



# FATORES DETERMINANTES PARA DEFINIÇÃO DE MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA: UMA REVISÃO DE PARADIGMA

ISSN: 1679-3765

Vol. 1 | Nº. 12 | Ano 2014

## Ivan Oliveira de Vieira Mendes

Mestre em Ciências Contábeis  
Faculdades Integradas do Brasil  
imendes@uol.com.br

## José Roberto Frega

Doutor em Administração  
Universidade Federal do Paraná  
jose.frega@gmail.com

## Wesley Vieira da Silva

Doutor em Engenharia da Produção  
Pontifícia Universidade Católica do  
Paraná  
wesley.vieira@pucpr.br

Avaliado pelo sistema double blind  
review.

### Correspondência/Contato

UniBrasil  
Centro Universitário Autônomo do Brasil  
Rua Konrad Adenauer, 442 - Tarumã -  
Curitiba - PR - 82821-020

cadernosdenegocios@unibrasil.com.br  
<http://apps.unibrasil.com.br/coppex/>

### Editor responsável

Claudio Marlus Skora  
[claudio.skora@unibrasil.com.br](mailto:claudio.skora@unibrasil.com.br)

## RESUMO

Este artigo convida os pesquisadores envolvidos com a contabilidade e finanças a refletirem sobre os paradigmas estabelecidos quanto aos modelos de previsão de insolvência por meio dos indicadores contábeis. Em 2007 Pinheiro *et al.* comparou seis modelos de previsão de insolvência: Kanitz (1978), Elizabetsky (1976), Altman, Baidya e Dias (1979), Silva (1982), Sanvicente e Minardi (1998) e Scarpel (2000). Destes, o único modelo que apresentou elevado poder de discriminação foi o modelo de Sanvicente e Minardi. O modelo de Sanvicente e Minardi (1998) ao manter uma elevada taxa de discriminação após nove anos de sua construção quebrou alguns dos paradigmas estabelecidos por diversos autores de livros de administração, contabilidade e finanças. O modelo resistiu ao tempo, a amostras variadas e, apenas com indicadores contábeis, alcançou elevada taxa global de acerto. No presente artigo, testamos novamente o modelo de Sanvicente e Minardi e, após quatorze anos de sua construção, foram obtidos resultados aderentes com a amostra original. Por esta razão, este trabalho tem seu foco nos indicadores contábeis utilizados pelo referido modelo com o objetivo de identificar os motivos que podem levar um modelo de previsão de insolvência perdurar por diferentes ciclos econômicos e amostras e, a despeito da diversidade de amostras utilizadas, obterem ainda assim resultados consistentes.

**Palavras-chave:** crédito; insolvência; análise discriminante; modelos de previsão.

## ABSTRACT

This article invites the researchers involved in the accounting and finance to reflect on established paradigms about the insolvency prediction models through accounting indicators. In 2007 Pinheiro *et al.* compared six models insolvency prediction: Kanitz (1978), Elizabetsky (1976), Altman, Baidya and Dias (1979), Silva (1982), Sanvicente and Minardi (1998) and Scarpel (2000). Of these the only model that showed high discrimination power was the model Sanvicente and Minardi. The model Sanvicente and Minardi (1998) to maintain a high rate of discrimination after nine years of its construction broke some of the paradigms established by several authors of books on management, accounting and finance. The model has withstood the time, the samples varied, and only accounting indicators achieved higher overall rate of success. In this article, we tested the model again Sanvicente and Minardi, and after fourteen years of its construction, was adherent results obtained with the original sample. For this reason, this work focuses on the financial indicators used by that model in order to identify the reasons that may cause a insolvency prediction model persist for different cycles and samples and, despite the diversity of samples used, still obtain consistent results

**Keywords:** credit, insolvency, discriminant analysis, forecasting models.

## 1. INTRODUÇÃO

Os modelos de previsão estão cada vez mais em voga nos mais variados campos: indústria, comércio, engenharia, finanças, e nas mais diversas áreas: linhas de produção, logística, comunicação, bancos, supermercados, *call center*, entre muitos outros.

Modelo é um conjunto de instrumentos quantitativos usados para construir e testar representações matemáticas do mundo real (PINDYCK; RUBINFELD, 2004, p. XIX) e o grau de aderência é o instrumento de medição da capacidade de o modelo refletir o mundo real através dos dados coletados (FIELD, 2009, p. 32).

O objetivo inicial deste artigo foi testar se o modelo de previsão de insolvência de Sanvicente e Minardi permanece com significativa taxa de acerto após ser revisitado em 2007 (PINHEIRO *et al.*, 2007). Na época, nove anos após a sua construção (o artigo original foi escrito em outubro de 1998), o modelo foi comparado aos modelos de Kanitz (1978), Elizabetsky (1976), Altman, Baidya e Dias (1979), Silva (1982) e Scarpel (2000). O modelo de Sanvicente e Minardi foi o único que mostrou poder discriminante e aderência ao modelo original.

O presente artigo testou novamente o modelo de Sanvicente e Minardi, após quatorze anos de construído, e o resultado corrobora o resultado obtido por Pinheiro e colaboradores em 2007. Os outros modelos do artigo desses autores não foram testados uma vez que não apresentaram adequado desempenho em 2007. Diante do exposto, o objetivo principal do presente trabalho passou a ser a compreensão das razões que podem levar um modelo a ficar imune ao tempo, à escolha de amostras variadas e, com a utilização de indicadores contábeis, obter elevado poder preditivo denotando um modelo de grande robustez.

De fato, a escolha do modelo de Sanvicente e Minardi para este teste se deu em razão de o artigo “Validação de Modelos Brasileiros de Previsão de Insolvência” (PINHEIRO *et al.*, 2007) apresentar o modelo de Sanvicente e Minardi (1998), que ao ser comparado a outros cinco modelos de previsão de insolvência foi o único a manter uma taxa de acerto aderente à amostra original.

A justificativa para a realização desse artigo deve-se à importância de se alcançar um modelo robusto para concessão de crédito no segmento de médias empresas que permita a empresas e bancos maior capacidade de predição de risco através dos relatórios contábeis.

