

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

ANÁLISE QUANTITATIVA NA CONCESSÃO DE CRÉDITO VERSUS INADIMPLÊNCIA: UM ESTUDO EMPÍRICO

Dissertação de Mestrado, apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Administração, área de concentração em Contabilidade e Finanças.

DANIEL SOARES EIFERT

Orientador: Prof. Dr. **Paulo Schmidt**

Porto Alegre, agosto de 2003.

RESUMO

Muitos estudos sobre análise do risco de crédito foram feitos até recentemente, tendo como principal foco a previsão de falência. A insolvência das empresas devedoras, sem dúvida, é um grande problema para os concedentes de crédito, no entanto, a inadimplência não é um fato exclusivo do processo falimentar. Neste sentido, a presente investigação se propôs a prognosticar a ocorrência da inadimplência - aqui definida como a cobrança que está sendo realizada por via judicial - com as informações disponíveis no momento da análise de crédito, neste caso, os três últimos demonstrativos contábeis. A pesquisa foi realizada com uma amostra constituída de empresas industriais, especificamente da indústria de transformação, clientes de uma instituição financeira que receberam financiamento durante o período de 1996 a 1997, dividida entre adimplentes e inadimplentes; mediante o uso de dois métodos estatísticos de análise múltipla de dados, já consolidados em estudos desta natureza: análise discriminante linear e regressão logística; e com emprego de quocientes financeiros obtidos a partir das demonstrações contábeis. Os resultados demonstraram que há uma lacuna no que tange a análise financeira tradicional no processo de exame de crédito, que pode ser suprida com modelos quantitativos setoriais estimados com auxílio de métodos estatísticos, contribuindo para uma melhor qualidade de análise, com intuito de evitar a inadimplência, melhorando o resultado das instituições financeiras.

Palavras-chaves: análise de crédito; prevenção de inadimplência; análise financeira.

ABSTRACT

Several studies about credit risk analysis have been done until recently, focused mainly on the bankruptcy prediction. The business failure of the borrowers no doubt is a substantial problem of the lenders; however the default is not an exclusive fact of the bankruptcy process. This study proposes forecasting the default event – here defined like the collection that is being undergoing by judicial way – with the available information at the moment of the credit analysis, in this case, the three last financial statements. The research was realized with a sample composed of industrial companies, particularly of the transformation sector, clients of a financial institution who had taken a loan during the years 1996-97, grouped in solvent and defaulted; by means of two statistical multivariate data analysis, already strengthened in this kind of studies: linear discriminant analysis and logistic regression, and with the utilization of the financial ratios. The results evidenced there is a gap with the respect to the traditional credit analysis which can be fulfilled by sectorial quantitative models estimated with statistical tools, contributing to qualify the credit analysis thus avoiding the default and improving the profitability of the financial institutions.

Keywords: credit analysis; default prediction; financial analysis.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	5
1.1	PROBLEMA DE PESQUISA.....	7
1.2	DELIMITAÇÃO DA PESQUISA.....	7
1.3	JUSTIFICATIVA.....	8
1.4	OBJETIVOS.....	9
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	10
2.1	INTRODUÇÃO.....	10
2.2	ANÁLISE QUANTITATIVA.....	14
2.2.1	Modelo de Análise Dinâmica.....	15
2.2.2	Análises Horizontal e Vertical.....	24
2.2.3	Análise por meio de Índices.....	25
2.3	MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA.....	32
2.3.1	Alguns Estudos Realizados no Exterior.....	32
2.3.2	Alguns Estudos Realizados no Brasil.....	47
3	MÉTODO DE PESQUISA.....	53
3.1	INTRODUÇÃO.....	53
3.2	AMOSTRA.....	54
3.3	VARIÁVEIS.....	56
4	ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	57
4.1	INTRODUÇÃO.....	57
4.2	RESULTADOS DA ANÁLISE DISCRIMINANTE.....	58
4.3	RESULTADOS DA REGRESSÃO LOGÍSTICA.....	63
4.4	ANÁLISE DOS MODELOS.....	66
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	71
	REFERÊNCIAS.....	74

1 INTRODUÇÃO

A concessão de crédito corporativo no Brasil é um importante instrumento para o desenvolvimento econômico, por um lado, e por outro, constitui a principal atividade bancária. Segundo Silva (1988, p. 23):

O crédito pode ainda fazer com que as empresas aumentem seu nível de atividade; estimular o consumo influenciando na demanda; [...] facilitar a execução de projetos para os quais as empresas não disponham de recursos próprios suficientes.

O fortalecimento e a solidez do sistema financeiro são essenciais para que haja recursos para o crédito, e em conseqüência, as empresas possam contar com esta alternativa para financiar suas atividades.

A análise de crédito feita pelos bancos tem papel crucial para a sua sobrevivência, visto que, um crédito que seja concedido e que não retorne para o concedente, pode acarretar a perda do ganho obtido junto a várias outras operações. De acordo com Reed e Gill (1994), os empréstimos problemáticos afetam consideravelmente a liquidez bancária, aumentando a possibilidade de perdas, que, por sua vez, reduzem a capacidade de os bancos servirem seus clientes, bem como contribuir para o crescimento econômico da comunidade.

Muitos estudos sobre análise do risco de crédito foram feitos até recentemente, tendo como principal foco a previsão de falência. A insolvência das empresas devedoras sem dúvida é um grande problema para os concedentes de crédito, no entanto, a inadimplência não é um fato exclusivo do processo falimentar. Muitas empresas passam por problemas financeiros e não conseguem ou simplesmente, não querem honrar com todos ou alguns de seus compromissos. A empresa também pode estar falida “de fato” e não necessariamente estar concordatária ou com a falência decretada “de direito”.

As amostras dos referidos trabalhos são compostas, geralmente, pelas últimas, o que, do ponto de vista do risco de crédito, pouco contribui no sentido de evitar a inadimplência, visto que há diferenças entre as duas acepções. O inadimplemento caracteriza-se pela falta ou atraso no cumprimento de uma

obrigação ou prestação vencida, ou de alguma cláusula contratual; enquanto que a falência seria a conseqüência da incapacidade de solvência da empresa. Assim, o descumprimento dos pagamentos contratados já estaria contribuindo para o aumento do risco do crédito. Conforme Caouette, Altman e Narayanan (2000, p. 25):

[...] a falência de empresas é apenas um resultado, ainda que extremo, da evolução do risco de crédito. A falência, que é uma condição binária (uma empresa ou quebra ou não quebra), vem sendo estudada há muito tempo. O risco de crédito, que é o risco flutuante do ciclo de comprometimento de empréstimo, aplicação e pagamento de empréstimo, não vem sendo tão estudado.

É na análise de crédito que uma instituição financeira pode minimizar os riscos associados, para assim poder assegurar sua rentabilidade, especialmente quando tem como atividade principal operações de crédito de médio e de longo prazos, tornando essencial à sua sobrevivência um cuidado especial nas decisões de concessão de crédito.

Segundo Back et al (1996), duas principais linhas de pesquisa nesta área podem ser distinguidas: a primeira, e mais freqüentemente usada, tem sido a investigação empírica por indicadores que conduzam a menores taxas de erro de classificação; a segunda, tem se concentrado na busca pelos melhores métodos estatísticos que poderiam aperfeiçoar a acurácia dos modelos de previsão.

Esta última vertente que é a mais recente e se concentra na escolha do ferramental estatístico, não vem tendo, contudo, resultados tão satisfatórios quanto as primeiras pesquisas realizadas, que datam da década de sessenta, mas que ainda produzem bons resultados.

Tendo em vista o escopo do estudo aqui abrangido, bem como a relevância que representa para a análise de crédito, especialmente de médio e longo prazos, será enfatizada a análise econômico-financeira; eis que possibilita inferir a posição histórica e atual da empresa, ao mesmo tempo em que permite projetar a capacidade futura de cumprimento de suas obrigações.

Neste sentido, este trabalho está focado na análise quantitativa de empresas, mediante o uso de dois métodos estatísticos de análise múltipla de dados, já consolidados em estudos envolvendo a previsão de insolvências e o risco

de crédito, com emprego de variáveis originárias de quocientes financeiros obtidos a partir das demonstrações contábeis: análise discriminante linear e regressão logística.

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

O presente trabalho de pesquisa visa responder a seguinte questão:

- Existe alguma relação na situação financeira das empresas industriais que receberam financiamento, de uma instituição financeira, durante o período de 1996 a 1997, que poderia ter sido detectada no momento da análise de crédito – a partir das demonstrações contábeis – com o fim de prevenir a inadimplência?

1.2 DELIMITAÇÃO DA PESQUISA

Este estudo está circunscrito às empresas pesquisadas e aos dados contábeis fornecidos por elas, bem como ao espaço temporal abrangido, não se pretendendo com isso, construir um modelo de previsão à inadimplência aplicável a outras empresas. Pretende-se aprofundar o conhecimento a respeito da análise dos dados econômico-financeiros apresentados com o fim de prevenir eventuais falhas na concessão de crédito, sem, no entanto, pretender esgotar o assunto.

A complexidade dos aspectos econômicos, sociais e políticos, externos à empresa, mas que podem produzir reflexos no desempenho das mesmas, não estão abrangidos neste estudo, contudo, não podem ser descartados.

1.3 JUSTIFICATIVA

Existe uma ampla literatura sobre modelos e testes para previsão de falências de empresas, que empregam as mais diversas técnicas de análise estatística, e, mais recentemente, de redes neurais artificiais. A base desses estudos tem sido quase sempre a mesma: com o uso de dados históricos, são formados dois grupos de empresas, divididos entre falidas ou concordatárias e insolventes ou saudáveis. Com os indicadores dessas empresas e o uso de alguma técnica de classificação dicotômica dos dados, seja ela, paramétrica ou não-paramétrica; é estimado um modelo que representaria a melhor combinação possível das variáveis utilizadas e que poderia prever a insolvência da empresa com antecedências que variam de um até cinco anos, e com isso, supostamente, estaria contribuindo-se para a sobrevivência bancária.

Contudo, o prejuízo nas operações de crédito não se dá apenas quando a empresa está falida ou entra em concordata, mas, e sim, se inicia no instante em que a empresa deixa de honrar seus compromissos com o banco, independentemente do motivo. Mesmo que tenha sido feito um contrato irreparável do ponto de vista jurídico, e com garantias de boa qualidade, no momento em que o devedor resolver não pagar e questionar a dívida judicialmente, estará plenamente amparado pela legislação brasileira, segundo Borges e Bergamini (2001, p. 235):

Existe um ambiente processual de proteção excessiva ao devedor, o que faz com que a liquidação financeira das garantias recebidas resulte num baixo nível de recuperação, o que é resultado tanto das características legais dos instrumentos utilizados quanto da morosidade do aparato jurídico em resolver conflitos.

o que justifica o dito corrente no mercado financeiro nacional de que “o credor é refém do devedor”.

E sobretudo, conforme Reed e Gill (1994), o crédito é concedido na expectativa de que os fundos serão pagos conforme o combinado, e não que os ativos empenhados terão de ser vendidos para proporcionar fundo para cumprimento da obrigação.

Pouco se tem notícia sobre estudos voltados à prevenção de inadimplência dos bancos, segundo Caouette, Altman e Naranayan (2000, p. 24): “Informações de boa qualidade sobre o risco de crédito não estão prontamente disponíveis, e o estudo acadêmico sério sobre todos os seus aspectos acabou de começar.”

Um estudo que seja aplicado à prevenção da inadimplência com o aparato de informações disponíveis no momento da análise de crédito deve contribuir para uma avaliação mais criteriosa e para que possa, conseqüentemente, melhorar o resultado das instituições financeiras que trabalham com a concessão de crédito corporativo.

1.4 OBJETIVOS

Objetiva-se investigar a possibilidade de prevenção da inadimplência, mediante a aplicação de técnicas estatísticas – análise discriminante e regressão logística – a partir de índices obtidos junto às demonstrações contábeis apresentadas pelas empresas no momento da solicitação do financiamento, bem como contribuir para a elevação do nível de conhecimento, no tocante à análise quantitativa no processo de exame de crédito.

Especificamente destacam-se os seguintes objetivos:

- Verificar a possibilidade de prevenção de inadimplência de empresas pertencentes ao ramo da indústria de transformação¹ que solicitaram financiamento no período de 1996-97, por meio de exame quantitativo, com auxílio de métodos estatísticos de análise múltipla de dados.
- Identificar os indicadores financeiros capazes de prevenir a inadimplência em operações de crédito industrial.

¹ Segundo a classificação nacional de atividades econômicas, compreende atividades que envolvem a transformação física, química ou biológica de materiais, substâncias ou componentes com a finalidade de se obterem produtos novos. Os materiais, substâncias ou componentes transformados são insumos produzidos nas atividades agrícolas, florestais, de mineração, da pesca ou produtos de outras atividades industriais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 INTRODUÇÃO

O principal objetivo de uma análise de crédito em uma instituição financeira é o de avaliar os riscos envolvidos em uma liberação de recursos para uma empresa frente à probabilidade de retorno desses recursos acrescidos de juros. Segundo Hitchings (1999), seria o de prever a capacidade de um tomador em honrar suas dívidas assim que elas vencem.

Conforme Reed e Gill (1994), o banco precisa determinar o grau de risco que ele está disposto a assumir em cada caso e o valor do crédito que pode ser prudentemente concedido, em vista dos riscos envolvidos.

O processo de exame de crédito tradicional tem como base, a avaliação dos macro-fatores conhecidos por “**Cs**” do crédito, amplamente empregados pela literatura, e que, segundo Securato (2002), são os grandes balizadores para os modelos de crédito, quais sejam:

- Caráter: representa o histórico de pagamento e disponibilidade em honrar com os compromissos financeiros e contratuais;
- Capacidade: refere-se à capacidade da administração da empresa;
- Capital: representa a situação econômico-financeira, revelada mediante análise dos índices e demonstrativos financeiros;
- Colateral: referente às garantias oferecidas ao banco;
- Condições: representa os fatores econômicos e setoriais associados ao risco da empresa;
- Conglomerado²: refere-se à análise do grupo no qual estaria inserida a empresa.

² Conglomerado não faz parte dos 5 “Cs” tradicionais, sendo acrescentado por alguns autores nacionais, entre eles Silva (1988).

Cada um dos “C” está relacionado com as atividades típicas numa análise de crédito: para apurar o **C**aráter faz-se um exame cadastral; a **C**apacidade é apurada com uma avaliação da administração da empresa e seus gestores; a análise econômico-financeira diz respeito ao **C**apital; a apreciação das garantias refere-se ao item **C**olateral; para julgamento das **C**ondições, se faz uma análise econômica do setor em que está inserida a empresa; a avaliação do item **C**onglomerado é feita por meio do grupo em que a empresa pertence.

De acordo com Caouette, Altman e Naranayan (2000), as técnicas analíticas de avaliação do risco de crédito evoluíram muito ao longo do tempo, sendo que os três “C”s: caráter, capacidade e capital, ainda continuam sendo o tripé do crédito.

Conforme Strischek (2001), a filosofia bancária para avaliação de crédito pode ser sumarizada em três fatores: proposta, capacidade de pagamento e estrutura. O primeiro refere-se à política operacional do banco, ou seja, se a proposta pode ser enquadrada; o segundo estaria ligado à possibilidade de pagamento através do fluxo de caixa, avalistas ou garantias; por último, se o empréstimo poderia ser estruturado de maneira que fosse pago em dia, como acordado.

