

Variáveis discriminantes dos estágios de insolvência de empresas

Ivan Oliveira de Vieira Mendes (UFPR) - imendes@uol.com.br

Viviane Theiss (UFPR) - theissviviane@gmail.com

Éverton Galhoti Coelho (UFPR) - evertongalhoticoelho@gmail.com

Jorge Eduardo Scarpin (UFPR) - jscarpin@gmail.com

Resumo:

O objetivo deste estudo é verificar quais variáveis são relevantes para discriminar as empresas pertencentes aos estágios de insolvência, de acordo com o nível de severidade, por meio de um modelo de previsão de insolvência. A amostra contou com 108 empresas não financeiras, brasileiras, listadas na BM&FBovespa. Dessa amostra, foram destacadas as empresas caracterizadas pelos estágios de insolvência insuficiência de fluxo, insuficiência de saldo e recuperação judicial. O grupo de controle foi composto pelas empresas saudáveis. Os dados coletados compreenderam o período de 31 de dezembro de 2001 a 31 de dezembro de 2013. A metodologia baseia-se na regressão logística multinomial aplicada a uma estrutura de dados longitudinal. Os resultados do estudo revelam adequados para prever os estágios de insolvência, pois apresentou pseudo- R^2 de Nagelkerke é considerado um bom ajustamento do modelo aos dados. Diante do exposto, constatou-se a utilidade das variáveis rating inicial e reclassificação de rating, do bloco migração de rating. Assim com, o retorno da ação, do bloco preço da ação, e porte da empresa para discriminar os estágios de insolvência.

Palavras-chave: *Insolvência. Rating. Regressão logística.*

Área temática: *Métodos quantitativos aplicados à gestão de custos*

Variáveis discriminantes dos estágios de insolvência de empresas

RESUMO

O objetivo deste estudo é verificar quais variáveis são relevantes para discriminar as empresas pertencentes aos estágios de insolvência, de acordo com o nível de severidade, por meio de um modelo de previsão de insolvência. A amostra contou com 108 empresas não financeiras, brasileiras, listadas na BM&FBovespa. Dessa amostra, foram destacadas as empresas caracterizadas pelos estágios de insolvência insuficiência de fluxo, insuficiência de saldo e recuperação judicial. O grupo de controle foi composto pelas empresas saudáveis. Os dados coletados compreenderam o período de 31 de dezembro de 2001 a 31 de dezembro de 2013. A metodologia baseia-se na regressão logística multinomial aplicada a uma estrutura de dados longitudinal. Os resultados do estudo revelam adequados para prever os estágios de insolvência, pois apresentou pseudo-R² de Nagelkerke é considerado um bom ajustamento do modelo aos dados. Diante do exposto, constatou-se a utilidade das variáveis *rating* inicial e reclassificação de *rating*, do bloco migração de *rating*. Assim com, o retorno da ação, do bloco preço da ação, e porte da empresa para discriminar os estágios de insolvência.

Palavras-Chave: Insolvência. *Rating*. Regressão logística.

Área Temática: Métodos quantitativos aplicados à gestão de custos

1 INTRODUÇÃO

A alta gama de insucessos empresariais instigou a procura de motivos que levam as empresas a alcançarem determinado patamar até a falência. Entretanto, de nada adianta chorar pelo leite derramado, é necessário saber o que leva a empresa a chegar à situação de insolvência. Prever a insolvência pode ser utilizado como uma ferramenta para alterar as decisões estratégicas de negócios, por ser considerada por uma variedade de eventos decorrentes do mau gerenciamento (ALTMAN; HOTCHKISS, 2006; ROSS; WESTERFIELD; JAFFE, 2011). Mas pode ser evitada, desde que a gestão da empresa perceba de antemão a insolvência.

Uma maneira de evitar a insolvência é analisar algumas de suas características. Altman e Hotchkiss (2006) descrevem que existem particularidades de insuficiência, *default*, insolvência e falência. Insuficiência é quando as receitas são escassas para cobrir todos os custos da empresa, situação que poderá permanecer por muitos anos. *Default* representa quando o credor viola cláusulas contratuais passíveis de ação legal, no qual poderá ser altamente penalizado. A insolvência, caracterizada pela falta de liquidez ou incumprimento de obrigações, pode ser acatado como algo a ser evitado e corrigido. Finalmente, a falência, representada posição patrimonial (patrimônio líquido negativo) ou formalizada pela declaração junto à justiça, com a finalidade de organizar a liquidação da empresa ou com a apresentação de um programa de recuperação.

Essa separação dos estágios das empresas rumo à recuperação judicial fornece *insights* objetivos para os credores terem condições de se cercarem das medidas necessárias para buscar soluções plausíveis para as empresas insolventes antecipadamente e evitar o aumento da inadimplência nas respectivas carteiras. Estas medidas podem ser operacionalizadas por indicadores de gestão, indicadores contábeis, pelo porte da empresa, preço das ações, *proxies* econômicas e mitigação de *rating*.

Os indicadores de gestão, quando visto pela perspectiva da falta de gestão, podem detectar as razões da insolvência das empresas (ALTMAN; HOTCHKISS, 2006; KARAMZADEH, 2013). E práticas de governança corporativa são empregadas como indicadores de gestão para melhorar o monitoramento e evitar escândalos empresariais

(KRAUTER; SOUZA; LUPORINI, 2006). Os indicadores contábeis, largamente utilizados nos modelos de previsão de insolvência, como descrevem Altman (1968) e Ohlson (1980) são aplicados em empresas que possuem patrimônio líquido negativo. O porte da empresa ou o tamanho, para alguns autores é sinônimo de pouca relevância para com a insolvência (DEVENTER; IMAI, 2003), mas quando interpretado como um discriminante de risco (AMATO; FURFINE, 2003; HWANG; CHUNG; CHU, 2010) passa a instigar uma análise mais detalhada. Para o preço das ações, na concepção de Anderson (2007), estão relacionados à capacidade, ao capital, condições, caráter e colateralidade, considerado o cinco C's do crédito. Para as *proxies* econômicas, utilizadas por estar fortemente associada às condições gerais da economia, direção da economia e condições do mercado financeiro (FIGLEWSKI; FRYDMAN; LIANG, 2012), podem explicar a migração de *rating* de crédito. Esta última variável usada para monitorar o risco com a evidenciação da qualidade de crédito dos tomadores de recursos. E finalmente, a migração de *rating* de crédito aplicado por meio de uma medida que concebe a expectativa de risco de *default* associada ao tomador, também pode ser denominado pela expressão *rating* (FIGLEWSKI, FRYDMAN E LIANG, 2012).

