Projeto de P&D "Índice de Sustentabilidade Econômico-Financeira das Distribuidoras de Energia Elétrica"

Previsão de Insolvência e Risco de Crédito

Adriano Rodrigues
Marcelo Alvaro Macedo
Rodrigo Scalzer
Ricardo Razuk
Marcelo Guzella

NOVEMBRO/2017

Sumário

1 Introdução 4

2 Ferramentas de Análise de Insolvência 6

2.1 Análise Discriminante 6

2.1.1 Características da Técnica 6
2.1.2 Utilização na Literatura de Insolvência 7

2.2 Regressão Logística 9

2.2.1 Formato Binomial 9
2.2.2 Formato Multinomial 10
2.2.3 Utilização na Literatura 10

2.3 Análise Envoltória de Dados 11

2.3.1 Características da Técnica 11
2.3.2 Utilização na Literatura 14

3 Estudos sobre Previsão de Insolvência 17

4 Estudos com foco em Risco de Crédito 28

5 Algumas Pesquisas no Setor Elétrico 30

6 Consideração Final 32

7 Referências 33

Previsão de Insolvência e Risco de Crédito

Adriano Rodrigues
Marcelo Alvaro Macedo
Rodrigo Scalzer
Ricardo Razuk
Marcelo Guzella

1 Introdução

A previsão da insolvência empresarial há bastante tempo vem sendo objeto de pesquisas, devido ao seu nível de importância e aos impactos que esse tipo de evento gera nos *stakeholders* associados à empresa (ALTMAN, 1984). Pesquisas com finalidade de buscar os melhores métodos para previsão de insolvências já incorporam um histórico de mais de 45 anos de existência, se for considerado que o seu início tenha se dado com o trabalho de Beaver (1966).

Dentro dessa linha de pesquisa, a relevância e a qualidade da informação contábil sempre foram destacadas como tendo um papel fundamental, uma vez que elas são a fonte originária das informações utilizadas pelos indicadores financeiros (ALTMAN,1968; BALCAEN E OOGHE,2006; BALL E BROWN,1968; BEAVER,1966; DIMITRAS ET AL.,1996; WATTS, 1990; WATTS E ZIMMERMAN, 1978). Beaver (1966), em um dos trabalhos com a utilização de indicadores contábeis para previsão de insolvência empresarial, trouxe uma grande contribuição ao demonstrar que a utilidade da informação contábil consistia em sua capacidade de predição.

Um dos conceitos fundamentais associados às pesquisas de previsão de insolvência é a definição propriamente dita do que seria insolvência. Para Dimitras et al. (1996), a definição de insolvência depende, basicamente, dos interesses específicos do pesquisador ou das condições das firmas que estiverem sob análise. De uma forma geral, insolvência poderia ser definida como a situação em que a empresa não pode pagar os credores, acionistas minoritários, fornecedores, etc., ou alternativamente, também poderia ser definida conforme legislações específicas. Para Beaver (1966), a definição de insolvência poderia ser a incapacidade da empresa em honrar com seus compromissos financeiros conforme eles vão chegando a sua maturidade. Para

o autor, a maturidade é o vencimento das obrigações, como, por exemplo, a falta de pagamento de um título de dívida, o saldo negativo da conta bancária e a falta de pagamento de dividendos para ações preferenciais. Atentando-se a essa questão, Ohlson (1980) já destacava a arbitrariedade presente no critério utilizado para a definição de insolvência nos trabalhos da literatura até aquele momento.

Essa questão de diferenciação quanto aos possíveis critérios para definição do que seria insolvência ainda permeia os recentes trabalhos da literatura acadêmica. (JACKSON E WOOD, 2013; BALCAEN ET AL., 2011; SOARES E REBOUÇAS, 2014)

Balcaen et al (2011) buscaram aprofundar o estudo da insolvência, tentando diferenciar os diversos "estados de insolvência", discriminando-os entre falência, liquidação voluntária e fusões e aquisições. Dessa forma, dentre as empresas que enfrentam problemas financeiros, a saída do mercado poderia se dar de duas formas diferentes, a saída voluntária ou a saída forçada, a qual é menos eficiente. A saída voluntária levaria, em um segundo momento, a uma liquidação dos ativos da empresa ou a algum processo de fusão e aquisição.

Para Balcaen et al (2011), essas distinções são importantes para evitar que problemas existentes em alguns estudos de insolvência permaneçam, de forma a comparar empresas que faliram com empresas saudáveis que posteriormente prosseguem suas operações normalmente. No estudo, foram levantadas evidências de que a liquidação voluntária e a falência seguem caminhos diferentes entre as empresas, uma vez que a liquidação voluntária está mais associada a empresas com caixa maior, passivos cobertos, menor tamanho e menor participações em grupos empresariais. Dessa forma, os autores entendem terem dado passos adicionais na literatura ao diferenciarem insolvência de liquidação voluntária.

Assim, insolvência é um conceito que poderia ser definido de diversas maneiras e não há consenso na literatura sobre qual seria a melhor definição a ser utilizada. Conforme Wruck (1990), esse conceito poderia estar associado ao patrimônio líquido negativo de uma empresa, uma vez que se entende que uma empresa nessa situação estaria em uma situação de dificuldade financeira extrema. Como mencionado, para Beaver (1966), a insolvência estaria associada à falta de capacidade de se honrar seus compromissos antes do seu vencimento. Por sua vez, Altman (1968) definiu insolvência pelo fato de a empresa ter pedido concordata segundo a legislação norte americana.

No Brasil, o primeiro dispositivo legal que tratou desse tema foi o Decreto-Lei nº 7.665/1945 (Lei de Falências e Concordatas), o qual definia concordata com um processo de renegociação de prazos de vencimentos de dívida para evitar ou

suspender o processo de falência. Por fim, isso acabou se alterando com a advinda da Lei nº 11.101/2005, em que a concordata foi substituída pela recuperação judicial. Enquanto a primeira dependia da decisão do juiz, baseada na boa-fé da empresa, a segunda possui caráter contratual, uma vez que depende da aprovação de 3/5 dos credores da empresa.

Nos tópicos a seguir, será feita uma revisão das principais ferramentas e estudos que marcaram a literatura sobre previsão de insolvência.

2 Ferramentas de Análise de Insolvência

Nesta Seção, apresenta-se uma revisão das ferramentas que serão utilizadas, discutindo-se aspectos operacionais/estatísticos e aplicações das mesmas.

2.1 Análise Discriminante

2.1.1 Características da Técnica

De acordo com Hair et al. (2010), a análise discriminante é uma técnica multivariada baseada em uma combinação linear que busca separar dois ou mais objetos/eventos, com a finalidade de, através de um conjunto de variáveis explicativas, discriminar os objetos em grupos distintos segundo os escores calculados para cada um deles, em relação a um escore crítico que seja o divisor desses grupos. Deste modo, a análise discriminante busca maximizar a variância entre os grupos e minimizar a variância dentro dos grupos obtidos por meio da variável dependente, através de estimativas de pesos discriminantes nas variáveis independentes. Para isso, a função discriminante assume a seguinte forma:

$$Z_{jk} = \alpha + W_1 X_{1k} + W_2 X_{2k} + \ldots + W_n X_{ik}$$

Onde:

Z_{jk} = escore Z discriminante da função discriminante j para o objeto k;

α = intercepto;

W_i = peso discriminante da variável i; e

X_{ik} = variável independente i para o objeto k

Se ao utilizar a análise discriminante for encontrado um alto grau de sobreposição entre as distribuições estatísticas dos grupos, a análise será pobre em discriminar os

grupos analisados. Ao invés disso, se as distribuições estatísticas se sobrepuserem pouco, então a análise discriminante será tratada como uma boa discriminadora entre os grupos. Essa comparação entre as distribuições é baseada nos centroides de cada um dos grupos e o teste para significância estatística da função discriminante é baseado na diferença entre cada um desses centroides.

Uma das maiores limitações da utilização da análise discriminante está na exigência dos seus pressupostos para os dados que são utilizados na análise. De acordo com Hair et al. (2010), a análise discriminante possui os seguintes pressupostos:

i. Normalidade multivariada;
ii. Ausência de Multicolinearidade; e
iii. Homogeneidade das Matrizes de Variância-Covariância.

Nesse contexto, a normalidade multivariada pressupõe que a distribuição das variáveis utilizadas no modelo, bem como a combinação entre elas, assume uma distribuição normal. Já a ausência de multicolinearidade supõe que não exista alta correlação entre as variáveis independentes utilizadas. Por fim, a homogeneidade das matrizes de variância-covariância, geralmente testada pela estatística Box's M, busca averiguar se existe discrepância na dispersão verificada para os diferentes grupos, o que geraria problemas para que a análise discriminante fizesse uma classificação das observações.

No caso em que o pesquisador precisa definir mais do que dois grupos, serão necessários estimar N-1 funções discriminantes, aonde N é o número de grupos a serem discriminados.

2.1.2 Utilização na Literatura de Insolvência

Muitos trabalhos na literatura já se utilizaram da análise discriminante para fazer a análise de insolvência das empresas. Altman (1968) apresentou uma inovação à sua época com uma proposta de análise multivariada discriminante através de um modelo para a avaliação de insolvência. Posteriormente, esse modelo viria a ser novamente testado e melhorado com Altman et al. (1977) através do modelo Zeta e, mais tarde, Altman (1984) viria a documentar a notoriedade e a grande replicação que o modelo Zeta passou a ter na literatura sobre insolvência, tanto norte americana quanto no resto do mundo, com aplicações em diversos outros países, dentre eles o Brasil.

Li e Rahgozar (2012) fizeram um estudo para verificar a acurácia do modelo Zeta com dados de empresas americanas entre os anos de 2000 a 2010, utilizando empresas dos capítulos 7 e 11 do Bankruptcy Code americano, referentes à

Reorganizações e Liquidações respectivamente. O trabalho encontrou evidência de que o modelo ainda é eficaz para prever insolvência tanto de empresas não financeiras quanto de empresas financeiras. Apesar disso, Grice e Ingram (2001) reaplicaram o modelo de Altman (1968) com a utilização de uma amostra com dados entre os anos de 1985 a 1991, e encontraram que houve uma redução de capacidade do modelo em classificar corretamente as empresas insolventes em relação aos valores originalmente encontrados por Altman (1968) caindo de 83,5% para 57,8%. Dessa maneira, concluiu-se que o modelo se mostrava eficiente dentro da sua própria amostra, mas era menos eficiente para outros tipos de amostra.

Eisenbeis (1977) já levantava uma série de críticas à utilização da análise discriminante para pesquisas em economia, negócios e finanças devido ao não atendimento de pressupostos que seriam necessários para o bom funcionamento dessa técnica, e que além disso, seriam bastante difíceis de serem atendidas dentro desse ambiente de pesquisa. Um desses pressupostos seria por exemplo o não atendimento ao fato de se ter a mesma matriz de variância-covariância dos preditores para os grupos de empresas em insolvência e empresas financeiramente saudáveis. Outro problema seria a ausência de normalidade multivariada.

No Setor Elétrico, Oh (2014) analisou a insolvência das empresas geradoras de energia eólica da Coréia do Sul. Utilizando 14 variáveis diferentes, verificou-se que a análise discriminante possuiu a capacidade de explicar 85,7% das empresas por meio do cálculo de eficiência global. Já Bobinaite (2015) fez a análise da sustentabilidade financeira das empresas bálticas geradoras de energia eólica, em que foram utilizados os dados de 63% das empresas existentes. Para tanto, foram feitas análises descritivas dos indicadores financeiros de lucratividade, liquidez, endividamento e eficiência na utilização dos ativos. Por fim, o trabalho executou uma análise da solvência das empresas baseando-se nos modelos de análise discriminante de Altman (1968), Taffler (1983) e Liss (2005). Esses modelos demonstraram que o risco de insolvência das empresas na região era alta na maioria dos casos, mas com tendência de queda ao longo dos períodos analisados.