Destes três fatores, destaca que a capacidade de pagamento tem maior peso na perspectiva do mutuante, que, por sua vez, concentra-se no exame do fluxo de caixa das operações da empresa e sua relação com a dinâmica da gestão dos recursos operacionais.

Nesse sentido, o gerenciamento eficiente do capital de giro significa mais fluxo de recursos para pagar os financiamentos, assim como, mais valor para remunerar seus investidores (STRISCHEK, 2001). Sua gestão é extremamente dinâmica, exigindo atenção diária dos administradores, sendo que alguma falha nesta área poderá comprometer a liquidez, e, em conseqüência, sua capacidade de honrar compromissos, o que pode levar a empresa a uma situação de insolvência.

Segundo pesquisa realizada por Catanach Jr. e Kemp Jr. (1999), entre 61 banqueiros norte-americanos, com uma média de experiência bancária de 12 anos, os itens considerados mais importantes para a análise de crédito seriam os

seguintes: relatório de dados de crédito; demonstrações financeiras projetadas; fluxo de caixa de financiamento; detalhamento do ativo permanente e o método indireto de fluxo de caixa. Os entrevistados avaliaram uma gama de 55 itens, atribuindo a cada um grau de importância, numa primeira fase, e depois responderam com que frequência era utilizada aquele item no processo de crédito.

Os resultados desta análise são consistentes com a tendência de mudança de ênfase dada na análise de crédito defendida por alguns autores, tais como Caouette, Altman e Narayanan (2000) e Boyd e Cortese-Danile (2000), passando do balanço para o fluxo de caixa. Uma vez que os empréstimos devem ser pagos em dinheiro, os bancos passaram a perceber que deveriam se concentrar na capacidade de geração de recursos do tomador.

Silva (1988) entrevistou 14 analistas de crédito ligados a grandes instituições financeiras com atividade no Brasil, com intuito de verificar quais seriam suas principais preocupações quando da análise de uma operação. Classificou as respostas obtidas de acordo com os “C”s do crédito. Os aspectos ligados ao “capital”, ou seja, análise econômico-financeira, foram os mais citados obtendo quase metade da pontuação total.

Ao longo dos últimos vinte anos, foram desenvolvidos diversos modelos de risco de crédito, que, segundo Caouette, Altman e Narayanan (2000), podem ser classificados de acordo com três dimensões diferentes: as técnicas empregadas, o domínio de aplicações no processo de crédito e os produtos a que se aplicam.

As técnicas mais comumente empregadas são:

- técnicas econométricas: análise discriminante linear, regressão logística; análise de *probit*, entre outras. A probabilidade de inadimplência é modelada como dependente de um conjunto de variáveis independentes, que comumente incluem índices financeiros, bem como indicadores setoriais ou macroeconômicos.
- redes neurais artificiais: método alternativo às tradicionais técnicas estatísticas, que simula o comportamento do cérebro humano, a partir de uma rede de neurônios interligados - por meio de sistemas computacionais.

- modelos de otimização: técnicas de programação matemática que buscam os pesos ideais de atributos de credor e tomador que minimizam o erro do credor e maximizam seus lucros.
- sistemas especialistas: sistemas de apoio à tomada de decisões baseados em computadores, que segue um conjunto de regras decisórias e procura reproduzir, de maneira estruturada, o processo de análise de crédito realizado por analistas bem-sucedidos, disponibilizando sua experiência para o restante da organização.

Quanto à aplicação a que se destinam, os modelos financeiros podem ser:

- aprovação de crédito: são empregados para aprovação de empréstimos na área de crédito ao consumidor. O uso destes modelos se expandiu para inclusão de créditos a pequenas empresas e hipotecários, mas não são utilizados para grandes empréstimos corporativos, podendo ser um fator para a tomada de decisão.
- determinação de *rating* de crédito: são usados para a determinação do risco e limite de crédito, bem como o nível de provisões para perdas.
- precificação³ de crédito: são utilizados para definição de prêmios de risco de inadimplência, com intuito de estabelecer seu custo.
- estratégias de cobrança: os modelos podem ser empregados para decidir a melhor estratégia de cobrança ou solução, com a identificação dos problemas enfrentados pela empresa para a adoção do procedimento apropriado.

Quanto aos produtos, há modelos específicos para os mais diversos tipos: empréstimos para micro e pequenas empresas, financiamento imobiliário, crédito ao consumidor, financiamento de máquinas e equipamentos, entre outros.

Há uma gama complexa de fatores envolvendo a análise e o risco de crédito, de maneira que os bancos são levados a adequar a intensidade e a frequência de seu processo de concessão e monitoração de crédito ao porte e ao risco de cada exposição, sob pena de não conseguirem sobreviver.

³ Termo utilizado para definir o ato de atribuição de valor a um ativo.

Consoante com as pesquisas relatadas acima, pode-se perceber que a preocupação dos bancos e analistas concentra-se na análise quantitativa, ou seja, na análise econômico-financeira das empresas, com especial enfoque na capacidade de pagamento do crédito concedido.

Neste sentido, serão tratados nos próximos tópicos: a análise quantitativa e os principais modelos desenvolvidos para previsão de insolvências⁴.

2.2 ANÁLISE QUANTITATIVA

Conforme Securato (2002), a análise quantitativa procura obter indicadores de desempenho e da situação financeira da empresa com base em demonstrativos financeiros passados; indica a tendência da empresa e a adequação das estratégias financeiras, permitindo vislumbrar, em condições *ceteris paribus*, qual a perspectiva, em futuro próximo, do desempenho da empresa.

Segundo Reed e Gill (1994, p. 271), as demonstrações financeiras dos tomadores e tomadores em potencial, estão entre as mais importantes fontes de informação de crédito disponíveis para as instituições financeiras.

A análise financeira, portanto, é feita por meio dos demonstrativos contábeis (VAN HORNE, 1984), e, segundo Silva (1998), pode ser conceituada como o exame das informações obtidas por intermédio dos mesmos, com o intuito de compreender e avaliar aspectos como: capacidade de pagamento da empresa por intermédio da geração de caixa; capacidade de remuneração aos investidores; nível, qualidade e motivo do endividamento, e políticas operacionais e seus impactos na necessidade de giro da empresa.

Neste sentido, o exame das peças contábeis, segundo Martins e Assaf Neto (1985), visa, fundamentalmente, ao estudo do desempenho econômico-financeiro, em um determinado período passado, para diagnosticar, em

⁴ O termo insolvência neste trabalho é empregado de maneira abrangente, visto que há uma grande variedade termos e definições nos trabalhos desenvolvidos, bem como depende da legislação comercial e falimentar de cada país. Engloba inadimplência, concordata, falência, *Chapter 11* e 7 (EUA), liquidação etc.

conseqüência, sua posição atual, e produzir resultados que sirvam de base para a previsão de tendências futuras.

Segue-se uma abordagem das principais técnicas e conceitos empregados por analistas e teóricos para a análise econômico-financeira de empresas.

2.2.1 Modelo de Análise Dinâmica

Para um melhor entendimento e uma avaliação mais analítica e dinâmica da posição financeira da empresa, o pesquisador Michel Fleuriet, em vinda ao Brasil no final da década de setenta, desenvolveu um método, que ficou conhecido por análise dinâmica ou Modelo Fleuriet. Seus conceitos estão sendo largamente empregados para análise financeira de empresas por analistas e pesquisadores nacionais (FLEURIET, KEHDY e BLANC, 2003).

Figura 1 – Balanço padronizado

		ATIVO (aplicações)	PASSIVO (captações)
CIRCULANTE	Financeiro	Caixa e bancos Aplicações financeiras	Empréstimos e financiamentos Duplicatas descontadas
	Operacional	Clientes Estoques	Fornecedores Salários Impostos
NÃO-CIRCULANTE		Realizável a longo prazo Investimentos Imobilizado Diferido	Exigível a longo prazo Resultados de exerc. futuros Patrimônio Líquido

Fonte: elaborado pelo autor

Desta forma, o balanço patrimonial é configurado de acordo com a natureza de suas contas, conforme demonstrado resumidamente na Fig. 1. Os ativos e passivos circulantes, são divididos em circulante operacional ou cíclico e circulante financeiro ou não operacional. Já os recursos de longo prazo, por sua vez, são agrupados como permanentes ou não cíclicos.

Os recursos circulantes operacionais estariam ligados diretamente às operações da empresa: o **ativo circulante operacional** (ACO) representa as contas de duplicatas a receber, estoques e outras; já o **passivo circulante**

operacional (PCO) engloba as contas de fornecedores, contas a pagar, impostos e outras.

O circulante financeiro apresenta natureza errática e representa os recursos essencialmente financeiros de curto prazo que não tem características operacionais. O **ativo circulante financeiro** (ACF) agrega as disponibilidades de caixa e bancos e aplicações financeiras de liquidez imediata. O **passivo circulante financeiro** (PCF) é composto pelos empréstimos e financiamentos bancários de curto prazo e as duplicatas descontadas.

Já o não-circulante ou permanente engloba todas as contas de longo prazo: o ativo realizável em longo prazo e o ativo permanente constitui o **ativo não-circulante** (ANC); o passivo exigível em longo prazo, os resultados de exercícios futuros e o patrimônio líquido, por sua vez, constituem o **passivo não-circulante** (PNC).

Quanto às definições de capital de giro e capital circulante, há várias interpretações, dependendo dos critérios e natureza do estudo desenvolvido (MARTINS e ASSAF NETO, 1985).

Num sentido mais amplo, o capital circulante representa os recursos demandados por uma empresa para financiar suas necessidades operacionais identificadas desde a aquisição de matérias-primas (ou mercadorias) até o recebimento pela venda do produto acabado (ASSAF NETO e SILVA, 1997). Ou seja, representa o valor total dos recursos necessários para financiar o ciclo operacional.

Conforme Weston e Brigham (1979), o capital de giro pode ser definido como os investimentos da empresa em ativos de curto prazo - caixa, títulos de curto prazo, contas a receber e estoques.

Segundo Assaf Neto e Silva (1997); Brasil e Brasil (2001); e Fleuri, Kehdy e Blanc (2003), o **capital de giro** (CG) seria constituído pela diferença entre as fontes de longo prazo (passivo não-circulante) e as aplicações de longo prazo (ativo não-circulante). Ou seja, representa o volume de recursos de longo prazo que se encontra financiando os ativos circulantes.

Um CG positivo indica que existe uma disponibilidade de recursos de longo prazo para financiar o giro da empresa, ou seja, há recursos permanentes aplicados no ativo circulante. Já um CG negativo, revela que os recursos de longo prazo são insuficientes para financiar o ativo fixo, é que há passivos de curto prazo financiando o ativo permanente, indicando uma situação financeira de baixa liquidez e risco associado.

Embora o **capital circulante líquido** (CCL), que é obtido através da diferença entre o ativo circulante e o passivo circulante, apresente resultado matemático idêntico ao do CG, conceitualmente são diferentes, pois o CCL representa uma aplicação de fundos, enquanto o CG representa uma fonte de fundos (FLEURIET, KEHDY e BLANC, 2003).

Sob esta nova ótica do balanço, Fleuriet introduziu um dos seus conceitos fundamentais, que assume um papel chave na administração financeira de empresas: a **necessidade de capital de giro** – NCG (MATARAZZO, 1998; ASSAF NETO e SILVA, 1997). Alguns autores dão outras denominações para o mesmo conceito, tais como: investimento operacional em giro (IOG)⁵, necessidade de investimento em giro (NIG).

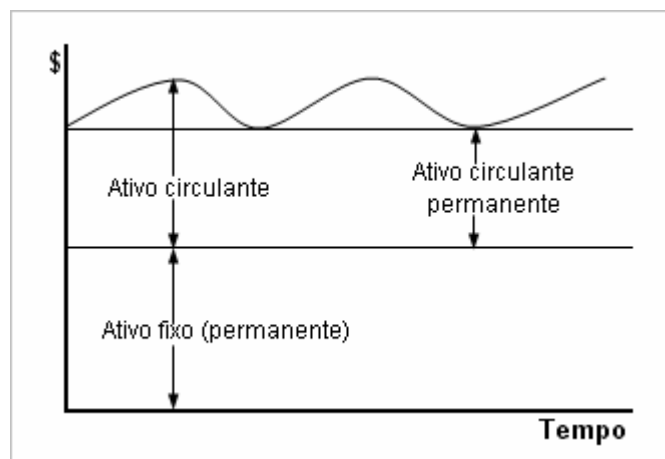
A NCG seria a diferença entre os valores cíclicos ou operacionais, ou seja, o ativo circulante operacional representando as aplicações, menos o passivo circulante operacional, que evidencia as fontes operacionais. O valor resultante demonstra a necessidade efetiva de recursos para financiar o ativo operacional ou capital de giro que não foram cobertos com captações operacionais ou espontâneas.

A NCG pode ser financiada por meio da parcela das captações de recursos permanentes que supera as aplicações permanentes, ou seja, pelo capital de giro (CG), e por recursos de curto prazo. Portanto o CG constitui uma fonte de financiamento importante de recursos de longo prazo da NCG.

⁵ Segundo Matarazzo (1998, p. 344), a NCG não poderia ser chamada de investimento operacional em giro (IOG), porque é tipicamente um conjunto de itens de financiamento que podem ser capital próprio, empréstimos bancários de longo ou curto prazo, nunca um ativo, já estando representado no ACO como a própria aplicação em recursos operacionais. NCG seria exatamente aquilo que o financiamento operacional não cobre. Poderia ser chamada de financiamento, não operacional em giro.

Na maioria das empresas, a NCG é positiva, tendo em vista que as fontes de recursos cíclicos não são suficientes para financiar o ativo circulante operacional, revelando uma necessidade de captação de recursos, que podem ser obtidos tanto de curto como de longo prazo. Em alguns setores específicos, a NCG pode ser negativa, onde os passivos circulantes operacionais superam os ativos de mesma natureza, financiando outros ativos da empresa. Essa situação é encontrada em alguns setores específicos, como o de supermercados, que compram a prazo, giram rapidamente os estoques e vendem à vista, gerando assim uma fonte de recursos que pode ser usada para outras aplicações.

Figura 2 – Composição dos ativos⁶



Fonte: elaborado pelo autor

Pode-se observar a questão do financiamento, sob uma ótica mais tradicional, a partir da figura 2. Por apresentar uma natureza cíclica, os recursos aplicados no ciclo operacional mantêm uma certa constância ao longo do tempo ocorrendo uma reposição das contas que o constituem, se mantidas as operações da empresa. Devido a essa rotatividade constante, uma parte do ativo circulante torna-se permanente no longo prazo, e outra parte, que recebe as influências sazonais, é variável.

Partindo-se dessa segmentação do ativo, existem várias configurações para seu financiamento, dependendo da opção entre risco e rentabilidade que se

⁶ Nesta ilustração os ativos permanecem constantes ao longo do tempo. Para representar uma situação de crescimento ou decréscimo da empresa bastaria apresentar uma inclinação ascendente ou decrescente dos ativos.

queira dar à empresa, que segundo Weston e Brigham (1979), podem ser destacadas três das principais políticas de estrutura de capital.

A abordagem de *hedging* ou de proteção sustenta que os ativos devem ser financiados com fontes de mesmo grau de maturidade, ou seja, o ativo fixo e o ativo circulante “permanente” deveriam ser financiados com recursos de longo prazo, e a parcela flutuante do circulante, com recursos de curto prazo. As variações do circulante, neste caso, poderiam ser financiadas com os recursos do PCO, também conhecidos como “espontâneos”. Neste caso, há um equilíbrio entre rentabilidade e risco.

