo, às empresas em que a variável dependente é discreta (JONES e HENSHER, 2004).

Um modelo com bom apelo e valor prático deve ser de implementação relativamente direta. Isso se manifesta na especificação da arquitetura do modelo; nos requerimentos de preparação da base de dados; no tempo de estimação e na pronta disponibilidade de software estatístico para a tarefa; e, na disponibilidade de algum nível interpretativo em termos do papel, além da influência comportamental das variáveis usadas sobre a performance geral do modelo. Pesquisadores muito provavelmente adotarão abordagens em que seja possível interpretar as variáveis que mais influenciam as predições do modelo (JONES et all, 2017).

Nesse sentido serão empregados dois modelos econométricos de predição de dificuldades financeiras e avaliada a acurácia preditiva pela inclusão do índice de incerteza quanto à política econômica. Pelo fato de apresentarem a distinção dessa variável, torna-se possível enfatizar o valor preditivo de sua inclusão.

A motivação principal para esta pesquisa é a constatação de que os estudos anteriores sobre previsão de dificuldades financeiras não utilizam indicadores de incerteza quanto à política econômica e não exploram os desenvolvimentos da modelagem de escolhas discretas, que têm crescentemente relaxado premissas comportamentais questionáveis associadas com a condição de erros independentes e identicamente distribuídos e permitido heterogeneidade observada e não observada (JONES e HENSHER, 2004). Eis a principal questão a ser investigada:

O objetivo geral deste trabalho é avaliar se a incerteza política econômica do País afeta a predição de dificuldades financeiras de empresas que usam, conjuntamente, variáveis contábeis, de mercado e macroeconômica. Para esse fim e com base nas premissas acima, formula-se a seguinte hipótese de pesquisa a ser testada empiricamente.

H₁: A predição de dificuldades financeiras de empresas é mais acurada quando se acrescenta a incerteza de política econômica entre as variáveis explicativas.

4. METODOLOGIA DA PESQUISA

4.1. Justificativa da aplicação do modelo multinomial misto logístico

O modelo multinomial misto logístico previne três limitações do modelo multinomial logístico padrão: a variação de preferências não observadas (ou aleatórias), padrões de substituição não restritos e correlações temporais nos fatores não observados. No caso da probabilidade de desfecho para o estado da firma, o modelo misto apresenta como melhoria a inclusão de parâmetros adicionais que capturam a heterogeneidade observada e não observada dos agentes tanto nas empresas como entre as firmas.

4.2 Amostra e fonte de dados

O mercado de capitais dos Estados Unidos da América é caracterizado pela liquidez e profundidade das negociações. A utilização de dados de mercados com essas características permite segregar a informação fornecida por indicadores contábeis-financeiros, macroeconômicos e de mercado. Daí a escolha desse ambiente de negócios para avaliar a acurácia das variáveis explicativas sobre o desfecho do estado das empresas.

A base de dados da pesquisa sobre as empresas do mercado norte-americano é a Thompson Reuters (Refinitiv). As variáveis explicativas foram obtidas nas demonstrações financeiras das empresas, disponível na plataforma Thompson Reuters (Refinitiv) e por meio na base de dados do Banco Mundial (<https://data.worldbank.org/indicador>). O índice de incerteza quanto à política econômica está disponível com livre acesso no endereço eletrônico www.policyuncertainty.com em frequência que pode ser ajustada para compatibilização com outros indicadores.

O painel de dados empilhados para o estudo compreende 43.608 empresas ano para um total de 5.451 empresas listadas. Não fazem parte da amostra as empresas do setor financeiro e de serviços de utilidade pública, em vista da particularidade de avaliação dos fundamentos desse setor. A identificação da empresa no grupo de controle foi vinculada ao estado da empresa. Adicionalmente, em vista das alterações de procedimentos contábeis realizados a partir de 2010, o período sob análise abrange as informações anuais de 2012 até 2019.

4.3. As Variáveis e o Modelo

4.3.1. Variáveis dependentes

As pesquisas encontradas na literatura, em sua maioria, segregam apenas dois estados possíveis, respectivamente, de empresas em continuidade e empresas falidas. No entanto, o processo que pode conduzir empresas ao extremo da bancarrota não é um caminho linear. Algumas companhias podem passar por diferentes estágios de dificuldades financeiras. E a literatura apresenta as possibilidades de três até cinco estágios. A estratégia usada no presente trabalho foi pela escolha de variáveis categóricas que podem assumir os valores 0, 1 e 2.

O estado 0 é atribuído às firmas em continuidade, o estado 1 às empresas em dificuldades financeiras e 2 às falidas. O grupo 1 é constituído por empresas que por dois anos seguidos não distribuíram dividendos e nem tiveram seu valor de mercado aumentado. A classificação das empresas como falidas (capítulos 7 e 11 do Código de Falências dos Estados Unidos da América) acompanha a situação jurídica decorrente de uma sentença judicial transitada em julgado em que uma empresa ou sociedade comercial não cumpre determinada obrigação patrimonial e, portanto, tem os bens alienados.

4.3.2. Variáveis independentes

As variáveis explicativas exploradas foram escolhidas a partir daquelas mais usadas em estudos similares disponíveis na literatura. Adicionalmente, os testes de correlação entre potenciais regressores que integram o Anexo II – Matriz de Correlação das Variáveis e a necessidade de convergência do modelo construído com essas variáveis explicativas determinaram a utilização das seguintes:

- a) EPU – Incerteza de política econômica;
- b) TDTE – Dívida total sobre patrimônio líquido total;
- c) CETA – Caixa e equivalente de caixa sobre ativos totais;
- d) SIZE – Capitalização de mercado da empresa sobre capitalização total do mercado.

A respeito dessas variáveis contextuais, e em contraste com trabalhos anteriores, que tem predominantemente se restringido a empresas do setor industrial ou de manufatura, esse estudo testa o valor preditivo das variáveis nos diversos setores, com exceção do setor financeiro e de serviços de utilidade pública, tais como energia e saneamento, que tem uma métrica de precificação relacionada com uma taxa contratada de retorno.

O índice de incerteza de política econômica de Baker et al (2016) baseia-se na frequência de artigos encontrados na cobertura dos jornais sobre assuntos identificados por palavras-chave. Para o caso do Brasil o índice usa arquivos de texto do Jornal Folha de São Paulo desde o ano de 1991. Em cada mês é feita a contagem do número de artigos contendo os termos “incerto” ou “incerteza”, “econômico” ou “economia”, e um ou mais dos seguintes termos relevantes de política: regulação, déficit, orçamento, imposto, banco central, alvorada, planalto, congresso, senado, câmara dos deputados, lei e tarifa.

Para obter o índice de incerteza de política econômica, divide-se a contagem bruta pelo número de todos os artigos no mesmo mês do jornal. A série histórica em base mensal está disponível no endereço eletrônico www.policyuncertainty.com em frequência que pode ser ajustada à frequência dos outros indicadores.

4.3.3. O modelo econométrico

O modelo assume uma amostra de N empresas com a possibilidade de escolha entre três estados alternativos para as empresas em T ocasiões. A utilidade que as respectivas empresas n

obtem pela escolha da alternativa j na ocasião t é dada por $U_{njt} = \beta' x_{njt} + \varepsilon_{njt}$, onde β_n é um vetor de coeficientes individuais específicos, x_{njt} é um vetor de atributos relativos à empresa n e alternativa j na ocasião t , e ε_{njt} é um termo aleatório que é assumido como sendo independentemente e identicamente distribuído de valor extremo. Condicionado ao conhecimento de β_n , a probabilidade da empresa n escolher a alternativa i na ocasião de escolha do tempo t é dada por:

$$P_{nit}(\beta_n) = \frac{\exp(\beta'_n x_{nit})}{\sum_{j=1}^3 \exp(\beta'_n x_{njt})}$$

Com a especificação de três estados para as firmas e a utilização das variáveis explicativas de desempenho/liquidez e de endividamento, de mercado e o indicador de incerteza de política econômica é possível testar a hipótese de pesquisa. Com esse propósito, utiliza-se a descrição detalhada de Hole (2007) dos comandos *mixlogit* do *Stata* para estimação do modelo logístico multinomial com heterogeneidade não-observada utilizando função de máxima verossimilhança simulada.

4.4. Procedimentos

O modelo em painel multinomial logístico misto apresenta três estados possíveis, firmas em continuidade (grupo 0), empresa em dificuldade financeira (grupo 1) e firmas falidas (grupo 2). O segundo grupo é constituído por empresas que por dois anos seguidos não distribuíram dividendos e nem tiveram seu valor de mercado aumentado. Ocorridas essas duas situações, no terceiro período a empresa é classificada como em dificuldades financeiras. O terceiro é composto pelas firmas que entraram em liquidação ou em falência. As empresas em continuidade são o complemento dos dois conjuntos de empresas mencionados. É possível que uma empresa em dificuldades financeiras se recupere, assim como que entre em falência. A estimação de sua classificação para efeito de comparação do valor preditivo do modelo foi feita a partir das variáveis explicativas e os resultados obtidos são comparados com as situações reais das empresas.