Este artigo está dividido em cinco partes: 1. Introdução, 2. Modelos de previsão de insolvência, 3. O modelo de Sanvicente e Minardi, 4. Metodologia e 5. Conclusão.

## 2. MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

Antes de iniciar este tópico é importante fazer a distinção entre insolvência e falência. Segundo Mário e Aquino (2012, p. 188), insolvência significa estado (impossibilidade de cumprir contrato), quebra contratual é o ato e a falência tem significado jurídico. Dessa forma, o modelo apresentado é um modelo mais aproximado de previsão de falência já que a recuperação judicial é um ato jurídico.

Existem vários estudos sobre modelos de previsão de insolvência no Brasil e no exterior que consideram os indicadores contábeis. Silva (2003, p. 280) e Santos (2009, p. 174) citam os seguintes estudos de previsão de insolvência com base nos indicadores financeiros:

**Quadro 1: Modelos de previsão de insolvência**

Autor	Nº da amostra	Ano
Paul J. Fitz Patrick	38	1932
Winakor e Smith	183	N.I.
Charles L. Merwin	N.I.	N.I.
Tamari	N.I.	N.I.
Beaver	79	1966
Edward Altman	66	1968
Backer e Gosman	118*	N.I.
Letícia E. Topa	55	1979
Stephen C. Kanitz	30	1978
Edward Altman (Brasil)	58	1979
Roberto Elizabetsky	54	1976
Matias	100	1978
Pereira	419	1982

N.I.: não informado \*empresas insolventes

Fonte: Adaptado de Silva (2003, p. 280) e Santos (2009, p. 174).

Mário e Aquino (2012, p. 192) citam também os trabalhos de Ball e Brown (1969), Deakin (1972), Lev (1974), Ohlson (1980), Elgers (1980) e Hillegeist *et al.* (2002).

Segundo Resti e Sironi (2010, p. 353), é provável que o escore discriminante de risco de crédito mais conhecido tenha sido o desenvolvido por Edward Altman em 1968 para empresas norte-americanas. Fávero (*et al.*, 2009, p. 402) também cita o artigo *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*, de Edward I. Altman, em 1968, realmente como um dos mais relevantes na área de finanças. Igualmente, para Servigny e Renault (2004, p.78) o escore de Altman é a mais famosa aplicação de análise discriminante em pontuação de crédito.

Análise discriminante é uma técnica estatística multivariada que busca diferenciar dois ou mais grupos com base em uma função linear. Conforme Loesch e Hoeltgebaum (2012, p. 78), a ideia principal por detrás da análise discriminante é determinar se existem diferenças significativas em relação a cada uma das variáveis entre os grupos estudados.

Para Anderson (2007, p. 42), com o aumento do poder computacional, outras técnicas têm sido utilizadas, como sistemas especialistas e redes neurais com graus variados de sucesso.

A comparação entre as técnicas mostra, no entanto, que as pesquisas têm sido inconclusivas quanto à técnica de melhor poder discriminante. Encontra-se no Quadro 2 um resumo de diversos estudos (THOMAS *et al.*, 2002 *apud* ANDERSON, 2007, p. 185).

**Quadro 2: Comparação dos resultados (percentagem de casos corretamente classificados)**

Autor	Regressão Linear	Regressão Logística	Arvore de decisão	Programação linear	Redes neurais	Algoritmo genético
Henley (1995)	43,4	43,3	43,8	-	-	-
Boyle <i>et al.</i> (1992)	77,5	-	75,0	74,7	-	-
Srinivisan e Chakrin (1987)	87,5	89,3	93,2	86,1	-	-
Yobas <i>et al.</i> (1997)	68,4	-	62,3	-	62,0	64,5
Desai <i>et al.</i> (1997)	66,5	67,3	-	-	66,4	-

Fonte: Thomas *et al.* (2002 *apud* ANDERSON, 2007, p. 185).

No Brasil, Barth (2003, p. 81) também comparou as técnicas e obteve os seguintes resultados:

**Quadro 3: Comparação dos resultados (percentagem de casos corretamente classificados)**

Método	Amostra de desenvolvimento	Amostra de Validação
Análise discriminante	89,1	84,8
Regressão Logística	91,3	89,1
Redes Neurais	97,8	89,1
Algoritmos genéticos	93,5	87,0

Fonte: Barth (2003, p. 81)

A literatura corrente, independentemente da técnica estatística utilizada, é enfática na recomendação que, ao construir um modelo, é preciso monitorar o seu desempenho após a implantação.

Segundo Colquitt (2007, p. 233), modelos de pontuação de crédito podem apresentar fraquezas. Entre estas, ele cita o fato dos pesos usados para estimar insolvência considerarem as condições da época da construção do modelo e, como consequência, a equação ignora ciclos econômicos e condições mercadológicas vindouras. Assaf Neto (2006, p. 127) também concorda que deve ser observada com atenção a época que o modelo foi desenvolvido. Para Sicsú (2010, p. 142) a periodicidade recomendada para auditar um modelo de risco de crédito é de seis meses ou um ano. Para Mays (2004, p. 201), um modelo depois de implementado deve ter o desempenho continuamente avaliado e Siddiqi (2006, p. 161) recomenda que após a implementação de um modelo, é necessário relatório padrão que confirme que o futuro segue o passado, ou seja, relatórios que permitam observar a estabilidade da população, taxa de aprovação, migração de perfis de clientes entre as faixas de risco, entre outros fatores.

Segundo Martins, Diniz e Miranda (2012, p. 242) os resultados obtidos em pesquisas para previsão de insolvência são válidos, de uma forma geral, para a amostra da pesquisa e o resultado tende a ser diferente quando muda o período de análise.

Santos (2009, p. 179) destaca que a eficácia dos modelos de previsão de insolvência sempre suscitou dúvida uma vez que estes modelos se baseiam em informações contábeis que nem sempre refletem a situação financeira da empresa.

Callado e Callado (2009, p. 44) explicam que o uso dos indicadores financeiros para análise econômico-financeira possui restrições e limitações que devem ser consideradas, tais como a capacidade gerencial, a tecnologia disponível e as habilidades humanas.