Uma estratégia mais conservadora justificaria a utilização de capitais permanentes para provimento de todo ativo, ignorando qualquer distinção entre ativos, cobrindo inclusive as necessidades financeiras sazonais de curtíssimo prazo. Nesta abordagem, a totalidade do ativo circulante corresponderia ao CG, pois não há fontes de curto prazo. Esta política diminui sensivelmente o risco da empresa, porque cria uma espécie de “colchão de liquidez”; bem como elimina a exposição às oscilações que podem ocorrer nas taxas de financiamento de curto prazo.

Em outra estratégia mais agressiva, o capital de longo prazo é empregado para custear apenas uma parte do circulante permanente, além do ativo fixo, sendo que o restante seria financiado com fundos de curto prazo. Assim, há uma preferência pela rentabilidade em detrimento do risco, considerando que o custo de um financiamento de curto prazo é teoricamente menos dispendioso do que um de longo prazo⁷. O risco é aumentado porque diminui a liquidez da empresa, bem como, em virtude da dependência maior de empréstimos de curto prazo, há ainda incerteza associada aos custos dos juros e da renovação dos financiamentos.

Em tese, um empréstimo ou financiamento de longo prazo é mais caro do que um de curto prazo, simplesmente pelo fator de risco envolvido na duração do empréstimo, bem como pela assunção do risco da flutuação das taxas de juros (MARTINS e ASSAF NETO, 1985). Embora teoricamente seja aceitável esta suposição, na prática, porém, observa-se que, no Brasil, as taxas de curto prazo

⁷ Considera-se que as fontes são, em grande parte, oriundas do PCO, que tem custos quase nulos. A questão sobre custos de financiamentos bancários de curto e longo prazo é discutida a seguir.

são altamente dispendiosas, enquanto os financiamentos de longo prazo têm taxas mais atrativas. Isto pode ser explicado pelos seguintes fatores:

- segundo Van Horne (1984), quanto mais curto for o prazo dos financiamentos de uma empresa, maior o risco de ela não conseguir pagá-los, enquanto que para prazos mais longos, menos arriscado será para a empresa;
- subsídio ao crédito de longo prazo, determinando taxas inferiores às praticadas no mercado;
- política de garantias mais exigentes para financiamentos de longo prazo com intuito de diminuir o risco, em contrapartida há uma flexibilização das garantias no curto prazo que é coberto com um prêmio de risco maior.

Outra importante definição é a do **saldo de tesouraria** (T), constituída pela diferença entre os valores erráticos: ativo circulante financeiro menos passivo circulante financeiro. São os recursos que são tomados ou aplicados no mercado financeiro, de curto prazo, conforme determinado pela NCG e pelo CG. Analogamente, pode ser obtido pela diferença entre CG e NCG.

Um saldo positivo de tesouraria revela que há uma reserva de recursos financeiros que supera a necessidade operacional da empresa, podendo ser usada para outros destinos. É uma reserva ou margem de segurança para possíveis imprevistos. Já um saldo negativo de tesouraria indica que a empresa está financiando itens do ativo com recursos financeiros de curto prazo.

Em suma, podem-se estabelecer as seguintes relações:

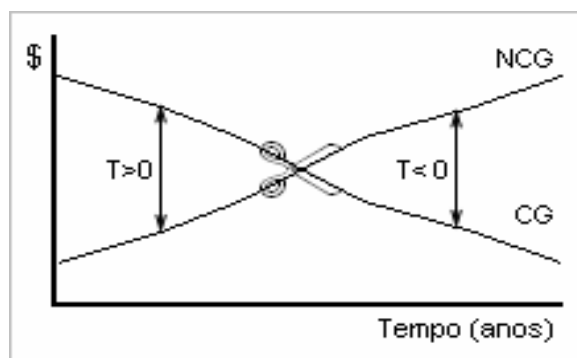
- Ativo Circulante (AC) = ACF + ACO;
- Passivo Circulante (PC) = PCF + PCO;
- Ativo Não-Circulante (ANC) = AP + RLP;
- Passivo Não-Circulante (PNC) = ELP + Res. Exerc. Futuros + PL;
- Capital de Giro (CG) = PNC – ANC;
- Capital Circulante Líquido (CCL) = AC – PC;
- Necessidade de Capital de Giro (NCG) = ACO – PCO;
- Saldo de Tesouraria (T) = ACF – PCF ou T = CG – NCG.

2.2.1.1 Efeito Tesoura (*Overtrading*)

O fenômeno decorrente da expansão do nível operacional e de vendas acima da capacidade disponível de recursos, ou seja, os níveis de atividades da empresa se elevam sem que haja suporte de recursos para financiar o capital de giro requerido, é conhecido como *overtrading* (MARQUES e BRAGA, 1995).

O efeito tesoura, expressão adotada por Fleuriet, corresponde à representação gráfica do efeito da evolução das vendas sobre a necessidade de capital de giro, o próprio capital de giro e o saldo de tesouraria, conforme demonstrado na figura 3.

Figura 3 – Efeito tesoura



Fonte: adaptado de Fleuriet, Kehdy e Blanc (2003)

A ampliação das vendas implica em aumento da NCG, visto que é necessário um aporte maior de recursos para financiar a atividade operacional, assim, também, o capital de giro disponível – mantendo-se constantes os recursos não-cíclicos – é minorado com relação ao grau de atividade da empresa. Dessa maneira, a empresa é forçada a buscar outras fontes de recursos, principalmente onerosas de curto prazo, influenciando negativamente o saldo de tesouraria.

De acordo com Fleuriet, Kehdy e Blanc (2003), o efeito tesoura ocorre quando estão presentes as seguintes condições:

- a) as vendas crescem a taxas anuais elevadas;
- b) a relação entre a variação da NCG e as vendas mantêm-se substancialmente mais elevada do que a relação entre

autofinanciamento sobre vendas, durante o período de crescimento das vendas, considerando que ambas relações sejam positivas;

- c) durante o período de crescimento das vendas, as fontes externas que aumentam o capital de giro, são utilizadas somente para novos investimentos em bens do ativo permanente que, por sua vez, diminuem o capital de giro.

2.2.1.2 Tipos de estrutura financeira

Conforme a combinação entre o saldo de tesouraria (T), a necessidade de capital de giro (NCG) e o capital de giro (CG), podem ser identificados seis tipos⁸ de estruturas financeiras⁹, de acordo com a grandeza de seu valor, conforme demonstrado na fig. 4 (BRAGA, 1991; MARQUES e BRAGA, 1995; FLEURIET, KEHDY e BLANC, 2003).

Figura 4 – Tipos de estrutura e situação financeira

<i>Tipo</i>	<i>CG</i>	<i>NCG</i>	<i>T</i>	<i>Situação</i>
I	+	–	+	Excelente
II	+	+	+	Sólida
III	+	+	–	Insatisfatória
IV	–	+	–	Péssima
V	–	–	–	Muito ruim
VI	–	–	+	Alto risco

Fonte: adaptado de Marques e Braga (1995)

A empresa que apresenta uma situação do tipo I, é caracterizada pelo capital de giro positivo associado a uma NCG negativa, isto é, possui fontes cíclicas operacionais superiores as aplicações, o que resulta em um saldo de tesouraria positivo, revelando uma folga financeira e uma excelente situação de liquidez. Esta configuração é típica de empresas que compram a prazo, giram rapidamente os estoques e vendem à vista suas mercadorias, como no caso dos supermercados.

⁸ Fleuriet em seu trabalho original referiu-se apenas a quatro das estruturas especificadas: tipos I, II, III e IV.

⁹ Desconsiderando as situações na qual o CG, a NCG e o T possam ser igual a zero.

No caso do tipo II, onde os três elementos são positivos, isto é, as fontes permanentes são suficientes para suprirem a NCG e ainda sustentar um saldo de tesouraria positivo, é um dos casos mais encontrados na prática. Apresenta situação financeira sólida, se mantido o nível de atividade operacional. Se houver um aumento elevado no grau de operações da empresa, poderá incorrer no efeito tesoura, caso não tenha um aporte de recursos não cíclicos condizentes com este incremento de vendas.

Para o tipo III, há uma situação financeira insatisfatória, visto que a NCG é maior do que o capital de giro disponível, sendo suprida com fontes onerosas erráticas, revelando uma dependência de empréstimos e financiamentos de curto prazo. Este, juntamente com o tipo II, são os mais freqüentes.

O tipo IV, revela um desequilíbrio entre as fontes e aplicações de recursos. O CG negativo indica que o ativo não-circulante está sendo financiado, em parte, com dívidas de curto prazo. Nesse caso há uma péssima situação financeira, que pode afetar a sobrevivência de uma empresa. Esse tipo de estrutura pode ser encontrado em algumas estatais, que tem o Estado como garantidor de sua continuidade.

Na estrutura tipo V, assinala-se uma situação financeira ruim, na qual há aplicações de longo prazo sendo custeadas por fontes circulantes, o que é abrandado pela presença da necessidade de capital de giro negativa, indicando a existência de fontes cíclicas espontâneas superiores às aplicações operacionais atenuando os efeitos do saldo de tesouraria negativo.

A situação de alto risco ilustrada pelo tipo VI, se dá em virtude do emprego da sobra de recursos operacionais tanto no circulante financeiro como em ativos permanentes, demonstrando um grande desequilíbrio entre as fontes de recursos e suas aplicações.

2.2.2 Análises Horizontal e Vertical

Conforme Martins e Assaf Neto (1985), as análises horizontal e vertical consistem nas técnicas de mais simples aplicação e de fácil análise.

A análise horizontal é feita com base na evolução nominal de cada conta, em uma série histórica de demonstrativos, apresentados lado a lado, com uma data-base definida, ou com relação à imediatamente anterior. Comumente é feito o cálculo por meio de números-índice sobre uma base de 100.

Seu objetivo é prover ao analista uma visão geral da evolução histórica das contas patrimoniais e de resultado. De acordo com Securato (2002), a partir da análise horizontal é possível identificar mudanças anormais no balanço de uma empresa ao longo do tempo, por meio da observação do comportamento histórico de cada item analisado.

Matarazzo (1998), define como encadeada aquela que utiliza uma data-base, geralmente a mais antiga, e de anual, a que é realizada com relação ao ano anterior. Recomenda que o processo encadeado não deva ser substituído pelo anual, já que pode haver algumas confusões de interpretações, sendo útil quando examinado em conjunto à análise encadeada.

A análise vertical tem como propósito, segundo Silva (1998), demonstrar a participação relativa de cada item de uma demonstração financeira em relação a determinado referencial: no balanço patrimonial, utiliza-se o ativo total; na demonstração do resultado, costuma-se empregar a receita operacional líquida.

Dessa forma, é possível ter uma visão da composição de cada item em termos percentuais, facilitando a análise de suas estruturas e suas alterações. Conforme Securato (2002), essa análise propicia uma visão imediata dos itens que demandam maior volume de recursos, a cada exercício (ou a cada período) e a adequação ou inadequação entre fontes e aplicações de recursos na medida em que estabelece as relações de cada conta de ativo e de passivo, com os recursos totais aplicados.

Matarazzo (1998), recomenda que estes dois tipos de análise – horizontal e vertical – devam ser feitos em conjunto, pois apresentam informações que se complementam, e se analisadas isoladamente, podem causar distorções.

2.2.3 Análise por meio de Índices

Segundo Van Horne (1984), os instrumentos financeiros usados para avaliar as condições e o desempenho financeiro da empresa são os índices financeiros, que possibilitam uma dissecação das empresas sob diversos prismas.

Os indicadores extraídos das peças contábeis das empresas servem de medida para evidenciar determinado aspecto da situação econômica ou financeira de uma empresa, constituindo-se na mais utilizada técnica de análise, tanto para usuários externos, quanto para internos (MATARAZZO, 1998).

Conforme Lin e Piesse (2001), o exame por meio de indicadores contábeis não é somente preferido para análise financeira, mas também desempenha uma função principal no desenvolvimento de modelos de previsão de falências.

Por meio de relações entre contas ou agrupamento de contas são obtidos quocientes, que no seu exame conjunto, fornecem informações importantes a respeito de cada empresa, que podem servir de base para vislumbrar qual a perspectiva de desempenho futuro da empresa.

Conforme White, Sondhi e Fried (1997), uma das vantagens dos índices é que eles podem ser empregados para comparar os relacionamentos de risco e retorno entre empresas de diferentes portes. Podem fornecer um perfil da empresa, suas características econômicas e estratégias competitivas, bem como suas peculiaridades operacionais, financeiras e de investimento. Entretanto estes autores alertam para a existência de limitações que devem ser consideradas quando da interpretação dos índices.

De um modo geral, eles são divididos de acordo com os aspectos evidenciados: liquidez; rentabilidade ou lucratividade; estrutura de capitais ou alavancagem, e rotatividade ou atividade.

Não existe ainda uma teoria formada sobre quais índices seriam os mais importantes ou que traduzem melhor a situação da empresa.

Tabela 1 – Índices mais significantes e sua medida

Índice	Classificação	Medida básica
(PC+ ELP) / PL	8,71	endividamento
AC / PC	8,25	liquidez
FCO / Vencimentos do ELP	8,08	endividamento
EBIT / DF	7,58	endividamento
LL / ROL	7,56	lucratividade
EBIT / (DF+ Amort.)	7,50	endividamento
LAIR / ROL	7,43	lucratividade
LOp / LL	7,33	endividamento
PME	7,25	liquidez
PMR	7,08	liquidez

Fonte: adaptado de Gibson (1998, p. 555)

Neste sentido, Gibson (1998) relata investigação realizada junto aos departamentos de crédito comercial dos 100 maiores bancos estadunidenses, com objetivo de identificar quais seriam os principais índices utilizados nas operações de crédito. Especificamente, os respondentes teriam que identificar da lista enviada, que continha um total de 59 índices coletados da literatura: a importância de cada um, em sua opinião; com que frequência eram incluídos nos contratos, e o que, especificamente, aferia cada índice primariamente.

Os que tiveram maior significância (dez primeiros), na opinião dos analistas, estão demonstrados na tabela 1, onde se destacam os índices de endividamento, com a metade das escolhas, sendo que três estão entre os quatro primeiros. Os dois primeiros, participação de capitais de terceiros e liquidez corrente, foram também os mais citados no quesito no qual era mensurada a constância de inserção dos mesmos nos contratos, como meio de controle do empréstimo.

Guenther (1999), com intuito de verificar a viabilidade de criação de um mercado secundário para empréstimos comerciais e industriais, realizou pesquisa similar com 161 bancos em Michigan e 257 em Wisconsin, na qual deveriam responder, entre outras questões, quais seriam os indicadores empregados, de uma lista previamente fornecida, e qual a importância de cada um deles na análise

financeira. Os resultados estão sumarizados na tabela 2, onde se destacam como os de maior importância os de serviço da dívida, mensurado pelo fluxo de caixa gerado sobre o serviço da dívida de curto prazo, e o de alavancagem, mensurado pela soma do passivo circulante com o exigível em longo prazo, dividido pelo patrimônio líquido.