Por meio das informações apresentadas, este estudo busca responder: **Quais variáveis são relevantes para discriminar as empresas pertencentes aos estágios de insolvência, de acordo com o nível de severidade, por meio de um modelo de previsão de insolvência?** E o objetivo do estudo, verificar quais variáveis são relevantes para discriminar as empresas pertencentes aos estágios de insolvência, de acordo com o nível de severidade, por meio de um modelo de previsão de insolvência.

A identificação dos estágios permite melhor precificação, atendimento regulatório mais adequado e maior capacidade de gestão do *portfólio*. Permite aos agentes, financeiros ou não, utilizarem-se do crédito para alavancar as vendas de forma a obter maior rentabilidade. Existe uma premissa implícita, embora não imutável, de que o caminho de uma empresa para chegar à recuperação judicial passa primeiramente pela insuficiência por fluxo. Caso não haja uma reversão desse estado, segue para insuficiência por saldo e pode alcançar a recuperação judicial.

O presente trabalho busca conhecer quais outras variáveis, além dos indicadores contábeis, podem ser relevantes para um modelo de previsão de insolvência. Para tanto, foram incluídas as variáveis qualitativas (gestão e migração de *rating*), as variáveis *proxies* das condições econômicas, porte da empresa e preço das ações, que visam não só o aumento da capacidade preditiva do modelo, mas ter o entendimento sobre o comportamento e relevância dessas variáveis nos estágios de insolvência.

2. ESTÁGIOS DE INSOLVÊNCIA

A primeira pesquisa sobre previsão de insolvência foi a de Fitzpatrick em 1932, realizada entre os anos de 1920 e 1929 nos Estados Unidos, na qual foram comparados dois grupos de empresas, as bem-sucedidas e as falidas (PASCHOARELLI, 2007). Após Fitzpatrick, houve os mais diversos estudos, como o de Winakor e Smith, Merwin, Tamari e Beaver (SILVA, 2003).

Posteriormente, outros estudos surgiram, com destaque para Ohlson. Tal autor reconheceu as limitações da análise discriminante múltipla, com a violação dos pressupostos da normalidade e igualdade da variância e covariância, Ohlson foi o primeiro a desenvolver um modelo preditivo de insolvência pela técnica da regressão logística (GUIMARÃES; ALVES, 2009). Ohlson (1980) por sua vez observa que muitos estudos referentes à previsão de insolvência foram construídos e testados com base em demonstrativos com data posterior a insolvência e que dessa forma seria mais fácil de identificar as empresas em condição de insolvência dado que o evento já ocorreu. Por outro lado, o próprio Ohlson testou o modelo dele em condições semelhantes e a taxa de erro encontrada pelo autor foi maior que a taxa de

erro relatada por Altman em 1968, bem como maior que a taxa de erro relatada por Altman em 1977.

No Brasil, de acordo com Martins, Diniz e Miranda (2012), Stephen C. Kanitz foi o pioneiro na construção de um termômetro de insolvência e fez uso da análise discriminante. Nos mesmos moldes que nos Estados Unidos, Altman, juntamente com Baydia e Dias, também formulara a previsão de insolvência das empresas no Brasil. Segundo Silva (2003), as variáveis explicativas basearam-se no modelo americano de Altman, com adequações para compatibilizar a utilização do seu modelo com os demonstrativos contábeis brasileiros. Outros trabalhos conhecidos no Brasil são os de Roberto Elizabetsky e Alberto Matias, os quais utilizaram a técnica análise discriminantes.

Todavia, mesmo com diversas técnicas e modelagem com o intuito de prever a insolvência, existem alguns problemas nos métodos destacados por Balcaen e Ooghe (2006). Como a dicotomia da variável dependente; a seletividade da amostra; a não estacionariedade e dados instáveis; o uso anual de informações contábeis; a seleção de variáveis independentes e a dimensão temporal. Apesar dessas limitações econométricas, é possível classificar a insolvência de acordo com os insucessos empresariais que ocorrem.

Na visão de Altman e Hotchkiss (2006), o insucesso empresarial tem sido definido por conceitos insuficiência, *default*, insolvência e falência. A insuficiência equivale a taxas de retorno de investimento significativa e continuamente mais baixas em comparação a outras de similar investimento. Consequentemente, as receitas são insuficientes para cobrir os custos, e a empresa com a possibilidade de permanecer com a insuficiência econômica por muitos anos. O *Default* ocorre quando o credor viola alguma cláusula contratual passível de ação legal, como por exemplo, *covenants* de um empréstimo. Segundo os autores, raramente essas violações levam à falência, mas a falta de pagamento de um empréstimo, geralmente com juros periódicos, tem maior chance de ser reconhecido como um *default* legal. Insolvência, caracterizada pela falta de liquidez ou incumprimento de uma obrigação. Pode ser uma condição temporária. Os autores chamam a atenção para a insolvência no sentido de falência, em que a situação é muito mais crítica e indica uma condição crônica e não temporária. A insolvência, no sentido de falência, é caracterizada pelo passivo a descoberto. A particularidade da falência é que ela pode ser formalizada pela declaração junto à justiça, por buscar a liquidação da empresa ou apresentar um programa de recuperação.

Mais precisamente sobre a insolvência Ross, Westerfield e Jaffe (2011) esclarecem por ser uma situação quando o fluxo de caixa gerado não é suficiente para cobrir os custos e despesas operacionais. A lista de eventos que caracterizam uma empresa em dificuldades financeiras é extensa, em sua grande maioria, decorrentes do mau gerenciamento, como exemplo, a redução de dividendos, o fechamento de fábricas, os prejuízos, a dispensa de funcionários, as renúncias de presidente e a queda substancial do preço das ações. Motivado pela desaceleração e desregulamentação do setor, elevadas taxas de juros, competição internacional, aumento da alavancagem, condição macroeconômica, entre outros (ALTMAN; HOTCHKISS, 2006).