A abordagem empírica baseia-se na escolha de duas amostras para períodos distintos, nos quais ocorrem, respectivamente, a estimação e validação do modelo, conforme recomendação de Heij et al (2004). Estima-se o modelo no painel de dados multinomial misto logístico correspondendo ao período de 2012 e 2016 e realiza-se a validação no período 2017-2019.

As mesmas variáveis explicativas são usadas nos dois modelos, com exceção da presença da variável de incerteza de política econômica em um modelo e sua substituição, na abordagem alternativa, por um constructo que busca capturar o efeito da política econômica dos Estados Unidos da América. O indicador confere peso similar à variação de preços, que assume sinal negativo, e ao crescimento do produto. Seguindo Melicher (1994), são comparados os resultados das duas especificações do modelo multinomial logit misto de acordo com o número total classificações inadequadas dos estados das empresas.

Os parâmetros estimados a partir de modelos logísticos não podem ser diretamente interpretados porque não fornecem informação útil que descreva de forma completa a relação entre as variáveis explicativas e explicadas. De acordo com Tinoco e Nick (2013) os efeitos marginais e as probabilidades previstas são os instrumentos analíticos apropriados para tratar desse assunto.

Conforme Jones e Hensher (2004), o desempenho preditivo geral do modelo multinomial misto logit pode ser investigado pela derivação das probabilidades previstas para cada empresa e resultado na amostra de validação. Na derivação dos resultados das probabilidades do modelo multinomial misto logit é preciso reconhecer que algumas variáveis explicativas são uma função composta de um parâmetro médio, uma distribuição em torno da média e a decomposição de algum efeito contextual, tais como variáveis de controle. Cada firma individual é posicionada no parâmetro de espaço sobre a distribuição normal para as variáveis explicativas.

A formulação precisa usada para derivar a contribuição da distribuição de preferência da variável explicativa para a utilidade relativa de cada resultado é um parâmetro linear somado a um parâmetro angular multiplicado pela densidade da distribuição normal de média zero e desvio-padrão unitário. Para cada observação aleatoriamente se aloca uma posição na distribuição, dada a média e o desvio-padrão, e se deriva sua contribuição individual para a “utilidade relativa”, que funciona como uma escolha da empresa. Isso é derivado um repetido número de vezes e a média é obtida para cada empresa. Implementando uma estratégia de enumeração da amostra de validação se pode comparar a acurácia preditiva do modelo.

A matriz de correlação do Anexo II – Matriz de Correlação das Variáveis apresenta todas as variáveis incluídas no modelo. Ela inclui as razões das demonstrações financeiras, dos indicadores macroeconômicos e das variáveis de mercado. O valor p abaixo da correlação representa a probabilidade de observação desse coeficiente de correlação, ou um mais extremo, sob a hipótese nula que a correlação é zero. As variáveis adotadas nos dois modelos do presente trabalho apresentam baixa correlação.

Quando existe dependência linear entre duas ou mais variáveis independentes em um modelo multivariado tem-se um problema de multicolinearidade. Isso significa que algumas das variáveis mensuram o mesmo conceito. No caso de multicolinearidade perfeita a matriz $(X'X)$ é numericamente singular ou não inversível. O programa Stata automaticamente detecta perfeita colinearidade, em que uma variável explicativa pode ser representada pela combinação linear dos outros regressores.

Nesses casos, as estimativas dos parâmetros são instáveis e os erros padrão são inflados. Ainda que a presença de multicolinearidade não reduza o poder preditivo de um modelo, ela pode produzir estimativas dos coeficientes que não são estatisticamente significantes. Como regra de bolso, um VIF (Variance Inflation Factor) abaixo de cinco não é causa de preocupação. O valor da tolerância (Tol) é o inverso do fator de inflação da variância (VIF).

As variáveis contextuais dos dois modelos utilizados apresentam valores nos intervalos abaixo dos padrões julgados confiáveis na literatura.

Tabela 1 – Estatística de diagnóstico de multicolinearidade

Variável	VIF	1/VIF
ie	8,64	0,115780
icr	8,52	0,117338
cfta	7,07	0,141485
rta	6,96	0,143722
cfc	1,40	0,715131
ir	4,30	0,770788
ggr	1,29	0,772836
ceta	1,09	0,913594
wcta	1,09	0,918861
pcl	1,07	0,935757
size	1,04	0,960272
tbte	1,00	0,999074
tdcf	1,00	0,999126
VIFmédio	3,19	

5. RESULTADOS

A Tabela 2 apresenta os resultados da regressão logística de indicador de estado da firma predita a partir das variáveis independentes contábeis-financeiras e macroeconômica. Os estados das empresas representam conjuntos disjuntos e exaustivos para as probabilidades de ocorrência de cada desfecho. Conforme requerido pelo modelo multinomial misto logístico com três variáveis dependentes, o estado 0 é atribuído às firmas em continuidade, o estado 1 às empresas em dificuldades financeiras e 2 às falidas.

Essa classificação foi estabelecida usando as definições de estado das firmas desenvolvido especificamente para essa análise. O presente estudo desenvolveu previamente dois modelos para estimação da possibilidade de “escolha” do estado da firma para cada estado. A diferença entre os dois é que, no primeiro duas variáveis explicativas contábeis-financeiras são usadas e no segundo modelo a variável referente à incerteza de política econômica é incluída. Usa-se o logaritmo do indicador de incerteza de política econômica dos Estados Unidos em interação com o tamanho da empresa. Essa variável é calculada como a razão entre o valor de mercado da companhia e a capitalização de mercado total.

Tabela 2 – Estimativas dos Parâmetros Fixos e Variáveis do Modelo 1

Modelo misto logístico		Número de observações = 14.112				
Log-verossimilhança = -2.477,937		LR chi2 (4) = 1.701,73				
		Prob > chi2 = 0,0000				
Escolha	β	Erro padrão	z	P> z	[Intervalo de confiança de 95%]	
Média						
ceta_e1	-81,52384	5,033886	-16,20	0.000	-91,39007	-71,6576
ceta_e2	-139,4248	9,358378	-14,90	0.000	-157,7668	-121,0827
tdcf_e1	-0,1105771	0,017088	-6,47	0.000	-0,1440691	-0,0770852
tdcf_e2	-0,0843978	0,0108128	-7,81	0.000	-0,1055905	-0,0632052
Desvio-padrão						
ceta_e1	-53,84907	3,602714	-14,95	0.000	-60,91026	-46,78788
ceta_e2	109,8756	7,534448	14,58	0.000	95,10835	124,6428
tdcf_e1	0,2180555	0,0319218	6,83	0.000	0,15549	0,280621
tdcf_e2	0,3036929	0,0309692	9,81	0.000	0,2429943	0,3643915

O sinal do desvio-padrão estimado é irrelevante: interprete-os como sendo positivos.

Constata-se na tabela anterior que a heterogeneidade não observada, representada pelos desvios padrão dos parâmetros, é estatisticamente significativa para as duas variáveis contábeis-financeiras. Caso a opção houvesse sido estimar um modelo multinomial logístico padrão, a oportunidade para estabelecer o papel da influência da média e da variância de uma variável particular (pela estrutura do seu espaço de parâmetros) teria sido negada. Esse é um importante achado e reconhecimento da perda da quantidade de informação que é causada pela especificação rígida do modelo multinomial logístico padrão.

A compreensão da estatística razão de verossimilhança χ^2 tem importância significativa em diversos exames estatísticos, particularmente quando trata-se de testes de hipótese e comparação de modelos. Tal estatística tem vasta aplicação nos cenários em que se busca avaliar dois modelos aninhados, em que um é mais complexo que o outro. O teste é usado para confirmar se o modelo mais complexo melhora significativamente o ajuste em comparação com os resultados do modelo mais simples.

A hipótese nula do teste χ^2 assume que não há diferença significativa entre os dois modelos, e qualquer melhoria no ajuste é decorrente de chance. A hipótese alternativa do teste afirma que existe uma diferença significativa entre os dois modelos e que o mais complexo oferece um ajuste melhor aos dados. Os dados do teste para o modelo 1 (vide topo da mão direita da análise de variância acima) fornecem segurança do aumento do valor preditivo ocasionado pelo acréscimo das variáveis contábeis-financeiras utilizadas em relação a um modelo sem esses regressores.

Uma interpretação direta dos parâmetros estimados da Tabela 2 acima não é possível, em vista da transformação logística requerida da variável dependente de desfecho para a estimação do modelo. É necessário, portanto, calcular os efeitos marginais, definidos como as derivadas das probabilidades que apresentem significado comportamental. O efeito marginal é a influência que uma mudança unitária na variável explicativa tem sobre a probabilidade de selecionar um desfecho particular, tudo o mais permanecendo constante. Os efeitos marginais do modelo 1 constituem a tabela seguinte.