Por fim, Engelmann e Rauhmeier (2006, p. 4) ponderam que a análise discriminante, face às suas pré-suposições estatísticas, seria irreal para variáveis como os indicadores financeiros dos demonstrativos contábeis.

Apesar dessas considerações, Altman testou o seu próprio modelo construído em 1968 em três períodos distintos posteriores. O primeiro teste utilizou uma amostra de 86 empresas e considerou o período de 1969 até 1975. O segundo teste utilizou uma amostra de 110 empresas e considerou o período de 1976 até 1995. Por fim, o terceiro teste utilizou uma amostra de 120 empresas e considerou o período de 1997 até 1999. O modelo obteve uma taxa de acerto global surpreendente. O pior resultado ocorreu no período de 1969 – 1975 em que obteve uma taxa global de acerto de 75% e o melhor resultado ocorreu no período de 1997 – 1999 com uma taxa global de acerto de 84% (ALTMAN, 2000). Considerando que as taxas da amostra original foram de 88% e da amostra teste de 92%, fica evidente que, mesmo depois de trinta anos, o modelo manteve a sua capacidade preditiva praticamente inalterada.

No Brasil, no entanto, o modelo construído em 1979 pelo mesmo Altman, em conjunto com Baidya e Dias, da PUC – RJ, já não obteve resultado semelhante. Pinheiro (*et al.*, 2007) ao comparar esse modelo com outros, constatou que o modelo de Altman ficou entre as mais baixas taxas globais de acerto (50%). O modelo obteve uma taxa de acerto de 92% para empresas insolventes e 29% para empresas solventes, o que demonstra que o modelo efetivamente perdeu poder preditivo.

O estudo de Pinheiro (*et al.*, 2007), no qual se inspirou o presente artigo, sugeriu a revisão dos modelos de insolvência de uma forma geral em razão da instabilidade provocada pelo tempo.

### 3. O MODELO DE SANVICENTE E MINARDI

O estudo de Pinheiro (*et al.*, 2007) comparou o resultado de seis modelos de previsão de insolvência e o único modelo que apresentou desempenho aderente à amostra original foi o de Sanvicente e Minardi (1998). A técnica utilizada no modelo de Sanvicente e Minardi (1998) foi a análise discriminante por meio da função linear que segue:

$$Z = -0,042 + 2,909X_1 - 0,875X_2 + 3,364X_3 + 0,172X_4 + 0,029X_5$$

onde:

$$x1: \frac{(\text{Ativo circulante} - \text{Passivo circulante})}{\text{Ativo Total}}$$

$$x2: \frac{(\text{Patrimônio Líquido} - \text{Capital Social})}{\text{Ativo Total}}$$

$$x3: \frac{(\text{Lucro operacional} - \text{despesas financeiras} + \text{receitas financeiras})}{\text{Ativo Total}}$$

$$x4: \frac{\text{Valor contábil do patrimônio líquido}}{\text{Valor contábil do exigível total}}$$

$$x5: \frac{\text{Lucro operacional antes dos juros e imposto de renda}}{\text{Despesas financeiras}}$$

O ponto de corte Z, que separa os dois grupos, solventes de insolventes, é zero. Dessa forma, o indicador Z acima de zero agrupa as empresas com características de solvência e, reciprocamente, o indicador Z abaixo de zero agrupa as empresas com características de insolvência.

Pelo estudo de Pinheiro (*et al.*, 2007) o modelo apresentou uma percentagem global de acerto de 79%, sendo que a percentagem de acerto na classificação de empresas insolventes foi de 83% e a percentagem de acerto na classificação de empresas solventes foi de 77%. O estudo concluiu que o modelo de Sanvicente e Minardi foi o único que manteve o poder preditivo obtido na amostra original.

### 4. METODOLOGIA E ANÁLISE

Para produzir o presente artigo foram consideradas as empresas listadas na BOVESPA, discriminando as empresas que entraram em recuperação judicial das empresas solventes do mesmo setor e compreende o período de 2005 até 2012. A escolha de 2005, como ano de partida, deveu-se ao fato de a recuperação judicial ter sido instituída no Brasil, pela Lei 11.101, em fevereiro de 2005.

Para testar se o modelo de Sanvicente e Minardi (1998) manteve o poder discriminante obtido da amostra original e no estudo de Pinheiro (*et al.*, 2007) foram emparelhadas empresas em recuperação judicial e solventes por ano e setor. Para qualificar o setor das empresas foram considerados os setores do BOVESPA.

Os *softwares* utilizados para as análises neste artigo foram a planilha eletrônica EXCEL 2010 e o *Statistical Package for the Social Sciences* – SPSS 19.

A amostra coletada foi de quarenta e duas empresas considerando o período de oito anos – 2005 a 2012. Metade da amostra refere-se a empresas de elevado risco, caracterizadas por empresas que entraram em recuperação judicial ao longo deste período e a outra metade refere-se a empresas de baixo risco, caracterizadas por não estarem em recuperação judicial neste mesmo período. O objetivo da pesquisa conduziu para a amostragem não probabilística em razão da busca pelas empresas insolventes no período.

As demonstrações contábeis das controladoras (não foram utilizadas as demonstrações consolidadas em razão de algumas empresas não apresentarem tais demonstrações) foram obtidas (1) na Bolsa de Valores de São Paulo (BOVESPA), (2) com o software especializado ECONOMATICA e (3) pelo site Bússola do Investidor. Para o cálculo dos indicadores foram consideradas as demonstrações contábeis do exercício findo dois anos antes do ano do evento. Por exemplo: A Varig entrou em recuperação judicial em 22 de junho de 2005, portanto foram avaliados os indicadores referentes aos demonstrativos contábeis da controladora do exercício findo em 31 de dezembro de 2003.

O mesmo critério é válido para as empresas solventes, já que estão emparelhadas com as empresas em recuperação judicial em função do ano do evento.

O Quadro 4 apresenta as empresas que compõem a amostra, o setor em que atuam e o ano da ocorrência da recuperação judicial.