Como um modo de categorizar a insolvência Altman e Hotchkiss (2006) apresentam três grandes grupos, dentre eles a insuficiência de fluxo, caracterizada pelo default técnico (falta de pagamento) e insolvência técnica (violação de *convenants*). Insuficiência de saldo, representando pelo patrinônio líquido negativo, e a recuperação judicial, declaração junto à justiça, por buscar a petição de liquidação da empresa ou apresentar um programa de recuperação judicial. Frente às descrições apresentadas, apresentam-se os procedimentos metodológicos do estudo.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O presente trabalho buscou verificar quais variáveis são relevantes para discriminar as empresas pertencentes aos estágios de insolvência, de acordo com o nível de severidade, por meio de um modelo de previsão de insolvência. Dessa forma, esta pesquisa tem caráter empírico longitudinal, realizado por meio da análise descritiva, com procedimento *ex-post-facto* e abordagem quantitativa, por aplicar a regressão logística multinomial. Os dados foram obtidos por meio da base de dados Economática e na BM&FBovespa e os *softwares* utilizados foram o Xlstat, versão 2013, e SPSS.

A população deste estudo foi às empresas de capital aberto, não financeiro e não pertencentes ao segmento de energia elétrica, que apresentaram todas as informações necessárias entre o período de 2001 até 2012. Em seguida, a amostra é dividida em 4 grupos conforme os perfis das empresas quanto ao nível de risco de crédito: amostra I – empresas caracterizadas como saudáveis; amostra II – empresas com insuficiência por fluxo; amostra III – empresas com insuficiência por saldo; amostra IV – empresas em recuperação judicial.

Para a coleta das empresas com insuficiência de fluxo, foi utilizado o conceito de Ross, Westerfield e Jaffe (2011), com a separação das empresas que fecharam fábricas e/ou venderam ativos e/ou dispensaram grande número de funcionários e/ou renegociaram contratos junto a credores e bancos e/ou tiveram queda substancial no preço das ações (foi estabelecido como critério para queda substancial do preço das ações uma queda superior a 30% nos últimos 12 meses antes do evento), consideradas empresas com problema de caixa. Essas empresas foram identificadas com base em pesquisa nos jornais e revistas, Valor Econômico, O Estado de São Paulo, Veja e Exame.

Quanto às empresas com insuficiência por saldo, foi representado pelas empresas que apresentam o passivo a descoberto e que não entraram em recuperação judicial desde dezembro de 2001. Como houve empresas que entraram e saíram mais de uma vez dessa situação durante esse período, foi considerado como data de ocorrência a primeira vez que ela apresentou situação de passivo a descoberto. E finalmente, foi realizado o censo de todas as empresas que entraram em recuperação judicial. Na Tabela 1, é apresentado o resumo da quantidade da amostra de acordo com as informações descritas, com a existência de uma empresa saudável para cada empresa não saudável.

Tabela 1 - Amostragem

Perfil de empresa	Número de empresas
Empresas com deficiência de fluxo	15
Empresas com deficiência de saldo	15
Empresas que entraram em <i>default</i>	24
Empresas não saudáveis	54
Empresas saudáveis	54
Total	108

Fonte: Elaborado com base nos dados da pesquisa.

Dentre as variáveis estudadas de gestão, dados contábeis, *proxies* da condição econômica, preço das ações e porte da empresa, foram construídos três modelos: empresas solventes *versus* empresas com insuficiência de fluxo, empresas solventes *versus* empresas com insuficiência de saldo e, por fim, empresas solventes *versus* empresas em recuperação judicial. Esses modelos foram construídos por regressão logística binária.

Os eventos insuficiência de fluxo, insuficiência de saldo e recuperação judicial foram pareados pelo ano do evento com as empresas saudáveis. Neste momento, não houve preocupação com a multicolinearidade, nem com a significância das variáveis, pois o objetivo foi discriminar de forma mais eficiente possível os estágios de insolvência.

Posteriormente, foi desenvolvido, nos moldes do trabalho de Brito, Assaf Neto e Corrar (2009), um sistema de classificação de risco de crédito por meio da análise de conglomerado (*cluster*). A análise de *cluster* é uma técnica para particionar um conjunto de observações em subconjuntos homogêneos baseados nas similaridades encontradas entre as observações (KACHIGAN, 1991). A finalidade da construção de um sistema de classificação de risco visa exclusivamente à criação de variáveis do bloco migração de *rating* para serem testadas quanto à discriminância nos estágios de insolvência no modelo logístico multinomial.

A análise de conglomerados foi realizada pelo método não hierárquico *k-means*, ou seja, o agrupamento parte de um conjunto de *clusters* pré-definido (MAROCO, 2003). O número de classes escolhidas foi baseado na Resolução nº 2.682 do Banco Central do Brasil. Esta Resolução nº 2.682 dispõe sobre os critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Por essa Resolução, os riscos são divididos em nove classes, que variam de AA até a classe H (classe que agrupa as empresas de maior risco e, por essa razão, é realizado o provisionamento do valor integral). Na classe H, encontram-se os clientes com atraso igual ou superior a 180 dias. Dessa forma, dentro dessa escala, o Banco Central considera como risco normal os clientes classificados como AA, A, B, C e D. Os acima da classificação D são considerados os clientes ditos de risco anormal.

Assim como na Resolução nº 2.682, o sistema de *rating* a ser construído no presente trabalho terá nove classes de risco. O sistema irá classificar o risco anual até três anos antes do *default*, visando observar as transições de classificação ao longo desse período. As transições de classificação serão variáveis do bloco migração de *rating* que irão alimentar, juntamente com as variáveis dos outros blocos, um modelo final, com previsão de insolvência ou recuperação judicial de até um ano, pela técnica de regressão logística multinomial. Serão discriminadas as empresas em quatro categorias: empresas solventes, empresas com deficiência de fluxo, empresas com deficiência de saldo (passivo a descoberto) e empresas em recuperação judicial.

Após a eleição das variáveis por meio da curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), instrumento usado para medir a capacidade de discriminação de um modelo, foi verificada a existência de *outliers* pelo teste *z-score*. Dessa forma, os dados foram padronizados e escores inferiores e superiores a 2 foram considerados *outliers*. Os *outliers* foram substituídos pelo método do vizinho mais próximo, desde que o percentual de observações *outliers* não ultrapasse 5% do total das observações. Em seguida, foi medido a multicolinearidade das variáveis pelo teste VIF (inflação de variância). As variáveis que apresentaram VIF elevado (acima de dois) foram retiradas. Posteriormente, foi aplicado o critério *backward stepwise*, que identifica o melhor conjunto de variáveis independentes, bons preditores da variável dependente (SPSS, 2006).

O modelo a ser construído foi dividido em seis blocos de fonte de dados, a saber: a gestão, os indicadores dos demonstrativos contábeis, o porte da empresa, o preço das ações, as *proxies* econômicas e as variáveis decorrentes da migração de *rating*. Melhor apresentado no Quadro 1.