No Brasil, Pereira et al. (2006) analisaram a performance financeira das distribuidoras de energia elétrica utilizando a análise discriminante com um conjunto de 19 indicadores financeiros, exclusivamente do ano de 2003. O trabalho concluiu que a liquidez e o capital de giro foram as variáveis com maior impacto para discriminar as empresas em análise.

2.2 Regressão Logística

2.2.1 *Formato Binomial*

De acordo com Fávero (2015), a regressão logística busca explicar o comportamento de uma variável categórica por meio de um conjunto de variáveis explicativas métricas ou não. Assim, a regressão logística possui o seguinte formato:

$$\ln(p_i/(1-p_i)) = \beta_0 + \beta_1 x_(1,i) + ... + \beta_k x_(k,i)$$

Onde o *logit* de probabilidade assume a probabilidade de um determinado evento (insolvência, por exemplo) ocorrer, em que p_i é a probabilidade de ocorrência do evento estudado e 1-p_i é a probabilidade de não ocorrência do evento. β_k são os parâmetros associados às variáveis explicativas x_(k,i), as quais representam cada variável utilizada, para os k indicadores utilizados e para as i observações utilizadas na amostra.

Vale ressaltar que, diferentemente da regressão linear múltipla, a regressão logística não estima seus parâmetros por meio do mecanismo de mínimos quadrados ordinários, mas sim por meio da estimação da máxima verossimilhança.

Como, na regressão logística, a variável dependente é categórica, não faz sentido analisar o percentual de sua variância explicado pelas variáveis explicativas, ou seja, não há nas regressões logísticas um coeficiente R^2 para analisar a capacidade de ajuste do modelo, como ocorre no método dos mínimos quadrados ordinários. Conforme destacado por Fávero (2015), muitos pesquisadores gostam de utilizar o Pseudo-R^2 de McFadden como critério de comparação entre dois modelos diferentes:

$$\text{Pseudo-}R^2 = (-2⟦.LL⟧_0 - (-2.⟦LL⟧_máx))/(-2.⟦LL⟧_0)$$

Onde ⟦LL⟧_máx representa o valor máximo possível da somatória do logaritmo da função de verossimilhança e ⟦LL⟧_0 representa o valor máximo possível da somatória do logaritmo da função de verossimilhança para um modelo conhecido por modelo nulo, o qual seria um modelo que contivesse apenas uma constante e nenhuma variável.

Apesar disso, conforme destacado por Chava e Jarrow (2004), a utilização da área abaixo da curva ROC é uma medida mais adequada para analisar o modelo mais eficiente. Essa estatística possui a capacidade de medir, ao mesmo tempo, a sensitividade e a especificidade do modelo, ou seja, o grau de acerto do modelo para classificar cada um dos dois grupos para todos os níveis de *cutoffs*. Os *cutoffs* (pontos de corte) são valores entre zero e um, definidos pelo pesquisador, os quais determinam o acerto ou erro de classificação do modelo logístico.

2.2.2 *Formato Multinomial*

Diferente do caso apresentado no formato binomial, a regressão logística pode ser representada por um formato multinomial, em que mais de duas classificações diferentes estejam sob interesse do pesquisador. Assim, a exemplo do que ocorre na análise discriminante, no formato multinomial da regressão logística são necessárias M-1 regressões diferentes, onde M é o número de grupos a serem analisados. Assim, no caso de estarem sendo estudadas 3 categorias possíveis, os *logits* de probabilidade seriam dados da seguinte maneira:

$$Z_1 = \alpha_1 + \beta_11\ x_(1,i) + \beta_21\ x_(2,i) + ... + \beta_k1\ x_(k,i)$$

$$Z_2 = \alpha_2 + \beta_12\ x_(1,i) + \beta_22\ x_(2,i) + ... + \beta_k2\ x_(k,i)$$

Onde Z representa os *logits* de probabilidade, β_k são os parâmetros associados às variáveis explicativas x_(k,i), as quais representam cada variável utilizada, para os k indicadores utilizados e para as i observações utilizadas na amostra.

Dessa forma, a probabilidade de um evento ocorrer dependerá não apenas de uma outra possibilidade alternativa, mas sim de duas outras categorias alternativas. Assim como na regressão logística binomial, neste caso os parâmetros também são estimados por meio da maximização da verossimilhança.

Ao invés de analisar a sensibilidade e a sensitividade baseados em um nível de *cutoff*, no formato multinominal a classificação de cada observação na sua respectiva categoria é definida segundo a maior probabilidade encontrada. Assim, se uma determinada observação i tiver 20% de probabilidade de ocorrência no grupo 1, 15% de probabilidade de ocorrência no grupo 2 e, por fim, 65% de probabilidade de ocorrência no grupo 3, então essa observação será classificada como estando no grupo 3.

2.2.3 *Utilização na Literatura*

Atentando-se às restrições dos pressupostos presente na análise discriminante e os consequentes problemas enfrentados pelo não atendimento aos seus pressupostos nos estudos da década de 70, Ohlson (1980) passou a utilizar a regressão logística que calculava a probabilidade condicional de uma determinada observação participar de uma categoria, sem a exigência da normalidade multivariada. Ohlson (1980) destacava que o não atendimento aos pressupostos para a utilização da técnica de análise discriminante era considerado como irrelevante para os trabalhos da época, sob a justificativa de que tais modelos apenas buscavam criar um sistema de discriminação das empresas solventes das insolventes. Entretanto, a violação desses pressupostos trazia limitações de escopo para esses modelos, uma vez que

nem sempre o objeto de interesse do estudo se limita em calcular variáveis estatisticamente significantes ou em fazer análises puramente econométricas. A partir de então, a técnica de regressão logística passou a ser também bastante conhecida e replicada em diversos trabalhos acadêmicos (JACKSON E WOOD, 2013).

Dentre os *surveys* de modelos de insolvência já realizados, há consenso entre eles de que a análise discriminante e a regressão logística são os modelos mais amplamente utilizados pela literatura. Balcaen e Ooghe (2006) destacaram que as técnicas que mais foram utilizadas para análise de insolvência foram os modelos univariados, análise discriminante e modelos de probabilidade condicional como *logit* e *probit*. Já Aziz e Dar (2006) detectaram que 51,6% dos trabalhos analisados utilizaram análise discriminante ou regressões logísticas. De acordo com Altman e Saunders (1997), pelo menos em termos de publicações no Journal of Banking & Finance, os modelos de análise discriminante e de regressão logística são, de longe, os tipos de modelo mais utilizados.

Aziz e Dar (2006) demonstraram, através de uma revisão de 89 artigos sobre previsão de insolvência, que, apesar da regressão logística e da análise discriminante serem as técnicas mais populares na literatura, não existem garantias de que isso se deva a sua maior acurácia. Além disso, com a advinda dos avanços computacionais, uma ampla quantidade de técnicas passou a ser adotada nas pesquisas de previsão de insolvência, a partir da década de 90 (JACKSON E WOOD, 2013).

Dentre os estudos que utilizaram a regressão logística para análise de insolvência no setor elétrico está o estudo de Scalzer et al. (2015). Este estudo analisou as distribuidoras de energia no período de 1997 a 2014 que haviam código CVM e, através da análise de regressão logística, concluiu que, ao longo dos 3 anos antecedentes ao estado de insolvência, os indicadores ICJ (Índice de Cobertura dos Juros), Liquidez Geral e o FEC (Frequência Equivalente de Interrupção do Consumidor) foram os que melhor explicaram o estado de insolvência dessas empresas.

2.3 Análise Envoltória de Dados

2.3.1 Características da Técnica

Conforme Ravi Kumar e Ravi (2007), a análise envoltória de dados (DEA) é uma metodologia de avaliação de performance não paramétrica, introduzida inicialmente por Charnes et al. (1978), para mensurar eficiências relativas de

organizações ou unidades tomadoras de decisão, as *Decision Making Units* (DMU's). Para isso, a DEA utiliza uma programação linear para analisar os *inputs* consumidos e os *outputs* produzidos e para construir uma fronteira de eficiência baseada nas melhores práticas e indicadores, os *Key Performance Indicators* (KPI's). Dessa maneira, o objetivo da DEA é avaliar a eficiência de uma DMU, tendo como base de comparação as outras DMU's.

A utilização da DEA possui vantagens e desvantagens em relação ao emprego das técnicas de regressão logística e de análise discriminante, as duas técnicas mais utilizadas em estudos de análise de insolvência pela literatura, conforme demonstrado por Aziz e Dar (2006).

De acordo com Premachandra et al. (2009), a DEA possui a vantagem de ser uma técnica não paramétrica que analisa a performance comparativa das empresas, através de pesos estimados entre zero e um, e, assim, se torna diferente da análise discriminante, que é uma técnica paramétrica onde os parâmetros podem assumir qualquer valor entre os números reais. Além disso, Sueyoshi e Goto (2009) destacam que a DEA é uma técnica livre da necessidade de distribuição prévia das variáveis utilizadas, diferentemente da análise discriminante, que exige normalidade multivariada entre as variáveis, uma condição que é difícil de se conseguir nas pesquisas em finanças. Além disso, Simak (1997) ressalta que a DEA possui a vantagem de conseguir mensurar a performance de uma empresa com uma única métrica, considerando diversas dimensões da atividade corporativa.

Apesar disso, a DEA possui a desvantagem de não possuir as estatísticas descritivas, possíveis de serem calculadas nas técnicas de análise discriminante e regressão logística. De acordo com Premachandra et al. (2009), outra deficiência da DEA seria a dificuldade de se fazer estimativas intertemporais, como ocorre no caso da regressão logística (CHAVA E JARROW, 2004).

A utilização da DEA, proposta como técnica para análise de insolvência, é bastante utilizada em trabalhos para análise de eficiência, desde a década 70. De acordo com Halkos e Tzeremes (2012), o primeiro estimador da DEA foi introduzido por Farrell (1957) para mensurar a eficiência técnica. Contudo, a DEA foi se tornar mais popular apenas anos depois com o trabalho de Charnes et al. (1978), o qual introduziu o modelo de retornos constantes de escala, comumente conhecido como CCR. Posteriormente, esse modelo veio a ser expandido por Banker et al. (1984), através do modelo de retornos variáveis de escala, também chamado de BCC, o qual passou a garantir que as empresas fossem comparadas com outras do mesmo tamanho (PASTOR, 1997). A partir de então, conforme destacado por Liu et al. (2013), em trabalho que fez uma revisão de literatura sobre a utilização da DEA,

computou-se que, até o ano de 2009, um total de 4.600 trabalhos já haviam sido publicados utilizando essa técnica.