Tabela 3 – Efeitos Marginais do Modelo 1

Efeitos marginais após modelo misto logístico

y = previsão linear (predict)

y = -7,0745561

Variável	dy/dx	Erro padrão	z	P> z	[Interv de conf. 95%]	X
ceta_e1	-81,52384	5,03389	-16,19	0,000	-91,3901	-71,6576 0,030587
ceta_e2	-139,4248	9,35838	-14,90	0,000	-157,767	-121,083 0,030587
tdcf_e1	-0,1105771	0,01709	-6,47	0,000	-0,144069	-0,077085 1,62291
tdcf_e2	-0,0843978	0,01081	-7,81	0,000	-0,10559	-0,063205 1,62291

Ao se acrescentar a variável de incerteza de política econômica também se obtém um melhor resultado do que o modelo mais simples, em que não existem variáveis explicativas propriamente ditas. As duas variáveis contábeis-financeiras também, como no modelo 1, apresentam heterogeneidade não observada, além de média e desvio-padrão para os dois parâmetros contábeis-financeiros.

Uma observação constatada comparando os intervalos de confiança dos parâmetros dos dois modelos é de que o modelo 2 tem maior amplitude em relação ao modelo 1. Isso pode ser visto comparando a última coluna das estimativas dos parâmetros fixos e variáveis nas estimativas feitas pelo Stata, nas tabelas 2 e 4. Esses intervalos mais amplos

acrescentam, obviamente, menos precisão às projeções feitas com o modelo 2, ainda que uma interpretação direta dos parâmetros não seja a melhor forma de avaliar os resultados.

Tabela 4 – Estimativas dos Parâmetros Fixos e Variáveis do Modelo 2

Modelo misto logístico		Número de observações = 13,824				
Log-verossimilhança = -2.416,0552		LR chi2 (4) = 1.496,58				
		Prob > chi2 = 0,0000				
Escolha	β	Erro padrão	z	P> z	[Intervalo de confiança de 95%]	
Média						
e _{pu_size_e1}	-62,05813	11,6224	-5,34	0,000	-84,83762	-39,27864
e _{pu_size_e2}	-17,94115	8,158254	-2,20	0,028	-33,93103	-1,951261
ceta_e1	-84,10553	4,818694	-17,45	0,000	-93,54999	-74,66106
ceta_e2	-83,33249	4,888416	-17,05	0,000	-92,91361	-73,75137
tdcf_e1	-0,1120669	0,0092227	-12,15	0,000	-0,130143	-0,0939908
tdcf_e2	-0,2173352	0,0135748	-16,01	0,000	-0,2439414	-0,190729
Desvio-padrão						
ceta_e1	65,9905	4,020489	16,41	0,000	58,11048	73,87051
ceta_e2	-66,85773	4,162021	-16,06	0,000	-75,01514	-58,70032
tdcf_e1	0,2806675	0,0180089	15,58	0,000	0,2453707	0,3159644
tdcf_e2	0,476525	0,0296202	16,09	0,000	0,4184705	0,5345795

O sinal do desvio-padrão estimado é irrelevante: interprete-os como sendo positivos.

De igual modo à impraticabilidade de interpretação das estimativas dos parâmetros fixos e variáveis do modelo 1, no modelo 2 ela também é impraticável. Isso ocorre em vista da transformação logística requerida da variável dependente. A impraticabilidade, portanto, da interpretação direta dos parâmetros da Tabela 4 conduz à apresentação dos efeitos marginais do modelo 2 apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 – Efeitos Marginais do Modelo 2

Efeitos marginais após modelo misto logístico

y = previsão linear (predict)

y = -5,8787058

Variável	dy/dx	Erro padrão	z	P> z	[Interv de conf. de 95%]		X
e _{pu_size_e1}	-62,05813	11,6224	-5,34	0,000	-84,8376	-39,2786	0,001802
e _{pu_size_e2}	-17,94115	8,158254	-2,20	0,028	-33,931	-1,95126	0,001802
ceta_e1	-84,10553	4,818694	-17,45	0,000	-93,55	-74,6611	0,030846
ceta_e2	-83,33249	4,888416	-17,05	0,000	-92,9136	-73,7514	0,030846
tdcf_e1	-0,1120669	0,009222	-12,15	0,000	-0,130143	-0,093991	1,72975
tdcf_e2	-0,2173352	0,01357	-16,01	0,000	0,243941	-0,190729	1,72975

As duas formulações de previsão do evento de “escolha” do estado da empresa são estimadas um ano, dois e três anos, ou seja, nos horizontes temporais de 1, 2 e 3 anos (t-1, t-2 e t-3). A Tabela 6 apresenta as estatísticas de desempenho para os dois modelos estimados nos tempos t-1, t-2 e t-3. Para comparar o desempenho preditivo dos dois modelos, implementa-se uma

estratégia de enumeração dos resultados da amostra que foi usada para aplicação dos parâmetros obtidos da amostra lhes que deu origem. A tabela 6 contrapõe a acurácia preditiva de ambos os modelos nas demonstrações financeiras de 1, 2 e 3 períodos anteriores à falência.

Tabela 6 – Comparação do Desempenho dos Modelos 1 e 2

Estado		Solvente		<u>Dificuld Financ</u>		Falida	
		Real	Predito	Real	Predito	Real	Predito
Modelo 1	t - 1	83.95%	82.60%	7.18%	7.09%	8.87%	10.31%
	t - 2	88.57%	89.21%	4.75%	4.70%	6.68%	6.09%
	t - 3	89.85%	90.99%	4.67%	2.30%	5.48%	6.71%
Modelo 2	t - 1	87.39%	88.28%	7.74%	4.62%	4.87%	7.10%
	t - 2	86.54%	82.67%	4.89%	3.85%	8.57%	13.48%
	t - 3	88.13%	85.93%	8.19%	6.15%	3.68%	7.92%

Os resultados indicam que o modelo 2 não é superior ao modelo 1 por quaisquer de três critérios. No primeiro, que usa as diferenças entre a previsão e a ocorrência de falências nos três períodos (t - 1, t - 2 e t - 3) o modelo 1 apresenta menor imprecisão para todas as datas. Na segunda maneira de avaliação, que leva em consideração tanto a ocorrência de falências quanto de dificuldades financeiras, usando a soma em módulo das diferenças entre previsão e ocorrência, o modelo 1 é menos preciso apenas no período t - 1. Por último, quando se soma as diferenças entre todos os estados das firmas, novamente o modelo 1 é menos preciso apenas no período t - 1.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nesse trabalho aplicou-se um método definido na literatura como um avanço no estado da arte na modelação de previsão de estados financeiros pelos quais as empresas podem passar. O modelo logit misto acrescenta a aleatoriedade da média e desvio-padrão dos parâmetros das variáveis explicativas (quando tais aleatoriedades existirem), bem como a heterogeneidade nas médias, na especificação econométrica utilizada nos outros modelos.

O foco das discussões recentes na literatura econométrica tem sido de melhorar o realismo comportamental em modelos de escolha discreta pelo relaxamento das premissas rígidas associadas com erros independentes e identicamente distribuídos em uma forma que é conceitualmente enriquecedora, computacionalmente tratável e prática.

Modelos de escolha discreta descrevem a preferência de tomadores de decisão entre alternativas, cuja listagem deve ser finita, exaustiva e mutuamente exclusiva. O procedimento utilizado na pesquisa foi atender essas premissas de aplicação do modelo, classificando as empresas como saudáveis, em dificuldades financeiras e falidas.

Tanto o modelo 1, que apresenta apenas variáveis contábeis-financeiras, quanto o modelo 2, em que a variável de incerteza de política econômica é acrescentada, apresentam resultados melhores do que o modelo simples, o que é atestado pela estatística χ^2 . De igual modo, nos dois modelos a heterogeneidade não observada, representada pelos desvios padrão dos parâmetros, é estatisticamente significativa para as duas variáveis contábeis-financeiras.

Caso a opção houvesse sido estimar um modelo multinomial logístico padrão, a oportunidade para estabelecer o papel da influência da média e da variância de uma variável particular (pela estrutura do seu espaço de parâmetros) teria sido negada. Esse é um importante achado e reconhecimento da perda da quantidade de informação que é causada pela especificação rígida do modelo multinomial logístico padrão.

O modelo 2 apresenta amplitudes nos intervalos de confiança a 95% dos parâmetros maiores do que os apresentados no modelo 1. Adicionalmente, os resultados apresentados pelo modelo 1 são superiores aos do modelo 2, quando se compara a diferença entre os desfechos reais e preditos pelos dois modelos para os horizontes considerados.