**Quadro 4: amostra de empresas**

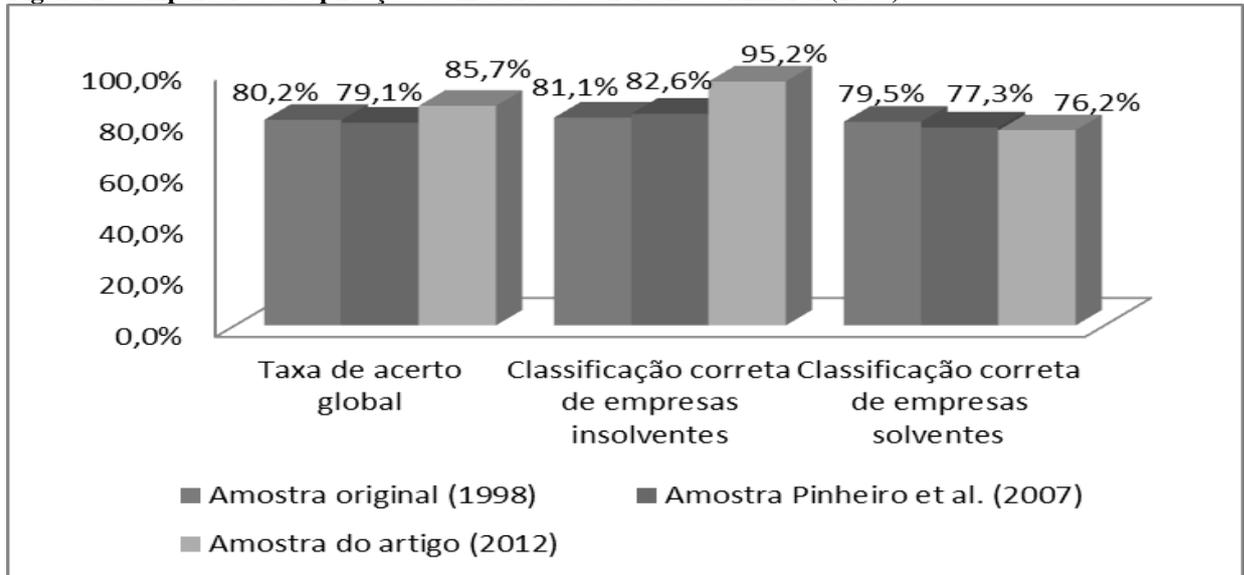
Nº	Empresa em recuperação judicial	Setor	Ano da ocorrência	Nº	Empresa solvente
1	Varig	Construção e Transporte	2005	22	TAM
2	Bombril	Consumo não cíclico	2005	23	Souza Cruz
3	Recrusul	Bens industriais	2006	24	Fras-le
4	Sansuy	Materiais básicos	2006	25	Elekeiroz
5	Haga	Construção e Transporte	2006	26	Eternit
6	Kepler Weber	Bens industriais	2007	27	Marcopolo
7	Ferreira Guimarães	Consumo cíclico	2007	28	Cedro Cachoeira
8	Sam	Financeiro e outros	2007	29	Iguatemi
9	Construtora Better	Construção e Transporte	2008	30	Sultepa
10	Botucatu Textil	Consumo cíclico	2008	31	Vicunha
11	Gradiente	Consumo cíclico	2008	32	Monark
12	Agrenco	Consumo não cíclico	2008	33	Natura
13	Chiarelli	Construção e Transporte	2008	34	Portobello
14	Manguinhos	Petróleo, gás e biocomb.	2008	35	Comgas
15	Tecelagem São José	Consumo cíclico	2010	36	Cataguases
16	Schlosser	Consumo cíclico	2011	37	Alpargatas
17	Buettner	Consumo cíclico	2011	38	Hering
18	Carlos Renaux	Consumo cíclico	2011	39	Guararapes
19	Lark Máquinas	Bens Industriais	2012	40	Mahle
20	Celipa	Utilidade Pública	2012	41	CEMIG
21	Tecnosolo	Construção e Transporte	2012	42	Mills

Fonte: Os autores (2014).

O primeiro objetivo deste artigo foi testar a aderência do modelo de Sanvicente e Minardi para a amostra coletada. Dessa forma, foi usada a equação discriminante deste modelo e procederam-se os cálculos com base nos indicadores financeiros das empresas apresentadas no Quadro 4.

Para testar a robustez do modelo não foram elencadas empresas de um mesmo setor econômico, ou seja, na amostra existem representantes da indústria, comércio e serviços. Também não foi equiparado o porte das empresas.

O resultado comparativo da aplicação do modelo nas diferentes amostras e horizontes de tempo está apresentado na figura 1.

**Figura 1: comparativo da aplicação do modelo de Sanvicente e Minardi (1998)**

Fonte: Os autores (2014).

Observou-se que o modelo de Sanvicente e Minardi, após 14 anos, não só manteve o desempenho como apresentou uma maior taxa de acerto global na comparação entre os modelos. Diante desses resultados, o objetivo do artigo passa a ser a investigação deste modelo visando entender o que o torna capaz de manter elevado poder preditivo em que pese as amostras variadas ao longo do tempo.

A primeira ação para entender a robustez deste modelo foi realizar uma nova análise discriminante utilizando a amostra deste artigo combinado com as variáveis do modelo de Sanvicente e Minardi para avaliar o comportamento de uma forma geral.

A equação deste novo modelo foi:

$$Z = -0,203 + 0,243X_1 - 0,357X_2 + 2,342X_3 + 0,372X_4 + 0,022X_5$$

Mediante a sua aplicação à amostra de empresas, a taxa de acerto global foi de 88,1% e a taxa de acerto das insolventes e solventes foi de 90,5% e 85,7%, respectivamente. Dessa forma, a taxa de acerto global foi muito próxima da taxa de acerto global dada pela equação original do modelo de Sanvicente e Minardi.

Ao compararmos a equação acima com a equação original foi observado que ambas possuem uma única variável negativamente relacionada – a variável  $x_2$ . Foi observado também que a variável de maior peso foi a variável  $x_3$ , o que parece demonstrar que a relação e a importância das variáveis não mudaram com uma amostra diferente. A exceção foi a variável  $x_1$ . Esta obteve um peso relevante, próximo a  $x_3$  na equação original e com a amostra do artigo a  $x_1$  foi a terceira variável mais relevante e com peso bem inferior a  $x_3$ .