Quadro 1 - Variáveis da pesquisa

Variáveis	Sub-variáveis	Operacionalização	Autores
Indicadores gestão	Governança Corporativa	<i>Dummy</i> , sendo 1 para empresas que possuem grau de governança maior do que a exigida por lei, ou seja, participam do Novo Mercado, Nível de Governança I ou Nível de Governança II e 0, caso contrário.	Krauter, Souza e Luporini (2006); Altman e Hotchkiss (2006).
Indicadores contábeis	Variáveis de insolvência	$\frac{\text{patrimônio líquido}}{\text{exigível total}}$	Altman, Baidya e Dias (1979).

		$\frac{\text{não exigível} - \text{capital}}{\text{ativo total}}$	Altman, Baidya e Dias (1979).
Porte da empresa	Tamanho	$\ln \frac{\text{valor de mercado}}{\text{valor do Ibovespa}}$	Deventer e Imai (2003).
Preço das ações	Retorno	$\ln \frac{\text{valor de mercado}}{\text{valor do Ibovespa}}$, considerando a cotação de mercado e valor do Ibovespa no último dia do ano.	Koopman <i>et al.</i> (2006).
	Volatilidade do S&P 500	Desvio-padrão do $(\ln(\frac{P_t}{P_{t-1}}))$, calculada para o prazo de um ano.	Koopman <i>et al.</i> (2006).
Proxies econômicas	β como uma <i>proxy</i> do comportamento da empresa.	$\frac{\text{COV}(R_j, R_m)}{\text{VAR}(R_m)}$, com base no Ibovespa.	Abdou e Pointon (2011); Hilscher e Wilson (2013).
	Risco de crédito.	R ² com base no Ibovespa.	Hilscher e Wilson (2013)
Migração de <i>rating</i>	<i>Rating</i> inicial	<i>Dummy</i> 1 para risco de boa qualidade, se a empresa se encontrar em um dos cinco primeiros <i>cluster</i> – o equivalente às classes AA, A, B, C ou D, caso contrário, 0.	Brito, Corrar e Assaf Neto (2009); Figlewski, Frydman e Liang (2012).
	<i>Rating</i> atual	<i>Dummy</i> 1 se um ano antes do evento a empresa permaneceu na mesma classe de risco, caso contrário, 0.	Brito, Corrar e Assaf Neto (2009); Figlewski, Frydman e Liang (2012).
	Reclassificação de <i>rating</i>	<i>Dummy</i> 1 para indicar <i>downgrade</i> * e 0 para indicar <i>upgrade</i> ** ou estável.	Brito, Corrar e Assaf Neto (2009); Figlewski, Frydman e Liang (2012).

Fonte: Elaborado com base nos dados da pesquisa

* *downgrade*: empresas que saíram das cinco primeiras classes de risco para as quatro últimas nos últimos três anos antes do evento. ***upgrade*: empresas que permaneceram no mesmo nível de risco.

Altman e Hotchkiss (2006) e Ross, Westerfield e Jaffe (2011) observaram que existem vários estágios de insolvência que variam em níveis de severidade. Para este trabalho, a insolvência mais branda terá a nomenclatura de insuficiência por fluxo e significa a violação de uma cláusula contratual (*covenants*, por exemplo) ou a falta de pagamento de um empréstimo. Essas violações, segundo Altman e Hotchkiss (2006), raramente levam à falência, embora o não pagamento tenha maior chance de ter o reconhecimento legal de insolvência. Um estágio mais severo de insolvência foi denominado neste estudo de insuficiência por saldo. Esse estágio indica uma situação crônica caracterizada pelo passivo a descoberto. Por fim, foi discriminada a recuperação judicial, como o estágio da insolvência final, em que existe um procedimento legal junto ao órgão judiciário. Desse contexto, extraiu-se a seguinte hipótese geral:

Hipótese Geral: A variável gestão, porte da empresa, preço das ações, *proxies* da economia e migração de *rating*, em conjunto com indicadores contábeis, elevam a discriminação dos estágios de insolvência e aumentam o poder explicativo do modelo com variáveis estatisticamente significantes.

Diversas são as razões que levam uma empresa à insolvência. Contudo, para Altman e Hotchkiss (2006), na grande maioria das vezes, a razão é decorrente do mau gerenciamento. Com base nessa afirmação, o presente trabalho utilizou a *proxy* nível de governança da Bovespa (Novo Mercado, Nível I e Nível II) para medir a influência da gestão no risco da empresas. Neste contexto, elaborou-se a seguinte hipótese:

H1: O indicador gestão agrega poder discriminante estatisticamente significativo aos modelos de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial.

Para Deventer e Imai (2003), o porte da empresa é uma das variáveis mais utilizadas no mundo por construtores de escores. Omiti-la em um modelo também pode significar um desempenho abaixo do que poderia ser obtido.

H2: O indicador porte da empresa agrega poder discriminante estatisticamente significante aos modelos de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial.

Koopman *et al.* (2006) utilizaram o retorno e a volatilidade do S&P 500 como um dos indicadores que explicam as migrações de classificação de risco de crédito e eventuais *defaults*. Ambos os indicadores se mostraram relevantes no estudo.

H3: Os indicadores relativos ao preço das ações agregam poder discriminante estatisticamente significante aos modelos de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial.

Abdou e Pointon (2011) avaliaram 214 trabalhos sobre *credit scoring* e destacaram que futuros estudos deveriam buscar novas variáveis que mensurassem as mudanças nas condições econômicas. Carling *et al.* (2007) observaram que é essencial unir variáveis econômicas aos indicadores contábeis das empresas para alcançar maior poder preditivo para o risco de inadimplência. Rasero (2008) observa, entretanto, que as variáveis econômicas, por serem iguais para os tomadores de empréstimo, não possuem poder discriminante em um modelo logístico. Para contornar essa limitação, foram utilizados as *proxies* β e R^2 . Seguindo o mesmo conceito de Hilscher e Wilson (2013), que mediu a influência do risco sistemático por meio do β , essa primeira variável apresentará o comportamento da empresa frente ao comportamento da economia (índice Bovespa). A segunda variável segue o conceito de Damodaran (2009), no qual o R^2 mede quanto à empresa absorve do risco de mercado. Desses conceitos, extraiu-se a seguinte hipótese:

H4: As *proxies* de condição econômica agregam poder discriminante estatisticamente significante aos modelos de previsão de insuficiência por fluxo, por saldo e recuperação judicial.

