

## Uma abordagem para análise do risco de crédito utilizando o modelo Fleuriet

### Resumo

**Objetivo:** O presente trabalho tem como objetivo construir um modelo capaz de avaliar o risco de crédito em empresas brasileiras de capital aberto, utilizando indicadores do modelo Fleuriet de análise financeira.

**Método:** Metodologicamente, a pesquisa foi definida como quantitativa e quanto à natureza é descritiva. As demonstrações financeiras foram coletadas por meio do Economática e do site BM&FBOVESPA. A amostra foi composta por 121 empresas, sendo 70 solventes e 51 insolventes de diversos setores.

**Resultados:** Para os indicadores tipo de estrutura financeira, capital de giro e necessidade de capital de giro, pode-se dizer que as empresas buscam desempenhar um modelo de crescimento constante, expandindo ou ganhando mercados, uma vez que existe sempre necessidade de capital de giro adicional ao longo do tempo. Os resultados encontrados para o termômetro de liquidez demonstram a importância das contas de caráter financeiro denominadas contas de tesouraria para se calcular a liquidez empresarial e a capacidade de solvência da empresa no curto prazo. Por fim, o endividamento financeiro enquanto índice de estrutura contribuiu significativamente para o modelo.

**Contribuições:** Este estudo pode contribuir com a literatura nacional ao evidenciar que alguns dos indicadores do modelo Fleuriet são significativos para avaliar o risco de crédito em empresas brasileiras de capital aberto.

**Palavras chave:** Modelo Dinâmico, Risco de crédito, Falências, Indicadores financeiros.

### José Willer do Prado

Doutorando em administração na Universidade Federal de Lavras (UFLA).  
**Contato:** Departamento de Administração e Economia DAE/Ufla, Campus Universitário, Caixa Postal 3037, Lavras/MG, CEP: 37200-000.  
E-mail: [jwprado@gmail.com](mailto:jwprado@gmail.com)

### Francisval de Melo Carvalho

Doutorado em Administração de Empresas pela Universidade Presbiteriana Mackenzie (Mackenzie) e Professor na Universidade Federal de Lavras (UFLA). **Contato:** Departamento de Administração e Economia DAE/UFLA, Campus Universitário, Caixa Postal 3037, Lavras/MG, CEP: 37200-000.  
E-mail: [francarv@dae.ufla.br](mailto:francarv@dae.ufla.br)

### Gideon Carvalho de Benedicto

Doutorado em Controladoria e Contabilidade pela Universidade de São Paulo (USP) Professor na Universidade Federal de Lavras (UFLA). **Contato:** Departamento de Administração e Economia DAE/UFLA, Campus Universitário, Caixa Postal 3037, Lavras/MG, CEP: 37200-000.  
E-mail: [gideon.benedicto@dae.ufla.br](mailto:gideon.benedicto@dae.ufla.br)

### Valderi de Castro Alcântara

Doutorando em administração na Universidade Federal de Lavras (UFLA). **Contato:** Departamento de Administração e Economia DAE/Ufla, Campus Universitário, Caixa Postal 3037, Lavras/MG, CEP: 37200-000.  
E-mail: [valderidecastroalcantara@gmail.com](mailto:valderidecastroalcantara@gmail.com)

### Antônio Carlos dos Santos

Doutorado em Administração pela Universidade de São Paulo (USP) Professor na Universidade Federal de Lavras (UFLA). **Contato:** Departamento de Administração e Economia DAE/Ufla, Campus Universitário, Caixa Postal 3037, Lavras/MG, CEP: 37200-000.  
E-mail: [acsantos@dae.ufla.br](mailto:acsantos@dae.ufla.br)

Editado em Português e Inglês. Versão original em Português.

Recebido em 18/3/2018. Pedido de Revisão em 11/6/2018. Resubmetido em 3/7/2018. Aceito em 24/7/2018 por Dr. Vinicius Gomes Martins (Editor associado) e por Dr. Orleans Silva Martins (Editor). Publicado em 30/08/2018. Organização responsável pelo periódico: Abracicon.

## 1. Introdução

As decisões referentes à concessão, ou não, de crédito têm papel fundamental para as instituições credoras. Quanto maior o volume de operações de crédito, maiores são os riscos envolvidos, pois o risco é um custo sempre presente nos negócios de crédito e, portanto, é imprescindível para os gestores quantificá-lo. De forma mais específica, a ideia de risco está associada à probabilidade de que ocorra determinado resultado em relação ao retorno esperado, que, por sua vez, depende do passado para ser estimado (Assaf Neto, 2010). Nas atividades financeiras envolvendo crédito, busca-se encontrar segurança contra o risco presente nas operações ou, no mínimo, transformar a incerteza em risco mensurável (Silva, 1983).

Evidencia-se que as primeiras pesquisas neste campo buscavam detectar se os indicadores das empresas solventes eram favoráveis e se os indicadores das empresas insolventes eram desfavoráveis. Dois dos primeiros estudos (univariados) realizados no campo foram *The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems* de Fisher (1936) e *Risk Elements in Consumer Installment Lending* de Durand (1941). Entretanto as análises univariadas, realizadas no final da década de 1950, foram substituídas assim que as pesquisas acadêmicas se voltaram para técnicas de modelagem de *credit scoring* no final da década de 1960 (Sabato, 2009).

Os trabalhos seminais neste campo foram *Financial ratios predictors of failure* de Beaver (1966) e *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy* de Altman (1968). No Brasil, o primeiro estudo foi o artigo “Como prever falências de empresas”, publicado pelo professor Stephen Charles Kanitz. Kanitz (1974) propôs um termômetro da situação de solvência empresarial que se tornaria referência para pesquisas futuras. Outras pesquisas que se tornariam relevantes para o campo foram: o trabalho “Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial”, desenvolvido por Elizabetsky (1976) e “Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito”, elaborados por Matias (1978), entre outros.

Martins (2003) explana que a literatura não determina quais os indicadores são mais expressivos na avaliação da insolvência. Segundo o autor, mesmo que muitos indicadores sejam empregados de forma recorrente em vários estudos, a escolha dos indicadores, em grande parte, está relacionada ao acesso aos dados e à percepção do pesquisador.

O primeiro estudo que buscou ampliar a gama de opções na escolha de novos indicadores econômicos/financeiros, além daqueles referentes ao Modelo Tradicional de Análise Financeira, frequentemente utilizados para a análise do risco de crédito no Brasil, foi o trabalho de Sanvicente e Minardi (1998), ao selecionarem indicadores do modelo Fleuriet de Análise Financeira (também denominado como modelo dinâmico), para testar a dinâmica do *overtrading*, como proposto por Fleurit, Kehday e Blanc (1978).

Apesar de Sanvicente e Minardi (1998) não terem encontrado melhores resultados ao substituir o índice de liquidez pelos indicadores da dinâmica do *overtrading*, abriram possibilidades de novos trabalhos explorassem outros indicadores. O objetivo do presente trabalho é construir um modelo capazes de avaliar o risco de crédito em empresas brasileiras de capital aberto utilizando, indicadores do modelo Fleuriet de análise financeira.

## 2. Referencial Teórico

### 2.1 Risco de crédito

Garcia, Guijarro e Moya (2013) e Prado, Alcântara, Carvalho, Vieira, Machado e Tonelli (2016) ressaltam que avaliação do risco de crédito tem sido alvo de uma série de estudos em profundidade nos últimos anos; é o principal foco das áreas financeiras e bancárias em razão, principalmente, da recente crise financeira internacional, que teve um efeito grave em muitas organizações financeiras. Complementarmente, Akkoç (2012), Finlay (2011) e Oreski e Oreski (2014) frisam que o risco de crédito é uma das questões mais importantes para o setor bancário e tem ganhado cada vez mais atenção nos últimos anos.

Garcia, Gimenez e Guijarro (2013) elucidam que a gestão do risco de crédito é uma questão chave para qualquer empresa em qualquer momento. Os autores observam que existem atualmente várias metodologias que visam prever a probabilidade de inadimplência dos devedores, muitas delas utilizando análise *logit* ou análise discriminante para classificá-los.

Harris (2013) e Yu, Wang e Lai (2008) observam que o aumento da concorrência, no setor de serviços financeiros, tem levado muitas empresas a encontrarem formas inovadoras para lidar com o risco, a fim de atingir e/ou manter uma vantagem competitiva. Como resultado do ambiente econômico e de negócio atual, as instituições financeiras enfrentam maior risco de perdas associadas à inadequação de aprovação de crédito nas decisões. Entretanto, Kou e Wu (2014) afirmam que o principal objetivo da análise de risco de crédito é classificar as amostras de clientes em “bons” ou “maus pagadores” (solventes ou insolventes).

## 2.3 O modelo Fleuriet

Na previsão de insolvência, a literatura financeira não estabelece de forma definitiva quais são os melhores indicadores a serem utilizados. Vários indicadores são utilizados de forma recorrente por vários pesquisadores, contudo o processo de escolha depende, normalmente, da disponibilidade de dados e da intuição do pesquisador.

Segundo Assaf Neto (2010), o modelo tradicional de análise das demonstrações financeiras constitui um dos mais importantes estudos da administração financeira. Uma melhor compreensão desta metodologia pode ser alcançada, por meio dos indicadores econômico-financeiros, classificados em quatro grupos: liquidez e atividade, endividamento e estrutura, rentabilidade e análise de ações.

A esse respeito, Fleuriet, Kehday e Blanc (2003) argumentam que a estrutura da apresentação tradicional, que agrupa diversas contas do ativo e do passivo de forma horizontal e, de acordo com os prazos destas contas, em uma ordem de disponibilidade decrescente, é errônea. Os autores frisam que as contas do ativo e do passivo devem ser consideradas em relação à realidade dinâmica das empresas e classificadas, de acordo com o seu ciclo, ou seja, o tempo que leva para se realizar uma rotação.