Em razão do verificado acima, o próximo passo foi avaliar a relação e a significância das variáveis.

A primeira constatação foi que  $x_1$ ,  $x_2$  e  $x_3$  possuem uma correlação bem elevada, como se vê na Tabela 1, sendo que  $x_1$  e  $x_2$  têm uma correlação quase perfeita.

**Tabela 1: Matriz de Correlação das variáveis preditoras**

Variáveis	X1	X2	X3	X4	X5
X1	1,000	<b>0,998</b>	<b>0,882</b>	0,146	-0,003
X2	<b>0,998</b>	1,000	<b>0,888</b>	0,138	0,000
X3	<b>0,882</b>	<b>0,888</b>	1,000	0,143	0,092
X4	0,146	0,138	0,143	1,000	0,172
X5	-0,003	0,000	0,092	0,172	1,000

Fonte: Os autores (2014).

Posteriormente, foi realizado um teste de igualdade de médias para cada variável explicativa. Cabe observar que, segundo Fávero *et al.* (2009, p. 414), o lambda de Wilks varia entre 0 e 1 e que valores elevados indicam ausência de diferenças entre grupos. O teste F foi significativo no nível de 5% apenas para três das cinco variáveis.

**Tabela 2: Teste de igualdade de médias das variáveis preditoras**

Variável	Wilks' Lambda	F	Sig.
<b>X1</b>	0,938	2,625	0,113
<b>X2</b>	0,941	2,495	0,122
<b>X3</b>	0,800	10,023	0,003
<b>X4</b>	0,686	18,296	0,000
<b>X5</b>	0,882	5,375	0,026

Fonte: Os autores (2014).

Em razão das variáveis x1 e x2 apresentarem elevada colinearidade com x3 e sendo esta a única das três variáveis com significância abaixo de 5%, optou-se pela eliminação das variáveis x1 e x2, uma vez que x3 pode, sozinha, substituir o poder explicativo das variáveis eliminadas.

Para verificar se de fato x3 pode representar bem as variáveis x1 e x2 foi construído outro modelo com as variáveis remanescentes x3, x4 e x5, cuja equação é a seguinte:

$$Z = -0,398 + 0,847X_3 + 0,414X_4 + 0,036X_5$$

Ao se comparar esta equação com a equação de Sanvicente e Minardi fica evidente que existe uma multicolinearidade muito forte entre as variáveis x1, x2 e x3. Conforme observado no quadro 5, a taxa de acerto global foi de 85,7%. A taxa de acerto de insolventes permaneceu em 90,5%, a mesma taxa de acerto da equação que inclui as variáveis x1 e x2 e, por fim, a taxa de acerto das solventes foi de 81%.

**Quadro 5: Classificação dos Resultados**

	Status	Associação de Grupo		Total	
		Solvente	Insolvente		
<b>Original</b>	Cont.	Solvente	17	4	21
		Insolvente	2	19	21
	%	Solvente	81,0	19,0	100,0
		Insolvente	9,5	90,5	100,0
<b>Validação Cruzada</b>	Cont.	Solvente	17	4	21
		Insolvente	2	19	21
	%	Solvente	81,0	19,0	100,0
		Insolvente	9,5	90,5	100,0

Fonte: Os autores (2014).

Para validar o modelo apresentado quanto à sua capacidade de generalização foi escolhida a técnica *leave-one-out* em razão do baixo número de observações da amostra. Segundo o manual *Advanced Statistical Analysis Using SPSS* (2006, p. 2-24), esta técnica normalmente produzirá um menor nível de acurácia ao ser comparada com o modelo original. No entanto, ao ser testado

o modelo não houve perda de capacidade preditiva, ou seja, foram observadas as mesmas taxas de acerto global, de solventes e insolventes.

A obtenção de uma correlação canônica igual a 0,635 corrobora a qualidade do modelo, além do elevado poder preditivo mostrado anteriormente. Esta correlação elevada ao quadrado informa a proporção de variância na equação discriminante explicada pela diferença entre os grupos solventes e insolventes. No caso, essa proporção foi explicada em 40%. Soma-se, ainda, a essa qualidade, a significância das variáveis  $x_3$ ,  $x_4$  e  $x_5$  no nível de 5% mostrado anteriormente.

O teste M de Box mede se as matrizes de covariância das subamostras (solventes e insolventes) são iguais. O modelo apresentou um baixo nível de significância (abaixo de 1%) o que indica que as matrizes de covariâncias das subamostras não são iguais. Este teste foi contrário à premissa da análise discriminante. Segundo o manual *Advanced Statistical Analysis Using SPSS* (2006, p. 2-13), o efeito desta premissa contrariada afeta a capacidade de classificação das observações nos grupos. No entanto, considerando o elevado nível de acerto do modelo, confirmado pela validação cruzada com a mesma taxa de acerto, fica claro que essa quebra de premissa não chegou a prejudicar a capacidade de predição do modelo.

Em razão do exposto, as variáveis  $x_3$ ,  $x_4$  e  $x_5$  passam a ser o foco deste estudo. O primeiro passo nessa etapa foi comparar estas variáveis com as variáveis dos outros cinco modelos testados no estudo de Pinheiro (*et al.*, 2007). O intuito da comparação foi verificar se os modelos comparados também apresentam os indicadores acima.

Conforme pode ser observado no anexo1, as variáveis  $x_3$  e  $x_5$  são variáveis que não pertencem a nenhum dos outros modelos apresentados por Pinheiro (*et al.*, 2007). Já a variável  $x_4$  também faz parte do modelo de Altman, Baydías e Dias. Este modelo, aliás, foi um dos modelos que tiveram as variáveis testadas por Sanvicente e Minardi para a construção do seu modelo próprio.

Das variáveis remanescentes, a primeira a ser testada foi a variável  $x_4$ :

$$\frac{\text{Valor contábil do patrimônio líquido}}{\text{Valor contábil do exigível total}}$$

Esta é uma variável que foi inclusa em outro modelo testado por Pinheiro (*et al.*, 2007) e possui maior entendimento e aprofundamento teórico na literatura.