Tabela 2 – Índices mais empregados e sua importância

Índices	Este índice é calculado?		Grau de importância		
	Sim	Não	Grande	Moderada	Pouco ou nenhuma
Liquidez					
Liquidez corrente	96,3%	3,7%	65,0%	34,1%	0,9%
Liquidez imediata	85,5%	14,5%	29,8%	58,8%	11,5%
Giro de clientes	87,7%	12,3%	57,3%	39,4%	3,2%
Prazo médio de recebimento	82,1%	17,9%	56,2%	39,7%	4,1%
Desempenho					
Giro dos estoques	89,6%	10,4%	55,2%	41,5%	3,3%
Giro de fornecedores	82,1%	17,9%	50,9%	44,1%	5,0%
Vendas líquidas / (AC-PC)	64,9%	35,1%	18,9%	56,9%	24,3%
Vendas líquidas / AP	61,7%	38,3%	11,4%	58,2%	30,4%
Vendas líquidas / total de ativos	69,4%	30,6%	16,2%	56,6%	27,2%
Serviço da dívida					
Fluxo de caixa / Serviço da dívida	94,7%	5,3%	89,9%	8,6%	1,5%
EBIT / Juros	69,1%	30,9%	53,4%	37,3%	9,3%
Alavancagem					
AP / PL	75,7%	24,3%	36,9%	48,7%	14,4%
Exigível / PL	98,0%	2,0%	89,7%	10,1%	0,2%
Lucratividade					
Retorno s/PL	80,8%	19,2%	38,0%	48,4%	13,5%
Retorno s/Ativo	80,3%	19,7%	36,5%	49,6%	13,9%

Fonte: adaptado de Guenther (1999)

2.2.3.1 Índices de liquidez ou solvência

Os índices de liquidez servem para avaliar o nível de solvência da empresa sob diferentes horizontes. Van Horne (1992, p. 728) define liquidez como a habilidade para realizar determinado ativo em dinheiro, o mais líquido dos ativos. Assim, a liquidez teria duas dimensões: o tempo necessário para converter o ativo em dinheiro, e a certeza do valor obtido. As principais medidas de liquidez são:

- Liquidez geral [$(AC + RLP) / (PC + ELP)$]: mede a totalidade de bens e direitos realizáveis face o conjunto de suas dívidas.
- Liquidez corrente [AC / PC]: indica quanto a empresa possui de ativos de curto prazo, frente suas obrigações de mesmo período, ou seja, a quantidade em moeda que detém, na forma de disponibilidades e direitos realizáveis, para cada unidade de moeda que deve até o próximo exercício.
- Liquidez seca [$(AC - \text{Estoques} - \text{Despesas do Exercício Seguinte}) / PC$]: é um indicador mais preciso que o de liquidez corrente, porque exclui os ativos circulantes de maior dificuldade de realização, como estoques, bem como aqueles que não representam valores efetivos a serem recebidos, tais como as despesas antecipadas.
- Liquidez imediata [ACF / PC]: reflete o percentual de obrigações de curto prazo que podem ser pagas com as disponibilidades imediatas. Apresenta interpretação ambígua, pois, um índice maior poderia significar uma má gestão dos recursos, representando um excesso de dinheiro em caixa ou aplicado no mercado financeiro.

2.2.3.2 Índices de rentabilidade

Os índices de rentabilidade servem para avaliar os retornos auferidos, sob diferentes aspectos. Desta forma, a literatura apresenta inúmeros índices, sendo que serão apresentados os principais.

- Margem Líquida [$\text{Lucro Líquido} / \text{Receita Operacional Líquida}$]: calcula a rentabilidade líquida, ou seja, quanto se obtém de lucro líquido por unidade vendida.
- Margem Operacional [$\text{Lucro Operacional} / \text{Receita Operacional Líquida}$]: calcula a rentabilidade operacional, ou seja, quanto se obtém de lucro operacional por unidade vendida.
- Retorno sobre o Patrimônio Líquido [$\text{Lucro Líquido} / \text{PL} - \text{Lucro Líquido}$]: indica a rentabilidade sobre o capital próprio da empresa.
- Retorno sobre o Ativo [$\text{Lucro Líquido} / \text{Ativo total}$]: mede a capacidade de geração de lucros com relação ao ativo investido.
- Giro do ativo [$\text{Receita Operacional Líquida} / \text{Ativo total}$]: mede o volume de vendas com relação ao capital total investido na empresa, ou seja, o tamanho do ativo comprometido para sustentar um nível específico de vendas.

2.2.3.3 Índices de estrutura ou endividamento

Os indicadores da estrutura de capitais refletem as estratégias de longo prazo da empresa, com relação as suas decisões de financiamento e investimento.

- Participação de capitais de terceiros [$(\text{PC} + \text{ELP}) / \text{PL}$]: indica o grau de alavancagem financeira que a empresa está postada.
- Imobilização do capital próprio [AP / PL]: indica quanto do capital próprio está investido no ativo permanente.
- Imobilização dos recursos permanentes [$\text{AP} / \text{ELP} + \text{PL}$]: indica quanto de capital não circulante está investido no ativo permanente.

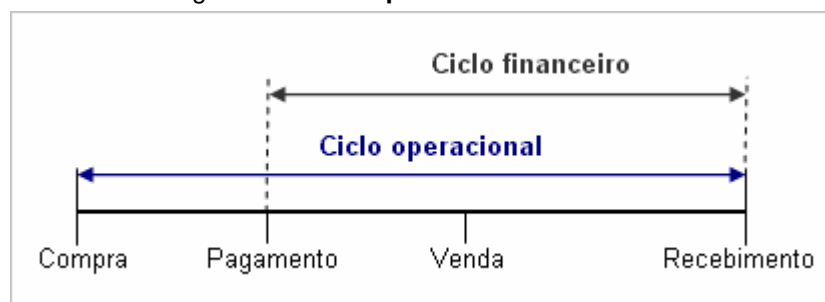
- Composição do endividamento [$PC / (PC + ELP)$]: indica o perfil do exigível em termos de curto e longo prazo.

2.2.3.4 Indicadores de atividade

Os ciclos operacional e financeiro representam processo de grande importância para gestão da empresa. Compreendem as decisões relativas a aquisições de insumos ou mercadorias, de vendas e recebimento destas. Essas decisões afetam a lucratividade, a capacidade de endividamento, o relacionamento com o cliente e o fornecedor. (fig. 5)

O ciclo operacional de uma empresa corresponde ao período compreendido entre a compra e recebimento das mercadorias para revenda ou matérias primas para produção, até o recebimento das vendas efetuadas.

Figura 5 – Ciclo operacional e financeiro



Fonte: elaborado pelo autor

O ciclo financeiro ou ciclo de caixa começa com o pagamento das compras efetuadas – saídas de caixa, e termina com o recebimento das vendas – entradas de caixa. Durante este período a empresa tem que financiar suas operações sem a participação dos fornecedores. Guarda relação direta com os itens que influenciam a necessidade de capital de giro.

Pode-se mensurar as etapas do ciclo operacional, por meio dos indicadores:

- PME - Prazo médio de estocagem [$(\text{Estoques} / \text{CMV}) \times 360$]: calcula o tempo médio em dias que o estoque permanece na empresa até ser vendido.

- PMP - Prazo médio de pagamento [(Fornecedores / Compras) x 360]: revela o tempo médio de prazo, em dias, para pagamento dos fornecedores.
- PMR - Prazo médio de recebimento [(Cliente / Vendas) x 360]: indica o prazo médio dado aos clientes, em dias, para pagamento de suas vendas.

Assim, o ciclo operacional pode ser obtido pela soma entre o prazo médio de estocagem e o prazo médio de recebimento. O ciclo financeiro ou de caixa é a diferença entre o ciclo operacional e o prazo médio de pagamento. Simplificando:

- Ciclo operacional = PME + PMR
- Ciclo financeiro = (PME + PMR) – PMP

2.3 MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

Os estudos quantitativos envolvendo a previsão de insolvência, com emprego de indicadores econômico-financeiros, têm sido extensamente desenvolvidos nos últimos 30 anos, com as mais variadas técnicas de análises de dados. Conforme Atiya (2001), o principal impacto destas pesquisas tem sido na área de crédito bancário, visto que os bancos poderiam evitar grandes perdas com um prognóstico correto sobre a possibilidade de falência de um possível tomador.

A seguir serão apresentadas algumas das principais pesquisas realizadas sobre o tema.

2.3.1 Alguns Estudos Realizados no Exterior

A tabela 3 apresenta uma síntese dos primeiros modelos que foram desenvolvidos no exterior, predominantemente feitos nos Estados Unidos, seguidos pelos mais recentes trabalhos realizados em diversos países, onde podem ser observadas as principais ferramentas estatísticas empregadas, bem como o tamanho da amostra utilizada.

Pode-se perceber o predomínio do emprego dos métodos de análise discriminante linear e de regressão logística, também conhecida como análise de *logit*. Quanto à amostragem, há uma diversidade, tanto com relação ao número total de observações, quanto à divisão entre os grupos.

A pesquisa relacionada à previsão de insolvência com o uso de indicadores extraídos das peças contábeis, juntamente com o emprego de técnicas estatísticas, tem início na década de sessenta, com o trabalho de Beaver (1966), que descreveu, a empresa como sendo um reservatório de ativos líquidos, que é mantido por entradas e saídas de fundos, sendo que o mesmo representa uma segurança contra variações dos fluxos. A partir desta visão, definiu a insolvência como a probabilidade do reservatório ser exaurido, e neste ponto será incapaz de honrar seus compromissos tempestivamente.

Tabela 3 – Alguns modelos desenvolvidos no exterior

Autor(s)	País	Método(s) utilizado(s)	Amostra	
			Solventes	Insolventes
Beaver (1966)	EUA	ADU	79	79
Altman (1968)	EUA	ADL	33	33
Altman, Haldeman e Naranayan (1977)	EUA	ADL	58	53
Ohlson (1980)	EUA	Logit	2.058	105
Gombola et al. (1987)	EUA	ADL	77	77
Zavgren e Friedman (1988)	EUA	Logit	45	45
Aziz e Lawson (1989)	EUA	Logit	49	49
Platt e Platt (1991)	EUA	Logit	91	91
Altman, Marco e Varetto (1994)	Itália	ADL e RN		
Fanning e Cogger (1994)	EUA	RN e Logit	190	190
Back et al. (1996)	Finlândia	ADL, Logit e RN	37	37
Serrano-Cinca (1997)	Espanha	ADL e RN	37	29
Shirata (1998)	Japão	ADL	300	686
Doumpos e Zopounidis (1999)	Grécia	M.H.DIS ¹⁰	59	59
Kahya e Theodossiou (1999)	EUA	CUSUM	117	72
Lennox (1999)	Reino Unido	ADL, logit e probit	949	
Sjovoll (1999)	Noruega	probit		
Persons (1999)	Tailândia	Logit	15	26
Lin e McClean (2000)	Reino Unido	ADL, logit, RN e AD	979	154
Shah e Murtaza (2000)	EUA	RN	54	6
Wilson, Summers e Hope (2000)	Reino Unido	Logit	3.901	3.133
Zapranis e Ginoglou (2000)	Grécia	ADL e RN	20	20
Atiya (2001)	EUA	RN	716	444
Bernhardsen (2001)	Noruega	logit	390.253	8.436
Catanach Jr. e Perry (2001)	EUA	ASL e probit	1.814	
Kahya, Ouandlous e Theodossiou (2001)	EUA	CUSUM, ADL e logit	117	72
Lin e Piesse (2001)	Reino Unido	Logit	45	32
Neophytou e Molinero (2001)	Reino Unido	<i>Multidimensional scaling</i>	50	50
Neophytou, Charitou e Charalambous (2001)	Reino Unido	Logit e RN	51	51
Shumway (2001)	EUA	Hazard		300
Van Caillie e Arnould (2001)	Bélgica	Análise de <i>cluster</i> e ADL	6.215	
Westgaard e Wijst (2001)	Noruega	Logit	68.585	1.989
Yang (2001)	Reino Unido	RN	2.244	164
Ginoglou, Agorastos e Hatzigagios (2002)	Grécia	ADL, logit, probit e MPL	20	20
Hayden (2002)	Áustria	logit		
McKee e Lensberg (2002)	EUA	Programação genética	145	146
Platt e Platt (2002)	EUA	Logit	62	24
Neves e Silva (2003)	Portugal	ADL e logit	100	87

Fonte: elaborado pelo autor com base nos trabalhos publicados pelos referidos autores

ADU: análise discriminante univariada; ADL: análise discriminante linear

RN: redes neurais

CUSUM: séries temporais de somas cumulativas

M.H.DIS: Multi-group hierarchical discrimination

AD: árvores de decisão

ASL: Análise de sobrevivência logística

MPL: modelo de probabilidade linear

¹⁰ Zopounidis, C.; Doumpos, M. Multicriteria sorting methods. In C. A. Floudas and P. M. Pardalos (eds). **Encyclopedia of Optimization**. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2000. (in press).

Em seu trabalho seminal, Beaver (1966) comparou 29 índices em 5 anos precedentes à falência, com uma amostra de 79 pares de empresas, entre solventes e insolventes¹¹, e com uso da análise discriminante univariada. Inferiu que o índice de maior poder de prevenção de insolvência seria o fluxo de caixa sobre dívida total¹², com um percentual de acerto de 87% para um ano antes, e de 79%, 77%, 76% e 78% para dois, três, quatro e cinco anos de antecedência, respectivamente, seguido do lucro líquido sobre ativo total, que obteve os mesmos percentuais de acertos para os três primeiros anos.

Tendo em vista que a técnica utilizada por Beaver era univariada, ou seja, era analisada uma variável de cada vez, não levando em conta a interdependência que pode existir entre os indicadores de uma empresa, Altman (1968) desenvolveu um modelo, com o emprego da análise discriminante linear múltipla, que ficou conhecido por *Z-score*, com dados de 66 empresas, divididas em dois grupos iguais de solventes e insolventes. O grupo de insolventes é composto de 33 indústrias que pediram falência durante o período de 1946-65. As empresas solventes foram escolhidas com características similares as falidas, em termos de setor, tamanho e período dos dados coletados.

Para construção do modelo, escolheu previamente 22 variáveis já utilizadas na literatura, a partir das quais foram selecionadas as mais relevantes para a composição do modelo, segundo os seguintes procedimentos: observação da significância estatística de diversas funções alternativas, incluindo a determinação da contribuição relativa de cada variável independente; avaliação das intercorrelações entre as variáveis relevantes; observação do desempenho de previsão dos vários perfis, e julgamento do analista.

A função discriminante final de Altman (1968) é:

$$Z = 0,012 X_1 + 0,014 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006 X_4 + 0,999 X_5,$$

onde,

X_1 = ativo circulante – passivo circulante / ativo total;

¹¹ Neste estudo, Beaver considerou como insolventes as empresas concordatárias, falidas ou inadimplentes com relação a títulos emitidos, dividendos preferenciais etc.

¹² Fluxo de caixa definido como: lucro líquido + depreciação, amortização e exaustão; e dívida total como: passivo total menos PL + ações preferenciais emitidas.

X_2 = lucros acumulados / ativo total;

X_3 = lucro antes dos juros e impostos (EBIT) / ativo total;

X_4 = valor de mercado do PL / (PC + ELP);

X_5 = vendas / ativo total.

Altman (1968) obteve êxito na classificação de 95% das empresas até um ano antes do evento da concordata, sendo que a variável com maior contribuição relativa ao poder discriminante da função foi a X_3 .