Os modelos mais tradicionais de programação em DEA, baseados em retornos constantes de escala e retornos variáveis de escala e que já consideram a otimização dos *slacks* para obtenção da eficiência de Pareto, são dados da seguinte maneira:

Modelo Retornos Variáveis de Escala (BCC) orientado a *input*:

$$\min \theta-\varepsilon\left(\sum_{i=1}^{m} s_i^- +\sum_{r=1}^{s} s_r^+\right) \text{ S.A}$$

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j^ \ x_{ij}+s_i^-= \theta x_{i0} \qquad i=1,2,.....,m;$$

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j^ \ y_{rj}-s_r^+= y_{r0} \qquad r=1,2,.....,s;$$

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j^ \ =1$$

$$\lambda_j^ \geq 0 \qquad j=1,2,.....,n.$$

Modelo Retornos Constantes de Escala (CCR) orientado a *input*:

$$\min \theta-\varepsilon\left(\sum_{i=1}^{m} s_i^- +\sum_{r=1}^{s} s_r^+\right) \text{ S.A}$$

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j^ \ x_{ij}+s_i^-= \theta x_{i0} \qquad i=1,2,.....,m;$$

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j^ \ y_{rj}-s_r^+= y_{r0} \qquad r=1,2,.....,s;$$

$$\lambda_j^ \geq 0 \qquad j=1,2,.....,n.$$

De acordo com Zhu (2009), os modelos podem ser resumidos da seguinte maneira, segundo os seus retornos de escala:

Table 1.2. Envelopment Models

Frontier Type	Input-Oriented	Output-Oriented
CRS	$\min \theta - \varepsilon(\sum_{i=1}^{m} s_i^- + \sum_{r=1}^{s} s_r^+)$ subject to $\sum_{j=1}^{n} \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta x_{io} \quad i = 1,2,...,m;$ $\sum_{j=1}^{n} \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = y_{ro} \quad r = 1,2,...,s;$ $\lambda_j \geq 0 \qquad j = 1,2,...,n.$	$\max \phi + \varepsilon(\sum_{i=1}^{m} s_i^- + \sum_{r=1}^{s} s_r^+)$ subject to $\sum_{j=1}^{n} \lambda_j x_{ij} + s_i^- = x_{io} \quad i = 1,2,...,m;$ $\sum_{j=1}^{n} \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = \phi y_{ro} \quad r = 1,2,...,s;$ $\lambda_j \geq 0 \qquad j = 1,2,...,n.$
VRS	Add $\sum_{j=1}^{n} \lambda_j = 1$	
NIRS	Add $\sum_{j=1}^{n} \lambda_j \leq 1$	
NDRS	Add $\sum_{j=1}^{n} \lambda_j \geq 1$	
Efficient Target	$\begin{cases} \hat{x}_{io} = \theta^* x_{io} - s_i^{-*} & i = 1,2,...,m \\ \hat{y}_{ro} = y_{ro} + s_r^{+*} & r = 1,2,...,s \end{cases}$	$\begin{cases} \hat{x}_{io} = x_{io} - s_i^{-*} & i = 1,2,...,m \\ \hat{y}_{ro} = \phi^* y_{ro} + s_r^{+*} & r = 1,2,...,s \end{cases}$

2.3.2 Utilização na Literatura

Segundo Bogetoft e Otto (2011), muitos reguladores de setores com característica de monopólio natural se utilizam da DEA, com a finalidade de estimular a eficiência das empresas reguladas, e isso recebe ainda mais destaque no Setor Elétrico. Além disso, existe uma vasta literatura de trabalhos que se dedicam a estudar como as empresas do Setor Elétrico podem ter sua eficiência operacional e financeira avaliada através do *benchmarking*.

Pacudan e Guzman (2002) analisaram a eficiência produtiva das distribuidoras de energia das Filipinas e encontram que um sistema de metas para perdas de energia poderia aumentar a eficiência técnica, porém, em contrapartida, a ineficiência de escala seria a maior causadora de ineficiência técnica. Souza et al. (2010) analisaram a eficiência de custos de 60 distribuidoras de energia brasileiras, através da utilização da DEA juntamente com a análise de fronteira estocástica, e concluíram que a utilização das duas técnicas conjuntamente é importante devido ao fato de a análise de fronteira estocástica ser capaz de estimar intervalos críveis da eficiência técnica.

Já Bagdadioglu et al. (1996) fizeram uma comparação da eficiência técnica entre as empresas privadas e estatais do setor de distribuição de energia da Turquia e não conseguiram obter evidências quanto à melhoria da eficiência das empresas em decorrência de seus processos de privatização. Por sua vez, Kumbhakar e Hjalmarsson (1998) analisaram a eficiência das distribuidoras de energia da Suécia,

comparando os resultados alcançados entre as empresas privadas e estatais, e encontraram que as empresas privadas seriam mais eficientes do que as estatais. Førsund e Kittelsen (1998) analisaram o desenvolvimento da produtividade das distribuidoras de energia da Noruega, através da análise de eficiência, e concluíram que ocorreu um crescimento anual da ordem de 2% por ano entre 1983 a 1989.

Utilizando a DEA para realizar a análise de eficiência, muitos outros trabalhos também avaliaram as distribuidoras de energia elétrica de países como, por exemplo, a Alemanha (VON HIRSCHHAUSEN ET AL., 2006), os países escandinavos (AGRELL ET AL., 2005), a Finlândia (KORHONEN E SYRJÄNEN ,2003), a Austrália, a Suécia e a Nova Zelândia (YUN ZHANG; BARTELS, 1998). Isso demonstra que as informações financeiras e operacionais das distribuidoras de energia elétrica já são bastante utilizadas pela literatura para a utilização da DEA, entretanto com um enfoque mais voltado à análise de eficiência, principalmente atendendo aos interesses dos órgãos reguladores.

Além da linha de pesquisa utilizando a DEA voltada à análise de eficiência e regulação do Setor Elétrico, outros trabalhos também foram desenvolvidos com a perspectiva de realizar a avaliação financeira das empresas analisadas. Conforme destacado por Zhu (2009), a DEA foi desenhada para mensurar a eficiência relativa em situações em que os preços de mercado não estão disponíveis. Todavia, a sua habilidade de lidar com múltiplos *inputs* e múltiplos *outputs* sem a definição de uma forma funcional prévia, também fez com que a DEA fosse aplicada em outras áreas, como, por exemplo, na previsão de falências e na avaliação de empresas de energia, da performance de indústrias têxteis e da eficiência de aeroportos.

Smith (1990) introduziu a utilização de indicadores financeiros para a análise de eficiência através da DEA, justificando que, com essa metodologia, a análise financeira dos indicadores passaria a ter um número maior de dimensões, não se restringindo à limitação de apenas um numerador e um denominador. Posteriormente, Fernandez-Castro e Smith (1994) introduziram a primeira análise de insolvência utilizando a DEA (NOVA, 2013) através de uma base de dados de 1.423 empresas, entre o período de 1985 a 1989, divididas em 27 categorias, segundo a similaridade das empresas, e concluíram que a metodologia adotada poderia ser utilizada para discriminar empresas insolventes de empresas saudáveis.

Nessa mesma linha de pesquisa, Cielen et al. (2004) aplicaram a DEA na avaliação de insolvência e compararam com os resultados de outros modelos de programação linear, concluindo que, dentre as metodologias analisadas, a DEA era a que possuía o maior poder preditivo. Apesar disso, uma das limitações do trabalho era o fato de não poder utilizar indicadores financeiros com valores

negativos, tendo em vista que foi utilizado o modelo de retornos constantes de escala de Charnes et al. (1978). Esse problema foi posteriormente resolvido com os trabalhos de Sueyoshi (1999) e Premachandra et al. (2011), através da utilização do modelo aditivo de Charnes et al. (1985). Sueyoshi (1999) elaborou uma extensão do modelo aditivo com a finalidade de incorporar os escores encontradas pela DEA dentro da análise discriminante (DEA-DA) em um grupo de 100 bancos japoneses. Ao invés disso, Premachandra et al. (2011) utilizou o modelo aditivo em uma base de dados de falências de Altman, mantida pela Universidade de Nova Iorque, a qual continha dados completos para um total de 130 empresas.

Adicionalmente, Paradi et al. (2004) compararam 28 empresas insolventes com um grupo de 275 empresas solventes, para os anos de 1996 e 1997, a partir de uma abordagem de estratificação, ao invés do tradicional ponto de corte, para encontrar uma fronteira de ineficiência que apresentasse as empresas com pior desempenho. Assim, os autores encontraram evidências de que a metodologia utilizada conseguia classificar corretamente todas as empresas insolventes e 67% das empresas solventes.

Outros trabalhos também se dedicaram a analisar a insolvência de setores específicos utilizando a DEA, como foi o caso de Sueyoshi (2005), que analisou 24 distribuidoras de energia elétrica do mercado americano, comparadas com um conjunto de 147 empresas solventes, e encontrou que tanto o grau de alavancagem quanto o nível de lucratividade eram os fatores relevantes para a definição de insolvência naquelas empresas. Kao e Liu (2004) analisaram 24 bancos comerciais em Taiwan, fazendo previsões de suas performances baseadas nos dados de suas demonstrações, e mostraram, através de uma abordagem da DEA com intervalo de tempo, que essa metodologia conseguia prever a performance financeiras dessas instituições financeiras.

Adicionalmente, Shetty et al. (2012) analisaram a insolvência das empresas de tecnologia da informação da Índia, com uma amostra de 66 empresas, entre os anos de 1998 e 2006, e encontraram consistentes resultados de insolvência em cada um dos anos analisados individualmente. Wanke et al. (2015) encontraram indicadores que podem ser relevantes para a análise de insolvência dos bancos brasileiros, utilizando dados de 40 bancos brasileiros, entre os anos de 1996 e 2011, e concluíram que o fator tamanho era uma variável relevante para a solvência das instituições brasileiras.

Na literatura brasileira, existem pesquisas com a utilização da DEA visando a análise de eficiência principalmente nas áreas de economia e engenharia (RESENDE,2002; SAMPAIO ET AL.,2005; SOUZA ET AL., 2010). Entretanto, conforme destacado por Macedo et al. (2010), pouca pesquisa é realizada utilizando

essa técnica nas áreas de contabilidade e administração. Se for considerado o período de análise entre os anos de 1998 a 2007, para os periódicos dessas áreas na classificação Qualis, observa-se que a utilização da DEA pelas pesquisas encontra-se em estágio embrionário, apesar da grande difusão dessa metodologia na literatura internacional e nacional de outras áreas. Kassai (2002) já destacava que a utilização da DEA se limitava às linhas de pesquisa das áreas ligadas às engenharias.

Não obstante a isso, a utilização da DEA para análise de insolvência possui um campo de pesquisa ainda mais limitado na literatura nacional, com alguns poucos trabalhos que se dedicaram a esse tema (NOVA, 2013). Nessa linha, Onusic et al. (2007) analisaram um conjunto de 10 empresas que entraram em processo de falência ou concordata, entre os anos de 1995 e 2003, e, através da utilização do modelo de Charnes et al. (1985), obteve-se um percentual de acerto total de 76,6% dos casos. Enquanto isso, Nova (2013) analisou uma amostra de 4.800 empresas fornecidas pelo Serasa Experian, através da utilização de diferentes modelos baseados em DEA, regressão logística e redes neurais. Nesse trabalho, concluiu-se que a capacidade de explicação dos modelos baseados em DEA eram consistentes, porém sem clara superioridade em relação aos demais.

Outros estudos brasileiros também se dedicaram à utilização da DEA para análise da performance financeira das empresas. Nova e Santos (2008) e Kassai (2002) buscaram demonstrar, na prática, como a DEA pode ser utilizada para analisar a performance econômico-financeira das empresas, utilizando variáveis contábeis e dados de empresas do Setor Elétrico Brasileiro. Macedo et al. (2006) analisaram a performance financeira de bancos brasileiros que estavam em operação no ano de 2003 e concluíram que o tamanho da empresa não era tão relevante para determinar a performance dessas instituições.

Santos e Casa Nova (2005) utilizaram os indicadores empregados no Melhores e Maiores do índice Fipecafi-Exame em 46 empresas do Setor Elétrico, nos anos de 1999 e 2000, com o objetivo de apresentar uma proposta estruturada de análise de demonstrações contábeis por meio da DEA. No estudo foi demonstrado que existia uma relação entre o valor do PL encontrado nas empresas e o valor da eficiência em DEA.