Os resultados das predições realizadas com o modelo multinomial misto logístico não corroboram a hipótese de pesquisa, pois o percentual de acertos para todos os estados não é melhorado pela inclusão da variável de incerteza de política econômica em interação com o tamanho da firma.

As limitações dessa pesquisa estão fortemente relacionadas à disponibilidade e confiabilidade dos dados contábeis, principalmente das empresas falidas, uma vez que resta uma indefinição sobre a data base dos eventos de falência em relação à publicação das demonstrações.

REFERÊNCIAS

- ALTMAN, E. I. “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”. **Journal of Finance**, n., v. 23, p. 589-609, 1968.
- ALTMAN, E. I and HOTCHKISS, E.. Corporate Financial Distress and Bankruptcy. **John Wiley**. 3rd ed., 2006.
- ALTMAN, E, HALDEMAN, R. e NARAYAMAN, P., ZETA Analysis: a New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations, **Journal of Banking and Finance**, 1977.
- ANTUNES, G. A. “Qualidade contábil: análise de fatores endógenos e exógenos”. Brasília. Tese (Doutorado em Ciências Contábeis) – Programa Multiinstitucional e Inter-Regional de de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de Brasília. 2014.
- ASQUITH, P., GERTNER, R. e SCHARFSTEIN, D., Anatomy of Financial Distress: An Examination of Junk-Bond Issuers, **The Quarterly Journal of Economics**, 3, 625-658.
- BARBOZA, F., KIMURA, H., & ALTMAN, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405-417.
- BAKER, Scott R. and BLOOM, Nicholas and DAVIS, Steven J., Measuring Economic Policy Uncertainty (January 1, 2013). **Chicago Booth Research Paper** No. 13-02. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2198490> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2198490>
- BALCAEN, S. OOGHE, H., 35 Years of Study on Business Failure: An Overview of the Classical Statistical Methodologies and their Related Problems. **The British Acc. Rev.**, v. 38, p. 63-93, 2006.
- BANCO MUNDIAL, disponível em <https://data.worldbank.org/indicator>, acesso em 15/8/2021.
- BEAVER, W. H., Financial Ratios as Predictors of Failure. **Journal of Accounting Research**, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, v. 4, p. 71-111, 1966.
- BERKOVITCH, E., and ISRAEL, R., The Bankruptcy Decision and Debt Contract Renegotiations. *European Finance Review*, v. 2, p. 1-27, 1998.
- BERNANKE, B. e GERTLER, M. Financial Fragility and Economic Performance, **NBER Working Paper Series**, 2318, p. 1-47, 1987.
- BRASIL (2005). Lei nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005. Regula a recuperação judicial, a extrajudicial e a falência do empresário e da sociedade empresária.
- BRASIL (2014). Lei Complementar nº 147, de 7 de agosto de 2014. Altera a Lei nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005 e dá outras providências.
- BROOKS, C. Introductory Econometrics for Finance. **Cambridge University Press**. 3rd ed., 2014.
- BULOW, J. and SHOVEN, J., The Bankruptcy Decision. **Bell Journal of Economics** 9, no. 3, p. 437-56, 1978.

CARAPETO, M., SCOTT, M., ANNA, F., VALERIYA, V., BORTOLOTTI, L. Distress Classification Measures in The Banking Sector. Research Paper. Mergers and Acquisitions Research Centre, City University of London, 2010.

CAMPBELL, J. Y.; HILSCHER, J.; and SZILAGYI J., In Search of Distress Risk. **Journal of Finance** 63, p. 2899-939, 2008.

CHARITOU, A et al., Alternative bankruptcy prediction model using option-pricing theory. **Journal of Banking and Finance** 37, p. 2329-2341.

DIETRICH, R., Discussion of Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction. **Journal of Accounting Research** 22, p. 83-86.

ERB, C., CAMPBELL, H e VISKANTA, T., Political Risk, Economic Risk and Financial Risk. **Financial Analyst Journal**, p. 29-46, 1996.

FRANCIS, J. R., Accounting accruals and auditor reporting conservatism. *Contemporary Accounting Research*, 16 (1), p. 135-65

GARLAPI, L., & YAN, H. (2011). Financial distress and the cross-section of equity returns. **The Journal of Finance**, 66(3), p. 789-822.

GALIL, K.; and GILAT, N., Predicting Default More Accurately: To Proxy or not to Proxy for Default? Predicting default. **International Review of Finance**. 10.1111/irfi.12197., 2018.

GREENE, William H. **Econometric Analysis**. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, 2011.

GRINBLATT, M. and TITMAN, S., **Financial Markets and Corporate Strategy**. McGraw-Hill, 2002.

GU, Y. and HOLE, A. R. Fitting the generalized multinomial logit model in Stata. **Stata Journal**, v. 13, p. 382-397, 2013.

HAUGEN, Robert, and SENBET, Lemma, The insignificance of bankruptcy costs to the theory of optimal capital structure." **Journal of Finance** v. 33, p. 383-93, 1978.

HENSHER, D. and JONES, S., Forecasting Corporate Bankruptcy: Optimizing the Performance of the Mixed Logit Model. **Abacus**, v. 43, 3, p. 241-264, 2007.

HILLEGEIST, S.; KEATING, E.; CRAM, D.; and LUNDSTEDT, K. Assessing the Probability of Bankruptcy. **Review of Accounting Studies**, v. 9, p. 5-34, 2004.

HOLE, A. R. Fitting Mixed Logit Models by using Maximum Simulated Likelihood. **Stata Journal**, v. 7, p. 388-401, 2007.

HORTA, R., ALVES, F., CARVALHO, F. Seleção de Atributos Contábeis na Previsão de Insolvência de Empresas Brasileiras: Uma comparação de abordagens. **Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos**, 12, p. 27-39, 2015.

JARDIN, P. Bankruptcy Predictions using Terminal Failure Process. **European Journal of Operational Research**, v., p. 1-18, 2014.

JENSEN, Michael C. 1989. The Eclipse of the Public Corporation. **Harvard Business Review** 5: 61-74.

- JENSEN, M. C., & MECKLING, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. **Journal of financial economics**, 3(4), 305-360.
- JAYASEKERA, R. Prediction of company failure: past, present and promising directions for the future. **International Review of Financial Analysis**, vol. 55, p. 196-208. 2018.
- JOHNSEN, T.; MELICHER, R. W. Predicting corporate bankruptcy and financial distress: information value added by multinomial logit models. **Journal of Economics and Business**, vol. 46, p. 269-286. 1994.
- JONES, S. e HENSHER, D. Predicting Firm Financial Distress: A mixed logit model. **The Accounting Review**, v. 79, p. 1011-1038, 2004.
- JONES, S.; JOHNSTONE, D. e WILSON, R. Predicting Corporate Bankruptcy: An evaluation of alternative statistica frameworks. **Journal of Business, Finance and Accounting**, v. 44, p. 3-34, 2017.
- JONES, Stewart. A literature survey of corporate failure prediction models. **Journal of Accounting Literature**, v. 45, n. 2, p. 364-405, 2023.
- KHAN, Sheriff. Comparison of accounting-based financial distress prediction models of companies listed on the JSE. 2022. Tese de Doutorado. University of the Witwatersrand.
- LAPORTA, R., LOPEZ-DE-SILANES F., and SHLEIFER, A., Corporate Ownership Around the World. *The Journal of Finance*, 54 (2), p. 471-517.
- LAU, A. H. L. A five-state financial distress prediction model. **Journal of Accounting Research**, vol. 25, p.127-138. 1987.
- MILLER, M. H. (1977). Debt and taxes. **The Journal of Finance**, 32(2), p. 261-275.
- MIN, S. H., LEE, J., & HAN, I. (2006). Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction. **Expert systems with applications**, 31(3), 652-660.
- MSELMY, N.; LAHIANI, A.; HAMZA, T. Financial distress prediction: the case of French small and medium-sized firms. **International Review of Financial Analysis**, vol. 50, p. 67-80. 2017.
- MYERS, S. C. (1984). The capital structure puzzle. **The journal of finance**, 39(3), 574-592.
- NAIR, Jyoti. Corporate Distress and Bankruptcy Prediction—A Critical Review of Statistical Methods and Models. **Abhigyan**, v. 37, n. 2, p. 10, 2019.
- OHLSON, J. A., Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, **Journal of Accounting Research** 22, p. 59-82, 1980.
- OZ, I. O., A Theoretical Approach to Financial Distress Prediction Modelling. **Managerial Finance**, v. 43, p. 212-30, 2017.
- PÁSTOR, L.; VERONESI, P. Political uncertainty and risk premia. **Journal of Financial Economics**, v. 110, p. 520-545, 2013.

PEREIRA, V. S; MARTINS, V. F. Estudos de Previsão de Falências: Uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015. **Revista Contemporânea de Contabilidade, Florianópolis**, v. 12, p. 163-196, 2016.