Para Mays e Lynas (2010), os modelos de previsão de insolvência, baseados apenas em uma distribuição binomial (*default versus non-default*) podem enfraquecer o poder preditivo de um modelo. Para Figlewski, Frydman e Liang (2012) empresas classificadas em classe de melhor risco têm menor chance de pertencer ao estágio de insolvência, assim um sinal negativo é esperado. No que se refere às empresas que permanecem na mesma classificação de risco nos últimos 3 anos têm maior chance de alcançar o estágio de insolvência. Empresas reclassificadas para *downgrade* em passado recente têm maior possibilidade de *default* ou de serem rebaixadas novamente. Dessa afirmação, nasceu a última hipótese deste trabalho.

H5: A inclusão de indicadores referentes à migração de *rating* agrega poder discriminante estatisticamente significante aos modelos de previsão de insuficiência por fluxo, por saldo e recuperação judicial.

3.1 O modelo logístico

Quanto ao modelo estatístico, foi utilizada a regressão logística multinomial, pois existem mais de duas categorias para serem descritas nos resultados. Nesse tipo de regressão, é avaliada a probabilidade de escolher uma categoria sobre as outras.

Neste trabalho, as quatro categorias de resultados são empresas saudáveis, insolvência por insuficiência de fluxo, insolvência por insuficiência de saldo e recuperação judicial. A categoria de referência são as empresas saudáveis. Depois de codificadas, cada uma das categorias recebe um valor, por exemplo: (0) para recuperação judicial, (1) para insuficiência por fluxo, (2) para insuficiência por saldo e (3) para empresas saudáveis, e são criadas três razões de risco relativo:

$$\delta(0) = \frac{\pi(0)}{\pi(3)} = \frac{\text{pr}(\text{recuperação judicial})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})} \quad (1)$$

$$\delta(1) = \frac{\pi(1)}{\pi(3)} = \frac{\text{pr}(\text{insuficiência por fluxo})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})} \quad (2)$$

$$\delta(2) = \frac{\pi(2)}{\pi(3)} = \frac{\text{pr}(\text{insuficiência por saldo})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})} \quad (3)$$

Onde $\pi(j)$ é a probabilidade de resultado da categoria j e pode ser expressa como $\pi(j) = \frac{g(j)}{\sum_{i=0}^J g(i)}$. As razões de probabilidade acima podem ser relacionadas às variáveis preditoras de uma forma similar ao modelo de regressão logística binária. Considerando que a categoria de referência é a empresa saudável, tem-se:

$$\ln\left(\frac{\pi(0)}{\pi(3)}\right) = \ln\left(\frac{\text{pr}(\text{recuperação judicial})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})}\right) = \alpha_0 + \beta_{01}X_1 + \beta_{02}X_2 + \dots + \beta_{0K}X_k \quad (4)$$

$$\ln\left(\frac{\pi(1)}{\pi(3)}\right) = \ln\left(\frac{\text{pr}(\text{insuficiência por fluxo})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})}\right) = \alpha_1 + \beta_{11}X_1 + \beta_{12}X_2 + \dots + \beta_{1K}X_k \quad (5)$$

$$\ln\left(\frac{\pi(2)}{\pi(3)}\right) = \ln\left(\frac{\text{pr}(\text{insuficiência por saldo})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})}\right) = \alpha_2 + \beta_{21}X_1 + \beta_{22}X_2 + \dots + \beta_{2K}X_k \quad (6)$$

A relação entre qualquer uma das categorias, sem ser as empresas saudáveis, pode ser obtida subtraindo-se o log natural das expressões: $\ln\left(\frac{\pi(1)}{\pi(2)}\right) = \ln\left(\frac{\pi(1)}{\pi(3)}\right) - \ln\left(\frac{\pi(2)}{\pi(3)}\right)$.

A regressão logística multinomial, para ser aplicada, precisa de uma categoria como referência. No presente trabalho, a referência são as empresas saudáveis. Pelo critério *backward stepwise*, foram discriminadas as variáveis relevantes em relação aos estágios de insolvência. Para avaliar a qualidade do ajuste do modelo, foi usado o valor do -2 log *likelihood*, o pseudo-R² de Nagelkerke e a matriz de confusão. O indicador -2 log *likelihood* mostra a informação não explicada existente em cada nível de ajuste do modelo. Valores elevados nesse indicador mostram uma aderência pobre do modelo (FIELD, 2009).

Para esclarecer o procedimento realizado apresenta-se a análise dos resultados

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

O modelo foi avaliado, partindo do intercepto, a cada entrada de variáveis por bloco. O primeiro bloco que entrou foi gestão. Posteriormente, entraram o bloco indicador contábil, porte da empresa, preço das ações, *proxies* da economia e migração de *rating*. A Tabela 2 apresenta o ajuste do modelo a cada entrada de bloco de variáveis.

Tabela 2 - Aderência do modelo

Bloco de variáveis	-2 log <i>likelihood</i> *	Nagelkerke
Intercepto	265,500	-
Gestão	-	0,228
Indicadores contábeis	203,609	0,477
Porte da empresa	194,575	0,526
Preço das ações	173,544	0,627
<i>Proxies</i> da economia	164,019	0,666
Migração de <i>rating</i>	147,291	0,728

Fonte: Elaborado pelo autor.

*O indicador -2 log *likelihood* foi calculado a partir da entrada da 2ª variável.

Nota: O valor do R² que produz ajustamento adequado é subjetivo. Para Maroco (2003), nas ciências sociais, valores acima de 0,5 já são considerados um ajuste aceitável do modelo aos dados. Dessa forma, por essa medida, observando que o pseudo-R² foi de 0,728, o modelo pode ser considerado bom, já que superou em quase 46% o R² aceitável.

A matriz de confusão mostra o desempenho do modelo a cada entrada de bloco de variáveis. E para mostrar a taxa de classificação das observações corretamente classificadas nos seus respectivos estágios de insolvência e empresas saudáveis. A Tabela 3 mostra um salto no nível de acerto do modelo quando as variáveis do bloco migração de *rating* entram no

modelo. Esse fato é corroborado pela análise das variáveis, uma vez que o bloco migração de *rating* foi o único a ter representantes em todos os estágios de insolvência.

Tabela 3 - Porcentagem de classificação correta

Empresas	Gestão	Indicadores contábeis	Porte da empresa	Preço das ações	Proxies da economia	Migração de <i>rating</i>
Recuperação judicial	0	62,5	62,5	50,0	62,5	75,0
Insuficiência por saldo	0	6,7	0	13,3	40,0	40,0
Insuficiência por fluxo	0	0	0	53,3	53,3	73,3
Empresas saudáveis	100,0	96,3	92,6	88,9	83,3	85,2
Acerto Global	50,0	63,0	60,0	64,8	68,5	75,0

Fonte: Elaborado pelo autor.