3 **Estudos sobre Previsão de Insolvência**

Os primeiros trabalhos que utilizaram indicadores financeiros para tentar prever insolvência empresarial foram feitos utilizando os modelos univariados, através da

comparação das empresas segundo o resultado de um único indicador, tendo como base um ponto de corte. A exemplo de Beaver (1966), Mears (1966) e Neter (1966), os modelos univariados de previsão de insolvência fazem várias comparações de indicadores relevantes da empresa com os indicadores do setor de atuação das mesma. Em Beaver (1966), foram analisados os seguintes indicadores conforme apresentados na figura abaixo:

Figura 1: Indicadores utilizados por Beaver (1966)

GROUP I (CASH - FLOW RATIOS)

1. Cash flow to Sales
2. Cash flow to total assets
3. Cash flow to net worth
4. Cash flow to total debt

GROUP II (NET - INCOME RATIOS)

1. Net Income to Sales
2. Net income to total assets
3. Net income to net worth
4. Net income to total debt

GROUP III (DEBT TO TOTAL - ASSET RATION)

1. Current liabilities to total assets
2. Long- term liabilities to total assets
3. Current plus long-term liabilities to total assets
4. Current plus long-term plus preferred stock to total assets

GROUP IV (LIQUID-ASSET TO TOTAL-ASSET RATIOS)

1. Cash to total assets
2. Quick assets to total assets
3. Current assets to total assets
4. Working capital to total assets

GROUP V (LIQUID - ASSET TO CURRENT DEBT RATIOS)

1. Cash to current liabilities
2. Quick assets to current liabilities
3. Current ratio (current assets to current liabilities)

GROUP VI (TURNOVER RATIOS)

1. Cash to sales
2. Accounts receivable to sales
3. Inventory to sales
4. Quick assets to sales
5. Current assets to sales
6. Working capital to sales
7. Net worth to sales
8. Total assets to sales
9. Cash interval (cash to fund expenditures for operations)
10. Defensive interval (defensive as sets to fund expeditures for operations)
11. No-credit interval (defensive assets minus current liabilities to fund expeditures for operations)

Fonte: Beaver (1966).

Dentre esses indicadores, o Indicador 4 do Grupo 1 (*Cash Flow to Total Debt*) foi aquele com melhor performance para discriminar as empresas que entraram em falência das empresas consideradas como saudáveis.

Posteriormente, em resposta à utilização dos modelos univariados, Tamari (1966) elaborou uma pontuação qualitativa de índices financeiros, com o objetivo de prever, com base na pontuação de cada empresa, aquelas que teriam maiores chances de se tornarem insolventes. O trabalho consistia em atribuir uma pontuação entre 0 e 100 para cada uma das empresas, de acordo com o valor dos diversos indicadores utilizados.

Após o trabalho precursor de Beaver (1966), outros trabalhos também surgiram na mesma época, com destaque para a produção científica de Altman (1968). Os trabalhos de Beaver (1966) e Altman (1968) foram os mais influentes para a literatura de previsão de insolvência, uma vez que as metodologias apresentadas por ambos foram e continuam sendo bastante utilizadas em diversos países, com aplicações em vários tipos de setores industriais (ALTMAN,1984).

O resultado de Beaver (1966) possui evidências de sua eficácia em estudos até os dias de hoje, conforme destacado por Jackson e Wood (2013), em trabalho realizado

para validar diversos modelos abordados pela literatura de insolvência, utilizando dados do mercado britânico, entre os anos de 2000 e 2009.

Por sua vez, Altman (1968) elaborou o primeiro trabalho que apresentou um modelo de análise discriminante para previsão de insolvência das empresas e, dessa forma, utilizou diversas variáveis combinadas simultaneamente. Conforme Fávero (2015), a análise discriminante é uma técnica multivariada baseada em uma combinação linear que tem como finalidade separar dois ou mais objetos/eventos. Busca-se, assim, através de um conjunto de variáveis explicativas, discriminar os objetos em grupos distintos segundos os escores calculados para cada um deles, em relação a um escore crítico que seja o divisor desses grupos.

Posteriormente, o modelo de Altman (1968), o qual até então havia se tornado bastante difundido e utilizado tanto no mercado quanto na literatura acadêmica, foi melhor desenvolvido através do modelo Zeta (ALTMAN ET AL., 1977). Esse último também era um modelo de análise discriminante que buscava prever a insolvência das empresas com até 5 anos de antecedência. Os modelos de Altman (1968) e Altman (1977) podem ser representados da seguinte forma:

$$Z_1 = -1{,}44 + 4{,}03\,X_2 + 2{,}25\,X_3 + 0{,}14\,X_4 + 0{,}42X_5$$

$$Z_2 = -1{,}84 - 0{,}51\,X_1 + 6{,}32\,X_3 + 0{,}71\,X_4 + 0{,}52X_5$$

Onde:

Z_1 = Fator de Insolvência do Modelo 1;
Z_2 = Fator de Insolvência do Modelo 2;
X_1 = Capital de Giro Líquido sobre Ativo Total;
X_2 = Reservas e Lucros Suspensos sobre Ativo Total;
X_3 = Lucros antes de Juros e Impostos sobre Ativo Total;
X_4 = Patrimônio Líquido sobre Ativo Total; e
X_5 = Vendas sobre Ativo Total.

Após os trabalhos de Beaver (1966) e Altman (1968), durante a década de 70, muitos outros foram publicados utilizando a análise discriminante na previsão de insolvência, como, por exemplo, o trabalho de Taffler (1983). Através da utilização de dados de empresas do mercado inglês, o Taffler elaborou um modelo de análise discriminante que consistia na utilização das variáveis lucro antes de impostos sobre passivo circulante, ativo circulante sobre passivo total, passivo circulante sobre ativo total e o prazo, medido em dias, que a empresa conseguiria honrar seus compromissos se não auferisse nenhuma receita adicional.

Em seguida, os trabalhos que se utilizavam da análise discriminante como base para prever a insolvência receberam críticas pelo não atendimento dos seus pressupostos metodológicos, como, por exemplo, o não atendimento a se ter a mesma matriz de variância covariância dos preditores para os grupos de empresas em falência e empresas solventes e o não atendimento ao pressuposto de normalidade multivariada.

Segundo Ohlson (1980), o não atendimento a esses pressupostos para a utilização da técnica de análise discriminante era considerado como irrelevante sob a justificativa de que os modelos apenas buscavam criar um sistema de discriminação das empresas solventes das insolventes. Entretanto, o autor afirma que a violação desses pressupostos traz limitações de escopo para esses modelos, uma vez que nem sempre o objeto de interesse do modelo se limita em calcular variáveis estatisticamente significantes ou em fazer análises puramente econométricas. Após o desenvolvimento dessa concepção, vários trabalhos que utilizavam a regressão logística foram elaborados, influenciados, principalmente, pelas constatações de Ohlson (1980).

De acordo com Fávero (2015), a regressão logística busca explicar o comportamento de uma variável categórica por meio de um conjunto de variáveis explicativas métricas ou não. Assim, a regressão logística possui o seguinte formato:

$$\ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_{1,i} + \cdots + \beta_k x_{k,i}$$

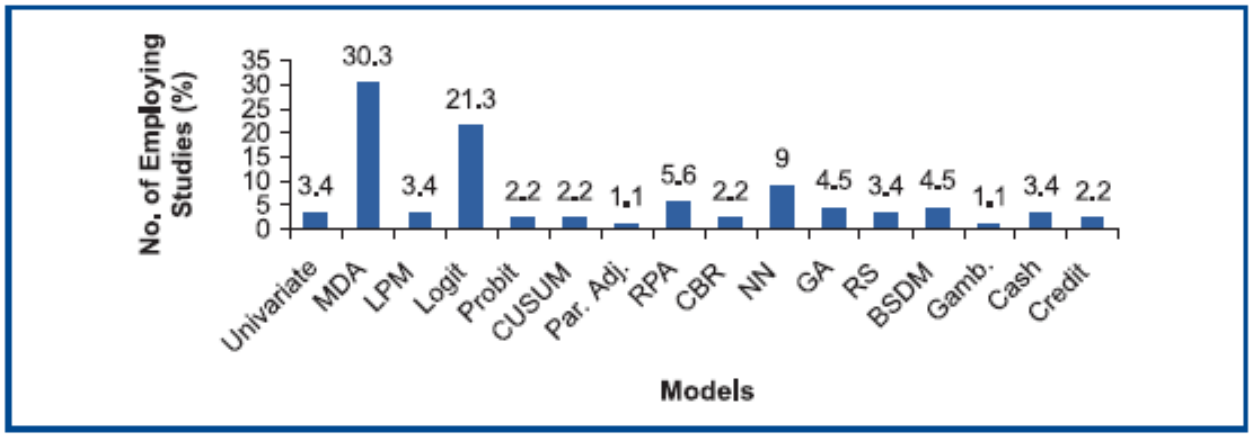
Onde o *logit* de probabilidade assume a probabilidade de um determinado evento (insolvência por exemplo) ocorrer, p_i é a probabilidade de ocorrência do evento estudado e $1 - p_i$ é a probabilidade de não ocorrência do evento. Já β_k são os parâmetros associados às variáveis explicativas $x_{k,i}$ as quais representam cada variável utilizada, para os k indicadores utilizados e para as i observações utilizadas na amostra.

A partir daí, com os avanços tecnológicos da década de 90, surgiu uma variedade grande de outras metodologias computacionais em trabalhos para previsão de insolvência. como redes neurais, testes recursivos, utilização de algoritmos, dentre outras (DIMITRAS ET AL., 1996).

Dentre as técnicas estatísticas empregadas na previsão de insolvência, as mais utilizadas na literatura são os modelos univariados, modelos de análise discriminante e modelos de probabilidade condicional, como *logit*, *probit* e modelos de probabilidade linear (BALCAEN E OOGHE, 2006; OHLSON, 1980). Segundo Balcaen e Ooghe (2006), esses modelos tidos como clássicos são os mais utilizados em virtude da baixa exigência computacional para sua aplicação e,

consequentemente, em virtude da maior facilidade em aplicá-los. De acordo com Altman e Saunders (1997), pelo menos em termos de publicações no Journal of Banking & Finance, os modelo de análise discriminante e de regressão logística são, de longe, os tipos de modelo mais utilizados. Conforme Aziz e Dar (2006), em trabalho feito através de uma revisão de literatura sobre estudos de previsão de insolvência, detectou-se que 51,6% dos trabalhos analisados utilizaram análise discriminante ou modelos *logit*, conforme apresentado na Figura 01.

Figura 01: Técnicas quantitativas da literatura de insolvência



Fonte: Aziz e Dar (2006).

Aziz e Dar (2006) fizeram uma profunda revisão de literatura e apresentaram uma lista de diversas técnicas que já foram utilizadas para previsão e explicação de insolvência, como pode ser verificado no Anexo 1.

Destaca-se que Shumway (2001) e Chava e Jarrow (2004) foram dois importantes trabalhos para o desenvolvimento da literatura recente de falências utilizando modelos de regressão logística, onde foram estudadas as empresas americanas, entre os anos de 1962 e 1999. Ambos os trabalhos contribuíram para a utilização de modelos dinâmicos que levam em consideração séries de tempo na análise de previsão de insolvência de empresas de diferentes setores. Enquanto o primeiro trabalho questionou os chamados modelos estáticos que utilizavam dados em cortes transversais e, além disso, apresentou uma proposta com maior eficácia e menos erros metodológicos, o segundo reforçou os resultados encontrados por Shumway (2001) e acrescentou uma variável *dummy* adicional, a qual se mostrou significante na previsão de insolvência, tanto para o intercepto, quanto para a inclinação relacionada à indústria.

As variáveis utilizadas em ambos os estudos são as mesmas sugeridas por Altman (1968) e Zmijewski (1984), uma vez que são amplamente consideradas na literatura de previsão de insolvência. No caso do Shumway (2001), o objetivo foi, ao

considerar as mesmas variáveis, propor um modelo com melhor poder explicativo, devido à melhor utilização das informações das empresas em cada período de tempo e ao maior percentual de acerto das empresas em estado de insolvência. Já Chava e Jarrow (2004) também utilizaram as variáveis sugeridas por Shumway (2001), mais especificamente do modelo que obteve melhor desempenho entre os testados.