### 2.3.1 O Balanço Patrimonial no modelo Fleuriet

Padoveze e Benedicto (2010) frisam que a Lei n.º 6.404/1976 (Brasil, 1976), a Lei das Sociedades Anônimas, que apresenta a estrutura básica das demonstrações financeiras no Brasil, sofreu inúmeras atualizações, providas pela Lei n.º 11.638/07, de 28 de dezembro de 2007, Lei n.º 11.941, de 27 de maio de 2009 (Brasil, 2007, 2009). Sobre essa estrutura básica de apresentação das demonstrações financeiras, o modelo proposto por Fleuriet *et al.* (1978) sugere uma reclassificação para um padrão completamente dinâmico e funcional, com o objetivo de atender à administração financeira da organização de forma satisfatória. De acordo com Fleuriet *et al.* (2003, p. 7):

Para uma melhor compreensão do modelo de análise financeira que se pretende definir, as contas do ativo e do passivo devem ser consideradas em relação à realidade dinâmica das empresas, em que as contas são classificadas de acordo com o seu ciclo, ou seja, o tempo que leva para se realizar uma rotação.

Fleuriet *et al.* (2003) apresentam como ocorre a classificação das contas dentro do Balanço Patrimonial, de acordo com o seu modelo, como pode ser visualizado na Figura 1.

ATIVO		PASSIVO	
ATIVO CIRCULANTE	CONTAS ERRÁTICAS Financeiro	<u>Circulante</u> Numerário em Caixa, Bancos conta movimentos, Títulos e Valores Mobiliários.	<u>Circulante</u> Duplicatas Descontadas, Empréstimos Bancários em Curto Prazo, Dividendos a Pagar, Imposto de Renda a recolher etc.
	CONTAS CÍCLICAS Operacional	Duplicatas a receber, Estoques de Produtos Acabados, Estoque de Produção em andamento Estoque de Matérias-Primas, Adiantamento a fornecedores etc.	Fornecedores de Matérias-Primas, Salários e Encargos Sociais, Impostos e Taxas.
	CONTAS NÃO CÍCLICAS Permanente	<u>Ativo não Circulante</u> Empréstimos a Terceiros Títulos a receber etc. Investimentos, Imobilizados	<u>Passivo não Circulante</u> Exigível em Longo Prazo, Empréstimos Bancários, Debêntures, Financiamentos etc.  Patrimônio Líquido Capital Social Reservas, Lucros ou prejuízos acumulados.
			PASSIVO CIRCULANTE
			PASSIVO NÃO CIRCULANTE

**Figura 1.** Os ciclos no Balanço Patrimonial

Fonte: adaptado de Fleuriet *et al.* (2003, p. 8).

Segundo Fleuriet *et al.* (2003), Santos e Francisco (2016) e Vieira (2008), algumas contas apresentam um movimento mais lento, quando analisadas isoladamente, em relação a outras contas do Balanço Patrimonial, podendo ser chamadas de “não cíclicas” ou “permanentes” (Fixas). Outras contas são diretamente influenciadas pelo volume de negócios (produção e vendas) e por características do ciclo operacional (condições de recebimento e pagamento, prazo de estocagem), podendo ser classificadas como “cíclicas” ou “operacionais”, por estarem relacionadas com o ciclo operacional do negócio (Assaf Neto & Silva, 2012).

E, por fim, como defendem Fleuriet *et al.* (1978), existem contas que não apresentam necessariamente um vínculo direto com o ciclo operacional da empresa, variando em função da conjuntura e do risco de maior ou menor liquidez que a empresa deseja assumir, apresentando um movimento ‘descontínuo e errático’. Elas são chamadas de erráticas ou financeiras. Segundo Fleuriet *et al.* (2003, p. 7): “Errático, do latim *erraticu*. Errante, vadio, erradio, aleatório, andando fora do caminho. Ou seja, implica a não ligação dessas contas ao Ciclo Operacional da empresa”.

### 2.3.2 Os principais indicadores que compõem o modelo

Rasoto, Ishikawa, Rasoto, Stankowitz, Pietrovski e Carvalho (2016) e Viera, Brito, Santana, Sanches e Galdamez (2017) frizam que dessa nova segmentação do Balanço Patrimonial surgem os indicadores do modelo Fleuriet: Necessidade de Capital de Giro (NCG), Capital de Giro (CDG) e Saldo de Tesouraria (T). Esses novos indicadores são utilizados na análise econômico-financeira das empresas não mais de forma estática, mas compreendendo a organização como um ‘organismo vivo’ (Assaf Neto & Silva, 2012; Braga, 1991; Carvalho, 2004; Fleuriet *et al.*, 1978; Jones & Jacinto, 2013; Melo & Coutinho, 2007; Padoveze & Benedicto, 2010; Silva, 2012).

Considerando os três indicadores, é possível realizar a análise do Efeito Tesoura, o Termômetro da Liquidez, que resulta da relação entre Saldo de Tesouraria e Necessidade de Capital de Giro (T/NCG) e, ainda, avaliar os tipos de estrutura financeira. O próximo tópico traz um maior detalhamento sobre os indicadores e suas análises.

#### 2.3.2.1 Necessidade de Capital de Giro (NCG)

Fleuriet *et al.* (2003) descrevem a Necessidade de Capital de Giro (NCG) da seguinte maneira: dentro do ciclo financeiro das empresas, as saídas de caixa (gastos com a produção) ocorrem antes das entradas de caixa (recebimento das vendas). As operações da empresa, então, criam uma necessidade de aplicação permanente de fundos (denominada necessidade de capital de giro), que é evidenciada, no Balanço Patrimonial, por uma diferença positiva entre o valor das contas operacionais/cíclicas do ativo (Ativo Operacional – AO) e das contas operacionais/cíclicas do passivo (Passivo Operacional – PO).

$$NCG = AO - PO \quad (1)$$

Melo e Coutinho (2007) esclarecem que o modelo Fleuriet pode ser utilizado como indicador conjunto de solvência e rentabilidade. Os autores afirmam que, para a NCG se esperam baixos valores como sinal positivo para empresa, isto é, quanto mais elevado o valor desse indicador, maior será a probabilidade de utilizar de recursos financeiros de curto prazo para financiá-lo e eles não apresentam garantia de renovação, aumentando o risco de insolvência.

#### 2.3.2.2 Capital de Giro (CDG)

Segundo Vieira (2008), o capital de giro representa uma fonte de recursos de longo prazo que pode ser utilizado para financiar as necessidades de capital de giro da empresa. Entretanto, se negativo, o capital de giro representa uma escassez de recursos de longo prazo, forçando a empresa a financiar suas atividades com recursos de curto prazo. O cálculo é:

$$CDG = PNC - ANC \quad (2)$$

Fleuriet *et al.* (2003, p. 11) esclarecem que: “a Necessidade de Capital de Giro, quando positiva, reflete uma aplicação permanente de fundos que, normalmente, deve ser financiada com os fundos permanentes utilizados pela empresa. Quando a NCG é financiada com recursos de curto prazo [...] o risco de insolvência aumenta”.

### 2.3.2.3 Saldo de Tesouraria (T)

Silva (2012) esclarece que o Saldo de Tesouraria (T) pode assumir valores maiores ou menores do que zero, contudo, quando o valor for menor que zero, significa que a empresa tem débitos de curto prazo, em instituições financeiras ou, ainda, outras dívidas de curto prazo que não estão relacionadas ao ciclo operacional e, ainda, superiores a seus recursos de curto prazo. Araújo, Costa e Camargos (2013) afirmam que o saldo de tesouraria é mensurado a partir do confronto entre as contas do ativo financeiro (AF) e as contas do passivo financeiro (PF), podendo ser, também, obtido pela diferença entre o CDG e a NCG.

$$T = AF - PF$$

ou

$$T = CDG - NCG$$

Melo e Coutinho (2007) explanam que, tendo em vista a análise da solvência empresarial, o saldo de tesouraria pode ser interpretado por analistas como indicativo favorável para empresa quando apresentar valores mais elevados ou positivos, isso porque quanto menor (ou negativo) ele for, de mais recursos financeiros de curto prazo a empresa precisará para financiar suas atividades, aumentando o risco de insolvência e estes recursos não apresentam garantia de renovação (Silva, Lopes, Pederneiras, Tavares, & Silva, 2016).

### 2.3.2.4 Efeito Tesoura (*Overtrading*)

Sanvicente e Minardi (1998) observam que o Efeito Tesoura é um fator relevante para prever falências no Brasil. Seguindo esta mesma linha, Carvalho (2004) afirma que, quando uma empresa apresenta, por vários exercícios seguidos, um crescimento das Necessidades de Capital de Giro (NCG), superior ao do seu Capital de Giro (CDG), pode-se dizer que ela convive com o denominado Efeito Tesoura, que será identificado por um crescente Saldo em Tesouraria (T) negativo.

Brasil e Brasil (2008), dentro desta mesma corrente teórica, afirmam que a patologia da administração do Saldo em Tesouraria é o Efeito Tesoura, que surge de uma excessiva dependência de empréstimos de curto prazo, o que torna crítica a liquidez da empresa. Os autores frisam que qualquer corte de crédito que ocorra por efeito de desaquecimento da economia e, conseqüentemente, redução das vendas, pode levar a empresa a um estado de insolvência rapidamente, pois o atraso com os fornecedores é inevitável nestas condições.