O nível de acerto global foi prejudicado pelo fraco desempenho na discriminação no estágio insuficiência por saldo. Todavia, a Tabela 4 revela que, das quinze empresas que compõem o estágio insuficiência por saldo, seis foram classificadas corretamente e sete foram classificadas no estágio em recuperação judicial, o que seria o último estágio de severidade de insolvência. Essa confusão na classificação, de fato, não surpreende, uma vez que o perfil esperado nas empresas do grupo recuperação judicial e insuficiência por saldo é muito próximo.

Tabela 4 - Matriz de confusão (em percentual)

Estágio	Recuperação judicial	Insuficiência Saldo	Insuficiência Fluxo	Empresas saudáveis	% correto
Recuperação judicial	18	0	2	4	75,0%
Insuficiência Fluxo	1	0	11	3	73,3%
Insuficiência Saldo	7	6	0	2	40,0%
Empresas Saudáveis	5	0	3	46	85,2%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota: Entre os testes específicos para regressão logística, encontram-se o indicador de Wald e o intervalo de confiança. O indicador de Wald deve ser acima de 3,84 e o intervalo de confiança não deve conter 1 dentro do intervalo (TUFFÉRY, 2011).

A Tabela 4 mostra um salto no nível de acerto do modelo quando as variáveis do bloco migração de *rating* entram no modelo. Esse fato é corroborado pela análise das variáveis, uma vez que o bloco migração de *rating* foi o único a ter representantes em todos os estágios de insolvência.

A escolha das variáveis relevantes considerou esses critérios, além do nível de significância. A Tabela 5 apresenta as variáveis que foram relevantes para o modelo em pelo menos um estágio de insolvência.

Tabela 5 - Relevância das variáveis

Variáveis	Indicadores	Insuficiência por Fluxo	Insuficiência por Saldo	Recuperação Judicial
Reclassificação de <i>rating</i>	Coefficiente			21,355
	Indicador Wald			471,221
	Int. confiança (95%)			[2,7E8;1,29E10]
	P – valor			0,000
<i>Rating</i> inicial	Coefficiente	-2,650	-2,373	
	Indicador Wald	4,793	4,140	
	Int. confiança (95%)	[0,007;0,758]	[0,009;0,917]	
	P – valor	0,029	0,042	
<u>Não exigível – capital</u> Ativo total	Coefficiente			-1,090
	Indicador Wald			3,936
	Int. confiança (95%)			[0,115;0,987]

	P – valor		0,047
Porte	Coefficiente	-1,437	-1,815
	Indicador Wald	5,895	9,992
	Int. confiança (95%)	[0,074;0,758]	[0,053;0,502]
	P – valor	0,015	0,002
Retorno	Coefficiente	-2,875	
	Indicador Wald	5,833	
	Int. confiança (95%)	[0,005;0,582]	
	P – valor	0,016	

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota: Houve cinco variáveis significantes estatisticamente para discriminar os estágios de insolvência em relação às empresas saudáveis. As variáveis mais relevantes foram à reclassificação de *rating* e porte da empresa, ambas discriminam o estágio recuperação judicial, ao nível de 1% de significância. Além destas variáveis, também foram significantes para discriminar os estágios de insolvência as variáveis *rating* inicial, o indicador contábil que mede a relação entre capital próprio e ativo total e, por fim o variável retorno. Todas as variáveis que foram foco deste estudo serão abordadas de forma mais profunda no próximo tópico.

A hipótese geral e a primeira hipótese estão de acordo com Altman e Hotchkiss (2006) e Karamzadeh (2013), no qual a falta de gestão é a principal razão da insolvência na maioria das empresas. Mas como a primeira variável de gestão em conjunto com as outras variáveis foi excluída do modelo pelo método *backward stepwise* por apresentar significância estatística de 36,1%. Essa ausência é contra intuitiva, o que pode indicar que a *proxy* governança da BM&FBovespa - Novo Mercado, Nível I e Nível II -, é um substituto imperfeito para medir o impacto da gestão nas empresas.

A segunda hipótese deste trabalho que relatou que porte apresentou um nível de significância ao nível de 5% para o estágio insuficiência por saldo e no nível de 1% para recuperação judicial. O coeficiente dessa variável indica que, quanto maior a empresa, menor a chance de pertencer ao grupo insuficiência por saldo ou recuperação judicial. O resultado está dentro do esperado e em linha com os resultados de outros autores como Amato e Furfine (2003) e Hwang, Chung e Chu (2010).

A terceira hipótese deste estudo tratou do preço das ações, composta pelas variáveis retorno e volatilidade. Essa última foi expurgada do modelo pelo método *stepwise backward* em razão da baixa significância estatística (34,6%). Todavia, o retorno se mostrou relevante para o estágio insuficiência por fluxo no nível de significância de 5%. O coeficiente dessa variável indica que empresas no estágio de insolvência insuficiência por fluxo têm menor retorno se comparado com empresas saudáveis. O resultado está dentro do esperado e de acordo com os estudos de Koopman *et al.* (2006).

A quarta hipótese deste trabalho foi que o bloco de variáveis *proxy* da economia, composta pelas variáveis beta e R². Esta última foi eliminada do modelo pelo método *stepwise backward* por não ser relevante para nenhum dos estágios de insolvência. O nível de significância dessa variável foi de 15,2%. A ausência da variável R² entende-se que não foi inesperada, uma vez que ela não foi testada em outros estudos para medir risco de crédito.

Essa variável encontra-se neste trabalho em razão do R² indicar o risco que uma empresa absorve da economia (DAMODARAN, 2009). Quanto à variável beta, o sucesso encontrado por Hilscher e Wilson (2013) não foi corroborado pela presente pesquisa, pois ela não se mostrou significativa no nível de 5% para nenhum dos estágios de insolvência.

De acordo com Mellagi Filho e Ishikawa (2003, p. 277), muitos trabalhos acadêmicos criticam o Ibovespa como índice que representa o mercado, uma vez que sua composição depende da liquidez das ações. Essa característica pode levar um setor específico a influenciar o índice por ser mais negociado. Póvoa (2012, p. 198) também faz as mesmas considerações sobre o uso do Ibovespa e observa que a concentração em determinados setores provoca o

enfraquecimento do β , pois não representa adequadamente os setores relacionados à economia brasileira.