PEROTTI, E. and SPIER, K. E., Capital Structure as a Bargaining Tool: The Role of Leverage in Contract Renegotiation. *American Economic Review* 83 (5), p. 1131-41, 1994.

PONTICELLI, J. e ALENCAR, L. Court Enforcement, Bank Loans and Firm Investment: evidence from a bankruptcy reform in Brazil. Banco Central do Brasil, **Working Papers 425**, Brasília, p. 1-46, 2016.

SCALZER, Rodrigo S.; RODRIGUES, Adriano; MACEDO, Marcelo Álvaro S. Insolvência empresarial: um estudo sobre as distribuidoras de energia elétrica brasileiras. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, Florianópolis, v. 12, n. 27, p. 27-60, 2015.

SCOTT, J. A Theory of Optimal Capital Structure. **Bell Journal of Economics**, v. 5, p. 33-54, 1976.

SCOTT, J. The Probability of Bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical methods. **Journal of Banking and Finance**, v. 5, p. 317-344, 1981.

SILVA, Júlio O.; WIENHAGE, Paulo; SOUZA, Rony. P. S. DE; BEZERRA, Francisco A.; LYRA, Ricardo Luis W. C. DE. Capacidade Preditiva de Modelos de Insolvência com Base em Números Contábeis e Dados Descritivos. **Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade (REPeC)**, v. 6, n. 3, p. 246-261, 2012.

SHIN, K. S., LEE, T. S., & KIM, H. J. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. **Expert systems with applications**, 28(1), 127-135.

SHUMWAY, T. Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. **The Journal of Business**, 74(1), p. 101-24, 2001.

SILVA, W.; KIMURA, H. e SOBREIRO, V. An Analysis of the Literature on Systemic Financial Risk: A Survey. **Journal of Financial Stability**, 28, p. 91-114, 2017.

STATES, U. Title 11 of the United States Code. Retrieved from <http://uscode.house.gov/browse/prelim@title11>, 2018.

STIGLITZ, J. Some Aspects of the Pure Theory of Corporate Finance: Bankruptcies and Takeovers. *The Bell Journal of Economics and Management Science*, v. 3, p. 458-482, 1972.

STUPP, D. R. Previsão de Insolvência a Partir de Indicadores Contábeis: Evidências de empresas listadas na BM&FBOVESPA nos anos 2004-2013. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), 2015.

SUN, J., LI, H., HUANG, Q., HE, K. Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review from the State-of-the-art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring approaches. **Knowledge-Based Systems**, v. 57: p. 41-56, 2014.

TINOCO, M. H., and NICK W., Financial Distress and Bankruptcy Prediction among Listed Companies using Accounting, Market and Macroeconomic Variables. **International Review of Financial Analysis**, p. 203-221, 2013.

VALASKOVA, K.; GAJDOSIKOVA, D.; BELAS, J. Bankruptcy prediction in the post-pandemic period: A case study of Visegrad Group countries. **Oeconomia Copernicana**, v. 14, n. 1, p. 253-293, 2023.

SHI, Yin; LI, Xiaoni. An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. **Intangible Capital**, v. 15, n. 2, p. 114-127, 2019.

ZMIJEWSKI, M. E., Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models, **Journal of Accounting Research** 22, p. 59-82, 1984.

WARD, T."An empirical study of the incremental predictive ability of Beaver's naïve operating flow measure using four-state ordinal models of financial distress". **Journal of Business, Finance and Accounting**, v. 21, p. 547-61. 1994.

WATTS, R. and ZIMMERMAN, J., **Positive Accounting Theory**, Prentice Hall, New Jersey, 1986.

WARNER, J., Bankruptcy costs: Some evidence. **Journal of Finance** 32, 337-47, 1977.

WHITAKER, R. B. (1999). The early stages of financial distress. *Journal of Economics and Finance*, 23(2), 123-132.

WILCOX, J. A. A simple theory of financial ratios as predictors of failure, **Journal of Accounting Research** 8, 389-95, 1990.

WRUCK, K., Financial distress, reorganization, and organizational efficiency, **Journal of Financial Economics**, v. 27, p. 419-44, 1990.

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

ANEXO I – CONJUNTO DE VARIÁVEIS DEPENDENTES E INDEPENDENTES

Variável Dependente	clas	Definição ou terminologia inglesa	Autor(es)
Empresa em continuidade	0	Non-failed firms	Jones e Hensher, 2004
Empresa em dificuldade financeira	1	Insolvent firms	Jones e Hensher, 2004
Falência	2	Bankruptcy firms	Jones e Hensher, 2004
Variável Independente/Indicador	Sigla	Definição ou terminologia inglesa	Autor(es)
Índice de Incerteza quanto à política economica	epu	Economic policy uncertainty	Baker, Bloom e Davis; 2013
Disponível/Ativo Total	ceta	Cash resources and equivalents to total assets	Jones e Hensher, 2004
Dívida Total/Fluxo de Caixa Operacional	tdcf	Total debt to operating cash flow	Jones e Hensher, 2004
Dívida Total/Patrimônio Líquido	tdte	Total debt to total equity	Jones e Hensher, 2004
Capital de Giro/Ativo Total	wcta	Working capital to total assets	Jones e Hensher, 2004; Chava e Jarrow,2004
Receita/Ativo Total	rta	Revenue to total assets	Jones e Hensher, 2004
Fluxo de Caixa Operacional Líquido/ Ativo Total	cfta	Net operating cash flow to total assets	Jones e Hensher, 2004; T e Wilson, 2013
Taxa de inflação	ir	US consumer price index change	Tinoco e Wilson, 2013
Taxa de Crescimento do Produto Interno Bruto	ggr	GDP growth rate	Tinoco e Wilson, 2013
Logaritmo do preço de mercado das ações da empresa	pcl	Price close logarithm	Tinoco e Wilson, 2013;
Retorno Residual Cumulativo Defasado	cfc	Cash flow cover	Tinoco e Wilson, 2013
Valor de mercado da cia/Capitalização de mercado total	size	Company market capitalization to total market capitalization	Tinoco e Wilson, 2013
Razão de cobertura de juros	icr	Interest coverage ratio	Tinoco e Wilson, 2013
Índice de cobertura	eie	Lucro antes de juros e impostos/despesa financeira	Tinoco e Wilson, 2013

ANEXO II – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DAS VARIÁVEIS

	e pu	emv	ceta	icr	tdte	rta	wcta	eie	tdcf	cfta	cfc	pcl	size	ir	ggr
e pu	1.0000														
emv	0.6678 0.0000	1.0000													
ceta	-0.0099 0.0572	-0.0060 0.2500	1.0000												
icr	-0.0106 0.0458	-0.0029 0.5795	-0.0099 0.0972	1.0000											
tdte	-0.0107 0.0349	-0.0055 0.2822	0.0027 0.6322	-0.0003 0.9524	1.0000										
rta	0.0045 0.3604	-0.0069 0.1559	0.0442 0.0000	0.0591 0.0000	-0.0007 0.8934	1.0000									
wcta	0.0033 0.4850	0.0043 0.3607	-0.0855 0.0000	0.0018 0.7356	-0.0001 0.9903	-0.0815 0.0000	1.0000								
eie	0.0115 0.1378	-0.0048 0.5368	0.0457 0.0000	0.6054 0.0000	-0.0009 0.9069	0.0030 0.7030	0.0499 0.0000	1.0000							
tdcf	-0.0160 0.0515	-0.0042 0.6091	-0.0042 0.6200	0.0008 0.9286	-0.0106 0.1991	0.0147 0.0753	0.0127 0.1292	0.0003 0.9739	1.0000						
cfta	0.0103 0.1839	0.0071 0.3590	-0.0937 0.0000	-0.0217 0.0103	0.0071 0.3900	-0.8891 0.0000	-0.1441 0.0000	0.0050 0.5368	-0.0120 0.1440	1.0000					
cfc	-0.0112 0.1667	0.0103 0.2042	-0.0599 0.0000	-0.5917 0.0000	0.0021 0.8012	-0.0487 0.0000	-0.0796 0.0000	-0.6595 0.0000	-0.0007 0.9317	0.0474 0.0000	1.0000				
pcl	0.0165 0.0001	-0.0141 0.0007	-0.1734 0.0000	0.0241 0.0000	-0.0033 0.5612	-0.0208 0.0001	0.0110 0.0332	0.0207 0.0112	-0.0062 0.4749	0.0701 0.0000	-0.0078 0.3596	1.0000			
size	0.0031 0.4403	-0.0003 0.9315	-0.0863 0.0000	0.0128 0.0213	0.0034 0.5291	-0.0104 0.0427	0.0078 0.1138	0.0042 0.5953	0.0008 0.9238	0.0846 0.0000	-0.0052 0.5222	0.1568 0.0000	1.0000		
ir	0.8502 0.0000	0.2903 0.0000	-0.0065 0.2134	-0.0088 0.0974	-0.0132 0.0095	0.0020 0.6802	0.0041 0.3804	0.0049 0.5235	-0.0221 0.0071	0.0165 0.0336	-0.0080 0.3259	0.0032 0.4412	0.0005 0.9035	1.0000	
ggr	-0.6120 0.0000	0.1303 0.0000	0.0048 0.3591	0.0115 0.0299	0.0134 0.0083	-0.0122 0.0124	0.0012 0.8035	-0.0157 0.0433	0.0177 0.0315	-0.0078 0.3150	0.0204 0.0118	-0.0173 0.0000	-0.0017 0.6801	-0.8734 0.0000	1.0000

ANEXO III – O MODELO MULTINOMIAL LOGÍSTICO (baseado em Greene, 2011)

Existem diversas premissas assumidas pelo modelo multinomial logístico, uma vez que basicamente todo o sistema de equações de (18) a (26) são pressupostos do modelo com efeitos aleatórios. Cabe ressaltar que o ML com efeitos aleatórios não assume independência completa entre todas as observações. Ao contrário do MNL, o ML assume que os níveis da variável dependente possuem uma ordenação de importância ($Y_i = \{0,1,2\}$).