Dessa forma, as variáveis foram utilizadas pelos autores da seguinte forma:

i. Shumway (2001): capital de giro sobre ativos totais, lucros acumulados sobre ativos totais, EBIT sobre ativos totais, valor de mercado sobre total de passivos, vendas sobre ativos totais, receita líquida sobre ativos totais e ativo circulante sobre passivo circulante.
ii. Chava e Jarrow (2004): capital de giro sobre ativos totais, lucros acumulados sobre ativos totais, EBIT sobre ativos totais, valor de mercado sobre total de passivos, vendas sobre ativos totais, receita líquida sobre ativos totais e ativo circulante sobre passivo circulante, tamanho relativo e excesso de retorno.

Chava e Jarrow (2004) também acrescentaram ao seu estudo o teste ROC Curve (*Receiver Operating Characteristic Curve*), o qual serve para medir a capacidade de explicação dada a sensibilidade de diferentes pontos de corte dos modelos de regressão logística. Apesar da conclusão de Shumway (2001) de que seu modelo possuía uma maior acurácia preditiva, esse teste não havia sido apresentado por este autor. Assim, é calculada a área abaixo da curva ROC de diferentes modelos para compará-los em uma base unitária. A partir dessa técnica, Chava e Jarrow puderam verificar que o modelo de Shumway (2001) apresentou um poder preditivo maior que os modelos de Altman (1968) e Zmijewski (1984).

A partir dos trabalhos de Shumway (2001) e Chava e Jarrow (2004), foi sustentado empiricamente que o modelo utilizado por Shumway (2001) possui um poder de previsão de insolvência melhor do que os modelos estáticos anteriormente apresentados. Além disso, o estudo de Chava e Jarrow (2004) concluiu que a inclusão da variável de controle da indústria afeta de forma significativa a inclinação e o intercepto da equação de previsão de insolvência na análise de regressão logística. Isso demonstra que o setor em que a empresa está situada é uma variável importante para determinar sua probabilidade de entrar em insolvência, ou seja, uma empresa pode ter maior ou menor probabilidade de entrar em insolvência em função da característica de um determinado setor, tanto em termos fixos (representado pelo intercepto), quanto em termos de importância de algum indicador que seja utilizado para explicar a insolvência (inclinação).

Apesar da utilização de outros indicadores nas análises de regressão logísticas realizadas, aqueles que apresentaram melhor eficácia pelos modelos para prever insolvência dois anos após a análise foram lucro por ação, retorno sobre ativos, lucros acumulados por ativos, proporção total da dívida e capital de giro por vendas. Como esperado, baixos valores de lucro por ação e de retorno por ativos indicam alta probabilidade de insolvência. Já os resultados encontrados para lucros acumulados por ativos e proporção total da dívida indicam que maiores prejuízos acumulados e proporções maiores de dívidas de longo prazo também aumentam a probabilidade de insolvência das firmas. Além disso, foi observado, nos resultados dos casos estudados, que o papel do capital de giro tem efeito contrário ao usualmente apresentado pela literatura. Ou seja, grandes somas de capital de giro antecipavam sobre investimentos, os quais elevavam a necessidade de capital, aumentando a probabilidade de a firma se tornar insolvente.

Em outro estudo realizado no Reino Unido, Charitou et al. (2004) utilizaram o modelo *logit* e redes neurais para estudar a falência em empresas industriais de capital aberto. As empresas de serviço público, bancos e outras instituições financeiras foram excluídas da amostra, pois as práticas, em seus relatórios financeiros, são estruturalmente de maneira diversa das empresas não-financeiras e os indicadores utilizados sinalizariam informações inconsistentes ao examinar os resultados dos modelos. Para realizar esse filtro no seu conjunto de dados, ao formar a amostra, o autor se baseou no estudo feito por Gilbert et al. (1990). (CHARITOU ET AL, 2004).

Uma diferença desse estudo para os anteriores é a utilização de um número maior de indicadores testados no modelo inicial. Foram consideradas seis categorias de indicadores, sendo elas a alavancagem financeira, o fluxo de caixa operacional, a liquidez, a lucratividade, a atividade e o mercado. Ao todo, foram testados 26 indicadores e foi realizada uma análise *logit* univariada para avaliar a capacidade preditiva de cada um desses indicadores. Dessa forma, concluiu-se que mesmo as variáveis significantes do modelo univariado podem não ser utilizadas na estimação do modelo de regressão *logit* multivariado, o qual é testado na Seção seguinte deste artigo. Isso decorre da possível correlação entre os indicadores utilizados como variáveis explicativas, as quais, ao serem utilizadas em um modelo multivariado, perdem a sua relevância individual se forem utilizadas conjuntamente com outra variável explicativa altamente correlacionada. Mais especificamente, é utilizada uma técnica chamada *Stepwise Logistic Regression Analysis*, a qual auxilia na busca pela melhor combinação de variáveis para prever falência de empresas, através de um processo interativo de exclusão das variáveis por meio de sua significância estatística, caso fosse incluída no modelo. Após estimar o modelo *logit*, explicada anteriormente, foi realizada a validação de

Jackknife e, em seguida, foram estimados os modelos de redes neurais e o modelo de previsão de Altman (1968) para fins de comparação dos resultados.

Um dos objetivos de Charitou et al. (2004) era analisar como o indicador de fluxo de caixa operacional influenciava na capacidade preditiva dos modelos. Deste modo, foi verificado que os indicadores possuem poder preditivo elevado no caso de empresas do Reino Unido. Esse resultado corrobora o estudo de Gilbert et al. (1990), o qual também conclui que as variáveis relacionadas ao fluxo de caixa das empresas adicionam poder explicativo aos modelos de previsão de falência. Além disso, foi possível concluir que, dentre os modelos estudados, os que tiveram melhor precisão foram o modelo *logit* e o modelo de redes neurais. Destaca-se que a principal limitação apresentada pelos autores diz respeito à falta de um modelo teórico que possa guiar os estudos com indicadores predeterminados como sendo os de maior potencial para prever falências.

Campbell et al. (2008) também utilizaram um modelo *logit* dinâmico, com variáveis contábeis e de mercado, para examinar os determinantes de falências de empresas e o apreçamento de ações de firmas com alta probabilidade. Assim, para o indicador de falência, foram utilizados como *inputs* todos os pedidos de falência do Wall Street Journal Index, SDC Database, SEC filings e o CCH Capital Changes Report, computados mensalmente de janeiro de 1963 até dezembro 1998. Também foi considerado pelos autores um indicador mais amplo de insolvência, o qual, além de considerar os pedidos formais de falência, considera as empresas retiradas dessas listas por motivos financeiros ou que receberam avaliação de *Rating* D, no período entre janeiro de 1963 e dezembro de 2003.

Deste modo, foram elaborados dois modelos *logit*, sendo que o primeiro considerou cinco variáveis independentes, seguindo o modelo sugerido por Shumway (2001) e Chava e Jarrow (2004), explicados anteriormente. Na primeira parte do estudo, o horizonte de tempo considerado na previsão dos modelos é de um mês de antecedência ao evento. Destaca-se que todas as variáveis consideradas nesse modelo se mostraram significantes ao nível de 1%, como calcularam Campbell et al. (2008).

Já o segundo modelo substitui as variáveis de Shumway (2001), as quais utilizam valores contábeis, como ativos totais pelo valor de mercado da empresa, tendo em vista que a consideração de que essa informação é reconhecida pelo mercado. Além disso, também foram adicionadas as variáveis caixa mais investimentos de curto prazo sobre o valor de mercado da empresa, valor de mercado sobre o valor de patrimônio líquido e a variável logaritmo exponencial de preço por ação como *proxy* para retorno da ação. Todas as variáveis utilizadas nesse caso também são significantes ao nível de 1%.

O segundo modelo, porém, apresenta uma melhora significativa em relação ao poder explanatório quando comparado ao primeiro. O Pseudo-R^2, calculado pelos autores, aumenta, nas três situações consideradas para cada modelo, de aproximadamente 0,26 para 0,30, demonstrando uma melhoria do grau de ajustamento do primeiro para o segundo modelo.

Na parte seguinte do estudo, eles consideram horizontes de tempo maiores, de 6, 12, 24 e 36 meses, para comparar a situação da previsão de fracasso das firmas. Praticamente todas as variáveis continuaram significantes ao nível de 1% para os horizontes de previsão pesquisados. A única alteração é a capacidade explanatória que cai gradativamente conforme o *lag* temporal é aumentado, ou seja, conforme aumenta o horizonte de previsão, reduz-se o Pseudo-R^2 calculado.

Uma das principais contribuições do estudo de Campbell et al. (2008) foi conseguir ampliar o espectro preditivo dos modelos desenvolvidos por Shumway (2001) e Chava e Jarrow (2004), incorporando novas variáveis com "motivações econômicas sensatas". Além disso, esse novo modelo possui um poder de explicação maior do que os anteriores, como mostrado pelo Pseudo-R^2.

Na literatura brasileira, também existe uma ampla quantidade de trabalhos realizados nessa linha de pesquisa. Dentre eles, os que receberam mais destaque, em termos de replicações em outros trabalhos nacionais posteriores, foram os de Elisabetsky (1976), Kanitz (1978) e Matias (1978). Destaca-se que esses trabalhos utilizaram a análise discriminante como técnica estatística para elaboração do modelo estimado.

Elisabetsky (1976) elaborou um estudo com 373 empresas do setor de confecções, das quais 274 empresas eram classificadas como tendo boas condições financeiras e 99 empresas como tendo más condições financeiras. Para esse estudo, utilizou-se o critério de classificação prévia do Banco Comercial para os seus clientes. A partir de um conjunto de 38 indicadores financeiros, foi criado um modelo multilinear final com cinco variáveis eleitas como sendo as mais relevantes para previsão de insolvência, quais sejam, lucro líquido sobre vendas, disponível sobre ativo permanente, contas a receber sobre ativo total, estoque sobre ativo total e passivo circulante sobre ativo total.

Dentro da mesma linha metodológica, Kanitz (1978) utilizou 5.000 demonstrações financeiras de empresas brasileiras e separou 21 empresas aleatoriamente que haviam falido entre os anos de 1972 e 1974. Com um modelo de análise discriminante, definiu-se cinco variáveis como sendo as mais relevantes na explicação de insolvências das empresas, quais sejam, lucro líquido sobre patrimônio líquido, (ativo circulante mais realizável a longo prazo) sobre exigível

total, (ativo circulante menos estoques) sobre passivo circulante e exigível total sobre patrimônio líquido.

Por sua vez, Matias (1978) utilizou também a análise discriminante e, de uma amostra de 100 empresas de diversos setores, sendo 50 solventes e 50 insolventes, encontrou que seis variáveis seriam as mais relevantes, sendo elas patrimônio líquido sobre ativo total, financiamento e empréstimos bancários sobre ativo circulante, fornecedores sobre ativo total, ativo circulante sobre passivo circulante, lucro operacional sobre lucro bruto e, finalmente, disponível sobre ativo total.

A partir desses três trabalhos pioneiros no Brasil em sua época, vários outros trabalhos surgiram dentro da literatura brasileira, buscando desenvolver modelos de previsão de insolvência, os quais são apresentados na Tabela 1, abaixo.