Uma possível explicação para o beta não se apresentar como uma variável significativa no presente trabalho é o fato de ele possivelmente ser um substituto imperfeito para a condição da economia.

A quinta e última hipótese deste trabalho foi o bloco migração de *rating*, composta pelas variáveis *dummy rating* inicial, *rating* atual e reclassificações recentes. A variável *rating* inicial se mostrou significativa no nível de 5% para as empresas do grupo insuficiência de fluxo e insuficiência de saldo. Em ambos os grupos, o coeficiente foi negativo, indicando que empresas classificadas como bom risco em três anos antes do evento apresentam menores chances de pertencer ao estágio de insolvência por fluxo e saldo um ano antes do evento. Esse resultado é coerente com a expectativa, uma vez que empresas classificadas como bom risco três anos antes da insolvência têm menor chance de pertencer ao grupo das empresas insolventes por fluxo e saldo, quando comparadas com as empresas saudáveis.

A variável *rating* atual foi expurgada do modelo pelo método *stepwise backward* em razão do baixo nível de significância, pois ficou acima de 50%. Por fim, a variável reclassificação recente se mostrou significativa no nível de 1% para as empresas do grupo recuperação judicial. O coeficiente foi positivo, indicando que empresas que passaram por *downgrade* nos dois anos anteriores ao evento têm elevada possibilidade de pertencer ao grupo de empresas em recuperação judicial. Esse resultado também é esperado uma vez que, antes de a empresa alcançar a recuperação judicial, é natural que haja uma deterioração da condição econômico-financeira da empresa, que elevam o risco e fazem com que ela seja reclassificada para classes de maior risco.

Segundo Hilbe (2009), a interpretação dos coeficientes fica mais clara se eles são parametrizados para razões de riscos relativos. Dessa forma, a Tabela 6 apresenta as variáveis relevantes e os respectivos riscos relativos frente à categoria de referência empresas saudáveis. Vale ressaltar que os coeficientes do modelo de regressão são sensíveis à magnitude das variáveis. Por esse motivo, as variáveis foram padronizadas pelo escore z.

Tabela 6 - Razão de risco relativo

Variáveis	Indicadores	Insuficiência por Fluxo	Insuficiência por Saldo	Recuperação Judicial
Reclas. <i>rating</i>	Razão de risco			1,880E9
	P – valor			0,000
<i>Rating</i> inicial	Razão de risco	0,070	0,0932	
	P – valor	0,029	0,042	
NE-capital/AT	Razão de risco			0,3362
	P – valor			0,047
Porte	Razão de risco		0,2376	0,1628
	P – valor		0,015	0,002
Retorno	Razão de risco	0,0564		
	P – valor	0,016		

Fonte: Elaborado pelo autor.

Pela Tabela 6, observa-se que as empresas que foram reclassificadas para *downgrade* nos três anos anteriores ao evento têm uma grande chance, quase uma certeza, de pertencer ao grupo das empresas em recuperação judicial, quando comparadas à categoria de referência empresas saudáveis. Já as empresas que estavam bem classificadas, em classes de menor risco três anos antes do evento de insolvência caracterizadas por insuficiência por fluxo e saldo são 93% e 90,6% menos prováveis de pertencer a essas categorias, respectivamente, quando comparadas com a categoria de referência.

O indicador $\frac{\text{Não exigível-capital}}{\text{Ativo total}}$ mostra que empresas com maior proporção de capital próprio sobre o ativo total são menos prováveis, em aproximadamente 66%, de pertencer ao grupo de empresas em recuperação judicial quando comparadas às empresas saudáveis.

A variável, porte da empresa se mostrou significativa para os estágios de insolvência insuficiência por saldo e recuperação judicial. Essa variável foi calculada pelo logaritmo natural da razão $\frac{\text{Valor de mercado}}{\text{Valor da Bovespa}}$. A chance de as empresas com maior valor de mercado pertencerem ao grupo insuficiência por saldo e recuperação judicial é aproximadamente 76% e 84% menor do que a chance entre as empresas saudáveis.

Por fim, o retorno mostra que empresas com maiores retornos na Bovespa são menos prováveis de pertencer ao estágio insuficiência por fluxo, em aproximadamente 95%, do que empresas saudáveis.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo apresenta como contribuição uma nova abordagem para os modelos de previsão de insolvência. Apresenta um novo enfoque em que a deterioração do *rating* ao especificar a probabilidade do estágio de insolvência esperada. Esta nova abordagem se contrapõe até mesmo aos modelos que incluem a deterioração de risco por meio das matrizes de migração de *rating*, pois as classes de risco dessas matrizes não capturam as probabilidades de *default*. Dessa forma, este trabalho descortina uma nova perspectiva tanto para futuros estudos acadêmicos, quanto para desenvolvedores de modelos de previsão de insolvência, e se estende para a gestão de risco de crédito, uma vez que a nova abordagem apresentada amplia a visão estratégica com uma maior segurança, controle, conformidade regulatória e precificação mais ajustada.

O foco principal deste estudo foi verificar quais variáveis são relevantes para discriminar as empresas, de acordo com os estágios de insolvência, por meio de um modelo de previsão. Para isso, foi verificado quais empresas pertencentes à BM&FBovespa se enquadram nos estágios insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial. No estágio insuficiência por fluxo, foi identificado por meio dos jornais Valor Econômico e O Estado de São Paulo e das revistas Veja e Exame, as empresas que fecharam fábricas, dispensaram funcionários, renegociaram contratos junto a credores, venderam ativos e tiveram forte queda no preço das ações, mas não possuíam passivos a descoberto, nem pediram recuperação judicial. No estágio insuficiência por saldo, foram elencadas as empresas que apresentaram ao menos um exercício com passivo a descoberto entre o período de dezembro de 2001 e dezembro de 2013. Para a recuperação judicial, foram enquadradas as empresas que pediram recuperação judicial no período de dezembro de 2001 a dezembro 2013.

Por fim, foram avaliadas as variáveis do bloco gestão, indicadores contábil, porte da empresa, preço das ações, *proxies* das variáveis econômicas e migração de *rating* que são significantes para prever os estágios de insolvência por fluxo, saldo e recuperação judicial das empresas brasileiras de capital aberto.

As variáveis que se mostraram mais relevantes pertencem ao bloco migração de *rating*. As variáveis de reclassificação de *rating* e *rating* inicial foram significantes no nível de 1% e 5%, respectivamente, para discriminar os três estágios de insolvência. O porte da empresa também se mostrou importante para discriminar a recuperação judicial e o estágio insuficiência por saldo. Para o estágio insuficiência por fluxo, o indicador retorno, contido no bloco preço das ações, revelou-se significativo no nível de 5%.