O vetor de variáveis explicativas (efeitos fixos) é independente dos termos de inovação ($\xi_{it} = \eta_i + \epsilon_{it}$), que são independentes $E(\xi_{it}|x) = 0$, ou seja, as variáveis explicativas x não possuem nenhuma informação que possa explicar ξ_{it} . Em relação ao pressuposto de independência das observações, dado o vetor de variáveis explicativas (efeitos fixos), os termos de inovação ($\xi_{it} = \eta_i + \epsilon_{it}$) são independentes quando forem observações distintas em períodos distintos ($Cov(\xi_{it}, \xi_{js}|x) = 0$ se $i \neq j$ e $t \neq s$).

Jones e Hensher (2004) utilizam o modelo de utilidade aleatória para introduzir as variáveis latentes de propensão à insolvência. Entretanto, modelos de utilidade aleatória consideram escolhas de consumidores dentro de uma cesta de produtos visando maximizar uma função de utilidade. Em paralelo, o objeto de estudo do artigo são empresas, que realizam escolhas de indicadores de liquidez, lucratividade e alavancagem visando maximização de lucro.

Adicionalmente, as variáveis explicativas incluídas no vetor de efeitos fixos não são insumos de produção típicos, tais como capital e trabalho, e podem ser vistas como indicadores de resultado, alavancagem ou estado de liquidez da empresa. Os autores reconhecem essa relativa fragilidade do arcabouço teórico, mas julgam que isso não deverá afetar a dinâmica da distribuição da variável latente não-observada.

Do ponto de vista contábil financeiro, as variáveis explicativas incluídas no modelo são adequadamente justificadas através de artigos anteriores. De igual modo, os três níveis da variável dependente, que representa o estado de solvência das firmas, estão baseados em um arcabouço teórico da literatura anterior. O modelo estatístico escolhido é consistente com os dados e com a ideia de heterogeneidade não-observada nos dados.

2. Modelo de Utilidade Aleatória

Seja uma função de utilidade $u(X_i)$, onde $X_i = [X_{i1}(p, I), \dots, X_{iq}(p, I)]$ é um vetor de quantidades de produtos consumidos e $p = [p_1, \dots, p_q]$ é um vetor de preços e I é a renda total disponível do consumidor i . Deseja-se maximizar a utilidade sujeita à restrição de renda I .

$$\text{MAX}_{X_i} u(X_i) \text{ sujeito à } X_i'q \quad (1)$$

A solução de maximização irá gerar um sistema de equação de demanda:

$$X_i = X_i(p, I) \quad i = 1, \dots, n + 1 \quad (2)$$

O modelo de utilidade aleatória baseia-se na noção de que os indivíduos derivam suas utilidades através de escolhas entre cestas de produtos. As funções de utilidade são as variáveis aleatórias latentes e as variáveis dependentes discretas (0,1,2) são as manifestações observadas das utilidades subjacentes. Assim, temos uma função $u: X_i \rightarrow \Re$ que ordena cada “cesta” de consumo. Se um consumidor prefere a cesta A em relação à cesta B então:

$$X_i^a \succcurlyeq X_i^b \Leftrightarrow u(X_i^a) \geq u(X_i^b) \quad (3)$$

Considere um gerente de uma empresa e a utilidade advinda do aluguel de uma máquina u_i^a ou a utilidade advinda da compra de uma máquina u_i^b . A escolha observada entre as opções $y_i = \{0,1\}$, ou seja, compra ou aluguel, então revela quais das duas opções revelam a utilidade:

$$u_i^a = x' \hat{\beta}_a + \eta_a + \xi_a \quad (4)$$

$$u_i^b = x' \hat{\beta}_b + \eta_b + \xi_b \quad (5)$$

onde, η_b e η_a são efeitos aleatórios que afetam a função de utilidade. A probabilidade de escolha da cesta A em relação a cesta B é dada por:

$$\begin{aligned} P(Y_i = 1 | X) &= P(u_i^a > u_i^b | X) = P(x' \hat{\beta}_a + \eta_a + \xi_a > x' \hat{\beta}_b + \eta_b + \xi_b | X) = \\ &P(x' [\hat{\beta}_a - \hat{\beta}_b] + [\eta_a - \eta_b] + [\xi_a - \xi_b] > 0 | X) = P(x' \beta + \eta + \xi > 0) \end{aligned} \quad (6)$$

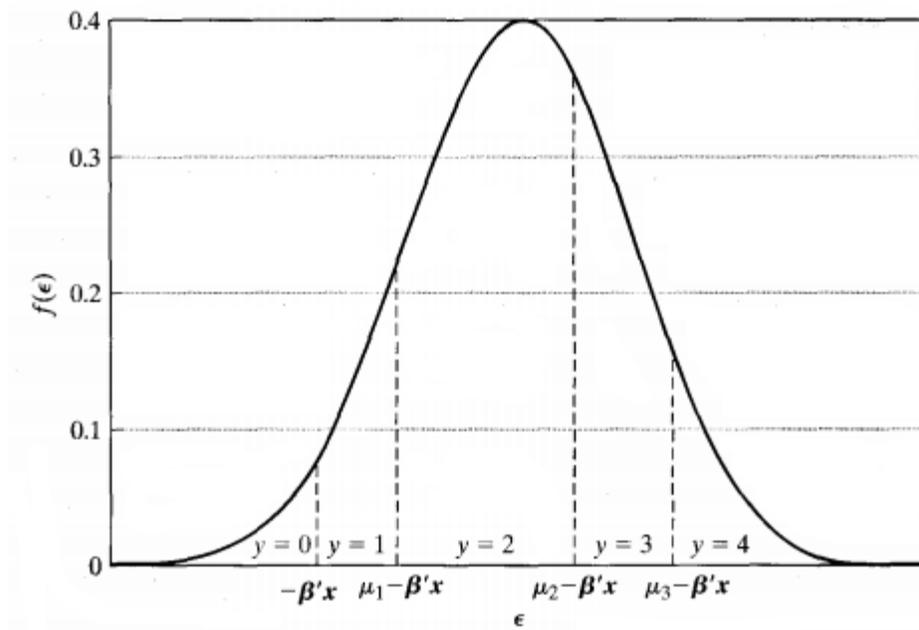
onde, $\beta = [\hat{\beta}_a - \hat{\beta}_b]$, $\eta = [\eta_a - \eta_b]$ e $\xi = [\xi_a - \xi_b]$.

Utilizando variáveis latentes para introduzir os modelos probabilísticos, vemos que os modelos de utilidade aleatória implicam nos modelos probabilísticos.