### 2.3.2.5 Termômetro de Liquidez (TL)

Outro indicador que pode ser analisado no modelo Fleuriet é o Termômetro da Situação Financeira (TSF), ou Termômetro de Liquidez (TL). Para Fleuriet *et al.* (2003), o termômetro de liquidez demonstra a magnitude do saldo negativo de tesouraria em relação à NCG e sua tendência ao longo do tempo e, dependendo dos sinais dos dois indicadores envolvidos, apresenta a participação do capital de terceiros de curto prazo que financiam a NCG.

$$TL = \frac{T}{|NCG|}$$

Vieira (2008) frisa que a NCG é uma demanda de recursos de natureza operacional que, pelo seu forte vínculo com as operações, assume caráter de permanência ou longo prazo. Por essa característica, sua fonte de financiamento deve possuir natureza semelhante provinda de forma preponderante das fontes de longo prazo.

### 2.3.2.6 Tipos de estrutura financeira

Marques e Braga (1995) compreendem que a afinidade entre o saldo de tesouraria (T), necessidade de capital de giro (NCG) e o capital de giro (CDG) permitem identificar seis estruturas específicas de financiamento. Cabe observar que, no trabalho inicial proposto por Fleuriet *et al.* (1978), foram considerados apenas quatro tipos de estruturas financeiras: I, II, III e IV (Fleuriet *et al.*, 2003). Neste estudo, como pode ser visto na Tabela 1, os autores desconsideraram condições em que o T, NCG e CDG fossem iguais a zero.

Tabela 1  
Tipos de estrutura e situação financeira

Tipo	CDG	NCG	T	Situação
I	+	-	+	Excelente
II	+	+	+	Sólida
III	+	+	-	Insatisfatória
IV	-	+	-	Péssima
V	-	-	-	Muito ruim
VI	-	-	+	Alto risco

Fonte: Adaptado de Marques e Braga (1995) e Fleuriet *et al.* (2003, p. 8)

Brasil e Brasil (2008, p. 31) explicam que “essas três variáveis NCG, CDG e T permitem definir o perfil conjuntural e estrutural das empresas, vinculado, respectivamente, à política financeira adotada (nível de risco) e ao negócio”. Fleuriet *et al.* (2003) observam que as empresas do Tipo I, embora apareçam com menor frequência, merecem ser avaliadas, pois possuem uma posição financeira excelente no que diz respeito ao seu alto nível de liquidez. O Tipo II evidencia uma situação financeira sólida, visto que dispõe de um T positivo que lhe permite enfrentar aumentos temporários da NCG, como mencionado por Fleuriet *et al.* (2003).

No Tipo III, a NCG é maior do que o CDG e, por isso, o saldo de Tesouraria é negativo. A empresa financia parte de sua NCG com créditos de curto prazo. Esse estado não é grave quando a NCG se apresenta, temporariamente, elevada. No Tipo IV, “configura uma estrutura financeira típica de empresa que luta por sua sobrevivência” (Fleuriet *et al.*, 2003, p. 16). Marques e Braga (1995) evidenciam que, na estrutura do Tipo V, a condição financeira apresenta-se como muito ruim. Além do CDG negativo, o que sugere que fontes de curto prazo são utilizadas para financiar ativos de longo prazo, o valor da NCG, também negativo, sendo seu valor superior ao do CDG. Por último, Marques e Braga (1995) comentam que, na situação de alto risco originária da utilização da estrutura do Tipo VI, continuam negativos o CDG e a NCG. Entretanto, a NCG é inferior ao CDG. Essa conjuntura possibilita que o T seja positivo, o que indica que a empresa não está realizando suas operações de maneira adequada.

### 2.3.3 Estudos sobre análise de crédito utilizando o modelo Fleuriet

Fleuriet *et al.* (2003, p. 75) afirmam que as “três categorias de indicadores de liquidez [liquidez imediata, liquidez seca e liquidez corrente] apresentam um inconveniente maior: elas não fornecem nenhuma indicação sobre a situação de liquidez da empresa porque, no exigível em curto prazo, não se distingue o que é financiamento renovável e financiamento excepcional”. Padoveze e Benedicto (2010, p. 262) elucidam que:

Considerando as naturezas diferenciadas das contas do giro, há uma reclassificação do capital circulante: as contas cíclicas são classificadas como giro e, conseqüentemente, o total dos ativos cíclicos menos o total dos passivos cíclicos indica a *necessidade líquida de capital de giro* (NLCG). As demais contas, de caráter financeiro e não vinculadas às operações, são denominadas *contas de tesouraria*, e só com elas é que se deveria calcular a liquidez empresarial e a capacidade de solvência da empresa no curto prazo.

Tendo em vista o exposto sobre a metodologia desenvolvida por Fleuriet, em 1978, alguns estudos sobre a liquidez, solvência e/ou crédito, utilizando o modelo Fleuriet, podem ser encontrados na literatura como apresentado na Tabela 2.

Tabela 2

**Síntese de trabalhos que utilizaram o modelo Fleuriet**

Autores/ Ano	Dimensão Amostra	Período	Modelo e Acurácia	Conclusão/Observações
Sanvicente e Minardi (1998)	Amostra total 81 empresas 44 solventes 37 insolventes	1986 a 1997	AD* Melhor previsão: 81,8%	Primeiro trabalho a testar a dinâmica do overtrading na análise do risco de crédito no Brasil. Ao todo foram testados 14 indicadores independentes.
Minussi, Damascena e Ness Junior (2002)	323 empresas 168 solventes 155 insolventes	1998 a 2000	RL*  95%	Foram selecionados 49 indicadores financeiros, para a análise de solvência, sendo 45 pertencentes ao modelo tradicional de análise financeira e 4 pertencentes ao modelo Fleuriet. Dos cinco indicadores significativos para o modelo final, dois são referentes ao modelo Fleuriet.
Eifert (2003)	51 empresas 30 solventes 21 insolventes	1996 e 1997	AD e RL  Melhores modelos: AD 92,7% RL 100%	Testaram-se 174 indicadores, sendo compostos por 64 referentes ao último demonstrativo (período t), 55 referentes ao penúltimo demonstrativo (período t-1) e 55 referentes ao antepenúltimo demonstrativo (período t-2). Com os grupos de indicadores (t), (t e t-1) e (t, t-1 e t-2), utilizou-se do método stepwise tanto para AD quanto para RL para gerar 6 modelos. Segundo o autor, percebe-se claramente a superioridade da RL sobre a AD em todos os aspectos.
Carvalho (2004)	100 empresas 50 solventes 50 insolventes	2000 a 2002	AD  Melhor modelo 96%	Desenvolveu cinco modelos de previsão de insolvência. O autor afirma que, na elaboração de seu estudo, pode-se destacar a importância da dinâmica do overtrading como sendo de grande valia na construção de um modelo de previsão de insolvência para empresas comerciais.

(\*) AD = Análise Discriminante; RL = Regressão Logística

Fonte: elaborado pelos autores com base nas pesquisas citadas.

### 3. Metodologia de Pesquisa

Quanto aos fins, este estudo pode ser classificado como descritivo (Marconi & Lakatos, 2011); quanto aos meios, pode ser caracterizado como *ex post facto* (Vergara, 2008); e quanto à forma de abordagem, esta pesquisa é qualificada como quantitativa.

No que se refere à amostragem, foi preciso, primeiramente, definir o conceito de solvência utilizado no estudo. Para definição de insolvência, foi utilizada a Lei de Falência e concordatas - Lei n.º 7.661, de 21 de junho de 1945 (Brasil, 1945), que foi revogada pela Lei n.º 11.101, de fevereiro de 2005 (Brasil, 2005), que passa a valer para todos os casos de falência e concordata atuais.

É preciso considerar que, para a coleta dos indicadores das empresas insolventes, foi utilizada a data de um ano antes de a empresa anunciar a falência (ano anterior do evento, tempo<sub>t-1</sub>). Contudo, para se completar a amostra, seleciona-se, ao menos, uma empresa solvente para cada empresa insolvente, isto é, para cada empresa determinada insolvente, será selecionada no mínimo uma empresa solvente pertencente ao mesmo setor e, quando possível, com ativos contábeis proporcionais ao da instituição insolvente. Essa metodologia baseia-se em estudos anteriores desenvolvidos por Altman (1968), Brito, Assaf Neto e Corrar (2009) e Sanvicente e Minardi (1998) para equiparar a amostra.

O banco de dados foi elaborado com base no Economática. E, para a elaboração do presente estudo, a amostra foi composta de 121 empresas, sendo 70 empresas consideradas solventes e 51 empresas insolventes.

### 3.1 Definição dos indicadores

Para a seleção dos indicadores do modelo Fleuriet de análise financeira, utilizou-se o trabalho inicial de Fleuriet *et al.* (1978), passando pelas principais obras apresentadas, que demonstram a importância para identificar problemas futuros de insolvência nas empresas. A definição dos indicadores está fundamentada em Pereira, Domínguez e Ocejo (2007), em que os autores afirmam que a evidência empírica tem apontado que a escolha de indicadores que apresentaram resultados satisfatórios em pesquisas anteriores tem elevado potencial para novas pesquisas. Na Tabela 3, dispõem-se os indicadores do modelo Fleuriet que foram utilizados.