Altman, Haldeman e Narayanan (1977), desenvolveram um modelo chamado *Zeta*, que incorporou diversas melhorias com relação ao *Z-score* original. Com dados mais recentes de 111 empresas, sendo 53 insolventes, e sete variáveis selecionadas entre 27, obteve sensível melhora, principalmente na classificação de dois a cinco anos antes do evento. As variáveis selecionadas foram:

X_1 = EBIT / ativo total;

X_2 = estabilidade dos ganhos, indicada por meio de uma medida normalizada do erro padrão da estimativa em torno de uma tendência de 5-10 anos para X_1 ;

X_3 = EBIT / despesas financeiras;

X_4 = lucros acumulados / ativo total;

X_5 = ativo circulante / passivo circulante;

X_6 = PL / (PL + ELP);

X_7 = log do total de ativos.

Estes modelos – *Z-score* e *Zeta* – passaram a constituir um marco na literatura sobre previsão de falências, sendo largamente utilizados como referências para os estudos mais recentes.

Até o início da década de 80 predominou o modelo baseado na análise discriminante múltipla. Mas os problemas inerentes a esta técnica estatística, como a presunção de distribuição normal, impulsionaram a pesquisa utilizando outras técnicas.

Ohlson (1980), foi o primeiro a valer-se da análise de regressão logística, bem como de uma amostra significativa, com mais de duas mil empresas (SJOVOLL, 1999; BERNHARDESEN, 2001). Identificou quatro fatores básicos, estatisticamente significantes, que influenciariam a probabilidade de falência: o tamanho da empresa; medida da estrutura financeira; medida de desempenho; medida da liquidez corrente.

O autor valeu-se apenas das demonstrações contábeis que estavam disponíveis efetivamente antes data do pedido de falência, o que não ocorreu na maioria dos estudos anteriores, ou, simplesmente, não era mencionado. Em vista disso, a média de tempo entre a publicação das demonstrações e o pedido de falência em sua amostra era de 13 meses, sem contar o interstício existente entre a data de fechamento dos demonstrativos e sua publicação – 4 meses, em média. Assim, seus resultados não foram superiores aos anteriores, que empregaram análise discriminante.

A significância do emprego de variáveis utilizando o fluxo de caixa operacional foi analisado por Gombola et al (1987). Inferiram que a informação contida no fluxo de caixa operacional não agregou poder de previsão aos modelos.

Nesta linha, Aziz e Lawson (1989) verificaram a acurácia de seu modelo de previsão com variáveis do fluxo de caixa, contra o *Z-score* de Altman (1968) e o *Zeta* de Altman, Haldeman e Narayanan (1977). Aziz e Lawson concluíram que o modelo de fluxo de caixa é superior ao *Z-score*, bem como funciona melhor como alerta contra falência do que o modelo *Zeta*.

O emprego das informações de fluxo de caixa na previsão de problemas financeiros foi investigado por Sharma (2001), que fez uma avaliação de inúmeros trabalhos publicados a este respeito. Segundo o autor, as conclusões com relação à capacidade informativa proveniente do fluxo de caixa na presciência de insolvência, apesar das diversas pesquisas sobre o tema, são confusas e inconcludentes.

Zavgren e Friedman (1988) estenderam a aplicação do modelo com uso de regressão logística à análise de seguros, na qual ratificaram que este ferramental pode auxiliar as decisões em uma ampla gama de aplicações.

A questão do emprego de indicadores setoriais na modelagem de previsão de insolvência foi apresentada por Platt e Platt (1991). Testaram um modelo ajustado com indicadores setoriais e outro somente com índices financeiros. Coligiram que a incorporação de dados setoriais pode melhorar a eficácia de modelos de previsão de falência.

Holmen (1988) realizou uma nova validação dos modelos de Altman (1968) e Beaver (1966). Para isto, reuniu dados de 84 pares de empresas (falidas e não falidas), com falências ocorridas durante o período de 1977 a 1984. Atingiu o máximo de 66,6% de acertos para o modelo de Altman e 79,8% para o de Beaver, sendo que apenas o indicador *Cash Flow to Total Debt* – lucro líquido + depreciação sobre dívida total, em uma análise univariada, previu a falência com mais precisão que o *Z-score* de 5 indicadores proposto por Altman.

Nesse sentido, Sheppard (1994) investigou se as características setoriais de empresas industriais, identificadas por meio de emparelhamento das amostras, poderiam influenciar nos resultados da previsão de insolvência. Concluiu que a não inclusão de ajustamentos, geralmente feita com pares de empresas análogas, entre solventes e insolventes, não diminui significativamente o poder de previsão para este modelo.

Fanning e Cogger (1994) realizaram um estudo comparativo com os trabalhos de Wilcox¹³ e Emery e Cogger¹⁴, mantendo a amostra e as variáveis selecionadas originais. Para isso, serviram-se de dois métodos baseados em redes neurais – um genérico e outro chamado de GANNA¹⁵; bem como de regressão logística. Os resultados demonstraram uma pequena superioridade do modelo de *logit*, sobre os demais, com percentual de acerto entre 70% para cinco anos de previsão e de até 85% para um ano de previsão.

Altman, Marco e Varetto (1994), com elementos obtidos junto à *Centrale dei Bilance* – órgão que congrega bancos e instituições de crédito italianos; confrontaram o uso de análise discriminante com o de redes neurais, na construção

¹³ WILCOX, J. A prediction of business failure using accounting data. **Journal of Accounting Research (Supplement)**, n. 11, p. 163-179, 1973.

¹⁴ EMERY, G.; COGGER, K. The measurement of liquidity. **Journal of Accounting Research**, p. 290-303, 1982.

¹⁵ Generalized Adaptive Neural Network Architectures

de uma ferramenta para identificação de empresas com dificuldades financeiras. Ambas técnicas obtiveram eficácia superior a 90%.

Lussier (1995) realizou uma pesquisa qualitativa para prevenção de falência para pequenos negócios. Mediante um questionário enviado a pequenas empresas com até 10 anos de atividade, que incluía 15 fatores identificados na literatura como contribuintes do sucesso ou insucesso, obteve uma amostra composta por 108 pares de empresas. Com a utilização de regressão logística obteve 73,15% de acertos para classificação das insolventes, e 65,09% para solventes. As variáveis empregadas foram: capital adequado; controle financeiro; experiência na indústria; experiência em gestão; plano de negócios; uso de consultoria; educação do empresário; capacidade de atrair bons empregados; escolha do negócio apropriado (produto ou serviço); escolha do período econômico; idade do proprietário; número de sócios; se os pais possuem negócio próprio; minoria no negócio, e conhecimento de marketing.

Com intuito de verificar qual seria o método de maior eficácia, Back et al (1996) testaram a acurácia de 3 modelos que empregaram análise discriminante, regressão logística e redes neurais. Os resultados não foram unânimes, pois o melhor desempenho para um e três anos de previsão foi das redes neurais, seguidos da regressão logística; já para dois anos de antecedência, o modelo que utilizou a análise discriminante obteve o melhor aproveitamento.

Com o uso de redes neurais artificiais, Serrano-Cinca (1997) desenvolveu modelo aplicado a bancos espanhóis, com a qual obteve resultados superiores aos obtidos com análise discriminante linear.

A influência de períodos recessivos, que são caracterizados pela acentuada redução da atividade econômica, na construção de modelos para previsão de insolvência fora examinado por Kane, Richardson e Graybel (1996), com a inclusão de indicadores de recessão, e Kane, Richardson e Meade (1998), por meio de mudanças na classificação dos índices. Coligiram que a incorporação de indicadores de recessão pode aprimorar o desempenho dos modelos, agregando capacidade de detectar as empresas que estão melhores posicionadas para enfrentar os efeitos adversos de uma recessão econômica.

Shirata (1998) propôs um modelo abrangente para previsão de falências com empresas japonesas. As variáveis selecionadas para a modelagem por meio de um processo de *data mining*, chamado de CART¹⁶, não incluíram indicadores de lucratividade e liquidez. Com o uso de análise discriminante, elaborou o modelo que obteve 86,1% de acurácia na classificação, independentemente do setor ou porte da empresa.

Mossman et al. (1998), com uma amostra de empresas falidas no período de 1980 a 1991, utilizando regressão logística, compararam quatro tipos de modelos de previsão de falência: de Altman (1968), baseado em indicadores contábeis; de Aziz, Emanuel e Lawson (1988), com base em índices de fluxo de caixa; de Clark e Weinstein¹⁷, baseado em indicadores de rentabilidade de mercado, e o de Aharony, Jones e Swary¹⁸, com base em indicadores de variação da rentabilidade de mercado. Inferiram que o modelo que usa indicadores do fluxo de caixa discriminou as empresas com mais consistência de dois a três anos antes da falência. Já o modelo baseado em índices contábeis foi mais eficaz durante o ano anterior à falência. Mas, no entanto, afirmaram que nenhum dos modelos testados é particularmente confiável em discriminar mais do que três anos antes da insolvência.

Lennox (1999) foi o primeiro a utilizar testes de heterocedasticidade em seu artigo sobre prevenção de falências. A importância destes testes reside no fato de que a heterocedasticidade pode influenciar nas estimações dos coeficientes e erros padrões nos modelos de *logit* e *probit*.

Os testes de heterocedasticidade utilizados pelo autor revelaram que o fluxo de caixa e o grau de alavancagem têm efeitos não-lineares na probabilidade de falência; a incorporação destes efeitos no modelo melhorou seu poder de previsão. Consistente com estudos anteriores, concluiu ainda que uma empresa tem mais expectativa de falência quando é não-lucrativa, altamente alavancada e apresenta problemas de fluxo de caixa.

¹⁶ Classification And Regression Tree: árvore de regressão e classificação

¹⁷ CLARK, T.; WEINSTEIN, M. The behaviour of common stock of bankrupt firms. **Journal of Finance**, n. 38, p. 489-504, 1983.

¹⁸ AHARONY, J.; JONES, C.; SWARY, I. An analysis of risk characteristics of corporate bankruptcy using capital market data. **Journal of Finance**, n. 35, p. 1001-1016, 1980.

Ooghe et al (1999) e, mais tarde, Ooghe e Balcaen (2002), testaram a validade de 8 modelos de diferentes países com dados de empresas belgas referentes aos períodos de 1992-1996, para o primeiro trabalho e de 1995-1999 para o segundo. As amostras utilizadas eram compostas por mais de 150 mil empresas para o primeiro caso e de 250 mil para o segundo. Os modelos testados foram os propostos por: Altman (1968); Bilderbeek¹⁹; Ooghe e Verbaere²⁰; Zavgren (1985); Gloubos e Grammaticos²¹ (regressão logística e análise discriminante); Keasey e McGuinness²², e Ooghe, Joos e De Vos²³. Concluíram que os modelos baseados em dados de empresas belgas apresentaram melhor desempenho, em especial os de Ooghe-Verbaere e Ooghe-Joos-De Vos, ratificando que as peculiaridades envolvidas na gestão das empresas, tanto a bem sucedida, quanto a sem êxitos, são inerentes a cada região, não podendo ser generalizadas por meio de indicadores contábeis.

Persons (1999) desenvolveu modelo com empresas tailandesas e com uso de regressão logística. Testes univariados revelaram que as empresas falidas diferem significativamente das sobreviventes nos seguintes aspectos: menor porte, menos lucrativas, capital menos adequado, menor qualidade de ativos e de gestão, e tinham menos empréstimos estrangeiros.

Kahya e Theodossiou (1999) desenvolveram um modelo que utiliza a metodologia de séries temporais de somas cumulativas (CUSUM). Este método tem a vantagem de incorporar o comportamento das variáveis em uma série temporal. Assim, com dados que abrangeram o período de 1974-92, selecionaram as seguintes variáveis: mudanças no logaritmo do ativo total deflacionado; mudanças no índice estoques sobre vendas, ativo fixo sobre o ativo total e no lucro operacional sobre vendas. Seus resultados demonstraram a robustez do modelo ao

¹⁹ BILDERBEEK, J. De continuïteitsfactor als beoordelingsinstrument van ondernemingen. **Accountancy en Bedrijfskunde Kwartaalschrift**, vol. 4, n. 3, p. 58-61, 1979.

²⁰ OOGHE, H. e VERBAERE, E. Determinantem van failing: verklaring en predict. **Accountancy, Bedrijfsfinanciering en beleidsinformatie**, RUG, p. 1-166, 1982.

²¹ GLOUBOS, G. e GRAMMATICOS, T. Success of bankruptcy prediction models in Greece. *Studies in Banking and Finance: International business failure prediction models*, vol. 7, p. 37-46, 1988.

²² KEASEY, K. e MCGUINNESS, P. The failure of UK industrial firms for the period 1976-1984: logistic analysis and entropy measures. **Journal of Business, Finance and Accounting**, vol. 17, n. 1, p. 119-135, 1990.

²³ OOGHE, H.; JOOS, P.; DE VOS, D. Failure prediction models. **Working Paper**, Department of Corporate Finance, Ghent University, 1991.

longo do tempo, e ainda, teve melhor desempenho que os tradicionais métodos de análise discriminante e *logit*.

Nesta linha de pesquisa, Kahya, Ouandlous e Theodossiou (2001) investigaram o impacto da correlação serial e não estacionária nas variáveis financeiras no poder de previsão de falências dos modelos baseados em métodos estatísticos: análise discriminante, regressão logística e CUSUM. Concluíram que as variáveis que possuem uma forte correlação serial positiva, demonstraram uma deterioração no poder de previsão ao longo do tempo.

Doumpos e Zopounidis (1999) investigaram a aplicabilidade de um novo método de discriminação, chamado de *Multi-group Hierarchical Discrimination Method* (M.H.DIS). Este método emprega um procedimento de discriminação hierárquico para determinar a classe na qual a empresa em consideração pertence - neste caso, solvente ou insolvente, mediante o desenvolvimento de um conjunto de funções de utilidade adicionais que são usadas para esta decisão. Com um grupo de 118 empresas industriais gregas desenvolveram o modelo alternativo, mas que, no entanto, não obteve resultados significativos quando comparados aos métodos tradicionais: análise discriminante e regressão logística.

Wilson, Summers e Hope (2000) apresentaram um modelo, ligado ao risco de crédito, que incorpora dados sobre o histórico da empresa quanto ao pagamento de débitos comerciais, com dois objetivos: prever comportamento futuro, no que tange a pagamentos e na previsão de possíveis insolvências. Com um número de observações bastante significativo, composto de 7.034 empresas, sendo 3.133 insolventes, concluíram que o comportamento pretérito de pagamentos da empresa pode ser usado para prever futuros pagamentos dentro do contexto de crédito, bem como pode contribuir para a melhora da precisão em modelos de previsão de falências.

Sjovoll (1999), com intuito de aperfeiçoar o modelo utilizado pelo *Norges Bank*²⁴ para monitorar a carteira de aplicações do *Stattens Nærings og Distrikstuviklingsfond*²⁵ – SND, apresentou um alternativo, aplicando análise de *probit*. Com uma amostra significativa composta de 70 mil empresas em média por

²⁴ Banco Central da Noruega

²⁵ Fundo governamental para o desenvolvimento estrutural e regional.

ano, constituindo em mais de 500 mil observações, construiu modelos de prevenção de falência para cada ano do período de 1989-1996.

Seus resultados foram superiores a 95% de acertos na classificação geral em todos os anos, entretanto, na classificação preventiva somente das empresas falidas, o índice de correção atinge o máximo de 72,3%. O autor justifica estes resultados devido à adoção de um ponto de corte que privilegiou a discriminação correta de um maior número de empresas, prejudicando a classificação das falidas que representam menos de 2% da amostra utilizada.