3. Modelo Multinomial Logístico (MML)

Seja uma variável aleatória y_i^* uma variável latente, não observada, indicando a propensão à insolvência da firma. Podemos definir uma variável discreta na forma:

$$y_i = \begin{cases} 0 & \text{se } -\infty < y_i^* \leq 0 \\ 1 & \text{se } 0 < y_i^* \leq \mu_1 \\ 2 & \text{se } \mu_1 < y_i^* \leq \mu_2 \\ \vdots & \vdots \\ J & \text{se } \mu_{J-1} < y_i^* \end{cases} \quad (7)$$



Desta forma podemos estimar os parâmetros β e μ_i utilizando máxima verossimilhança. As probabilidades de cada nível de y_i são dadas por:

$$P(Y_i = 0 | x) = \Lambda(-x'\beta - \eta) \quad (8)$$

$$P(Y_i = 1 | x) = \Lambda(\mu_1 - x'\beta - \eta) - \Lambda(-x'\beta - \eta) \quad (9)$$

$$P(Y_i = 2 | x) = \Lambda(\mu_2 - x'\beta - \eta) - \Lambda(\mu_1 - x'\beta - \eta) \quad (10)$$

$$P(Y_i = J | x) = 1 - \Lambda(\mu_{j-1} - x'\beta - \eta) \quad (11)$$

onde, $0 < \mu_1 < \mu_2 < \dots < \mu_{j-1}$ e Λ é a letra grega lambda maiúscula, utilizada para representar a função logit.

$$P(Y_i = y_i) = \frac{\exp(y_i)}{1 + \exp(y_i)} \quad (12)$$

Considerando um modelo contendo somente três níveis, os efeitos marginais são dados por:

$$\frac{\partial P(Y_i=0 | x)}{\partial x} = \frac{\partial \Lambda(-x'\beta - \eta)}{\partial x} \beta \quad (13)$$

$$\frac{\partial P(Y_i=1 | x)}{\partial x} = \left[\frac{\partial \Lambda(-x'\beta - \eta)}{\partial x} - \frac{\partial \Lambda(\mu_1 - x'\beta - \eta)}{\partial x} \right] \beta \quad (14)$$

$$\frac{\partial P(Y_i=2 | x)}{\partial x} = \frac{\partial \Lambda(\mu_1 - x'\beta - \eta)}{\partial x} \beta \quad (15)$$

3.1. Função de Máxima Verossimilhança.

Considerando uma variável latente e um modelo como efeitos aleatórios:

$$y_{it}^* = x'_{it}\beta + \eta_i + \epsilon_{it}, i = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T \quad (16)$$

$$y_i = \begin{cases} 0 & \text{se } -\infty < y_{it}^* \leq 0 \\ 1 & \text{se } 0 < y_{it}^* \leq \mu_1 \\ 2 & \text{se } \mu_1 < y_{it}^* \leq \mu_2 \end{cases} \quad (17)$$

Também podemos escrever a variável latente como $y_{it}^* = x'_{it}\beta + \xi_{it}$, onde, $\xi_{it} = \eta_i + \epsilon_{it}$, ϵ_{it} é uma variável aleatória com distribuição de probabilidade logística, e η_i é uma variável aleatória com distribuição normal. Neste modelo temos os seguintes pressupostos:

$$E(\xi_{it}|x) = 0 \quad (18)$$

$$Cov(\xi_{it}, \xi_{js}|x) = \begin{cases} Var(\xi_{it}|x) = \sigma_\xi^2 & \text{se } i = j \text{ e } t = s \\ 0 & \text{se } i \neq j \text{ e } t \neq s \end{cases} \quad (19)$$

$$\rho(\xi_{it}, \xi_{js}|x) = \frac{\sigma_\epsilon^2}{\sigma_\xi^2 + \sigma_\epsilon^2} \quad (20)$$

$$E(\eta_t|x) = 0 \quad (21)$$

$$Cov(\eta_t, \eta_j|x) = \begin{cases} Var(\eta_t|x) = \sigma_{\eta_t}^2 & \text{se } i = j \\ 0 & \text{se } i \neq j \end{cases} \quad (22)$$

$$Var(\epsilon_{it}|x) = \sigma_\xi^2 + \sigma_\epsilon^2 \quad (23)$$

A probabilidade associada a i -ésima observação é dada por: $P(y_i|x_i) = \int_{L_i}^{U_i} f(\xi_i)d\xi_i$, onde os limites de integração são dados por $(L_i, U_i) = (-\infty; -x'\beta)$ quando $y_i = 0$ e $(L_i, U_i) = (-x'\beta; \infty)$ quando $y_i = 1$. No caso da distribuição logística:

$$P(y_i|x_i) = \Lambda[(2y_i - 1)x'\beta] \quad (24)$$

A contribuição da observação i em todos os períodos T_i para a função de verossimilhança é dada por:

$$L_i = P(y_{i1}, \dots, y_{iT}|\mathbf{X}) = \int_{L_i T_i}^{U_i T_i} \dots \int_{U_1 T_1}^{U_1 T_1} f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT})d\xi_{i1} \dots d\xi_{iT} \quad (25)$$

Da regra da probabilidade condicional sabemos que:

$$f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT}, \eta_i) = f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT}|\eta_i)f(\eta_i) \quad (26)$$

Da regra da probabilidade total temos:

$$f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT}) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT}|\eta_i)f(\eta_i) d\eta_i \quad (27)$$

Este é o formato da equação (4) na página 1016 do artigo “Predicting Firm Financial Distress”, entretanto os autores utilizam q para representar as firmas no lugar de i . O índice t é omitido, indicando que os autores não consideraram os efeitos aleatórios de tempo típicos de um modelo para dados em painéis.

Desta forma temos uma maneira de obter a função conjunta $f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT})$ que aparece na integral L_i .

Como as distribuições condicionais $(\xi_{i1}|\eta_i, \xi_{i2}|\eta_i, \dots, \xi_{iT}|\eta_i)$ são independentes podemos escrever:

$$f(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iT}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \prod_{t=1}^T f(\xi_{it}|\eta_i) f(\eta_i) d\eta_i \quad (28)$$

Inserindo esta expressão na integral L_i temos:

$$L_i = P(y_{i1}, \dots, y_{iT}|\mathbf{X}) = \int_{L_i T_i}^{U_i T_i} \dots \int_{U_i T_i}^{U_i T_i} \left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} \prod_{t=1}^T f(\xi_{it}|\eta_i) f(\eta_i) d\eta_i \right\} d\xi_{i1} \dots d\xi_{iT}$$

Modificando a ordem de integração entre $d\eta_i$ e $(d\xi_{i1} \dots d\xi_{iT})$, podemos escrever:

$$L_i = P(y_{i1}, \dots, y_{iT}|\mathbf{X}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \prod_{t=1}^T \left[\int_{U_i T_i}^{U_i T_i} f(\xi_{it}|\eta_i) d\xi_{it} \right] f(\eta_i) d\eta_i$$

O formato final da função de verossimilhança será:

$$L_i = P(y_{i1}, \dots, y_{iT}|\mathbf{X}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \prod_{t=1}^T [P(Y_{it} = y_{it} | x' \hat{\beta} + \eta_i)] f(\eta_i) d\eta_i \quad (29)$$

O qual pode ser estimado através de máxima verossimilhança simulada.

ANEXO IV – O MODELO DE RISCO (baseado em Shumway, 2001)

Shumway (2001) diferencia formalmente modelos estáticos e modelos de risco usando funções de máxima verossimilhança. Por simplicidade, o autor assume que a falência pode ocorrer apenas em momentos discretos no tempo, $t = 1, 2, \dots, T$. As amostras de empresas para estimação de falências apresentam dados de empresas que existiram entre os tempos $t = 1$ e $t = T$. Cada empresa vai à falência durante o período amostral, sobrevive ao período amostral ou deixa a amostra por outro motivo, tal como a fusão ou a liquidação. O momento da falência é o tempo t_i , onde i é o índice de cada firma da amostra, no qual a empresa deixa a amostra por qualquer motivo. Uma variável de aproximação y_i é igual a um se a firma faliu no tempo t_i e igual a zero em qualquer outro caso. A função densidade de probabilidade da falência é dada por $f(t, x; \theta)$, onde θ representa o vetor de parâmetros da função e x representa um vetor de variáveis explicativas usadas para estimar a falência.

Os modelos estáticos apresentam função de máxima verossimilhança da seguinte forma:

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n F(t_i, x_i; \theta)^{y_i} [1 - F(t_i, x_i; \theta)]^{1-y_i}$$

em que F é a função densidade acumulada que corresponde a $f(t, x; \theta)$. Também por simplicidade Shumway (2001) denomina todos os modelos que pertençam a essa família como modelos logísticos.

A descrição de modelos de risco requer duas definições adicionais. As funções de sobrevivência, $S(t, x; \theta)$, e as funções de risco, $\phi(t, x; \theta)$, são definidas da seguinte forma:

$$S(t, x; \theta) = 1 - \sum_{j < t} f(j, x; \theta); \quad \phi(t, x; \theta) = \frac{f(t, x; \theta)}{S(t, x; \theta)}$$

A função de sobrevivência é a probabilidade de sobreviver até o tempo t e a função de risco é a probabilidade de falência no tempo t , condicionada à sobrevivência até o tempo t . A função de verossimilhança do modelo de risco é:

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n \phi(t_i, x_i; \theta)^{y_i} S(t_i, x_i; \theta)$$

Uma forma paramétrica para a função de risco, $\phi(t, x; \theta)$, é frequentemente assumida. O modelo pode incorporar variáveis explicativas que mudam no tempo tornando x dependente do tempo.