Tabela 3

#### Notação das Fórmulas de Cálculo dos Indicadores

Modelo Fleuriet			
Cód.	Indicadores	Fórmula	Autores
X1	CDG sobre Ativo	$CDG / AT$	Apresentados neste trabalho
X2	CDG sobre Receita líquida	$CDG / RL$	
X3	NCG sobre Ativo	$NCG / AT$	Brito, Assaf Neto e Corrar (2009), Carvalho (2004), Minussi, Damacena e Ness Junior (2002) e Sanvicente e Minardi (1998)
X4	NCG sobre Receita líquida	$NCG / RL$	
X5	Saldo de Tesouraria sobre Ativo	$T / AT$	Brito, Assaf Neto e Corrar (2009), Carvalho (2004), Eifert (2003), Horta (2010), Minussi, Damacena e Ness Junior (2002) e Sanvicente e Minardi (1998)
X6	Saldo de Tesouraria sobre Receita líquida	$T / RL$	
X7	Passivo Financeiro sobre Ativo Circulante	$PF / AC$	Eifert (2003)
X8	Tipo de Estrutura Financeira	TEF	Melo e Coutinho (2007)
X9	Termômetro de liquidez - TL	$T / ( NCG )$	Horta (2010) e Vieira (2008)
X10	Saldo de Tesouraria	$T=AF-PF$	Melo e Coutinho (2007)
X11	Necessidade de Capital de Giro	$NCG = AO - PO$	Melo e Coutinho (2007)
X12	Capital de Giro	$CDG = PNC - ANC$	Melo e Coutinho (2007)
X13	Endividamento financeiro	$(PF + PNCF) / AT$	Brito, Assaf Neto e Corrar (2009)

Legenda: AC = Ativo circulante; AF = Ativo financeiro; AO = Ativo operacional; ANC = Ativo não circulante; AT = Ativo total; CDG = Capital de giro; PF = Passivo financeiro; PNC = Passivo não circulante; PNCF = Passivo não circulante financeiro; PO = Passivo operacional; NCG = Necessidade de Capital de Giro; RL = Reserva de Lucros; T = Saldo em tesouraria; TEF = Tipo de Estrutura Financeira; TL = Termômetro de liquidez.

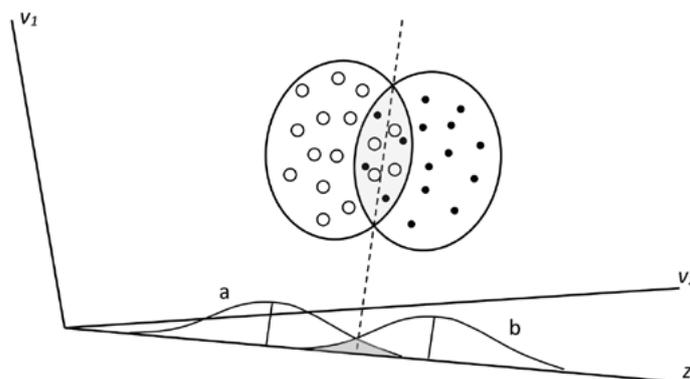
Fonte: elaborado pelos autores com base nas pesquisas citadas.

### 3.2 Análise Discriminante - AD

Para o presente estudo, utilizou-se o modelo de Análise Discriminante, tendo em vista que ele possibilita verificar o impacto que cada indicado possui sobre a insolvência por meio dos seu coeficientes. Para o desenvolvimento do modelo, utilizou-se o *software* SPSS (*Statistical Package for Social Sciences*).

Virgillito e Famá (2008) salientam que, existindo dois grupos de empresas, solventes (A) e insolventes (B), sejam duas medidas  $V_1$  e  $V_2$  (suas observações, indicadores), sejam as elipses A e B (desenhadas com pontos pequenos e pontos grandes, ver Figura 2) seus universos; seja Z o eixo determinado pela sua função discriminante que, por sua vez, é constituída por indicadores. Se traçar uma linha reta, por meio da área de interseção das duas elipses e projetar esta linha em um novo eixo Z, segundo Hair *et al.* (2009), pode-se afirmar que a área de sobreposição entre as duas distribuições univariadas A e B (representada pela área sombreada, ver Figura 2) será a menor entre todas as outras retas possíveis de serem traçadas por meio da área de sobreposição das duas elipses.

A área de sobreposição, na Figura 2, que está projetada sobre o eixo Z, pode ser interpretada como a discriminação entre os dois grupos, que são os indicadores das empresas insolventes e solventes. Sendo assim, quanto menor for a área de sobreposição, menor será o número de empresas insolventes, classificadas como solventes e vice-versa. Consequentemente, menor será a probabilidade de conceder crédito a uma empresa insolvente.



**Figura 2.** Representação gráfica da análise discriminante de dois grupos

Fonte: adaptado de Hair *et al.* (2009, p. 230).

É importante observar que na Função Discriminante criada por Fisher, também conhecida como Função de Classificação, não se utiliza a constante  $a$  (intercepto), o que simplifica a interpretação dos valores gerados para  $W_i$  em razão de estes se aproximarem dos valores reais quando  $a$  intercepto não está presente na função. Por este método, os valores de observação, para as variáveis (independentes), são inseridos na função de Fisher e um escore de classificação para cada grupo é calculado para aquela observação, então, ela é classificada no grupo com maior escore de classificação (Hair, Black, Babin, Anderson & Tatham; Corrar, Paulo & Dias Filho, 2014).

## 4. Resultados e discussão

Primeiramente, busca-se, por meio da análise da estatística descritiva, compreender melhor as características da amostra utilizada. Pelo fato de a amostra ser representada por dois grupos: empresas solventes (2) e empresas insolventes (1). Neste sentido, para verificar se os indicadores apresentam diferenças estatísticas significativas, para discriminar os grupos solventes e insolventes, foi realizado o teste da Anova de um fator (*One-Way*) para comparar as médias individuais dos grupos e verificar o poder de discriminação de cada indicador. O teste Z da Anova pontua que existe diferença entre os grupos e, quando as variâncias não são iguais e os grupos possuem tamanhos desiguais (como no presente caso), é preciso uma estatística mais robusta, como o teste de Brown-Forsythe, para medir as médias dos grupos.

A Tabela 4 apresenta a estatística descritiva por grupo e também o teste Z e o Brown-Forsythe, que validam o processo da Anova para todos os indicadores, isto é, os indicadores possuem médias diferentes entre os grupos, o que possibilita, estatisticamente, criar regras para identificar empresas solventes e empresas insolventes.

Tabela 4

**Estatística Descritiva dos Indicadores e teste para Anova de um fator (One-Way)**

Descritivos	N	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo	Anova				
						Teste Z		Brown-Forsythe <sup>2</sup>		
						Estatística	Sig.	Estatística	Sig	
X1) CDG / AT	Insolventes	51	-0,302	0,381	-1,009	0,266	79,110	0,000	65,264	0,000
	Solventes	70	0,166	0,189	-0,213	0,728				
	Total	121	-0,031	0,367	-1,009	0,728				
X2) CDG / RL	Insolventes	51	-0,505	1,274	-2,621	2,980	21,109	0,000	16,473	0,000
	Solventes	70	0,251	0,450	-0,929	2,980				
	Total	121	-0,068	0,966	-2,621	2,980				
X3) NCG / AT	Insolventes	51	-0,077	0,257	-0,659	0,365	49,228	0,000	40,930	0,000
	Solventes	70	0,175	0,132	-0,031	0,519				
	Total	121	0,069	0,231	-0,659	0,519				
X4) NCG / RL	Insolventes	51	-0,114	0,439	-0,998	0,874	38,266	0,000	31,374	0,000
	Solventes	70	0,258	0,211	-0,060	0,864				
	Total	121	0,101	0,374	-0,998	0,874				
X5) T / AT	Insolventes	51	-0,231	0,261	-0,901	0,200	40,414	0,000	34,334	0,000
	Solventes	70	0,007	0,148	-0,322	0,465				
	Total	121	-0,094	0,235	-0,901	0,465				
X6) T / RL	Insolventes	51	-0,547	0,925	-2,649	0,997	20,785	0,000	16,145	0,000
	Solventes	70	-0,005	0,315	-1,499	0,994				
	Total	121	-0,233	0,697	-2,649	0,997				
X7) PF / AC	Insolventes	51	1,378	1,029	0,057	3,785	50,849	0,000	39,216	0,000
	Solventes	70	0,442	0,329	0,031	1,726				
	Total	121	0,837	0,848	0,031	3,785				
X8) TEF = Estrutura	Insolventes	51	4,294	1,082	1,000	6,000	89,117	0,000	83,331	0,000
	Solventes	70	2,614	0,873	1,000	5,000				
	Total	121	3,322	1,273	1,000	6,000				
X9) TL = T / ( NCG )	Insolventes	51	-5,871	9,580	-26,496	6,996	27,091	0,000	20,210	0,000
	Solventes	70	0,254	1,986	-5,328	6,986				
	Total	121	-2,328	7,052	-26,496	6,996				
X10) T = AF - PF	Insolventes	51	-246350	549517	-1557441	1422049	9,121	0,003	8,410	0,005
	Solventes	70	20658	423002	-1557441	1422049				
	Total	121	-91883	496220	-1557441	1422049				
X11) NCG = AO - PO	Insolventes	51	23671	196769	-286261	784853	24,427	0,000	27,289	0,000
	Solventes	70	251798	283467	-167550	905259				
	Total	121	155645	274100	-286261	905259				
X12) CDG = PNC - ANC	Insolventes	51	-209052	547758	-1466833	1465732	20,692	0,000	19,370	0,000
	Solventes	70	201269	443412	-1466833	1465732				
	Total	121	28324	528644	-1466833	1465732				
X13) (PF + PNCF) / AT	Insolventes	51	0,627	0,464	0,117	1,757	33,325	0,000	25,976	0,000
	Solventes	70	0,281	0,162	0,020	0,720				
	Total	121	0,427	0,366	0,020	1,757				

<sup>2</sup>Testes Robustos de Igualdade de Médias. (sig. < 0,05).

Fonte: dados da pesquisa.