Tabela 1: Literatura brasileira sobre insolvência empresarial

Referência Bibliográfica	**Amostra utilizada**	**Técnica utilizada**
Sanvicente e Minardi (1998)	92 empresas com ações na Bovespa entre 1986 e 1998.	Análise discriminante
Mário (2002)	Empresas Minerais com falência decretada junto às Varas de Falências e Concordatas de Belo Horizonte, Betim e Contagem.	Análise discriminante
Martins (2003)	Empresas concordatárias com capital aberto ente o período de 1990 e 2000.	Modelo de Cox (1972)
Castro Júnior (2003)	Empresas não financeiras de capital aberto com dados de balanço entre 1996 e 2002.	Análise discriminante, regressão logística e redesneurais
Pinheiro et al. (2009)	174 empresas não financeiras com capital aberto na Bovespa, entre 1995 e 2006.	Análise discriminante
Brito e AssafNeto (2008)	66 empresas de capital aberto entre 1995 e 2006, RTC10 33 empresas em *default*.	Análise Logit
Virgilitto e Fama (2008)	114 empresas da base de dados do SERASA entre os anos de 1995 a 1998.	Análise Logit

Guimarãese Moreira (2002)	116 empresas de 17 setores diferentes, no período de 1994 a 2003 coletados do banco de dados do SABE (Sistema de Análise de Balanços de Empresas) do IBMEC.	Análise discriminante
Nascimento et al. (2011)	Empresas do setor aéreo: GOL SA e TAM AS.	Análise discriminante
Carneiro (2011)	11 concessionárias de transporte com dados financeiros de 2006 a 2009. sendo retirados dos relatórios disponíveis na ANTT (Agenda Nacional de Transportes Terrestres).	Índice *duPont*
Silva et al. (2012)	13 empresas que decretaram falência ate 1997 e 2003 no mercado brasileiro.	Análise discriminante
Barros(2013)	782, 752, 721, 763 operadoras de planos de saúde respectivamente para os anos de 2009, 2010, 2011 e 2012. Os dados foram coletados das informações financeiras disponíveis no site da ANS (Agência Nacional de Saúde).	Análise discriminante

Fonte: Elaborado pelos autores (2015).

Pode-se observar que, na maioria das pesquisas brasileiras, foi utilizada a técnica de análise discriminatória, o que decorre do fato de que muitos trabalhos fazem adaptações ou replicações dos três modelos já abordados de Elisabetsky (1976), Kanitz (1978) e Matias (1976) para amostras diferentes em períodos de tempo diferentes. Também se observa que não há um estudo que volte sua atenção à análise da insolvência das distribuidoras de energia elétrica.

4 Estudos com foco em Risco de Crédito

Na área bancária, em virtude das exigências dos acordos de Basiléia, uma vasta literatura se desenvolveu com um enfoque voltado à análise do risco de crédito. Segundo Crouhy et al. (2000), muitos modelos matemáticos sofisticados foram desenvolvidos, como o CreditMetrics, proposto pelo JP Morgan, o RiskCalc, baseado na teoria de opções reais da Moodys, e o CreditRisk+, do Credit Suisse.

No Brasil, Brito e Neto (2008) utilizaram um modelo de regressão logística para estudar o risco de crédito de grandes empresas em operação. O risco de crédito é conceituado por esses autores como a possibilidade de não pagamento de uma dívida previamente estabelecida. De fato, esse conceito geralmente é visto como um valor que deverá ser recebido em algum momento do tempo e, assim, pode ser entendido como a chance desse evento não ocorrer. Destaca-se que o ferramental econométrico foi também utilizado no estudo para antecipar eventos possíveis de insolvência.

Brito e Neto (2008) utilizam, para montar seu modelo de previsão, informações contábeis extraídas dos balanços das empresas não financeiras listadas na BOVESPA, no período entre 1994 e 2004, e foram selecionadas as empresas insolventes que realizaram pedido de concordata no período. Depois, foram identificadas empresas solventes do mesmo setor e de tamanho semelhante às empresas insolventes, com a finalidade de completar a amostra na proporção de uma empresa solvente para uma empresa insolvente, como geralmente é feito em diversos estudos dessa natureza. No fim, a amostra de 60 empresas ficou dividida igualmente entre insolventes e solventes.

Para realizar a pesquisa, os autores utilizaram as informações contábeis para formar indicadores econômico-financeiros. Destaca-se que o evento de *default* geralmente não acontece de repente. Existe uma deterioração gradual que ocorre nas empresas, a qual, teoricamente, poderia ser verificada a partir do acompanhamento dos indicadores. No total, foram utilizados vinte e cinco indicadores, comuns nesse tipo de análise, e, como explicado, não houve interesse metodológico de introduzir novos indicadores nos testes. Os indicadores refletem informações sobre liquidez, rentabilidade, atividade, estrutura e análise dinâmica (BRITO e NETO, 2008).

Em estudo mais recente, Hilscher e Wilson (2013) compararam o modelo de previsão utilizando a técnica *logit* com a classificação de crédito dada pelas agências de *rating* internacionais. O modelo *logit* básico empregado nos testes é similar aos apresentados por Shumway (2001), Chava e Jarrow (2004) e Campbell et al. (2008) e utiliza informações contábeis e de mercado. Além disso, Hilscher e Wilson (2013) analisaram a capacidade de previsão de *default* da classificação de crédito da S&P (Standard & Poors) e da Moody's e, posteriormente, buscaram relacionar a classificação com o risco sistêmico. O período de análise da amostra começa em 1986, quando as primeiras classificações de crédito foram realizadas, e se estende até 2008.

Por terem sido obtidos resultados semelhantes, apenas os do S&P foram apresentados no artigo, os quais mostraram uma relação forte entre *ratings* e o risco

sistêmico. Pelos resultados apresentados pelo *down beta* e *failure beta*, os quais capturam a sensibilidade do modelo para retornos negativos e para estados de insolvência, a classificação de crédito das agências está essencialmente relacionada à exposição a momentos ruins. Ao final, Hilscher e Wilson (2013) querem verificar e poder responder se apenas uma medida é capaz de refletir todos os aspectos relevantes de risco de crédito.

Além disso, os autores também destacam a adição da variável de *credit rating* no modelo de previsão de *default*. Nesse modelo, foram considerados, novamente, os dados nos anos entre 1986 e 2007 e, posteriormente, as variáveis foram utilizadas para prever falência no ano de 2008. A S&P considera que as empresas sem probabilidade alta de falência recebem notas entre AAA e C. Os autores atribuíram nota 1 para AAA e, a cada redução de nota, foi atribuído uma unidade adicional até o valor 21 para C, uma nota acima da classificação de falência. A variável de *credit rating* é, então, positivamente relacionada com a probabilidade de falência.

Os resultados encontrados mostram que o Pseudo-R^2 apresenta maior precisão na previsão quando, além da classificação de crédito, também é utilizado o modelo de previsão de *default logit*, principalmente no curto e médio prazo. A conclusão primária é que *ratings* por si só não são previsores de *default* ótimos. Ao relacionar, porém, as classificações de crédito ao risco sistêmico, os autores encontraram que a variação do *failure beta* caminha junto das classificações de crédito e apresentam correlação de 0,97. Os resultados permanecem significantes mesmo quando os autores controlam para probabilidade de falência média.

A partir desse e de outros resultados encontrados pelos autores, foi possível identificar que as classificações de crédito conseguem avaliar a tendência de deterioração da qualidade do crédito, pelo menos parcialmente, em tempos difíceis. Os autores concluem, por fim, que qualquer restrição que imponha que o risco de crédito seja explicado por apenas uma medida preditiva iria acarretar na perda de informações relevantes. É, ao contrário, interessante separar previsão de insolvência da avaliação de risco sistêmico.

5 **Algumas Pesquisas no Setor Elétrico**

No que tange às pesquisas já realizadas com empresas do Setor Elétrico Brasileiro, alguns trabalhos buscaram avaliar quais fatores poderiam impactar o desempenho financeiro das empresas de energia elétrica. Ribeiro et al. (2012) buscaram averiguar quais indicadores financeiros e operacionais impactavam a sustentabilidade financeira das distribuidoras de energia elétrica, utilizando-se

questionários junto a analistas do BNDES. Foi averiguado que, na perspectiva financeira, os principais indicadores seriam os de cobertura de juros, quais sejam, lucro antes de juros, impostos, depreciações e amortizações dividido pelas despesas financeiras da empresa e, na perspectiva operacional, seriam os indicadores de qualidade, a frequência equivalente de interrupções (FEC) e a duração equivalente de interrupções (DEC).

Bomfim et al. (2011) buscaram analisar se o desempenho de curto prazo das empresas de energia medidos pelo ROA e ROE eram explicados por fatores definidos sobre um conjunto de indicadores financeiros, baseados em liquidez, endividamento e eficiência operacional e econômica, para dados coletados exclusivamente no ano de 2008. Os autores encontraram que os indicadores associados a garantias de pagamento das obrigações com recursos provenientes das operações possuíam alto poder explicativo sobre o desempenho das distribuidoras.

Por sua vez, Ozório (2013) fez uma análise do desempenho de cinco distribuidoras, entre os anos de 2001 a 2011, com a utilização analítica de um conjunto de indicadores financeiros, buscando propor uma metodologia de análise financeira para as distribuidoras de energia elétrica através da comparação de indicadores financeiros entre as empresas. Pereira et al. (2006) utilizou as técnicas de análise fatorial e discriminante para buscar estabelecer, entre as empresas do Setor Elétrico, quais seriam as solventes e insolventes, utilizando apenas dados do ano de 2003, com uma amostra de 40 empresas que possuíam cadastro na Comissão de Valores Mobiliários naquela data.

Em âmbito internacional, Bobinaite (2015) fez a análise da sustentabilidade financeira das empresas bálticas geradoras de energia eólica, utilizando os dados de 63% das empresas existentes. Para tanto, foram feitas análises descritivas dos indicadores financeiros de lucratividade, liquidez, endividamento e eficiência na utilização dos ativos. Por fim, o trabalho executou uma análise da solvência das empresas baseando-se nos modelos de análise discriminante de Altman (1968), Taffler (1983) e Liss (2005). Os modelos demonstraram que o risco de insolvência das empresas na região era alto na maioria dos casos, mas com tendência de queda ao longo dos períodos analisados.

Algumas pesquisas também já foram realizadas para avaliação da performance das empresas de energia utilizando a metodologia DEA. Segundo Bogetoft e Otto (2011), devido à característica de monopólio natural do setor de distribuição de energia, muitos reguladores de países europeus vem utilizando modelos baseados em DEA para avaliação da performance dessas empresas. Resende (2002) analisou como o DEA poderia ser adotado no Setor Elétrico Brasileiro, a fim de avaliar a eficiência relativa das companhias, e obteve evidências de empresas que eram bem

mais ineficientes do que as demais. Agrell e Bogetoft (2007), através de um relatório para o órgão regulador alemão, buscaram demonstrar a aplicação do DEA nos setores de distribuição de energia e gás. E, além desses, muitos outros trabalhos surgiram na década passada tratando desse tema (SHETTY ET AL., 2012).

Nesse contexto, a utilização do DEA para a avaliação de insolvência tem sido desenvolvida em trabalhos recentes, principalmente em setores regulados. Premachandra et al. (2009), ao realizarem um estudo comparativo entre a utilização da regressão logística e o DEA, destacaram que o DEA foi mais eficiente na avaliação de insolvência de empresas americanas do que a regressão logística e, além disso, possui a vantagem de poder ser aplicado em amostras pequenas e não ter pressupostos tão exigentes como as demais técnicas. Posteriormente, Premachandra et al. (2011) obtiveram evidências de que o DEA fora mais eficiente na previsão da insolvência em relação à previsão das empresas solventes.

Sueyoshi e Goto (2009) fizeram um trabalho que buscava analisar pontos forte e pontos fracos da utilização do DEA na avaliação de insolvência. Eles destacaram que, recentemente, muitos pesquisadores vêm propondo a utilização do DEA e da interação deste com a análise discriminante e regressão logística como ferramentas para análise de insolvência, apesar da já reconhecida linha de pesquisa clássica que utiliza o DEA para análise de eficiência. O trabalho conclui que a utilização do DEA com a análise discriminante é bastante útil para pesquisadores interessados em avaliar detalhadamente um processo de insolvência ao longo do tempo.