Modelos estáticos e modelos de risco são intimamente relacionados. Para tornar clara a relação entre os modelos, Shumway (2001) define um logístico multiperíodo como um modelo logístico que é estimado com dados sobre as firmas em cada ano de suas existências como se cada firma ano fosse uma observação independente. A variável dependente em um modelo logístico de multiperíodo é igual a um apenas no ano em que o pedido de falência ocorrer. O autor propõe e prova que um modelo logístico de multiperíodo é equivalente a um modelo de risco em tempo discreto com função de risco $F(t, x; \theta)$. Uma vez que o modelo é estimado com dados de cada ano como se fossem uma observação separada, sua função de verossimilhança é

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n \left(F(t_i, x_i; \theta)^{y_i} \prod_{j < t_i} [1 - F(j, x_i; \theta)] \right)$$

Como uma função de distribuição acumulada, F é estritamente positiva e com limite superior de 1. Uma vez que F depende de t , e é positiva e limitada, ela pode ser interpretada como uma função de risco. Substituindo F com a função de risco ϕ :

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n \left(\phi(t_i, x_i; \theta)^{y_i} \prod_{j < t_i} [1 - \phi(j, x_i; \theta)] \right)$$

Cox e Oakes (1984) mostram que a função de sobrevivência para um modelo temporal discreto de risco satisfaz a seguinte expressão

$$S(t, x; \theta) = \prod_{j < t_i} [1 - \phi(j, x; \theta)]$$

Substituindo a equação anterior na que lhe precede demonstra que a função de verossimilhança de um modelo logístico multiperíodo é equivalente à função de verossimilhança de um modelo temporal discreto de risco, com a taxa de risco $\phi(t, x; \theta) = F(t, x; \theta)$.

Na sequência, Shumway (2001) afirma que, dada a relação entre modelos de risco e estáticos, é possível identificar a origem e o efeito do viés de seleção em modelos prévios de previsão de falência. Ele usa um exemplo simples e um argumento geral para a inconsistência de

modelos estáticos e a consistência de modelos de risco. Para a consistência ele supõe que existam dois períodos nos quais a falência seja possível. Uma variável aproximativa y_{it} é igual a um se a firma i vai à bancarrota no período t . Em cada período cada empresa tem uma variável explicativa não estocástica, x_{it} , que pode assumir apenas os valores zero ou um. Essa variável está relacionada à probabilidade de falência da firma pela $Prob(y_{it} = 1) = \theta x_{it}$. Existem N empresas para as quais ambos y_{it} e x_{it} são observáveis no período 1. No período subsequente apenas firmas que não faliram no período 1 são observáveis. Cada observação da empresa é assumida como independente e identicamente distribuída. O problema é estimar θ tendo em vista os dados disponíveis.

Primeiro considere o estimador do modelo de risco para θ . O modelo de falência assumido acima estipula que o risco de uma firma é independente de sua idade. O modelo de risco de tempo discreto descrito pela proposição tem uma taxa de risco igual à função de distribuição acumulada de y . Por conseguinte, a função de risco para esse problema é igual à probabilidade de falência ($\phi = F = \theta x_{it}$), e a função de log verossimilhança para o modelo é dada por:

$$\mathcal{L}_H = \ln \left\{ \prod_{i=1}^N (\theta_H x_{i1})^{y_{i1}} [(1 - \theta_H x_{i1})(\theta_H x_{i2})^{y_{i2}} (1 - \theta_H x_{i2})^{(1-y_{i2})}]^{(1-y_{i1})} \right\}$$

Os termos envolvendo valores no período 2 são elevados à potência $(1 - y_{i1})$ porque eles são observados apenas quando a firma não faliu no período 1.

A condição de primeira ordem para a maximização dessa função de verossimilhança é:

$$\frac{\partial \mathcal{L}_H}{\partial \hat{\theta}_H} = \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{y_{i1}}{\hat{\theta}_H} + (1 - y_{i1}) \left[\frac{-x_{i1}}{(1 - \hat{\theta}_H x_{i1})} + \frac{y_{i2}}{\hat{\theta}_H} - \frac{(1 - y_{i2})x_{i2}}{(1 - \hat{\theta}_H x_{i2})} \right] \right\} = 0$$

Usando o fato que tanto x_{it} quanto y_{it} podem assumir valores de zero ou um, essa expressão pode ser simplificada para:

$$\sum_{i=1}^N \frac{y_{i1} + (1 - y_{i1})y_{i2}}{\hat{\theta}_H} = \sum_{i=1}^N \frac{(1 - y_{i1})x_{i1} + (1 - y_{i1})(1 - y_{i2})x_{i2}}{(1 - \hat{\theta}_H)}$$

Isso conduz ao estimador de máxima verossimilhança:

$$\hat{\theta}_H = \frac{\sum_{i=1}^N (y_{i1}(1 - y_{i1})y_{i2})}{\sum_{i=1}^N (y_{i1} + (1 - y_{i1})y_{i2} + (1 - y_{i1})x_{i1} + (1 - y_{i1})(1 - y_{i2})x_{i2})}$$

Uma vez que firmas com $x_{it} = 0$ não apresentam probabilidade de falência e firmas com $y_{it} = 1$ não são observadas no período 2, a expressão anterior pode ser simplificada ainda mais para:

$$\hat{\theta}_H = \frac{\sum_{i=1}^N (y_{i1} + y_{i2})}{\sum_{i=1}^N (x_{i1} + x_{i2})}$$

Trata-se de uma estimativa natural de probabilidade de falência. O numerador iguala o número total de falências observadas, enquanto o denominador é o número total de firmas em risco de falência nos dois períodos. Adicionalmente, uma vez que $(E(y_{it}) = 1) = \theta x_{it}$, $\hat{\theta}_H$ é não viesado para θ . Aceitando a premissa i.i.d. anteriormente assumida, $\hat{\theta}_H$ é também consistente para θ pela lei dos grandes números.

Agora, considere o estimador estático no mesmo problema. Esse estimador assume apenas uma observação para cada firma. Empresas que vão à falência no período 1 são registradas em falência, e todas as outras firmas são registradas no período 2. A mal especificada função de verossimilhança para esse estimador é

$$\mathcal{L}_S = \ln \left\{ \prod_{i=1}^N (\theta_S x_{i1})^{y_{i1}} [(\theta_S x_{i2})^{y_{i2}} (1 - \theta_S x_{i2})^{(1-y_{i2})}]^{(1-y_{i1})} \right\}$$

Com a condição de primeira ordem

$$\frac{\partial \mathcal{L}_S}{\partial \theta_S} = \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{y_{i1}}{\theta_S} + (1 - y_{i1}) \left[\frac{y_{i2}}{\theta_S} - \frac{(1 - y_{i2})x_{i2}}{(1 - \theta_S x_{i2})} \right] \right\} = 0$$

Comparando a equação anterior com a equação

$$\frac{\partial \mathcal{L}_H}{\partial \theta_H} = \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{y_{i1}}{\theta_H} + (1 - y_{i1}) \left[\frac{-x_{i1}}{(1 - \theta_H x_{i1})} + \frac{y_{i2}}{\theta_H} - \frac{(1 - y_{i2})x_{i2}}{(1 - \theta_H x_{i2})} \right] \right\} = 0, \text{ vê-se que o estimador estático da}$$

condição de primeira ordem $\frac{y_{i2}}{\theta}$ não aparece nessa equação. Fora esta exceção, as condições são idênticas. Usando argumentos similares aos acima, o modelo estático de condição de máxima verossimilhança pode ser reescrito como

$$\sum_{i=1}^N \frac{y_{i1} + (1 - y_{i1})y_{i2}}{\hat{\theta}_S} = \sum_{i=1}^N \frac{(1 - y_{i1})(1 - y_{i2})x_{i2}}{(1 - \hat{\theta}_S)}$$

que resulta em

$$\hat{\theta}_S = \frac{\sum_{i=1}^N (y_{i1} + y_{i2})}{\sum_{i=1}^N (y_{i1} + x_{i2})}$$

Esse estimador estático iguala o número total de falências dividido pelo número de falências do período 1 somado ao número de empresas em risco de falência no período 2. Ele não leva em consideração firmas em risco de falência no período 1. Portanto, produz estimativas enviesadas e inconsistentes. O viés nesse estimador pode ser escrito da seguinte forma:

$$E(\hat{\theta}_S) - \theta = E \left\{ \frac{\sum_{i=1}^N (y_{i1} + y_{i2}) \sum_{i=1}^N (x_{i1} + y_{i1})}{\sum_{i=1}^N (x_{i1} + x_{i2}) \sum_{i=1}^N (y_{i1} + x_{i2})} \right\}$$

Uma vez que o denominador na equação anterior é sempre positivo e a esperança matemática do numerador é positiva o viés nos estimadores dos modelos estáticos será positivo. Isso é consistente com aquilo que a intuição sugere. As estimativas de θ dos modelos estáticos são grandes demais porque não consideram firmas que, mesmo estando em risco, não faliram.