Em continuação às pesquisas realizadas no *Norges Bank*, Eklund, Larsen e Berhardsen (2001), com base no trabalho de Berhardsen (2001), apresentaram um novo modelo de avaliação do risco bancário associado à carteira de crédito corporativo. O novo modelo incorpora análise estatística com o emprego da regressão logística, bem como variáveis relacionadas à rentabilidade, liquidez, solidez financeira, desempenho setorial, tempo de atividade e porte da empresa. Obtiveram resultados na ordem de 82% de eficácia na classificação de empresas entre solventes e insolventes, com informações do período de 1990-93 para previsão em 1996.

Lin e McClean (2000) com dados obtidos via Internet de empresas listadas na *London Stock Exchange*, durante o período de 1980-99, testaram quatro métodos de discriminação entre solventes e insolventes: análise discriminante, *logit*, redes neurais e árvores de decisão. Para seleção das variáveis foram empregados julgamento humano, ANOVA²⁶ e análise fatorial. Propuseram ainda a composição de modelos híbridos com combinações dos métodos de discriminação e de seleção e variáveis.

O método com melhor desempenho na seleção das variáveis foi o ANOVA, e o de discriminação simples das empresas foi o de árvores de decisão, com 88,7% de acertos, seguida das ANNs, com 88,1%. Os híbridos propostos tiveram melhor desempenho, com 89,9% de classificações corretas.

Zapranis e Ginoglou (2000) realizaram pesquisa com emprego de redes neurais em empresas gregas, constituindo-se em um dos primeiros trabalhos de

²⁶ Análise da variância.

prevenção de falências com o uso de técnicas paramétricas ou não paramétricas na Grécia²⁷. Conseguiram 95% de acertos na classificação com redes neurais, enquanto que a análise discriminante obteve 86,5% de acurácia.

O uso de redes neurais neste tipo de pesquisa, também foi objeto dos trabalhos de Shah e Murtaza (2000), Atiya (2001) e Yang (2001). Com exceção do modelo de Shah e Murtaza (2000), que classificou corretamente apenas 72% das empresas, os de Yang (2001) e Atiya (2001) obtiveram desempenho superior a 85% de acertos na discriminação entre solventes e insolventes.

A previsão de falência com empresas gregas também foi objeto de pesquisa de Ginoglou, Agorastos e Hatzigagios (2002), que empregaram vários métodos para discriminação das empresas, entre falidas e saudáveis: *logit*, *probit*, modelo de probabilidade condicional e análise discriminante. Os quatro métodos tiveram eficácia de classificação acima de 85%, sendo que a análise de *logit* obtivera o melhor desempenho, com 87,5% de acurácia.

Neophytou e Molinero (2001) apresentaram um método alternativo conhecido por *Multidimensional Scaling (MDS)*, que produz representações dos resultados estatísticos na forma de gráficos, possibilitando ao analista uma interpretação intuitiva, sem que seja necessário um profundo conhecimento de princípios estatísticos.

Com dados de companhias abertas do setor industrial britânico no período de 1985-94, Lin e Piesse (2001) comprovaram a superioridade do modelo de análise de probabilidade condicional, sobre a análise discriminante na previsão de insolvência.

Também com companhias abertas do setor industrial britânico, Neophytou, Charitou e Charalambous (2001), desenvolveram, com apenas três variáveis – fluxo de caixa operacional sobre exigível total; EBIT²⁸ sobre exigível total, e exigível total sobre ativo total – um modelo empregando regressão logística e outro com redes neurais. Este último obteve melhor desempenho, mas ambos atingiram mais de 80% de precisão na classificação para até um ano de antecedência.

²⁷ Segundo os autores o primeiro trabalho seria: GRAMMATIKOS, T.; GLOUBOS, G. Predicting bankruptcy of industrial firms in Greece. **Spoudai**, 1984.

²⁸ Earnings Before Interest and Taxes: lucro antes dos juros e impostos.

Shumway (2001) desenvolveu um modelo *hazard* que utiliza dados de vários períodos, com observações sobre falências ocorridas num espaço de 31 anos. Acrescenta ainda que, se forem adicionados indicadores de mercado juntamente com os contábeis, a eficácia do modelo aumenta consideravelmente.

Apesar de sua argumentação em favor de seu modelo, obteve um desempenho parecido com os já obtidos nos moldes tradicionais, principalmente por ter utilizado indicadores selecionados por outros trabalhos, como o de Altman (1968) e o de Zmijewski (1984)²⁹.

No mesmo ano, Chava e Jarrow (2001) re-estimaram os modelos de Shumway (2001), Altman (1968) e Zmijewski (1984), com intuito de validar a superioridade do método *hazard* proposto por Shumway. Utilizaram uma amostra mais significativa do que as utilizadas na estimação dos modelos originais, com dados de companhias americanas referentes ao período de 1962-1999, bem como a inclusão de observações mensais e anuais. O emprego de efeitos setoriais também foi investigado. Concluíram que a acurácia do modelo de Shumway é superior aos outros testados. Inferiram ainda que previsão pode ser melhorada se forem utilizados intervalos mensais de observação, bem como dados relativos a especificidades de grupos industriais. Comprovaram também, de acordo com a noção mercado eficiente, que variáveis contábeis adicionam pouco poder de previsão quando variáveis de mercado já estão incluídas no modelo.

Westgaard e Wijst (2001), com uma amostra, bastante representativa, composta de 70.574 empresas norueguesas, com 1.989 pedidos de falência durante o período analisado, verificaram a probabilidade de falência como fator de prevenção da inadimplência. Os indicadores, para elaboração do modelo, foram escolhidos levando-se em conta sua relação com as propriedades do fluxo de caixa em combinação com suas obrigações e o valor futuro da empresa, por serem estes, segundo os autores, bons indicadores da probabilidade de solvência.

Os índices empregados foram: lucro operacional + depreciação / dívida total; índice de cobertura de juros; liquidez corrente; PL / Ativo total. Além destes, foram incluídas as variáveis: idade (tempo de vida da empresa em anos) e

²⁹ ZMIJEWSKI, M. E. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. **Journal of Accounting Research**, n. 22, p. 59-82, 1984.

tamanho, medido pelo logaritmo do total de ativos. Para estimação do modelo foi utilizada a regressão logística, onde se obteve, junto à amostra de validação, uma taxa média de probabilidade de inadimplência de 2,22 % para o grupo de solventes e 22.73% para os insolventes. Sua principal conclusão é de que a EDF³⁰ decresce em função dos índices de fluxo de caixa sobre dívidas, liquidez, solidez e cobertura financeira, bem como do tamanho e idade da empresa.

Catanach Jr. e Perry (2001) utilizaram uma técnica que pertence à área de *survival models* – modelos de sobrevivência – para analisar a previsão de insolvência em instituições financeiras. Eles compararam os resultados do modelo que utilizou um horizonte de 12 anos de observações de 1.814 instituições, com outro feito com *probit*. O modelo de sobrevivência, que utilizou a presunção de distribuição logística, obteve 85% de acertos total, inferior ao obtido com o *probit*, que chegou a 98% de acurácia. No entanto, o modelo de sobrevivência obteve o melhor desempenho no que tange à classificação correta de empresas insolventes, com 96% de acertos, contra 65% do modelo *probit*.

Em sua tese de doutorado, Hayden (2002) propõe um modelo de risco de crédito para instituições financeiras baseado em dados extraídos das demonstrações contábeis, fornecidos pelos três maiores bancos austríacos. Para isto, utilizou três definições de insolvência: falência, com 35.703 empresas; renegociação da dívida, com 48.115 empresas e noventa dias de atraso, com 16.79 empresas. Inferiu que pouco poder de previsão é perdido com a adoção dos diferentes critérios de insolvência.

McKee e Lensberg (2002) desenvolveram seu modelo utilizando um método pouco explorado até hoje: a programação genética. É uma técnica de programação de computadores baseada no conceito de seleção natural, onde os organismos que melhor se adaptarem a determinado ambiente, têm mais probabilidade de sobreviver e se reproduzir. Difere do algoritmo genético clássico ao utilizar linguagens de programação para representar regras de comportamento individual, podendo consistir de expressões lógicas e de aritmética. Para simplificar

³⁰ *Estimated Default Frequency*. frequência esperada de inadimplência.

e facilitar a interpretação do modelo, os autores utilizaram apenas os operadores básicos de aritmética. O modelo final estimado tinha seguinte forma:

$$(V_1, V_2, V_3) = [(X^2 / (X^2 + Y^2))] \in [0, 1],$$

onde

$$X = ((V_1 = 0,85) V_2) - 0,85,$$

$$Y = (1 + V_3),$$

e

$$V_1 = \log_{10} (\text{total de ativos}/1000),$$

$$V_2 = \text{lucro líquido} / \text{total de ativos},$$

$$V_3 = \text{caixa} / \text{passivo circulante}.$$

Platt e Platt (2002) propuseram a construção de um sistema *early warning* com dados específicos de empresas fornecedoras de uma indústria automobilística de Detroit. Seu modelo consiste na previsão de problemas financeiros, que seriam antecedentes à falência. Utilizando regressão logística conseguiu classificar corretamente todas as empresas do grupo de validação.

Este resultado talvez seja explicado pelo fato de que não há uma data determinada de quando a empresa passou a ser “problemática”, pois não há um conceito que defina propriamente o momento que uma empresa começaria a ser considerada como tal. Assim, os autores consideraram como tendo dificuldades financeiras àquelas que: tiveram vários resultados operacionais líquidos negativos, pagamentos de dividendos suspensos ou passaram por algum processo de reestruturação. A partir disso, definiram que os dados utilizados seriam de 13,5 meses de antecedência à sua identificação como tal.

2.3.2 Alguns Estudos Realizados no Brasil

Os primeiros estudos sobre a previsão de falência realizados no Brasil datam da década de 70. Como se pode verificar na tabela 4, os primeiros trabalhos utilizaram a análise discriminante linear, sendo que nos últimos anos a regressão logística tem sido considerada uma alternativa que tem apresentado melhores resultados.

Tabela 4 – Alguns modelos desenvolvidos no Brasil

Autor(s)	Técnica(s) utilizada(s)	Amostra	
		Solventes	Insolventes
Kanitz (1974)	ADL	NI	
Altman, Baidya e Dias (1979)	ADL	35	23
Almeida e Dumontier (1996)	RN e logit	2338	76
Almeida e Siqueira (1996)	Logit e RN	27	27
Adamowicz (2000)	ADL e RN	118	18
Gimenes e Uribe-Opazo (2001)	ADL e logit	26	8
Lachtermacher e Espenchitt (2001)	Redes neurais e ADL	NI	
Horta e Carvalho (2002)	ADL e logit	55	21
Lima (2002)	ADL e logit	118	18
Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002)	Logit	168	155
Pereira e Ness Jr. (2003)	Logit	36	25
Bertucci et al. (2003)	ADL e logit	452	301

Fonte: elaborado pelo autor

ADL: análise discriminante linear; RN: redes neurais

O primeiro trabalho realizado no país que se tem notícia, foi o de Kanitz (1974), que elaborou um modelo para avaliação prévia do estado de solvência ou insolvência das empresas, chamado de Fator de Insolvência (IF), que ficou conhecido como Termômetro de Kanitz. Trata-se de um indicador geral, resultante da ponderação de cinco variáveis (indicadores parciais) que determina se a empresa está numa faixa perigosa ou não em termos de solvência. Como base de julgamento do fator de insolvência, Kanitz construiu uma escala de valores para indicação da maior ou menor probabilidade de falência ou concordata. Embora não tenha descrito sua metodologia, chegou à seguinte função:

$$IF = 0,05 X_1 + 1,65 X_2 + 3,55 X_3 - 1,06 X_4 - 0,33 X_5,$$

onde:

$$X_1 = LL / PL;$$

$$X_2 = AC + RLP / PC + ELP;$$

$$X_3 = AC - \text{Estoques} / PC;$$

$$X_4 = AC / PC;$$

$$X_5 = PC + ELP / PL.$$

Se o IF demonstrar intervalos entre 0 e 7 pode-se dizer que a empresa está em situação de solvência. Se estiver entre 0 e -3, a sua situação financeira é difícil podendo agravar-se no futuro. Já na faixa de -3 a -7, segundo Kanitz (1974), há probabilidade de a empresa achar-se em estado de pré-solvência.

Altman, Baidyia e Dias (1979), procederam à adaptação do modelo original de Altman (1968) para o caso brasileiro, onde estudaram as demonstrações contábeis de 58 empresas nacionais, das quais 23 estavam com problemas financeiros, desenvolvendo um modelo para análise de risco de crédito e previsão de falência. Por meio da análise discriminante linear, obtiveram a seguinte função, que melhor discriminou as empresas:

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

onde:

$$X_2 = (PL - \text{capital subscrito}) / \text{ativo total};$$

$$X_3 = \text{lucro antes dos juros e impostos} / \text{ativo total};$$

$$X_4 = PL / (PC + PELP);$$

$$X_5 = \text{vendas} / \text{ativo total}.$$

Com o modelo desenvolvido, Altman, Baidyia e Dias (1979) alcançaram uma precisão de 87% na classificação correta para até um ano de antecedência para as empresas problemáticas, bem como 84,2% e 77,8% para até dois e três anos, respectivamente.

Almeida e Siqueira (1996), apresentaram modelo para prevenção de insolvência, aplicado ao setor bancário brasileiro. Com 54 instituições, sendo 27 insolventes, definidas pelos autores como aquelas que sofreram processos de liquidação ou intervenção do Banco Central, desenvolveram o modelo com o uso

de redes neurais. Os resultados obtidos foram comparados com a técnica de regressão logística. Na classificação final o logit obteve melhor desempenho.

Almeida e Dumontier (1996), descrevem um método de aplicação de redes neurais para previsão de inadimplência. Com dados de 2.414 empresas francesas pertencentes à indústria de transporte, sendo 76 com falência decretada, comparam o desempenho na discriminação entre os dois grupos com aquele obtido com a análise de regressão logística. Concluíram que a performance das redes neurais não foi significativamente superior a do método estatístico.

Sanvicente e Minardi (1998) realizaram um trabalho para identificar quais os índices contábeis mais significativos para prever concordatas de empresas no Brasil, para desmistificar a suposta crença de mercado de que as demonstrações contábeis não fornecem boa informação para análise do risco de crédito. Mediante uma amostra de 92 empresas com ações negociadas na Bovespa, dentre as quais, 46 foram negociadas como concordatárias no período de 1986 a 1998, e por meio da análise discriminante obtiveram um acerto de 80,2% dos casos um ano antes da concordata.

Os indicadores empregados no modelo foram os mesmos de Altman, Baidya e Dias (1979), acrescido do índice de cobertura de juros. Destacaram também a variável X_1 ³¹ conseguiu isoladamente classificar corretamente 76,8% das empresas.

Dando seqüência ao trabalho, Sanvicente e Minardi (1999) aplicaram o método de análise de *clusters* para classificação de empresas em um sistema de *ratings*. Com a mesma base de dados e variáveis da pesquisa anterior, classificou-as em sete níveis crescentes de risco, que vão do AAA ao CCC, sendo o primeiro representando a melhor qualidade de crédito. Os autores consideraram como satisfatórios os resultados obtidos, embora não sejam concordantes, a descrição e a tabela apresentadas no artigo. Conseguiram classificar como CCC, nível mais baixo de crédito, apenas 59,3% das concordatárias, no ano de ocorrência da concordata, sendo que para o ano anterior ao evento, o percentual cai para 41,6%.