Como se obtiveram resultados estatísticos significativos para os indicadores, pode-se dar continuidade às análises para a amostra. Para a seleção dos melhores indicadores para o modelo, optou-se por utilizar o método *stepwise*, que auxilia na eliminação de indicadores menos significativos (com base em uma estatística F) (Charnet, Freire, Charnet & Bonvino, 2008). Este processo selecionou apenas 5 dos 13 indicadores testados. Na sequência são apresentados os resultados encontrados para o modelo de Análise Discriminante.

Observa-se que para Análise Discriminante, são considerados indicadores significantes, aqueles que apresentam significância menor ou igual a 0,05 (sig. < 0,05). Sendo assim, com base na observação da Tabela 5, pode-se concluir que os cinco indicadores separados para o presente estudo são indicadores com poder para discriminar os grupos e que podem ser utilizados na análise.

Outro dado apresentado é o Lambda de Wilks, que, estatisticamente, representa que quanto menor for o valor atingido pelo indicador juntamente com seu nível de significância, melhor será o seu poder de discriminar entre os grupos (Hair *et al.*, 2009). Observa-se que os dois indicadores que melhor apresentaram essa função foram Tipo de Estrutura Financeira (X8- TEF = Tipos de Estrutura Financeira) com valor de 0,622 e Capital de Giro (X1- CDG / AT) com valor de 0,626.

Tabela 5  
**Testes de igualdade de médias de grupo**

	Lambda de Wilks	Z	df1	df2	Sig.
X1) CDG / AT	0,626	52,680	1	88	0,000
X4) NCG / RL	0,784	24,223	1	88	0,000
X8) TEF = Estrutura	0,622	53,586	1	88	0,000
X9) TL = T / ( NCG )	0,784	24,308	1	88	0,000
X13) (PF + PNCF) / AT	0,797	22,463	1	88	0,000

Fonte: dados da Pesquisa

Outro fato importante é o teste da Multicolinearidade para os indicadores do modelo Discriminante. Neste sentido, como salienta Field (2013), o teste para a Multicolinearidade pode ser realizado por vários critérios, entre eles podem-se utilizar os valores de Tolerância e VIF. Desta forma, “um valor de tolerância menor do que 0,1, provavelmente, indica um problema sério de colinearidade. [...] um valor FIV maior do que 10 é motivo de preocupação” (Field, 2013, p. 257). Pode-se observar, na Tabela 6, que tanto os valores de Tolerância como os de VIF apresentam estatísticas favoráveis contra a presença de multicolinearidade.

Tabela 6  
**Coefficientes para Multicolinearidade**

Indicadores	Estatísticas de colinearidade	
	Tolerância	VIF
X1) CDG / AT	0,260	3,849
X4) NCG / RL	0,661	1,513
X8) TEF = Estrutura	0,414	2,418
X9) TL = T / ( NCG )	0,767	1,303
X13) (PF + PNCF) / AT	0,496	2,017

a. Variável Dependente: Situação 1 e 2.

Fonte: dados da Pesquisa

A análise dos Coeficientes da função de classificação permite conhecer um pouco mais sobre qual a importância de cada indicador dentro da função Discriminante (Corrar *et al.*, 2014). Observando os dados da Tabela 7, pode-se concluir que os coeficientes (dos indicadores) que apresentaram valores negativos para a função discriminante contribuirão (quanto maior o valor do indicador) para que a empresa seja classificada abaixo do ponto de corte e, conseqüentemente, seja considerada como insolvente. Por outro lado, os coeficientes que obtiveram valores positivos contribuirão (quanto maior o valor do indicador) para que a empresa seja considerada no grupo das solventes.

Tabela 7

**Coeficientes de função discriminante canônica (Coeficientes não padronizados)**

Indicadores	Função
X1) CDG / AT	0,899
X4) NCG / RL	0,971
X8) TEF = Estrutura	- 0,444
X9) TL = T / ( NCG )	0,055
X13) (PF + PNCF) / AT	- 0,980
(Constante)	1,887

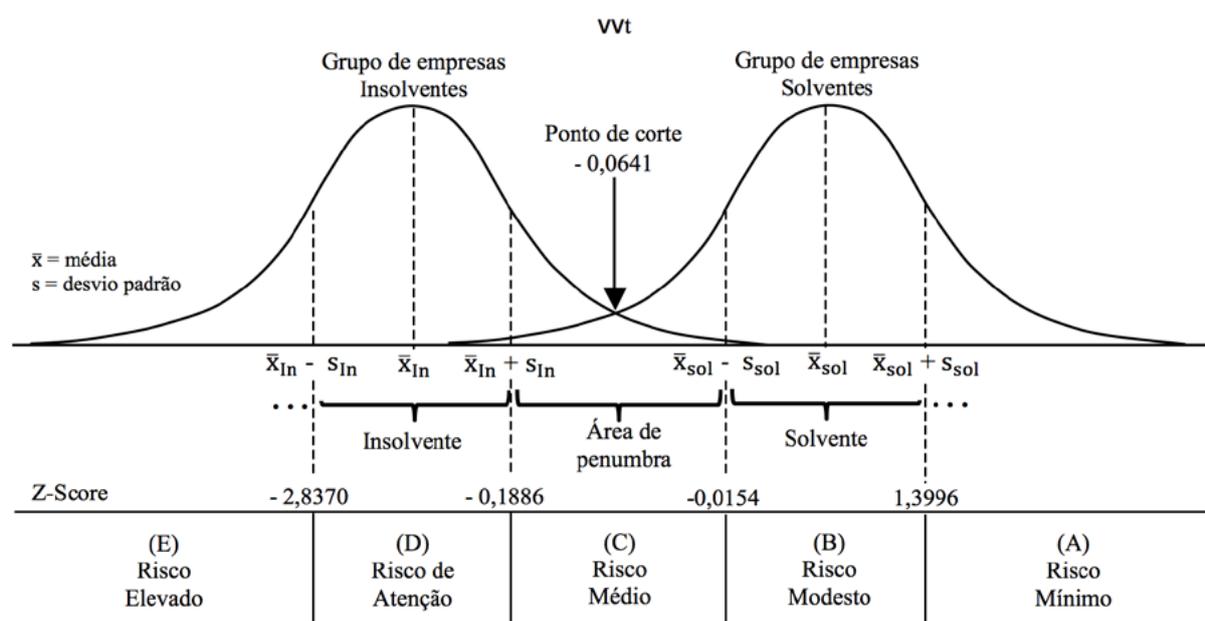
Fonte: dados da Pesquisa

De posse dos coeficientes da função discriminante canônica não padronizada, pode-se elaborar a função para a Análise Discriminante, ou seja, o *Credit Scoring* gerado pode ser representado pela Equação 5.

$$\begin{aligned}
 Z = & 1,887 + 0,899 \cdot \left( \frac{CDG}{AT} \right) + 0,971 \cdot \left( \frac{NCG}{RL} \right) - 0,444 \cdot (Tipo\ de\ Estrutura) \\
 & + 0,055 \cdot \left( \frac{T}{|NCG|} \right) - 0,980 \cdot \left( \frac{PF + PNCF}{AT} \right)
 \end{aligned} \tag{5}$$

Elaborada a função para a Análise Discriminante, é possível calcular o ponto de corte a partir dos centroides de cada grupo. Os centroides são as médias obtidas com a distribuição individual dos grupos. A média ponderada entre os centroides de cada uma das distribuições se constituirá no ponto de corte da função discriminante. O resultado obtido para o ponto de corte ótimo é de - 0,0641 e este valor servirá para classificar as empresas por meio do seu escore discriminante. Ou seja, as empresas que se encontrarem abaixo do ponto de corte foram classificadas como pertencentes ao grupo “1” (insolventes) e as empresas que possuírem escore discriminante acima do ponto do corte irão ser classificadas como parte do grupo “2” (solventes).

Outro método utilizado na interpretação dos resultados obtidos pela Função Discriminante é a aplicação de uma escala de classificação como a utilizada por Silva (2012) ou por Kanitz (1978) no seu Termômetro de Insolvência. Esta escala pode ser obtida depois de calculados os desvios padrão e as médias de cada grupo (Corrar *et al.*, 2014), como demonstrado na Figura 3.



**Figura 3.** Escala de classificação de risco

Fonte: elaborado a partir dos trabalhos de Kanitz (1974, p. 13), Hair *et al.* (2009, p. 230), Silva (2012, p. 356) e Corrar *et al.* (2014, 239).

Como demonstrado na Figura 3, a empresa cujo cálculo do escore discriminante (Z-Score) se encontra em um intervalo entre -0,0154 até -0,1886 será considerada na área de penumbra e será classificada em uma situação indefinida podendo ser atribuído a ela um risco médio. As empresas que estão classificadas entre -0,1886 até -2,8370 serão classificadas como insolventes e lhes será atribuído um risco de atenção devido a seu estado. Já uma empresas que tenha um valor menor do que -2,8370 será considerada insolvente, com um Risco Elevado. Sendo assim, estas empresas inspiram maiores cuidados na concessão de crédito. Estatisticamente, pode-se dizer que o modelo estatístico não tem base para afirmar nenhuma classificação nesse intervalo de penumbra (Kanitz, 1974). Sendo assim, um solução é se criar uma escala de classificação de risco a partir dos intervalos encontrados pelas duas distribuições estudadas, ou seja, empresas solvente e empresas insolventes.

Os resultados encontrados pela classificação para a análise discriminante podem ser vistos na Tabela 8. Os casos originais agrupados corretamente representam um percentual de acerto de 90,9%, enquanto os casos selecionados para a validação cruzada (teste de Lachenbruch), confirmam o resultado com o mesmo nível de precisão. Por fim, testando a função para os casos não selecionados, para gerar a função, obtiveram-se 90,9% de acurácia. A função discriminante conseguiu o mesmo nível de acurácia tanto para os casos que foram utilizados para sua criação como para casos externos que não participaram da sua construção.