A ausência da variável gestão no modelo merece destaque, já que ela seria, para Altman e Hotchkiss (2006), a principal razão para a insolvência das empresas. Outra variável que não se mostrou relevante foi o beta como *proxy* da condição da economia. É provável que a *proxy* utilizada em ambas as variáveis seja imperfeita e não tenha conseguido capturar a

qualidade da gestão das empresas e da condição da economia um ano antes do evento de insolvência.

No que se refere ao modelo de previsão de insolvência, constatou-se uma boa discriminação dos estágios de insolvência, uma vez que apresentou pseudo- R^2 de Nagelkerke de 0,728, selecionou 75% das empresas corretamente e a aderência ao modelo melhorou sensivelmente ao incluir variáveis do bloco porte da empresa, preço das ações e migração de *rating*. De acordo com o indicador *-2 log likelihood*. Dessa forma, o objetivo geral do estudo foi alcançado.

O trabalho abre uma nova perspectiva de estudo para os pesquisadores de modelos de previsão de insolvência e poderá encorajar a busca de outras variáveis e/ou caminhos para aplicação dos métodos de previsão de insolvência. Para trabalhos futuros, fica a sugestão da busca de variáveis mais adequadas para capturar a qualidade da gestão das empresas e da condição da economia.

REFERÊNCIAS

ABDOU, H.; POINTON, J. **Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: a review of the literature**. Intelligent systems in Accounting, Finance and Management. Ed. 18, p. 59 – 88.

ALTMAN, E. I.; HOTCHKISS, E. **Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt**. New Jersey: Wiley, 2006.

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

ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **Journal of Finance**, v. 29, 1968.

AMATO, J. D.; FURFINE, C. H. **Are credit ratings procyclical?** BIS Working papers, nº 129, 2003.

ANDERSON, R. **The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation**. Oxford: Oxford University Press, 2007.

BALCAEN, S.; OOGHE, H. Thirty-five years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems. **The British Accounting Review**, v. 38, n. 1, 2006, p. 63-93.

BRASIL, Resolução Nº 2682 de 21 de dezembro de 1999. Banco Central do Brasil. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res_2682_v2_L.pdf>. Acesso em 02 dez. 2013.

BRITO, G. A. S.; CORRAR, L. J.; ASSAF NETO, A. Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 20, Nº 51, p. 28 – 43. 2009.

CARLING, K. et al. Corporate credit risk modeling and the macroeconomy. **Journal of Banking & Finance**, v. 31, n. 3, p. 845–868, 2007.

DAMODARAN, A. **Avaliação de Investimentos**. 2ª edição. Rio de Janeiro. Qualitmark, 2009.

DEVENTER, D. R. V.; IMAI, K. **Credit risk models & the basel accords**. Singapore: Wiley, 2003.

FIELD, A. **Descobrimo a estatística usando o spss**. Tradução e revisão de Lorí Viali. Porto Alegre: Bookman, 2009.

FIGLEWSKI, S.; FRYDMAN, H.; LIANG, W. Modeling the effect of macroeconomic factors on corporate default and credit rating transitions. **International Review of Economics and Finance**, v. 21, Ed. 1, p. 87-105, 2012.

GUIMARÃES, A. L. de S., ALVES, W. O. Prevendo a insolvência de operadoras de plano de saúde, **RAE**, v. 49, n. 4, p. 459 – 471, 2009.

HILBE, J. M. **Logistic regression models**. United States of America: Chapman & Hall/CRC, 2009.

HILSCHER, J.; WILSON, M. **Credit ratings and credit risk: Is one measure enough?** Março, 2013. Artigo presented no Seventy Third Annual Meeting American Finance Association. Disponível em:
<http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1474863###>. Acesso em 30 nov. 2013.

HWANG, R-C.; CHUNG, H.; CHU C. K. Predicting issuer credit ratings using a semiparametric method. **Journal of Empirical Finance**, 17, pp. 120-137, 2010.

KACHIGAN, S. K. **Multivariate Statistical Analysis**. New York: Radius Press, 1991.

KARAMZADEH, M. S. Application and Comparison of Altman and Ohlson Models to Predict Bankruptcy of Companies. **Research Journal Applied Sciences, Engineering and Technology**, vol. 5, nº 6, p. 2007 – 2011, 2013.

KOOPMAN, S. J. et al. **Credit Cycles and Macro fundamentals**. Tinbergen Institute Discussion Paper – TI 2006-023/2, 2006. Disponível em:
<http://www.researchgate.net/publication/4812567_Credit_Cycles_and_Macro_Fundamentals/file/9fcfd50770d9e7ed80.pdf>. Acesso em 30 nov. 2013.

KRAUTER, E.; SOUZA, A. F. de; LUPORINI, C. E. de M. **Uma contribuição para a previsão de solvência das empresas**. IX SEMEAD, 2006. Disponível em:
<http://www.ead.fea.usp.br/semead/9semead/resultado_semead/trabalhosPDF/67.pdf>. Acesso em 30 nov. 2013.

LAURENTIS, G. de; MAINO, R.; MOLTENI, L. **Developing, Validating and using internal ratings**. United Kingdom: Wiley, 2010.

MARTINS, E.; DINIZ, J. A.; MIRANDA, G. J. **Análise avançada das demonstrações contábeis**. São Paulo: Atlas, 2012.

MAROCO, J. **Análise estatística**. 2ª edição. Lisboa: Editora Sílabo, 2003.

MAYS, E.; LYNAS, N. **Credit Scoring for risk managers**, 2010.

MELLAGI FILHO, A.; ISHIKAWA, S. **Mercado financeiro e de capitais**. 2ª edição. São Paulo: Atlas, 2003.

OHLSON, J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, v. 18, nº 1, pp. 109 – 131, 1980.

PASCHOARELLI, R. **Probabilidade de default**: modelo de cálculo com árvores binomiais. São Paulo: Saint Paul, 2007.

PÓVOA, A. **Valuation**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012.

RASERO, B. C. **Credit Rating**. Saarbrücken: VDM, 2008.

ROSS, A. R.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. **Administração Financeira – Corporate Finance**, 2 edição, São Paulo: Atlas, 2011.

SILVA, J. P. **Gestão e análise de risco de crédito**. São Paulo. Atlas, 2003.

SPSS – **Advanced Techniques**: Regression, 2006.

TUFFÉRY, S. **Data mining and statistics for decision making**. United Kingdom: Wiley, 2011.