Altman em seu famoso estudo de predição de falência de 1968 utilizou um indicador similar a  $x_4$ . A diferença foi que Altman utilizou o valor de mercado no lugar do valor contábil do patrimônio líquido. O indicador utilizado por Altman é uma versão modificada de uma das variáveis utilizadas por Fischer em 1959 em seu estudo sobre títulos corporativos (ALTMAN, 2000).

No Brasil, Altman, Baydia e Dias utilizaram o valor contábil em substituição ao valor de mercado em razão de muitas empresas não possuírem ações negociadas em bolsa (SANVICENTE; MINARDI, 1998). No entanto, segundo Altman (2000, p. 12), o patrimônio líquido dividido pelo valor de mercado dá outra dimensão ao indicador e faz deste um melhor previsor de insolvência.

Quanto ao exigível total, conforme Hendriksen e Van Breda (2010, p. 411), entre as características essenciais para o reconhecimento do passivo estão a existência de uma obrigação e a falta de liberdade para evitar o sacrifício futuro. Ross, Westerfield e Jaffe (2011, p. 40) complementam este conceito, em que observam que muitos passivos envolvem obrigações contratuais cujo descumprimento significa uma violação. Esta característica se destaca no indicador porque revela a dificuldade que estão sujeitas as contas do grupo exigibilidade a suscetíveis políticas contábeis por parte da empresa.

Em razão desta característica, é possível ser este um indício que explique porque o modelo de Sanvicente e Minardi tem mantido a estabilidade ao longo do tempo, alcançando resultados aderentes e até melhores que na amostra original.

Para medir a capacidade preditiva do indicador  $x_4$  construiu-se um modelo apenas com esse indicador. A equação discriminante é a seguinte:

$$Z = -0,665 + 0,587X_4$$

A resposta observada foi que este indicador é relevante para discriminar o grupo insolvente. Este indicador alcança a taxa de acerto de insolventes obtida no modelo que combina as variáveis  $x_3$ ,  $x_4$  e  $x_5$ .

**Quadro 6: Classificação dos resultados da variável  $x_4$**

	Status	Associação de Grupo		Total	
		Solvente	Insolvente		
Original	Cont.	Solvente	11	10	21
		Insolvente	2	19	21
	%	Solvente	52,4	47,6	100,0
		Insolvente	9,5	90,5	100,0
Validação Cruzada	Cont.	Solvente	11	10	21
		Insolvente	2	19	21
	%	Solvente	52,4	47,6	100,0
		Insolvente	9,5	90,5	100,0

Fonte: Os autores (2014).

A próxima variável a ser avaliada é a  $x_3$  cujo indicador é:

$$\frac{(\text{Lucro operacional} - \text{despesas financeiras} + \text{receitas financeiras})}{\text{Ativo Total}}$$

A primeira crítica a esse indicador refere-se ao uso do ativo total. Embora na fórmula de Altman (1968) e de Altman, Baydia e Dias (1979), quatro dos cinco indicadores destes modelos considerem o ativo total, segundo Ganguin e Bilardello (2005, p. 90), diferentes ativos têm diferentes graus de certeza de valor e, além disso, ativos operacionais podem ser facilmente super ou subavaliados.

A segunda crítica ao indicador é referente ao lucro operacional. O lucro operacional antes das despesas financeiras e do imposto de renda também é conhecido pela sigla em inglês EBIT - *Earnings before interest and taxes* (KASSAI *et al.*, 2005). Para Ganguin e Bilardello (2005, p. 99), o EBIT pode ser facilmente manipulável por meio de uma agressiva política contábil relacionando reconhecimento de receitas e despesas. Segundo Fridson e Alvarez (2011, p. 122), durante a década de 80 a atenção dos investidores foi desviada para o EBITDA quando ocorreram algumas aquisições altamente alavancadas que, pelo EBIT projetado, mesmo em bons anos, não cobririam sequer a despesa financeira.

Para Martins, Diniz e Miranda (2012, p. 238) a não regulamentação para o EBITDA (o EBIT é derivado do EBITDA) abre a possibilidade de manobras por parte das empresas.

A CVM em 04/10/2012, por meio da instrução nº 527/12, instituiu a forma de divulgação do EBIT e EBITDA (LAJIR e LAJIDA, traduzido para o português) com o objetivo de uniformizar os indicadores e, assim, melhorar o nível de compreensão e torná-los comparáveis entre as empresas de capital aberto. Com isso é de se esperar que o lucro operacional, dentro do conceito EBIT, seja menos suscetível a políticas específicas adotadas por cada empresa dando estabilidade ao indicador ao longo do tempo.

O ponto positivo do indicador são as despesas financeiras e as receitas financeiras. Nestas contas não há grande espaço para manobras contábeis por parte da empresa já que elas estão atreladas à tomada de empréstimos e aplicações financeiras. Por essa razão, estas contas podem dar estabilidade ao indicador ao longo do tempo. Dessa forma, esse indicador pode ser uma

explicação para o poder discriminante do modelo de Sanvicente e Minardi ter permanecido desta forma ao longo do tempo.

Para medir a capacidade preditiva do indicador x3 construiu-se um modelo apenas com esse indicador. A equação discriminante é a seguinte:

$$Z = -0,328 + 1,756X_3$$

A resposta observada foi que este indicador é relevante para discriminar o grupo solvente. Este indicador obteve a taxa de acerto das empresas solventes maior que a obtida no modelo que combina as variáveis x3, x4 e x5.

**Quadro 7: Classificação dos resultados da variável x3**

		Status	Associação de Grupo		Total
			Solvente	Insolvente	
<b>Original</b>	Cont.	Solvente	21	0	21
		Insolvente	14	7	21
	%	Solvente	100,0	0	100,0
		Insolvente	66,7	33,3	100,0
<b>Validação Cruzada</b>	Cont.	Solvente	21	0	21
		Insolvente	14	7	21
	%	Solvente	100,0	0	100,0
		Insolvente	66,7	33,3	100,0

Fonte: Os autores (2014).