Tabela 8

**Resultados da classificação<sup>a,b,d</sup>**

Classg	Situação	Associação ao grupo prevista		Total		
		Solventes	Insolventes			
Casos selecionados	Original	Contagem	Solventes	53	3	56
			Insolventes	11	23	34
		%	Solventes	94,6%	5,4%	100%
	Insolventes		32,4%	67,6%	100%	
	Com validação cruzada <sup>c</sup>	Contagem	Solventes	53	3	56
			Insolventes	11	23	34
%		Solventes	94,6%	5,4%	100%	
	Insolventes	32,4%	67,6%	100%		
Casos não selecionados	Original	Contagem	Solventes	14	0	14
			Insolventes	4	13	17
		%	Solventes	100%	0%	100%
	Insolventes		23,5%	76,5%	100%	

a. 84,4% de casos agrupados originais selecionados classificados corretamente

b. 87,1% de casos agrupados originais não selecionados classificados corretamente

c. A validação cruzada é feita apenas para os casos da análise. Na validação cruzada, cada caso é classificado pelas funções derivadas de todos os casos diferentes desse caso

d. 84,4% de casos agrupados com validação cruzada selecionados classificados corretamente

Fonte: dados da Pesquisa.

Pelo fato de a Análise Discriminante ser uma técnica linear, o nível de precisão global do modelo para empresas classificadas corretamente se mostra satisfatória, já que o objetivo principal aqui é verificar o impacto dos indicadores do modelo Fleuriet.

#### 4.1 Capital de Giro sobre Ativo (X1- CDG / AT)

O indicador de Capital de Giro sobre Ativo foi representativo para o modelo de Análise Discriminante. A amostra apresentou valores positivos para as empresas solventes (0,166) e valores negativos para as empresas insolventes (-0,302) e média total de -0,031 (Tabela 9). A Análise Discriminante apresentou um sinal positivo (+) para o coeficiente, o que indica que, dentro da função discriminante, quanto maior for o valor apresentado pelo indicador capital de giro maior será a probabilidade da empresa ser solvente.

Tabela 9

**Resumo dos resultados para o indicador Capital de Giro sobre Ativo (X1- CDG / AT)**

Comparativo	Estatística Descritiva		
	Situação	N	Média
Literatura: Quando maior melhor, Melo e Coutinho (2007).	Insolvente	51	-0,302
	Solvente	70	0,166
AD = (X1) Sinal (+) do indicador, quanto maior mais solvente.	Total	121	-0,031

Fonte: elaborado pelos autores.

Como afirmam Olinquevitch e Santi Filho (2009, p. 85), “em termos analíticos, a simples disponibilidade de CDG não é suficiente para indicar boa saúde econômico-financeira: os recursos próprios disponíveis devem ser adequados às necessidades”. Entretanto, do ponto de vista da análise de solvência, os especialistas esperam como indicativos favoráveis para a empresa altos valores para CDG. Por ser uma fonte de recursos de longo prazo, o CDG, quando suficientemente alto, ou seja, maior que a Necessidade de Capital de Giro, traz tranquilidade quanto à renovação dos prazos de financiamento de curto prazo de fontes externas (Melo & Coutinho, 2007).

## 4.2 Necessidade de Capital de Giro (X4- NCG/RL)

Nascimento, Espejo, Voese e Pfitscher (2012) observam que o valor da Necessidade de Capital de Giro (NCG) pode ser positivo ou negativo. Para Olinquevitch e Santi Filho (2009, p. 13) o sinal positivo da NCG indica que as aplicações de Capital de Giro (CDG) são maiores do que as fontes de CDG, “expressando que a empresa está investindo recursos no giro do negócio”. Contudo, quando o sinal da NCG se apresenta negativo, indica que as fontes de CDG são maiores do que as aplicações em CDG, “expressando que a empresa está obtendo (financiando-se) com recursos oriundos do giro dos negócios” (Olinquevitch & Santi Filho, 2009, p. 13).

Analisando a NCG sobre Receita Líquida, como pode ser observado na Tabela 10, a média da amostra de empresas solventes mostrou-se positiva, enquanto a média para empresas insolventes obteve valores negativos. O que é confirmado pelo modelo de Análise Discriminante ao apresentar valores que indicam que quanto maior o valor para NCG, maior a probabilidade de que a empresa venha a ser solvente.

Tabela 10

### Resumo dos resultados para o indicador Necessidade de Capital de Giro (X4- NCG/RL)

Comparativo	Estatística Descritiva		
	Situação	N	Média
Literatura: Positivo ou Negativo, Padoveze e Benedicto (2010).	Insolvente	51	-0,114
	Solvente	70	0,258
AD = (X3) Sinal* (+) do indicador, quanto maior mais solvente.	Total	121	0,101

Fonte: elaborado pelos autores.

Empiricamente, estes resultados são divergentes dos apresentados por Minussi, Damacena e Ness Junior (2002, p. 122), que, ao pesquisarem empresas do setor industrial, encontraram valores para o indicador NCG sobre Receita Líquida (“IOG/Venda Líquida - Variável X2”), com médias de 0,80 para o grupo das empresas solventes e média de 3,50 para as empresas insolventes. Essa contradição tem uma explicação possível quando analisamos a situação mais de perto por meio do Tipo de Estrutura Financeira da empresa, como será abordado no tópico a seguir.

## 4.3 Tipo de Estrutura Financeira (X8- TEF = Estrutura do balanço)

Como pode ser visto na Tabela 11, o resultado divergente encontrado em relação ao trabalho de Minussi, Damacena e Ness Junior (2002), apresentado no tópico anterior, deve-se ao fato de que apenas 4 das empresas solventes da amostra encontram-se com a Estrutura Financeira do Tipo 1 ‘Excelente’, ou seja, apresentam CDG e T positivo e NCG negativa, enquanto a maioria das empresas solventes apresentaram Estrutura Financeira do Tipo 2 ‘Sólida’ (32 empresas, CDG, NCG e T positivo), ou Tipo 3 ‘Insatisfatória’ (22 empresas, CDG e NCG positivo e T negativo) em que o valor para a NCG é positivo, o que impacta diretamente a média da NCG para empresas solventes serem positivas (0,258).

Em contrapartida, o que justifica a média das empresas insolventes apresentarem valores negativos para a NCG (-0,114) é o fato de que 27 empresas insolventes, mais da metade da amostra, estão classificadas nas Estrutura Financeira do Tipo V ‘Muito ruim’ (24 empresas, CDG, NCG e T negativos) e do Tipo VI ‘Alto risco’ (3 empresas, CDG e NCG negativo negativos e T positivo) e, nestes dois tipos de estruturas, as empresas possuem NCG negativa (Tabela 11).

Tabela 11

**Agrupamento de empresas por tipos de estrutura e situação financeira**

Tipo	CDG	NCG	T	Situação	Empresas Solventes	Empresas Insolventes	Amostra Total
I	+	-	+	Excelente	4	1	5
II	+	+	+	Sólida	32	3	35
III	+	+	-	Insatisfatória	22	6	28
IV	-	+	-	Péssima	11	14	25
V	-	-	-	Muito ruim	1	24	25
VI	-	-	+	Alto risco	0	3	3
<b>Total</b>					<b>70</b>	<b>51</b>	<b>121</b>

Fonte: adaptado de Braga (1991, p. 10); Marques e Braga (1995, p. 56); Fleuriet *et al.* (2003, p. 15)

Neste sentido, os resultados apresentados estão em conformidade com Padoveze e Benedicto (2010, p. 264), que destacam que, “em linhas gerais, as empresas buscam desempenhar um modelo de crescimento constante, ganhando ou ampliando mercados. Dentro dessa premissa, há sempre necessidade adicional de capital de giro, ao longo do tempo”, pois ele representa o recurso necessário para o desempenho das operações da empresa. Fleuriet e Zeidan (2015) também destacam que o não planejamento do crescimento das necessidades de capital de giro pode ocasionar graves dificuldades de fluxo de caixa. Olinquevitch e Santi Filho (2009, p. 13), ainda, afirmam que:

A variável Necessidade Líquida de Capital de Giro (NLCDG) constitui a principal determinante da situação financeira das empresas. Seu valor revela o nível de recursos necessários para manter o giro dos negócios. Diferentemente dos investimentos no Ativo Permanente, que envolvem decisões de longo prazo e com recuperação lenta de capitais, as contas que compõem as Necessidades Líquidas de Capital de Giro (NLCDG) expressam operações de curto prazo e de efeitos rápidos. Modificações na política de estocagem, na política de crédito e na política de compras produzem efeitos imediatos sobre o fluxo de caixa.

Na Tabela 11, é importante observar que nenhuma das empresas solventes foi classificada no extrato Tipo VI ‘Alto risco’. Entretanto, a empresa OGX Petróleo, definida como insolvente na amostra, foi classificada no extrato Tipo I ‘Excelente’, apesar de o modelo de análise discriminante ter classificado a empresa como insolvente. Na avaliação apenas pelo tipo de estrutura, a situação financeira da OGX Petróleo teria passado despercebida.

Como demonstrado na Tabela 11, os Tipos de Estrutura Financeira foram propostos por Fleuriet *et al.* (1978) e depois ampliados por Braga (1991), com mais dois níveis. O indicador utilizado no presente estudo representa uma *proxy* com valor 1 para o tipo I, seguindo até um valor 6 para o tipo VI, das estruturas financeiras, ou seja, empresas classificadas como 1 estão no extrato considerado ‘Excelente’, enquanto empresas classificadas como 6, encontram-se no extrato ‘Alto risco’.