Conforme Shetty et al. (2012), em estudo realizado para analisar a insolvência de empresas do setor de tecnologia da informação da Índia, o objetivo do DEA na avaliação de insolvência é, ao contrário da sua utilização mais tradicional, encontrar uma fronteira de ineficiência para determinar quais são as piores empresas no que diz respeito à situação financeira.

6 **Consideração Final**

O evento da falência é extremo e, muitas vezes, irrecuperável, pois pode significar o fim da existência de uma empresa ou resultar em uma grande restruturação e transformação, normalmente com perdas para uma série de agentes econômicos. Por isso, muitos trabalhos e pesquisas buscam desenvolver ou aplicar metodologias para previsão de insolvência.

De uma forma geral, essas metodologias utilizam os indicadores econômicos e financeiros das empresas para estimar a possibilidade de entrada em *default*.

Contudo, diferentes abordagens podem fazer com que determinada metodologia seja mais apropriada do que outra em um contexto específico.

Por isso, é importante que os diversos *stakeholders*, assim como as agências reguladoras de setores específicos, criem seus próprios modelos para monitorar a situação econômico-financeira, com intuito de antecipar a identificação de problemas que possam, em última instância, comprometer a continuidade e existência das empresas.

7 **Referências**

Agrell, P.; Bogetoft, P. Development of benchmarking models for German electricity and gas distribution. , 2007.

Altman, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. The Journal of Finance, v. 23, n. 4, p. 589–609, 1968.

Altman, E. I. The Success of Business Failure Prediction Models. Journal of Banking & Finance, v. 8, n. 2, p. 171–198, 1984.

Altman, E. I.; Haldeman, R. G.; Narayanan, P. Zetatm analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. Journal of Banking & Finance, v. 1, n. 1, p. 29–54, 1977.

Altman, E. I.; Saunders, A. Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. Journal of Banking & Finance, v. 21, n. 11-12, p. 1721–1742, 1997.

Aziz, M. A.; DAR, H. A. Predicting corporate bankruptcy: where we stand? Corporate Governance: The international journal of business in society, v. 6, n. 1, p. 18–33, 2006.

Balcaen, S.; Manigart, S.; Buyze, J.; Ooghe, H. Firm exit after distress: differentiating between bankruptcy, voluntary liquidation and M&A. Small Business Economics, v. 39, n. 4, p. 949–975, 2011.

Balcaen, S.; Ooghe, H. 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. The British Accounting Review, v. 38, n. 1, p. 63–93, 2006.

Ball, R.; Brown, P. An Empirical Evaluation of Accounting Income Numbers. Journal of Accounting Research, v. 6, n. 2, p. 159, 1968.

Barros, J. Aplicação De Modelos De Previsão De Insolvência Nas Operadoras De Planos De Saúde Do Brasil, 2013. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós Graduação em Administração, Vitória, ES: Fundação Instituto Capixaba de Pesquisa.

Beaver, W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure. Journal of Accounting Research, v. 4, p. 71, 1966.

Bogetoft, P.; Otto, L. Benchmarking with DEA, SFA, and R. New York: Springer, 2011.

Bomfim, P. R. C. M.; Almeida, R. S. de; Gouveia, V. A. L.; Macedo, M. A. da S.; Marques, J. A. V. da C. Utilização de Análise Multivariada na Avaliação do Desempenho Econômico-Financeiro de Curto Prazo: uma Aplicação no Setor de Distribuição de Energia Elétrica. Revista ADM.MADE, v. 15, n. 1, p. 75–92, 2011.

Brito, G. A. S.; Assaf Neto, A. A model for the classification of companies' credit risk. Revista Contabilidade & Finanças, v. 19, n. 46, p. 18–29, 2008.

Campbell, J. Y.; Hilscher, J.; Szilagyi, J. In search of distress risk. The Journal of Finance, v. 63, n. 6, p. 2899-2939, 2008.

Carneiro, J. M. Modelo de previsão de insolvência de concessionárias de ferrovias no Brasil, 2011. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós Graduação em Engenharia Civil e Ambiental, Brasília: Universidade de Brasília.

Castro Junior. Previsão de insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais, 2003. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós Graduação em Administração, São Paulo, SP: Universidade de São Paulo.

Charitou, A.; Neophytou, E.; Charalambous, C. Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. European Accounting Review, v. 13, n. 3, p. 465-497, 2004.

Chava, S.; Jarrow, R. A. Bankruptcy prediction with industry effects. Review of Finance, v. 8, n. 4, p. 537-569, 2004.

Crouhy, M.; Galai, D.; Mark, R. A comparative analysis of current credit risk models. Journal of Banking & Finance, v. 24, n. 1-2, p. 59–117, 2000.

Dimitras, A. I.; Zanakis, S. H.; Zopounidis, C. A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. European Journal of Operational Research, v. 90, n. 3, p. 487–513, 1996.

Elisabetsky, R. Um modelo matemático para decisão de crédito no Banco Comercial, 1976. São Paulo, SP: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

Gilbert, L. R.; Menon, K.; Schwartz, K. B. Predicting bankruptcy for firms in financial distress. Journal of Business Finance & Accounting, v. 17, n. 1, p. 161-171, 1990.

Gordy, M. B. A comparative anatomy of credit risk models. Journal of Banking & Finance, v. 24, n. 1-2, p. 119–149, 2000.

Guimarães, A.; Moreira, T. B. S. Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante. Revista de Economia Contemporânea, v. 12, n. 1, p. 151–178, 2008.

Hilscher, J.; Wilson, M. I. Credit ratings and credit risk: Is one measure enough? In: AFA 2013 San Diego Meetings Paper. 2013.

Jackson, R. H. G.; Wood, A. The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study. The British Accounting Review, v. 45, n. 3, p. 183–202, 2013.

Kanitz, S. Como prever falências. São Paulo, SP: McGraw-Hill, 1978.

Lopez, J. A.; Saidenberg, M. R. Evaluating credit risk models. Journal of Banking & Finance, v. 24, n. 1-2, p. 151–165, 2000.

Mário, P. do C. Contribuição ao estudo da solvência empresarial: uma análise de modelos de previsão - estudo exploratório aplicado em empresas mineiras, 2002. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós Graduação em Controladoria e Contabilidade, São Paulo, SP: Universidade de São Paulo.

Martins, M. S. A previsão de insolvência pelo modelo de Cox : uma contribuição para a análise de companhias abertas brasileiras, 2003. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós Graduação em Administração, Porto Alegre, RS: Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Matias, A. B. Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa, 1976. Tese de Livre Docência, São Paulo, SP: Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

Mears, P. K. Discussion of Financial Ratios As Predictors of Failure. Journal of Accounting Research, v. 4, p. 119, 1966.

Nascimento, S.; Pereira, A. M.; Hoeltgebaum, M. Aplicação Dos Modelos De Previsão De Insolvências Nas Grandes Empresas Aéreas Brasileiras. Revista de

Contabilidade do Mestrado em Ciências Contábeis da UERJ, v. 15, n. 1, p. 40–51, 2011.

Neter, J. Discussion of Financial Ratios As Predictors of Failure. Journal of Accounting Research, v. 4, p. 112, 1966.

Ohlson, J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. Journal of Accounting Research, v. 18, n. 1, p. 109–131, 1980.

Ozório, L. de M. Análise do Desempenho Econômico-Financeiro de Distribuidoras de Energia Elétrica no Brasil, 2013. Tese de Pós Doutorado, Rio de Janeiro, RJ: Universidade Federal do Rio de Janeiro.

Pereira, A. F.; Pedrosa, C.; Santos Ramos, E. J. Modelo e Análise de Previsão de Desempenho pela Metodologia de Análise Multivariada de Dados: um estudo empírico do setor de energia elétrica. Revista Contemporânea de Contabilidade, v. 3, n. 5, p. 59–74, 2006.

Pinheiro, L. E. T.; Pinheiro, J. L. Modelos de Evaluación del Riesgo de Insolvencia de Empresas Españolas Cotizadas. Contabilidade Vista & Revista, v. 19, n. 3, p. 95–121, 2009.

Premachandra, I. M.; Bhabra, G. S.; Sueyoshi, T. DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique. European Journal of Operational Research, v. 193, n. 2, p. 412–424, 2009.

Premachandra, I. M.; Chen, Y.; Watson, J. DEA as a tool for predicting corporate failure and success: A case of bankruptcy assessment. Omega, v. 39, n. 6, p. 620–626, 2011.

Resende, M. Relative efficiency measurement and prospects for yardstick competition in Brazilian electricity distribution. Energy Policy, v. 30, n. 8, p. 637–647, 2002.

Ribeiro, M. G. C.; Macedo, M. A. DA S.; Marques, J. A. V. da C. Análise da relevância de indicadores financeiros e não financeiros na avaliação de desempenho organizacional: um estudo exploratório no setor brasileiro de distribuição de energia elétrica. Revista de Contabilidade e Organizações, v. 6, n. 15, p. 60–79, 2012.

Sanvicente, A.; Minardi, A. M. A. F. Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas. Finance Lab Working Papers, Ibmec Business School São Paulo., 1998. Disponível em: <http://www.risktech.com.br/PDFs/indicadores_concordata.pdf>. Acesso em: 3/5/2015.

Shetty, U.; Pakkala, T. P. M.; Mallikarjunappa, T. A modified directional distance formulation of DEA to assess bankruptcy: An application to IT/ITES companies in India. Expert Systems with Applications, v. 39, n. 2, p. 1988–1997, 2012.

Shumway, T. Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. The Journal of Business, v. 74, n. 1, p. 101-124, 2001.

Silva, J. O.; Wienhage, P.; Souza, R. P. S. de; Bezerra, F. A.; Lyra, R. L. 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, 2012.

Soares, R. A.; Rebouças, S. M. D. Avaliação do Desempenho de Técnicas de Classificação Aplicadas à Previsão de Insolvência de Empresas de Capital Aberto Brasileiras. Revista ADM.MADE, v. 18, n. 3, p. 21, 2014.

Tamari, M. Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy. Management International Review, v. 6, n. 4, p. 15–21, 1966.

Virgillito, S. B.; FAMÁ, R. A Análise Estatística Multivariada na Previsão de Insolvência de Empresas. Revista Administração em Diálogo, v. 4, n. 1, 2008.

Wang, Y.; LEE, H. A clustering method to identify representative financial ratios. Information Sciences, v. 178, n. 4, p. 1087–1097, 2008.

Watts, R. L.; Zimmerman, J. L. Towards a Positive Theory of the Determination of Accounting Standards. The Accounting Review, v. 53, n. 1, p. 112, 1978.

Watts, R. L.; Zimmerman, J. L. Positive Accounting Theory: A Ten Year Perspective. The Accounting Review, v. 65, n. 1, p. 26, 1990.

Zmijewski, M. E. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal of Accounting Research, p. 59-82, 1984.