Por fim, resta avaliar a variável x5, cujo indicador é o seguinte:

$$x5 = \frac{\text{Lucro operacional antes dos juros e imposto de renda}}{\text{Despesas financeiras}}$$

A despesa financeira, assim como o lucro operacional antes dos juros e imposto de renda (EBIT), foi comentada na explanação sobre a variável x3. Dessa forma, foi feito o teste da capacidade preditiva do indicador x5, cuja equação discriminante é a que segue:

$$Z = -0,311 + 0,128X_5$$

A resposta observada foi que este indicador é relevante para discriminar o grupo insolvente assim como foi a variável x4. Este indicador obteve uma taxa de acerto nas empresas insolventes, maior que a obtida no modelo que combina as variáveis x3, x4 e x5.

**Quadro 8: Classificação dos resultados da variável x5**

		Status	Associação de Grupo		Total
			Solvente	Insolvente	
<b>Original</b>	Cont.	Solvente	10	11	21
		Insolvente	0	21	21
	%	Solvente	47,6	52,4	100,0
		Insolvente	0	100,0	100,0
<b>Validação Cruzada</b>	Cont.	Solvente	10	11	21
		Insolvente	0	21	21
	%	Solvente	47,6	52,4	100,0
		Insolvente	0	100,0	100,0

Fonte: Os autores (2014).

Por fim, após estes resultados, foram testados modelos combinando duas variáveis (x3 e x4; x3 e x5; x4 e x5), já que a taxa de acerto de cada variável foi muito elevada para um grupo da

amostra (solvente ou insolvente). Posteriormente, comparou-se o melhor modelo com duas variáveis ao modelo de três variáveis a partir do que se concluiu que as variáveis  $x_3$  e  $x_4$  são suficientes para explicar o modelo com a seguinte equação:

$$Z = -0,349 + 0,916X_3 + 0,459X_4$$

**Quadro 9: Comparação entre os modelos**

Indicador	Modelo com as Variáveis $x_3$ e $x_4$	Modelo com as Variáveis $x_3$ , $x_4$ e $x_5$
Correlação canônica	0,620	0,635
Box's M	0,000	0,000
Taxa de acerto das insolventes	90,5%	90,5%
Taxa de acerto das solventes	85,7%	81,0%
<b>Taxa de acerto global</b>	<b>88,1%</b>	<b>85,7%</b>

Fonte: Os autores (2014).

As taxas de acerto foram calculadas com base na amostra original. Realizada a validação cruzada através da técnica *leave-one-out*, a taxa de acerto global do modelo com duas variáveis se iguala ao modelo de três variáveis, ou seja, a taxa de acerto da primeira se reduz em 2,8% e ambas apresentam taxa de acerto global de 85,7%.

## CONCLUSÃO

O resultado confirma que modelos de previsão de insolvência, considerando apenas dados contábeis, podem ser capazes de resistir ao tempo e a amostras diversas e o modelo de Sanvicente e Minardi (1998) prova essa capacidade, já que foi construído em 1998 e mostrou um bom desempenho no trabalho de Pinheiro (*et al.*, 2007) e no presente artigo.

Ao avaliar o modelo de Sanvicente e Minardi na amostra deste artigo observou-se uma colinearidade quase perfeita entre as variáveis  $x_1$  e  $x_2$  e uma colinearidade muito elevada destas para  $x_3$ . Dessa forma, procedeu-se a retirada do modelo das variáveis  $x_1$  e  $x_2$ . Os resultados dos modelos gerados a partir das variáveis restantes  $x_3$ ,  $x_4$  e  $x_5$  foram confrontados com os demais modelos e variáveis apresentados no artigo de Pinheiro (*et al.*, 1997).

A comparação das variáveis restantes com as variáveis de outros modelos revelou indícios que merecem destaque. O modelo de Sanvicente e Minardi tem uma variável que desconta as despesas e receitas financeiras do lucro operacional. Dos modelos comparados por Pinheiro *et al.* (2007) este é o único modelo que tem esse indicador. Além deste indicador, existe outro que também só o modelo de Sanvicente e Minardi possui, que é o indicador  $x_5 = \frac{\text{Lucro operacional antes dos juros e do IR}}{\text{Despesa financeira}}$ . Por fim, tem-se a variável  $x_4 = \frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Exigível Total}}$ , que consta somente nos modelos de Sanvicente e Minardi (1998) e Altman, Baydía e Dias (*apud* SANVICENTE; MINARDI, 1998).

Essas três variáveis ( $x_3$ ,  $x_4$  e  $x_5$ ) têm em comum o fato de incluírem contas que dificultam uma política contábil agressiva. São elas: despesas financeiras, receitas financeiras e exigível total.

Esse fato, denotando uma maior fidedignidade dos indicadores ao reduzir a sua possibilidade de manipulação, pode ser um indício que explique a capacidade do modelo de Sanvicente e Minardi ter permanecido praticamente imune ao tempo e a amostras variadas.

Por fim, cabe ressaltar que a variável  $x_5$  ficou fora do modelo final em razão da combinação das variáveis  $x_3$  e  $x_4$  apresentar uma acurácia que prescindiu do uso da variável  $x_5$ . No entanto, cabe lembrar, que nos testes esta variável sozinha conseguiu capturar a informação de todas as empresas insolventes.

Como sugestão, novos estudos podem aprofundar a análise e verificar se a acurácia do modelo permanece com novas amostras e buscar outros testes que possam explicar as razões da robustez deste modelo.

## REFERÊNCIAS

ALTMAN, Edward I. **Predicting Financial Distress of companies**: Revisiting the Z-score and Zeta models. Jul. 2000. Disponível em <<http://www.iiiiglobal.org/>>. Acesso em: 5 jan. 2013.

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

ALTMAN, Edward I.; BAYDIA, Tara K. N.; DIAS, Luiz M. R. **Previsão de Problemas Financeiros de Empresas**, 19(1), p. 17-28. Fundação Getúlio Vargas, Jan./Mar., 1979.

ANDERSON, Raymond. **The credit scoring toolkit**. New York: Oxford, 2007.

ASSAF NETO, Alexandre. **Finanças Corporativas e valor**. 2 ed. São Paulo: Atlas, 2006.

BARTH, Nelson L. **Inadimplência**. São Paulo: Nobel, 2004.