³¹ (Ativo Circulante – Passivo Circulante) / Ativo Total

Ribeiro e Barbosa (2001) replicaram o trabalho realizado por Beaver (1968), na qual buscaram identificar os indicadores contábeis mais significativos na previsão de concordata de empresas abertas. Por meio de análise univariada constataram que não há uma uniformidade nos índices quanto ao seu poder de prevenção no que tange ao período de antecedência analisado. Os que obtiveram o melhor desempenho em cada período foram: CCL/AT, e Caixa/Vendas, com 76%, e Caixa/PC, com 77%, para previsões de até um, dois e três anos, respectivamente.

Gimenes e Uribe-Opazo (2001) desenvolveram um modelo aplicado a cooperativas agropecuárias, com o emprego da análise discriminante e *logit*. Obtiveram melhores resultados na classificação das 34 cooperativas paranaenses, com a análise discriminante linear.

Lachtermacher e Espenchitt (2001) utilizando-se de dados referentes a empresas prestadoras de serviços à Petrobrás S/A, nas áreas de construção civil, montagem industrial e de projetos de arquitetura e engenharia, durante o período de 1983 a 1993, realizaram uma comparação entre um modelo de previsão de insolvência utilizando redes neurais com um tradicional, baseado na análise discriminante. Como resultados, apuraram que o modelo de redes neurais obteve um desempenho superior, com 88% de classificações corretas contra 81% do modelo de análise discriminante. No entanto, não há qualquer menção de quanto tempo de antecedência do evento se refere à classificação, já que se trata de modelos de previsão.

Horta e Carvalho (2002) descrevem um método para elaboração de modelos de previsão de insolvência, com o uso de uma amostra de empresas comerciais e industriais com dados do período de 1996 a 2000. Empregaram 36 indicadores econômico-financeiros referentes aos três últimos exercícios antes da concordata, com a inclusão de indicadores de fluxos de fundos, tais como: capital de giro líquido, necessidade de capital de giro e a relação entre o saldo de tesouraria e o ativo total. A seleção das variáveis foi feita com o uso da análise discriminante *stepwise* e a regressão logística separadamente, onde se escolheram as variáveis comuns entre as duas listas obtidas. Para a modelagem foi utilizada a

análise discriminante. O modelo que utilizou os dados dos três períodos apresentou o melhor resultado, com um índice de acerto de 89,5%.

Adamowicz (2000) e Lima (2002), em suas dissertações de mestrado, analisaram 136 empresas clientes da Agência de Curitiba do BRDE, com intuito de classificá-las como solvente ou insolventes, com a suposição de diminuir o risco na concessão de crédito. Em nenhum dos trabalhos estava descrito de forma explícita quais critérios utilizados para caracterização das empresas como inadimplentes. Lima (2002) utilizou as técnicas de análise discriminante e de regressão logística, e Adamowicz (2000), redes neurais e análise discriminante.

Em ambos trabalhos obtiveram percentuais de acerto, na classificação total das empresas, acima de 90%. Destaca-se que não há nos trabalhos qualquer menção de uso de variáveis anteriores ao evento investigado, levando a crer que não se tratam de estudo empírico de prevenção de inadimplência ou solvência, apenas de discriminação entre dois grupos de empresas.

Shigaki (2001) faz uma abordagem qualitativa, com análise descritiva de um estudo de caso junto ao Banco do Brasil, visando desenvolver um mecanismo de acompanhamento econômico-financeiro do devedor, revisando os procedimentos adotados pela instituição, por meio da análise das demonstrações contábeis para prevenir a inadimplência.

Pereira e Ness Jr. (2003) desenvolveram modelo, com emprego de regressão logística, para previsão de falência de empresas norte-americanas com atuação na Internet. Devido às características específicas do setor, as três variáveis estimadas foram:

- despesas financeiras / passivo circulante mais exigível em longo prazo;
- despesas com pesquisa e desenvolvimento / número de empregados;
- fluxo de caixa operacional / passivo circulante.

Destaca-se o caráter inovador do segundo indicador empregado, para estudos de análise de crédito, revelando que as empresas de Internet bem sucedidas investem grandes somas em pesquisa e desenvolvimento por empregado, capacitando-os para atuar em tecnologias mais avançadas, corroborando com a idéia de que são empresas baseadas em capital humano.

Bertucci et al (2003) verificaram as causas de inadimplência de micro e pequenas empresas que receberam crédito do Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais – BDMG, durante o período de 1998-2001, com a utilização de análise discriminante e regressão logística. A inadimplência foi definida como atrasos iguais ou superiores a 180 dias. Embora seus resultados não tenham sido significativos quanto à classificação das empresas, concluíram que quanto maiores a proporção de aplicação de recursos em investimento fixo e a de recursos próprios no financiamento, maiores serão as chances de inadimplência.

Inferiram ainda, que a falta de capital de giro para operacionalização da empresa após o recebimento do financiamento, pode levar a problemas de capacidade de pagamento. Dessa forma, a análise da necessidade de capital de giro nos processos de análise de crédito para esse segmento pode contribuir de forma significativa para o sucesso nos processos de financiamento.

Neste capítulo, procurou-se demonstrar os principais trabalhos publicados, bem como o referencial teórico que alicerçam a presente pesquisa. Percebe-se a predominância de trabalhos que empregam a análise quantitativa feita por meio de indicadores provenientes das demonstrações contábeis, bem como a estimação dos modelos com os métodos de análise discriminante linear e regressão logística; que são empregados nesta pesquisa, conforme descrito no próximo capítulo.

3 MÉTODO DE PESQUISA

3.1 INTRODUÇÃO

Tendo em vista o objetivo desta investigação, bem como sua comprovada eficácia na classificação em estudos de mesma natureza, foram escolhidas as técnicas estatísticas de análise discriminante linear e de regressão logística, também chamada de análise de *logit*.

A análise discriminante e a regressão logística têm ampla aplicação em situações nas quais o principal objetivo é identificar o grupo ao qual um objeto, neste caso, uma empresa, pertence. São as técnicas apropriadas quando a variável dependente é do tipo categórica e as variáveis dependentes são numéricas. (HAIR et al, 1998).

O primeiro, é o método mais utilizado em estudo de classificação dicotômica de empresas com problemas financeiros. Com o uso de uma ou mais variáveis é possível encontrar a melhor combinação de variáveis explicativas, baseado nas características das populações, que discriminam entre os grupos.

De acordo com Hair Jr. (1998), análise discriminante implica a derivação de uma combinação linear de duas ou mais variáveis independentes que melhor classificam um elemento entre grupos definidos previamente. Esta combinação linear, chamada de função discriminante, tem a seguinte forma:

$$Z = a + W_1X_1 + W_2X_2 + \dots + W_nX_n$$

onde,

Z: escore discriminante (variável dependente);

a: constante

W_i : coeficiente ou peso discriminante para a variável independente i ;

X_i : variável independente i .

Os coeficientes discriminantes são calculados com o objetivo de maximizar a variância entre os grupos, simultaneamente minimizando a variância entre os indivíduos de cada grupo.

O modelo de regressão logística, segundo Hair et al (1998), pode ser expresso da seguinte forma:

$$\Pr(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-g(x)}}$$

onde,

$$g(x) = a + W_1X_1 + W_2X_2 + \dots + W_nX_n$$

A regressão logística consiste, fundamentalmente, na busca de um modelo que permita relacionar uma variável y , chamada “variável resposta”, às variáveis explicativas X , que influenciariam as ocorrências de um evento. A variável resposta deve ser do tipo dicotômica, assumindo apenas os valores 0 ou 1. Neste caso existe interesse apenas na ocorrência, ou não, do evento em questão.

3.2 AMOSTRA

Para a condução deste trabalho, que consiste na classificação preventiva de empresas adimplentes e inadimplentes, empregou-se como base a carteira de clientes de uma instituição financeira que opera com crédito de médio e longo prazo, que solicitaram e receberam financiamento durante os anos de 1996 e 1997.

O inadimplemento pode ser definido genericamente como qualquer forma de descumprimento de cláusulas contratuais acordadas previamente. A aceção de inadimplência empregada neste trabalho, guarda relação direta com a possibilidade do não reembolso do principal concedido, incorrendo em sério risco de prejuízo para o mutuante. Assim, definiu-se que, aquelas empresas cujas cobranças estejam sendo efetuadas por meio de litígio judicial, sejam por iniciativa da instituição ou do mutuário, seriam determinadas como inadimplentes.

O período foi escolhido por oferecer prazo suficiente de maturação dos contratos, que são em média com prazo de 60 meses. Desta forma, pode-se

selecionar o grupo de adimplentes, composto por aquelas empresas cujo retorno do financiamento ocorreu sem que as mesmas tenham incorrido em descumprimento contratual durante o seu prazo de vigência, tendo sido quitado no período estabelecido.

Destarte, foram compostos dois grupos distintos: empresas que efetivamente honraram e quitaram o financiamento, e aquelas em que a cobrança está sendo feita por via judicial.

O setor de atividade escolhido foi o da indústria de transformação, segundo a Classificação Nacional de Atividades Econômicas – CNAE, por ser este o ramo mais copioso na carteira de operações da instituição financeira e por apresentar características semelhantes em sua estrutura financeira.

Com os princípios definidos para a coleta de dados, partiu-se então para a seleção das mutuárias. Dada a dificuldade de obtenção dos dados, visto que a instituição financeira fornecedora não possui um banco de dados que disponha dos elementos econômico-financeiras das empresas, e ainda muitas estarem com informações incompletas, bem como a necessidade de enquadramento nas acepções acima definidas, a amostra selecionada foi composta de 51 empresas, sendo 21 inadimplentes e 30 adimplentes.

Tabela 5 – Porte das empresas da amostra³²

	Total de Ativos		Patrimônio Líquido		Faturamento Bruto	
	Inadimplentes	Adimplentes	Inadimplentes	Adimplentes	Inadimplentes	Adimplentes
Média	10.462.054,24	12.781.189,01	6.163.198,14	6.859.825,18	10.663.328,84	17.049.297,94
Desvio padrão	21.182.545,92	20.882.022,07	15.034.886,13	12.616.859,22	14.927.315,51	21.773.833,31
Máximo	89.755.985,90	89.609.138,00	68.263.930,40	54.466.550,00	57.796.891,00	86.638.142,00
Mínimo	39.986,69	176.405,58	29.583,83	146.665,31	74.634,44	375.321,58

Fonte: elaborado pelo autor

Conforme pode ser observado na tabela 5, a amostra abrange um amplo espectro no que se refere aos fatores normalmente empregados para enquadramento da empresa conforme seu porte, ao mesmo tempo em que

³² O ano utilizado como referência é o de 1995, período na qual as demonstrações financeiras estão presentes em quase todas as empresas com exceção de uma, na qual foi utilizado o ano de 1994.

demonstra uma certa semelhança, no que tange a estes aspectos, entre os dois grupos de empresas.

3.3 VARIÁVEIS

Os indicadores empregados como variáveis são frutos de uma coletânea da literatura, acrescidos de alguns outros escolhidos por este autor por acreditar na relevância deles neste estudo.

Todos os indicadores foram compostos a partir dos três últimos demonstrativos financeiros (anuais) que a empresa deve apresentar ao banco no momento da solicitação de financiamento. Os balanços patrimoniais foram reclassificados de acordo com o modelo de análise dinâmica, conforme apresentado no item 2.2.1.

O número total de variáveis adotadas foi 174, sendo que as referentes ao último demonstrativo (período t) eram de número 64, as do penúltimo (período $t-1$) e do antepenúltimo (período $t-2$), somaram 55 cada uma, em virtude de que algumas não estavam disponível para estes períodos.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1 INTRODUÇÃO

Com o intuito de instrumentar a análise, foram construídos três tipos de modelos para cada método estatístico, totalizando seis modelos. A divisão embasou-se no período de origem das variáveis, isto é, como a informação disponível no momento da análise de crédito consiste nos três últimos demonstrativos contábeis, os indicadores foram separados em três blocos: o primeiro, com índices provenientes apenas do último demonstrativo apresentado, com 64 variáveis; o segundo com as variáveis extraídas dos dois últimos documentos fornecidos, com um total de 119 índices, e o último, na qual empregou-se toda a informação disponível, ou seja, os indicadores foram colhidos dos três últimos balanços patrimoniais e demonstrativos de resultado do exercício oferecidos à instituição financeira para avaliação, perfazendo a soma de 174 quocientes neste bloco.

O número de empresas avaliado com o terceiro grupo de variáveis foi reduzido em virtude da falta dos demonstrativos de três empresas, uma inadimplente e duas adimplentes, com relação ao antepenúltimo ano. Assim, amostra que abrange os indicadores provenientes dos períodos t , $t-1$ e $t-2$, passou a ser composta por 20 inadimplentes e 28 adimplentes, totalizando 48 observações.

Deste modo, pode-se avaliar a relevância que os dados provenientes de diferentes antecedências têm na discriminação proposta das empresas, de acordo com o poder de prevenção agregado com a inclusão das novas informações.

A seleção de variáveis e a estimação dos modelos de classificação das empresas, foram realizadas por meio do programa estatístico SPSS. A partir das variáveis selecionadas foram definidos os modelos, levando-se em conta: o emprego do menor número de variáveis possíveis juntamente com a maximização do desempenho na classificação acertada das empresas.

4.2 RESULTADOS DA ANÁLISE DISCRIMINANTE

Para a análise discriminante foi empregado o método *stepwise*, segundo a qual as variáveis são introduzidas na função de acordo com sua capacidade de classificação. O processo inicia escolhendo a variável que tem o maior poder discriminante individual, que é comparada com cada uma das outras variáveis independentes, segundo algum critério definido, neste caso, a minimização do lambda de Wilks; então a que tiver o melhor poder discriminante em conjunto com a primeira variável é escolhida, e assim sucessivamente, podendo haver eliminação de variáveis escolhidas previamente no caso de outra agregar maior capacidade discriminatória ao modelo em combinação com as outras (HAIR et al, 1998).

Para o primeiro bloco de variáveis, pertencentes ao período *t*, as variáveis selecionadas estão demonstradas na figura 6.

Figura 6 – Variáveis selecionadas do período *t*

Variables Entered/Removed ^{a,b,c,d}									
Step	Entered	Wilks' Lambda				Exact F			
		Statistic	df1	df2	df3	Statistic	df1	df2	Sig.
2	ResF/AT	,639	2	1	49,000	13,571	2	48,000	,000
3	RF/AT	,559	3	1	49,000	12,345	3	47,000	,000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

a. Maximum number of steps is 128.

b. Minimum partial F to enter is 3.84.

c. Maximum partial F to remove is 2.71.

d. F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

Fonte: *output* do SPSS

Assim, a função discriminante estimada, com dados do período *t* é:

$$Z = -2,38 + 5,46 \text{ LB/AT} + 20,73 \text{ RF/AT} + 9,73 \text{ ResF/AT}$$

onde,

LB/AT: lucro bruto sobre o total de ativos;

RF/AT: receita financeira sobre o total de ativos;

ResF/AT: resultado financeiro sobre o total de ativos.

Tabela 6 – Classificação por análise discriminante, período t

		Grupo previsto		Total	% de acerto
		Inadimplentes	Adimplentes		
Grupo original	Inadimplentes	17	4	21	81,0%
	Adimplentes	5	25	30	83,3%
Cross-validated	Inadimplentes	17	4	21	81,0%
	Adimplentes	6	24	30	80,0%

Total de classificações corretas na amostra original: 82,4%
Total de classificações corretas para cross-validated (U-method): 80,4%

Fonte: elaborado pelo autor

A tabela 6 demonstra os resultados obtidos com o modelo estimado com apenas três variáveis do período t , na qual classificou adequadamente 81% das inadimplentes e 83,3% das adimplentes, com um desempenho total de 82,4%, sendo que quando analisado pela *U-method*, onde cada caso k em análise é classificado pelas funções derivadas dos outros restantes $k-1$, obteve 80,4% de acertos na avaliação total.