Anexo 1

Table V Summary of previous research attributes and findings

No.	*Author and year*	*Model*	*OPA (%)*	*Type I (%)*	*Type II (%)*	*ES*	*TS*	*Ind. Var.*	*Country*	*Years*	*Firm type*
1	Altman (1968)	MDA	95	6	3	66	25	FR	USA	46-65	Manufac. Ind. (ltd.)
2	Altiman *et al.* (1977)	MDA	92.8	3.77	10.34	111	111	FR	USA	64-74	*Manf.* and retail (ltd.)
3	Altiman *et al.* (1994)	MDA	NA	13.6	9.7	1212	450	FR	Italy	85-92	Industrial (ltd.)
4	Altiman *et al.* (1994)	NN	NA	13.8	10.6	1212	450	FR	Italy	85-92	Industrial (ltd.)
5	Aziz *et al.* (1988)	MDA	88.8	NA	NA	98	NA	CF	USA	71-82	Mix. Ind. (ltd.)
6	Aziz *et al.* (1988)	Logit	91.8	14.3	2.1	98	NA	CF	USA	71-82	Mix. Ind. (ltd.)
7	Aziz *et al.* (1988)	BSDM	91.8	NA	NA	98	NA	CF	USA	71-82	Mix. Ind. (ltd.)
8	Back *et al.* (1996)	MDA	85.14	13.51	16.22	74	NA	FR	Finland	86-89	Mix. Ind. (ltd.)
9	Back *et al.* (1996)	Logit	96.49	13.51	13.51	74	NA	FR	Finland	86-89	Mix. Ind. (ltd.)
10	Back *et al.* (1996)	NN	97.3	5.26	0	74	NA	FR	Finland	86-89	Mix. Ind. (ltd.)
11	Back *et al.* (1996)	GA	97.3	5.26	0	74	NA	FR	Finland	86-89	Mix. Ind. (ltd.)
12	Beynon and Pell (2001)	MDA	78.3	16.7	26.7	60	30	Mix	UK	NA	Manufac. Ind (ltd.)
13	Beynon and Pell (2001)	Logit	80	16.7	23.3	60	30	Mix	UK	NA	Manufac. Ind (ltd.)
14	Beynon and Pell (2001)	RPA	93.3	10	3.3	60	30	Mix	UK	NA	Manufac. Ind (ltd.)
15	Beynon and Pell (2001)	RS	91.7	13.3	3.3	60	30	Mix	UK	NA	Manufac. Ind (ltd.)
16	Booth (1983)	MDA	85	18	12	44	26	Mix	Australia	64-79	Mix. Ind. (ltd.)
17	Booth (1983)	BSDM	85	18	12	44	26	Mix	Australia	64-79	Mix. Ind. (ltd.)
18	Brockman and Turtle (2003)	MDA	74.5	NA	NA	NA	NA	Mix	USA	89-98	Mix. Ind. (ltd.)
19	Brockman and Turtle (2003)	Logit	85	NA	NA	NA	NA	Mix	USA	89-98	Mix. Ind. (ltd.)
20	Brockman and Turtle (2003)	Credit	85	NA	NA	NA	NA	Mix	USA	89-98	Mix. Ind. (ltd.)
21	Casey and Bartczak (1984)	Univariate	75	10	27	290	NA	CF	USA	71-82	Mix. Ind. (ltd.)
22	Casey and Bartczak (1984)	MDA	86	17	13	290	NA	PR	USA	71-82	Mix. Ind. (ltd.)
23	Casey and Bartczak (1984)	Cash	75	10	27	290	NA	CF	USA	71-82	Mix. Ind. (ltd.)
24	Coats and Fant (1993)	MDA	87.9	36.2	0	282	NA	PR	USA	70-89	Mix. Ind. (ltd.)
25	Coats and Fant (1993)	NN	95	10.6	2.1	282	NA	FR	USA	70-89	Mix. Ind. (ltd.)
26	Dimitras *et al.* (1999)	MDA	90	12.5	7.5	80	38	FR	Greece	86-93	Mix. Ind. (ltd.)
27	Dimitras *et al.* (1999)	Logit	90	7.5	12.5	80	38	FR	Greece	86-93	Mix. Ind. (ltd.)
28	Dimitras *et al.* (1999)	RS	97.5	2.5	2.5	80	38	FR	Greece	86-93	Mix. Ind. (ltd.)
29	El Hennawy and Morris (1983)	MDA	97.72	4.55	0	44	44	Mix	UK	60-71	Mix. Ind. (ltd.)
30	Foreman (2002)	Logit	97.4	14.29	0	77	14	FR	USA	1999	Telecom. Ind.
31	Frydman *et al.* (1985)	MDA	74	9	17	200	NA	FR	USA	71-81	Mix. Ind. (ltd.)
32	Frydman *et al.* (1985)	RPA	89	9	2	200	NA	FR	USA	71-81	Mix. Ind. (ltd.)
33	Gombola *et al.* (1987)	MDA	89	NA	NA	77	NA	FR	USA	70-82	*Manf.* and retail (ltd.)
34	Gombola *et al.* (1987)	BSDM	89	NA	NA	77	NA	FR	USA	70-82	*Manf.* and retail (ltd.)
35	Jo *et al.* (1997)	MDA	82.22	NA	NA	542	NA	Mix	Korea	91-93	Mix. Ind. (ltd.)
36	Jo *et al.* (1997)	NN	83.79	NA	NA	542	NA	Mix	Korea	91-93	Mix. Ind. (ltd.)
37	Jo *et al.* (1997)	CBR	81.52	NA	NA	542	NA	Mix	Korea	91-93	Mix. Ind. (ltd.)
38	Kahya and Theodossiou (199	MDA	77.8	31	17	189	NA	FR	USA	74-91	*Manf.* and retail (ltd.)
39	Kahya and Theodossiou (199	Logit	77.2	33	16	189	NA	FR	USA	74-91	*Manf.* and retail (ltd.)
40	Kahya and Theodossiou (199	CUSUM	82.5	18	17	189	NA	FR	USA	74-91	*Manf.* and retail (ltd.)
41	Keasey and Mc Guinness (19	Logit	96	14	14	86	30	FR	UK	76-84	Mix. Ind. (ltd.)
42	Laitinen and Laitinen (1998)	Logit	80.49	17.07	21.95	82	NA	Mix	Finland	86-91	Industrial (ltd.)
43	Laitinen and Laitinen (1998)	Par Adj.	80.49	17.07	21.95	82	NA	Mix	Finland	86-91	Industrial (ltd.)
44	Laitinen and Laitinen (1998)	Cash	58.54	41.46	41.46	82	NA	CF	Finland	86-91	Industrial (ltd.)

Table V

No.	*Author and year*	*Model*	*OPA (%)*	*Type I (%)*	*Type II (%)*	*ES*	*TS*	*Ind. Var.*	*Country*	*Years*	*Firm type*
45	Lin and Piesse (2001)	Jnivariate	79.22	28.12	2.22	77	NA	FR	UK	85-94	Mix. Ind. (ltd.)
46	Lin and Piesse (2001)	Logit	87	12.5	8.89	77	NA	FR	UK	85-94	Mix. Ind. (ltd.)
47	McGurr na Devaney (1998)	MDA	74.1	NA	NA	112	NA	Mix	USA	89-93	Retail firms (ltd.)
48	McGurr na Devaney (1998)	Logit	67.2	NA	NA	112	NA	Mix	USA	89-93	Retail firms (ltd.)
49	McGurr na Devaney (1998)	Cash	68.43	NA	NA	112	NA	Mix	USA	89-93	Retail firms (ltd.)
50	McKee and Lensberg (2002)	GA	82.6	6.8	10.3	291	NA	FR	USA	91-97	Mix. Ind. (ltd.)
51	McKee and Lensberg (2002)	RS	82.6	6.8	10.3	291	NA	FR	USA	91-97	Mix. Ind. (ltd.)
52	Messier and Hansen (1988)	RPA	100	NA	NA	32	16	FR	USA	75-76	NA
53	Meyer and Pifer (1970)	LPM	80	3	0	60	18	FR	USA	48-65	Banks
54	Moyer (1977)	MDA	90.48	5	14	54	NA	Mix	USA	65-75	NA
55	Moyer (1977)	BSDM	85.19	11	18	54	NA	Mix	USA	65-75	NA
56	Neophytou *et al.* (2001)	Jnivariate	90	NA	NA	102	52	FR	UK	88-94	Industrial (ltd.)
57	Neophytou *et al.* (2001)	Logit	93.75	8.33	4.17	102	52	FR	UK	88-94	Industrial (ltd.)
58	Neophytou *et al.* (2001)	MDA	93.75	NA	NA	102	52	FR	UK	88-94	Industrial (ltd.)
59	Neophytou *et al.* (2001)	NN	95.83	NA	NA	102	52	FR	UK	88-94	Industrial (ltd.)
60	Park and Han (2002)	CBR	84.52	NA	NA	2144	NA	Mix	Korea	95-98	Mix. Ind. (ltd.)
61	Piesse and Wood (1992)	MDA	NA	25	34	48	48	FR	UK	73-86	Motor Compnts. (ltd.)
62	Platt and Platt (1990)	Logit	90	7	14	171	68	Mix	USA	72-86	Mix. Ind. (ltd.)
63	Pompe and Feelders (1977)	MDA	70	NA	NA	288	288	FR	Belgium	88-94	Constn. Ind. (ltd)
64	Pompe and Feelders (1977)	RPA	70	NA	NA	288	288	FR	Belgium	88-94	Constn. Ind. (ltd)
65	Pompe and Feelders (1977)	NN	73	NA	NA	288	288	FR	Belgium	88-94	Constn. Ind. (ltd)
66	Salchenberger *et al.* (1992)	Logit	93.5	10	3	200	404	FR	USA	86-87	S and loan Association
67	Salchenberger *et al.* (1992)	NN	97	4	2	200	404	FR	USA	86-87	S and loan Association
68	Shin and Lee (2002)	GA	79.7	NA	NA	476	52	FR	Korea	95-97	Manufac. Ind. (ltd.)
69	Skofskiv (1990)	Probit	84	NA	NA	379	NA	FR	Sweden	66-80	Mining and Mantc.
70	Stone and Rasp (1991)	LPM	70.4	NA	NA	108	108	FR	USA	NA	NA
71	Stone and Rasp (1991)	Logit	72.3	NA	NA	108	108	FR	USA	NA	NA
72	Sung *et al.* (1999)	MDA	82.1	31	10.2	152	NA	FR	Korea	91-97	Manf. and retail (ltd.)
73	Sung et al. (1999)	RPA	83.3	27.6	10	152	NA	FR	Korea	91-97	Manf and retail (ltd.)
74	Taff er (1982)	MDA	90.7	12.12	0	43	NA	FR	UK	68-73	Mix Ind. (ltd.)
75	Taft er (1983)	MDA	97.8	4.3	0	92	46	FR	UK	69-76	Manufac. Ind. (ltd.)
76	Taft er and Tisshaw (1977)	MDA	98.9	2.17	0	92	NA	FR	UK	69-76	Manufac. Ind. (ltd.)
77	Theodossiou (1991)	LPM	92.7	NA	NA	363	138	FR	Greece	80-84	Manufac. Ind. (ltd.)
78	Theodossiou (1991)	Logit	94.5	NA	NA	363	138	FR	Greece	80-84	Manufac. Ind. (ltd.)
79	Theodossiou (1991)	Probit	93.7	NA	NA	363	138	FR	Greece	80-84	Manufac. Ind. (ltd.)
80	Theodossiou (1993)	MDA	84.6	34	9	259	NA	FR	USA	67-86	Manf. and retail (ltd.)
81	Theodossiou (1993)	CUSUM	84.9	15	15	259	NA	FR	USA	67-86	Manf. and retail (ltd.)
82	Varetto (1998)	GA	95	6	4	3840	898	Mix	Italy	NA	Mix. Ind. (ltd.)
83	Ward (1994)	Logit	92	NA	NA	227	158	Mix	USA	84-88	Non-Fin. Firms
84	Westgaard and Wijst (2001)	Logit	97.3	22.73	2.11	35287	35287	Mix	Norway	95-99	Mix. Ind. (ltd.)
85	Westgaard and Wijst (2001)	Credit	97.3	22.73	2.11	35287	35287	Mix	Norway	95-99	Mix. Ind. (ltd.)
86	Wilcax (1973)	Gamb.	94	NA	NA	82	NA	FR	USA	49-71	Mix. Ind. (ltd.)
87	Yang *et al. (*1999)	MDA	71	12	33	122	NA	FR	USA	84-89	Oil and Gas
88	Yang *et al.* (1999)	NN	74	50	20	122	NA	FR	USA	84-89	Oil and Gas
89	Zavgren (1985)	Logit		NA	NA	90	32	FR	USA	72-88	Mix. Ind. (ltd.)