CALLADO, Antônio A. C; CALLADO, Aldo L. C. Análise contábil das empresas. In: Carmona, Charles U. de M. (coord.). **Finanças corporativas e mercados**. São Paulo: Atlas, 2009. pp. 23 – 47.

COLQUITT, Joetta. **Credit risk management**. New York: McGraw-Hill, 2007.

ELIZABETSKY, Roberto. **Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial**. 1976. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Produção) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 1976.

ENGELMANN, Bernd; RAUHMEIER, Robert. **The Basel II risk parameters**. Heidelberg: Springer, 2006.

FÁVERO, Luiz P. *et al.* **Análise de dados**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

FIELD, Andy. **Descobrendo estatística usando SPSS**. Porto Alegre: Artmed, 2009.

FRIDSON, Martin; ALVAREZ, Fernando. **Financial statement analysis**. 4 ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2011.

GANGUIN, Blaise; BILARDELO, John. **Fundamentals of corporate credit analysis**. New York: McGraw-Hill, 2005.

HENDRIKSEN, Eldon S.; BREDA Michael F. V. **Teoria da contabilidade**. 5 ed. São Paulo: Atlas, 2010.

KANTZ, Stephen C. **Como prever falências**. São Paulo: McGraw Hill, 1978.

KASSAI, José Roberto, *et al.* **Retorno de investimento**. 3 ed. São Paulo: Atlas, 2005.

LOESCH, Claudio; HOELTGEBAUM, Marianne. **Métodos Estatísticos multivariados**. São Paulo: Saraiva, 2012.

MÁRIO, Poueri do C.; AQUINO, André C. B. de. Falências. In: LOPES, Alessandro B.; In: IUDÍCIBUS, Sérgio de (Coord.). **Teoria Avançada da Contabilidade**. 2 ed. São Paulo: Atlas, 2012. pp. 188 – 234.

MARTINS, Eliseu; DINIZ, Josedilton A.; MIRANDA, Gilberto J. **Análise avançada das demonstrações contábeis**. São Paulo: Atlas, 2012.

MAYS, Elizabeth. **Credit Scoring for risk managers**. Ohio: Thomson, 2004.

PINDYCK, Robert S.; RUBINFELD, Daniel L. **Econometria**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.

PINHEIRO, Laura Edith Taboada, et al. Validação de modelos brasileiros de previsão de insolvência. **Contabilidade vista & revista**, Belo Horizonte, V. 18, n. 4, p. 83-103, out./dez. 2007.

RESTI, Andrea; SIRONI, Andrea. **Gestão de risco na atividade bancária e geração de valor para o acionista**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2010.

ROSS, Stephen A.; WESTERFIELD, Randolph W.; JAFFE, Jeffrey F. **Administração Financeira**. 2 ed. São Paulo: Atlas, 2011.

SANTOS, José O. dos. **Análise de crédito**. 3 ed. São Paulo: Atlas, 2009.

SANVICENTE, Antônio Zoratto; MINARDI, Andréa M A Fonseca. **Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas**. Financelab Working Paper - IbMEC, São Paulo, n. 3, p. 01-12, Out. 1998.

SCARPEL, Rodrigo A. **Modelos matemáticos em análise financeira de empresas, de setores industriais e de crédito**. Tese apresentada no Curso de Engenharia Aeronáutica e Mecânica do Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São Paulo, 2000.

SERVIGNY, Arnaud de; RENAULT, Olivier. **Measuring and managing credit risk**. New York: McGraw-Hill, 2004.

SICSÚ, Abraham L. **Credit Scoring**. São Paulo: Blucher, 2010.

SIDDIQI, Naeem. **Credit risk scorecards: Developing and implementing intelligent credit scoring**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2006.

SILVA, José P. da. **Modelos para classificação de empresas com vistas à concessão de crédito**. Dissertação (Mestrado em Administração) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 1982.

SILVA, José P. **Gestão e Análise de risco de crédito**. 4 ed. São Paulo: Atlas, 2003.

SPSS. **Advanced statistical analysis using SPSS**. Chicago: 2006.

## ANEXO

### Anexo 1: Indicadores identificados por Pinheiro *et al.* (2007)

<b>Indicador</b>	<b>Autor</b>
Lucro líquido/patrimônio líquido	Kanitz
Liquidez geral	Kanitz
Liquidez seca	Kanitz
Liquidez corrente	Kanitz
<b>exigível total/patrimônio líquido*</b>	Kanitz
(ativo circulante-passivo circulante)/ativo total	Altman, Baidya e Dias
(reservas + Lucros acumulados)/ativo total	Altman, Baidya e Dias
Lucro operacional antes dos juros e imposto de renda/ativo total	Altman, Baidya e Dias
<b>patrimônio líquido/exigível total*</b>	Altman, Baidya e Dias
<b>Vendas/Ativo total*</b>	Altman, Baidya e Dias
duplicatas descontadas/duplicatas a receber	Silva
Estoques/Custo do produto vendido	Silva
Fornecedores/vendas	Silva
(estoque médio/custo do produto vendido)*360	Silva
(Lucro operac.+desp. Financeiras)/(ativo total médio-investimentos médios)	Silva
(Exigível total/(lucro líquido+0,10*imobilizado)	Silva
(ativo circulante-passivo total)/ativo total	Sanvicente e Minardi
(patrimônio líquido - capital social)/ativo total	Sanvicente e Minardi
<b>patrimônio líquido/exigível total*</b>	Sanvicente e Minardi
(lucro operacional-despesas Financeiras+receitas financeiras)/ativo total	Sanvicente e Minardi
Lucro operacional antes dos juros e imposto de renda/despesa financeira	Sanvicente e Minardi
Lucro líquido/ativo total	Scarpel
<b>Exigível total/patrimônio líquido*</b>	Scarpel
<b>Vendas/Ativo total*</b>	Scarpel
Lucro líquido/vendas	Elizabetsky
disponível/ativo permanente	Elizabetsky
Duplicatas a receber/ativo total	Elizabetsky
estoques/ativo total	Elizabetsky
passivo circulante/ativo total	Elizabetsky

Fonte: adaptado de Pinheiro *et al.* (2007)