Sendo assim, o indicador Tipo de Estrutura Financeira apresentou coeficiente para o indicador em conformidade com o exposto pela literatura. Os valores obtidos pela amostra em estudo, também, apresentam o mesmo comportamento (Tabela 12).

Tabela 12

**Resumo dos resultados para o indicador X8 – Tipo de Estrutura Financeira**

Comparativo	Estatística Descritiva		
	Situação	N	Média
Literatura: Quanto menor melhor, Marques e Braga (1995).	Insolvente	51	4,294
	Solvente	70	2,614
AD = Sinal (-) do indicador, quanto maior mais insolvente.	Total	121	3,322

Fonte: elaborado pelos autores.

Cabe salientar que no modelo de análise discriminante, o teste do Lambda de Wilks para o indicador foi o mais significativo, apresentando o menor valor atingido (0,622).

#### 4.4 Termômetro de liquidez (X09- TL)

Horta (2010) afirma que o Termômetro de Liquidez confirma uma reserva financeira para fazer frente às ocasionais expansões da NCG, especialmente para aquelas de natureza sazonal. Neste sentido, as necessidades temporárias de investimento em giro, quando não cobertas pelos financiamentos de longo prazo, podem ser sustentadas pelo limite do saldo existente (Padoveze & Benedicto, 2010).

Na amostra, o Termômetro de Liquidez apresentou valores negativos para as empresas insolventes e valores positivos para as solventes. O valor positivo para empresas solventes foi confirmado pelo Termômetro de Liquidez, no modelo de Análise Discriminante, ao apresentar sinal positivo, indicando que quanto maior for o seu valor mais probabilidade a empresa terá de ser solvente (Tabela 13). Isso corrobora Padoveze e Benedicto (2010, p. 262), para os quais é por meio das contas de caráter financeiro (contas de tesouraria) que se “deveria calcular a liquidez empresarial e a capacidade de solvência da empresa no curto prazo”.

Tabela 13

**Resumo dos resultados para o indicador Termômetro de liquidez (X09- TL)**

Comparativo	Estatística Descritiva		
	Situação	N	Média
Literatura: Quando maior melhor, Fleuriot et al. (2003).	Insolvente	51	-5,871
	Solvente	70	0,254
AD = (X9) Sinal (+) do indicador, quanto maior mais solvente.	Total	121	-2,328

Fonte: elaborado pelos autores.

Empiricamente, os resultados encontrados para o termômetro de Liquidez estão em conformidade com os apresentados por Horta (2010), ao utilizar o Termômetro de Liquidez para avaliar diversos setores: setor de materiais básicos (solvente = 0,011 e insolventes = -0,003); setor de bens de consumo cíclico (solvente = 0,010 e insolventes = -0,032); setor de bens de consumo não-cíclico (solvente = 0,002 e insolventes = -0,047); setor econômico de bens industriais (solvente = -0,133 e insolventes = -0,133); setor econômico de construção e transportes (solvente = 0,004 e insolventes = -0,219); setor econômico de tecnologia da informação e telecomunicações (solvente = -0,007 e insolventes = -0,385).

#### 4.5 Endividamento financeiro (X13- [PF + PNCF] / AT )

O indicador de Endividamento Financeiro (X13) é apresentado por Brito, Assaf Neto e Corrar (2009). Mesmo ele não sendo exatamente um dos indicadores que avaliam, por meio da análise dinâmica, a situação financeira da empresa, optou-se por incluí-lo tendo em vista que ele é um indicador de estrutura que avalia o grau de endividamento da empresa por uma perspectiva apenas financeira.

Como defendem Fleuriet *et al.* (1978), existem contas que não apresentam necessariamente um vínculo direto com o ciclo operacional da empresa, variando em função da conjuntura e do risco de maior ou menor liquidez que a empresa deseja assumir, apresentando um movimento ‘descontínuo e errático’. Elas são chamadas de “erráticas” ou “financeiras” e, neste sentido, a utilização de um indicador de estrutura que têm como princípio esta visão é bem-vindo para o modelo.

A Tabela 14 apresenta as métricas para o indicador de Endividamento Financeiro (X13). Observa-se que as empresas insolventes obtiveram médias maiores (0,627) e as empresas solventes demonstraram médias menores (0,281). Já a análise discriminante apresentou sinal negativo, demonstrando que quanto maior a valor do indicador, maior também será a probabilidade de insolvência da empresa.

Tabela 14

##### Resumo dos resultados para o indicador Endividamento financeiro (X13- [PF + PNCF] / AT )

Comparativo	Estatística Descritiva		
	Situação	N	Média
Literatura: Quando menor melhor, Brito, Assaf Neto e Corrar (2009).	Insolvente	51	0,627
AD = (X9) Sinal (-) do indicador, quanto maior mais insolvente.	Solvente	70	0,281
	Total	121	0,427

Fonte: elaborado pelos autores.

Essas considerações estão em acordo com a literatura no que se refere ao risco de insolvência ligado ao alto grau de endividamento. Os resultados também corroboram os resultados encontrados por Brito, Assaf Neto e Corrar (2009, p. 35): “quanto maior o valor assumido por esse indicador, maior a probabilidade de a empresa se tornar insolvente”.

## 5. Considerações Finais

O presente trabalho teve como objetivo construir um modelo capaz de avaliar o risco de crédito em empresas brasileiras de capital aberto, utilizando indicadores do modelo Fleuriet de análise financeira. Metodologicamente, a pesquisa foi definida como quantitativa e quanto à natureza é descritiva. As demonstrações financeiras foram coletadas por meio do Economática e do site BM&FBOVESPA. A amostra foi composta de 121 empresas, sendo 70 solventes e 51 insolventes de diversos setores.

Com a amostra e os indicadores do estudo, foi realizada a análise descritiva dos dados e, também, uma Anova *one-way*, que apresentou resultado satisfatório para os indicadores propostos, ou seja, os indicadores foram significativos para classificar empresas solventes e insolventes. Sobre os indicadores finais utilizados para compor o modelo de Risco de Crédito, fica mais clara a contribuição da metodologia proposta por Fleuriet aplicada para concessão de crédito. Os indicadores selecionados para o modelo foram: capital de giro, necessidade de capital de giro, tipo de estrutura financeira, termômetro de liquidez, endividamento financeiro.

Para os indicadores Tipo de Estrutura Financeira, Capital de Giro e Necessidade de Capital de Giro, pode-se dizer que as empresas buscam desempenhar um modelo de crescimento constante, expandindo ou ganhando mercados, uma vez que existe sempre necessidade de capital de giro adicional ao longo do tempo. Os resultados encontrados para o Termômetro de Liquidez demonstram a importância das contas de caráter financeiro denominadas contas de tesouraria para se calcular a Liquidez empresarial e a capacidade de solvência da empresa no curto prazo. Por fim, o endividamento financeiro enquanto índice de estrutura contribuiu significativamente para o modelo.

Este estudo pode contribuir com a literatura nacional ao evidenciar que alguns dos indicadores do modelo Fleuriet são significativos para avaliar o risco de crédito em empresas brasileiras de capital aberto. Assim, por meio do presente estudo, podem-se elucidar algumas das características das empresas insolventes para a presente amostra. Tais contribuições são fundamentais para as pesquisas de risco de crédito e contribuem para o desenvolvimento da metodologia de reclassificação do balanço patrimonial por meio do modelo Fleuriet. Por fim, diante do exposto, conclui-se que os indicadores do modelo Fleuriet contribuem de forma efetiva para prever a insolvência empresarial.

## Referências

- Akkoç, S. (2012). An empirical comparison of conventional techniques, neural networks and the three stage hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) model for credit scoring analysis: The case of Turkish credit card data. *European Journal of Operational Research*, 222(1), pp.168-178. doi: <https://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2012.04.009>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), pp. 589-609. doi: <https://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Araújo, E. A. T., de Oliveira Costa, M. L. & de Camargos, M. A. (2013). Mapeamento da produção científica sobre o Modelo Fleuriet no Brasil. *Gestão Contemporânea*, 14(1).
- Assaf Neto, A. (2010). *Finanças corporativas e valor* (5ª ed.). São Paulo: Atlas.
- Assaf Neto, A. & Silva, C. A. T. (2012). *Administração do capital de giro* (4ª ed.). São Paulo: Atlas.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 4(3), pp. 71-111. doi: <https://dx.doi.org/10.2307/2490171>
- Braga, R. (1991). Análise avançada do capital de giro. *Caderno de estudos FINECAFI*, 3(3), pp. 1-34. doi: <https://dx.doi.org/10.1590/S1413-92511991000100003>
- Brasil (1945). *Decreto-Lei nº 7.661*, de 21 de junho de 1945. Presidência da República. Brasília, DF, Brasil.
- Brasil (1976). *Lei nº 6.404*, de 15 de dezembro de 1976. Dispõe sobre as sociedades por ações. Diário Oficial da União. Brasília, DF: Exército Brasileiro.
- Brasil (2005). *Lei nº 11.101*, de 9 de fevereiro de 2005. Regula a recuperação judicial, a extrajudicial e a falência do empresário e da sociedade empresaria. Diário Oficial da União. Brasília, DF: Exército Brasileiro.
- Brasil (2007). *Lei nº 11.638*, de 28 de dezembro de 2007. Altera e revoga dispositivos da Lei nº. 6.404, de 15 de dezembro de 1976, e da Lei n. 6.385, de 7 de dezembro de 1976, e estende às sociedades de grande porte disposições relativas à elaboração e divulgação de demonstrações financeiras. Diário Oficial da União. Brasília, DF: Exército Brasileiro.
- Brasil (2009). *Lei nº 11.941*, de 27 de maio de 2009. Altera a legislação tributária federal relativa ao parcelamento ordinário de débitos tributários; concede remissão nos casos em que especifica; institui regime. Diário Oficial da União. Brasília, DF: Exército Brasileiro.

- Brasil, H. V. & Brasil, H. G. (2008). *Gestão financeira das empresas: um modelo dinâmico* (4ª ed.). Rio de Janeiro: Qualitymark.
- Brito, G. A. S., Assaf Neto, A. & Corrar, L. J. (2009). Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil. *Revista Contabilidade & Finanças*, 20(51), pp. 28-43. doi: <https://dx.doi.org/10.1590/S1519-70772009000300003>
- Carvalho, A. T. (2004). *Modelo de previsão de insolvência para empresas comerciais*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC, Brasil.
- Charnet, R., Freire, C.A.L., Charnet, E.M.R. & Bonvino, H. (2008). *Análise de modelos de regressão linear com aplicações* (2ª ed.). Campinas: Unicamp.
- Corrar, L. J., Paulo, E. & Dias Filho, J.M. (2014). *Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia*. São Paulo: Atlas.
- Durand, D. (1941). Risk elements in consumer installment lending. *Studies in consumer installment financing*, 8, pp. 1-101.
- Eifert, D. S. (2003). *Análise quantitativa na concessão de crédito versus inadimplência: um estudo empírico*. Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, Brasil.
- Elizabetsky, R. (1976). *Um modelo matemático para decisão no banco comercial*. Dissertação de mestrado, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.
- Field, A. (2013). *Descobrendo a estatística usando o SPSS*. Porto Alegre: Artmed.
- Finlay, S. (2011). Multiple classifier architectures and their application to credit risk assessment. *European Journal of Operational Research*, 210(2), pp. 368-378. doi: <https://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2010.09.029>
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 7(2), pp. 179-188. doi: <https://dx.doi.org/10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x>
- Fleuriet, M., Kehday, R. & Blanc, G. (1978). *A dinâmica financeira das empresas brasileiras: um método de análise, orçamento e planejamento financeiro*. Belo Horizonte: Fundação Dom Cabral.
- Fleuriet, M., Kehday, R. & Blanc, G. (2003). *O Modelo Fleuriet: a dinâmica financeira das empresas brasileiras: um método de análise, orçamento e planejamento financeiro* (3ª ed.). Rio de Janeiro: Campus.
- Fleuriet, M. & Zeidan, R. (2015). *O modelo dinâmico de gestão financeira*. Rio de Janeiro: Alta Books.
- Garcia, F., Gimenez, V. & Guijarro, F. (2013). Credit risk management: A multicriteria approach to assess creditworthiness. *Mathematical and Computer Modelling*, 57(7-8), 2009-2015. doi: <https://dx.doi.org/10.1016/j.mcm.2012.03.005>
- Garcia, F., Guijarro, F. & Moya, I. (2013). Monitoring credit risk in the social economy sector by means of a binary goal programming model. *Service Business*, 7(3), pp. 483-495. doi: <https://dx.doi.org/10.1007/s11628-012-0173-7>
- Hair, J. F., Black, W.C., Babin, B.J., Anderson, R.E. & Tatham, R.L. (2009). *Análise multivariada de dados*. 6ª. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.
- Harris, T. (2013). Quantitative credit risk assessment using support vector machines: Broad versus Narrow default definitions. *Expert Systems with Applications*, 40(11), pp. 4404-4413. doi: <https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2013.01.044>
- Horta, R. A. M. (2010). *Uma metodologia de mineração de dados para a previsão de insolvência de empresas brasileiras de capital aberto*. Tese de doutorado, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

- Jones, G. D. C. & Jacinto, A. C. O. (2013). Management analysis of working capital investments by fleuriet model in an agribusiness: A case study. *Revista em Agronegocio e Meio Ambiente*, 6(1), pp. 9-30.
- Kanitz, S. C. (1974). Como prever falências de empresas. *Revista Negócios em Exame*, pp. 95-102.
- Kanitz, S. C. (1978). Como prever falências. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil.
- Kou, G. & Wu, W. (2014). An Analytic Hierarchy Model for Classification Algorithms Selection in Credit Risk Analysis. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014(2014), pp. 1-7. doi: <https://dx.doi.org/10.1155/2014/297563>
- Marconi, M. A. & Lakatos, E. M. (2011). *Metodologia do trabalho científico: procedimentos básicos, pesquisa bibliográfica, projeto e relatório, publicações e trabalhos científicos* (7ª ed.) São Paulo: Atlas.
- Marques, J. A. V. C., & Braga, R. (1995). Análise dinâmica do capital de giro: o Modelo Fleuriet. *Revista de Administração de Empresas*, 35(3), pp. 49-63. doi: <https://dx.doi.org/10.1590/S0034-75901995000300007>
- Martins, M. S. (2003). *A previsão de insolvência pelo modelo de Cox: uma contribuição para a análise de companhias abertas brasileiras*. Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, Brasil.
- Matias, A. B. (1978). *Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito*. Dissertação de mestrado, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.
- Melo, A. C. & Coutinho, E. S. (2007). O modelo Fleuriet como indicador conjunto de solvência e rentabilidade. *Anais do EnANPAD*, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 31.
- Minussi, J. A., Damacena, C. & Ness Jr., W. L. (2002). Um Modelo de Previsão de Solvência Utilizando Regressão Logística. *Revista de Administração Contemporânea*, 6(3), pp. 10-128. doi: <https://dx.doi.org/10.1590/S1415-65552002000300007>
- Nascimento, C., Espejo, M. M. D. S. B., Voese, S. B. & Pfitscher, E. D. (2012). Tipologia de Fleuriet e a crise financeira de 2008. *Revista Universo Contábil*, 8(4), pp. 40-59. doi: <https://dx.doi.org/10.4270/ruc.2012430>
- Olinquevitch, J. L. & Santi Filho, A. (2009). *Análise de balanços para controle gerencial: demonstrativos contábeis exclusivos do fluxo de tesouraria* (5ª ed.) São Paulo: Atlas.
- Oreski, S. & Oreski, G. (2014). Genetic algorithm-based heuristic for feature selection in credit risk assessment. *Expert Systems with Applications*, 41(4), pp. 2052–2064. doi: <https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.004>
- Padoveze, C. L. & Benedicto, G. C. (2010). *Análise das demonstrações financeiras* (3ª ed.). São Paulo: Cengage Learning.
- Pereira, J. M., Domínguez, M. Á. C. & Ocejó, J. L. S. (2007). Modelos de previsão do fracasso empresarial: aspectos a considerar. *Tékhné-Revista de Estudos Politécnicos*, 7, pp. 111-148.
- Prado, J. W., Alcântara, V.C., Carvalho, F.M., Vieira, K.C., Machado, L.K.C. & Tonelli, D.F. (2016). Multivariate analysis of credit risk and bankruptcy research data: a bibliometric study involving different knowledge fields (1968–2014). *Scientometrics*. doi: <https://dx.doi.org/10.1007/s11192-015-1829-6>
- Rasoto, A., Ishikawa, G., Rasoto, V.I., Stankowitz, R.F., Pietrovski, E.F. & Carvalho, H.A. (2016). *Business competitiveness: Model of computerized financial planning*. In *IAMOT 2016 - 25th International Association for Management of Technology Conference, Proceedings: Technology - Future Thinking*, pp. 1191-1203.
- Sabato, G. (2009). Modelos de Scoring de risco de crédito. *Revista Tecnologia de Crédito*, 1(68), pp. 29-47.

- Santos, G. T. & Francisco, J. R. D. (2016). Liquidity indicators versus dynamic model: application in period pre and post-crisis banking segment. *Revista Contabilidade e Controladoria*, 8(2), pp. 8-22. doi: <https://dx.doi.org/10.5380/rcc.v8i2.37471>
- Sanvicente, A. Z. & Minardi, A. M. A. F. (1998). *Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas*. São Paulo: Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, Working Paper.
- Silva, G. R., Lopes, J. E. D., Pederneiras, M. M. M., Tavares, M. F. N. & Silva, E. E. D. (2016). A study on Fleuriet model applied in financial management of electric companies listed on the BM & FBO-VESPA. *Revista Ambiente Contábil*, 8(2), pp. 92-109.
- Silva, J. P. (1983). *Administração de crédito e previsão de insolvência*. São Paulo: Atlas.
- Silva, J. P. (2012). *Análise financeira das empresas* (11<sup>a</sup> ed.) São Paulo: Atlas.
- Vergara, S. C. (2008). *Projetos e relatórios de pesquisa em administração* (9<sup>a</sup> ed.). São Paulo: Atlas.
- Vieira, M. V. (2008). *Administração estratégica do capital de giro* (2<sup>a</sup> ed.). São Paulo: Atlas.
- Viera, L. B., Brito, S. S., Santana, J. R. B., Sanches, S. L. R. & Galdamez, E. V. C. (2017). The effects of mergers and acquisitions on financial ratios of Brazilian publicly traded companies. *Rege-Revista De Gestao*, 24(3), pp. 235-246. doi: <https://dx.doi.org/10.1016/j.rege.2016.08.003>
- Virgillito, S. B. & Famá, R. (2008). Estatística multivariada na construção de modelos para análise do risco de crédito e previsão de insolvência de empresas. *Revista Integração*, 53(13), pp. 105-118.
- Yu, L., Wang, S. & Lai, K. K. (2008). Credit risk assessment with a multistage neural network ensemble learning approach. *Expert Systems with Applications*, 34(2), pp. 1434-1444. doi: <https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2007.01.009>