Figura 7 – Variáveis selecionadas dos períodos t e $t-1$

Variables Entered/Removed ^{a,b,c,d}									
Step	Entered	Wilks' Lambda							
		Statistic	df1	df2	df3	Exact F			
						Statistic	df1	df2	Sig.
1	LB/AT	,818	1	1	49,000	10,931	1	49,000	,002
2	ResF/AT	,639	2	1	49,000	13,571	2	48,000	,000
3	RF/AT	,559	3	1	49,000	12,345	3	47,000	,000
4	LL/AT_t-1	,515	4	1	49,000	10,830	4	46,000	,000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

- Maximum number of steps is 238.
- Minimum partial F to enter is 3.84.
- Maximum partial F to remove is 2.71.
- F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

Fonte: output do SPSS

Com a introdução das variáveis do período $t-1$, o método *stepwise* adicionou a variável: lucro líquido sobre o total de ativos no período $t-1$; conforme demonstrado na figura 7. A função discriminante neste caso é:

$$Z = -2,22 + 6,71 \text{ LB/AT} + 18,21 \text{ RF/AT} + 12,2 \text{ ResF/AT} - 4,56 \text{ LL/AT}_{t-1}$$

Uma empresa a mais para cada grupo foi classificada acertadamente na amostra original, com a inclusão de mais um indicador proveniente do período $t-1$. Na avaliação *cross-validated*, o índice de acurácia atinge 82,4%.

Tabela 7 – Classificação por análise discriminante, período t e $t-1$

		Grupo previsto		Total	% de acerto
		Inadimplentes	Adimplentes		
Grupo original	Inadimplentes	18	3	21	85,7%
	Adimplentes	4	26	30	86,7%
Cross-validated	Inadimplentes	17	4	21	81,0%
	Adimplentes	5	25	30	83,3%
Total de classificações corretas na amostra original: 86,3%					
Total de classificações corretas para cross-validated (U-method): 82,4%					

Fonte: elaborado pelo autor

Para o terceiro bloco de indicadores, que abrange toda a informação disponível, é interessante notar a ausência de variáveis explicativas do período $t-1$ e a permanência das variáveis do primeiro modelo, conforme se pode observar as etapas do método *stepwise* na figura 8.

A função discriminante estimada para o modelo que incorpora as variáveis dos três períodos é:

$$Z = -2,8 + 5,17 \text{ LB/AT} + 18,21 \text{ RF/AT} + 11,94 \text{ ResF/AT} - 3,85 \text{ ResF/AT}_{t-2} + 1,6 \text{ ACF/PC}_{t-2} - 0,12 \text{ PL-AP/NCG}_{t-2}$$

Figura 8 – Variáveis selecionadas dos períodos *t*, *t-1* e *t-2*

Variables Entered/Removed ^{a,b,c,d}									
Step	Entered	Wilks' Lambda							
		Statistic	df1	df2	df3	Exact F			
						Statistic	df1	df2	Sig.
1	LB/AT	,810	1	1	46,000	10,773	1	46,000	,002
2	RF/AT	,637	2	1	46,000	12,838	2	45,000	,000
3	PL-AP/ACO-PCO_t-2	,494	3	1	46,000	15,050	3	44,000	,000
4	LL+Depr/AT	,427	4	1	46,000	14,423	4	43,000	,000
5	ROL/AP+CG t-2	,391	5	1	46,000	13,090	5	42,000	,000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

- Maximum number of steps is 286.
- Minimum partial F to enter is 3.84.
- Maximum partial F to remove is 2.71.
- F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

Fonte: elaborado pelo autor

A inclusão das variáveis: resultado financeiro sobre o total de ativos; ativo circulante financeiro sobre passivo circulante, e patrimônio líquido menos ativo permanente sobre a necessidade de capital de giro (financiamento próprio da necessidade de capital de giro), amplia sensivelmente a identificação correta das observações, com apenas uma empresa inadimplente classificada erroneamente, conforme demonstrado na tabela 8. No entanto, na validação do modelo pelo *U-method*, três empresas para cada grupo são discriminadas inadequadamente.

Tabela 8 – Classificação por análise discriminante, período *t*, *t-1* e *t-2*

		Grupo previsto		Total	% de acerto
		Inadimplentes	Adimplentes		
Grupo original	Inadimplentes	19	1	20	95,0%
	Adimplentes	0	28	28	100,0%
Cross-validated	Inadimplentes	17	3	20	85,0%
	Adimplentes	3	25	28	89,3%
Total de classificações corretas na amostra original: 97,9%					
Total de classificações corretas para cross-validated (U-method): 87,5%					

Fonte: elaborado pelo autor

A tabela 9 mostra a média das variáveis independentes entre os grupos, bem como testes de significância univariada entre as médias dos dois grupos. Percebe-se que, em média, o desempenho das empresas inadimplentes é inferior, segundo os indicadores selecionados, em relação à média das adimplentes, com exceção do período $t-2$, em que apresentaram um melhor resultado financeiro sobre o total de ativos. Quanto menor o lambda de Wilks, mais importante a variável para a função discriminante. Observa-se que lambda de Wilks é significativa pelo teste F, para as variáveis do período t , sendo que as LL/AT_{t-1} e $ResF/AT_{t-2}$, as menos significativas.

Tabela 9 – Médias e testes de equivalência entre médias para as variáveis selecionadas

Variável	Média		Wilks' Lambda	F	Df1	df2	Sig.
	Inadimplente	Adimplente					
LB/AT	0,2858	0,4737	0,818	10,931	1	49	0,002
RF/AT	0,0205	0,0391	0,907	5,036	1	49	0,029
ResF/AT	-0,0659	-0,0292	0,923	4,061	1	49	0,049
LL/AT_{t-1}	0,0894	0,1145	0,987	0,621	1	49	0,434
ResF/AT_{t-2}	-0,0672	-0,1169	0,983	0,808	1	46	0,373
ACF/PC_{t-2}	0,1170	0,2578	0,962	1,816	1	46	0,184
PL-AP/NCG_{t-2}	3,9960	0,2232	0,933	3,306	1	46	0,076

Fonte: elaborado pelo autor

O aumento do poder discriminatório dos modelos, com a introdução de novos indicadores pode ser observado na tabela 10, pela minimização do lambda de Wilks, bem como pela maximização do χ^2 , corroborando com desempenho obtido na classificação correta das empresas.

Tabela 10 – Médias e testes de equivalência entre médias

	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
Modelo período t	0,559	27,601	3	0,000
Modelo período t, t-1	0,515	31,188	4	0,000
Modelo período t, t-1,t-2	0,336	46,155	6	0,000

Fonte: elaborado pelo autor

4.3 RESULTADOS DA REGRESSÃO LOGÍSTICA

Para a regressão logística, a seleção das variáveis e a estimação dos modelos foram feitas também por meio do método *stepwise*.

A tabela 11 demonstra as variáveis selecionadas para o primeiro grupo (período t), bem como seus respectivos coeficientes betas. Os indicadores: DF/PC+ELP, despesa financeira sobre o passivo circulante mais exigível em longo prazo, e Fin/AT, financiamento total contrato junto à instituição financeira provedora dos dados sobre o total de ativos, que não haviam aparecido nos modelos de análise discriminante, foram acrescentados. Quanto maior a estatística de Wald, mais significativa estatisticamente será o coeficiente estimado.

Tabela 11 – Modelo (t), regressão logística

Variáveis	b	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(b)
LB/AT	10,35	3,186	10,554	1	0,001	31270,97
ResF/AT	31,95	12,015	7,072	1	0,008	7,51238E+13
DF/PC+ELP	8,516	6,755	1,589	1	0,207	4993,097
Fin/AT	-3,568	1,928	3,425	1	0,064	0,028
Constante	-2,522	1,246	4,094	1	0,043	0,080

Fonte: elaborado pelo autor

O desempenho do modelo pode ser conferido na tabela 12, na qual obteve sucesso em 88% das classificações, com apenas 3 observações em cada grupo discriminadas equivocadamente.

Tabela 12 – Classificação por regressão logística, período t

Grupo original	Grupo previsto		Total	% de acerto
	Inadimplentes	Adimplentes		
Inadimplentes	18	3	21	85,7%
Adimplentes	3	27	30	90,0%
Total de classificações corretas				88,2%

Fonte: elaborado pelo autor

A introdução das variáveis pertencentes ao período $t-1$ na estimação com regressão logística, não trouxe melhora significativa ao modelo, com relação ao anterior, no qual empregavam-se variáveis provenientes das últimas

demonstrações contábeis disponíveis, classificando corretamente apenas uma empresa adimplente a mais, conforme a tabela 13.

Tabela 13 – Classificação por regressão logística, período t , $t-1$

Grupo original	Grupo previsto		Total	% de acerto
	Inadimplentes	Adimplentes		
Inadimplentes	18	3	21	85,7%
Adimplentes	2	28	30	93,3%
Total de classificações corretas				90,2%

Fonte: elaborado pelo autor

As variáveis selecionadas, bem como seus respectivos coeficientes juntamente com a significância estatística podem ser conferidos na tabela 14. O sinal negativo presente no coeficiente da variável LL/AT_{t-1} (tabela 14), que, em tese, significa que quanto maior o retorno sobre o ativo no período $t-1$, maior a probabilidade de inadimplência, seja explicado pela colinearidade entre as variáveis. Dessa forma, o poder discriminatório não melhorou de forma expressiva com a agregação deste indicador.

Tabela 14 – Modelo (t , $t-1$), regressão logística

Variáveis	b	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(b)
LB/AT	15,219	4,627	10,82	1	0,001	4068791
ResF/AT	23,645	8,817	7,192	1	0,007	1,86E+10
LL/AT_{t-1}	-10,888	5,64	3,727	1	0,054	0
RF/AT	33,848	18,774	3,25	1	0,071	5,01E+14
Constante	-4,069	1,61	6,382	1	0,012	0,017

Fonte: elaborado pelo autor

Quando o bloco de indicadores do período $t-2$ é acrescentado para análise, há um aumento significativo no poder de previsão, com a discriminação correta de todas as empresas, conforme a matriz de classificação tabela 15.

Tabela 15 – Classificação por regressão logística, período t , $t-1$, $t-2$

Grupo original	Grupo previsto		Total	% de acerto
	Inadimplentes	Adimplentes		
Inadimplentes	20	0	20	100%
Adimplentes	0	28	28	100%
Total de classificações corretas				100%

Fonte: elaborado pelo autor

Neste caso, foi introduzida a variável T/ROL, saldo de tesouraria sobre a receita operacional líquida, que até então não havia sido incluída em nenhum dos modelos anteriores. As seis variáveis que compõem este modelo, bem como seus coeficientes betas, estão demonstrados na tabela 15.

Tabela 16 – Modelo (t , $t-1$, $t-2$), regressão logística

Variáveis	b	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(b)
LB/AT	2971,726	66077,763	0,002	1	0,964	,
RF/AT	10326,434	239479,426	0,002	1	0,966	,
ResF/AT	2880,702	64316,860	0,002	1	0,964	,
T/ROL	1516,341	34920,230	0,002	1	0,965	,
LL/AT _{t-1}	-2544,049	57081,782	0,002	1	0,964	0,000
PL-AP/NCG _{t-2}	-58,200	1856,547	0,001	1	0,975	0,000
Constante	-835,475	18760,748	0,002	1	0,964	0,000

Fonte: elaborado pelo autor

A significância dos modelos pode ser medida pelas estatísticas R^2 de *Cox&Snell* e *Nagelkerke*, e $-2 \text{ Log likelihood}$, e estão demonstradas na tabela 17, onde claramente observa-se a melhora dos modelos com a introdução de novas variáveis.

Tabela 17 – Significância dos modelos de regressão logística

Modelo	-2 Log likelihood	Cox&Snell R^2	Nagelkerke R^2
T	39,835	0,437	0,588
T, T-1	35,369	0,484	0,652
T, T-1, T-2	0,000	0,753	1,000

Fonte: elaborado pelo autor

A estatística $-2 \text{ Log likelihood}$, também chamada de *deviance*, mede o quanto o modelo está ajustado para os dados. Quanto menor seu valor melhor o ajuste. O R^2 de Cox & Snell é um coeficiente de determinação usado para estimar a proporção da variância na variável dependente que é explicada pela variável independente, sendo que quanto maior o seu valor, melhor ajustado está o modelo. Entretanto, como esta medida é limitada, não podendo alcançar o valor máximo de 1, Nagelkerke propôs uma medida modificada com valores entre 0 e 1. (HAIR et al, 1998). Neste caso, observa-se que o modelo de três períodos atinge os valores máximos para as estatísticas de *deviance* e *Nagelkerke*, corroborando com o ótimo desempenho atingido, com 100% de acurácia.

4.4 ANÁLISE DOS MODELOS

Em uma comparação entre os desempenhos dos modelos, conforme exibido na tabela 18, no que tange ao método estatístico ou as variáveis empregadas, percebe-se claramente a superioridade da regressão logística sobre a análise discriminante em todos os aspectos.

Tabela 18 – Índices de acertos totais

Modelos	Análise Discriminante		Regressão Logística
	original	<i>U-method</i>	
T	82,4%	80,4%	88,2%
T, T-1	86,3%	82,4%	90,2%
T, T-1, T-2	97,9%	87,5%	100%

Fonte: elaborado pelo autor

Também se pode depreender o inegável aumento da capacidade discriminatória dos modelos na medida em que são acrescentadas as variáveis oriundas de períodos anteriores, sobressaindo as funções compostas com três períodos.

No que tange as variáveis explicativas selecionadas, distingue-se a maior participação de indicadores provenientes do período mais recente, e a presença de apenas um do período t-1, o que é bastante coerente do ponto de vista econômico, pois com dados mais recentes pode-se ter uma previsão melhor do futuro do que com uso informações mais remotas.

Tabela 19 – Indicadores selecionados

	Análise discriminante			Regressão logística		
	T	T-1	T-2	T	T-1	T-2
LB/AT	X	X	X	X	X	X
RF/AT	X	X	X		X	X
ResF/AT	X	X	X	X	X	X
DF/PC+ELP				X		
Fin/AT				X		
T/ROL						X
LL/AT _{t-1}		X			X	X
ResF/AT _{t-2}			X			
ACF/PC _{t-2}			X			
PL-AP/NCG _{t-2}			X			X

Fonte: elaborado pelo autor

A tabela 19 fornece uma visão geral sobre a composição dos seis modelos, que empregaram ao todo dez índices diferentes, juntamente com a frequência de seleção de cada um. A importância e o significado de cada quociente serão apresentados a seguir.

- **LB/AT** – Lucro (resultado) bruto sobre o total de ativos: mede o valor agregado na produção com relação ao total de investimentos na empresa, ou o retorno “industrial” sobre o ativo. O grupo de inadimplentes apresenta uma média de 28,5% de retorno bruto sobre o ativo contra 47,3% para as adimplentes. É um indicador pouco citado literatura, encontrado apenas nos modelos de Doumpou e Zopounidis (1999); Zapranis e Ginolguo (2000); Atiya (2001), e Ginoglou, Agorastos e Hatzigagios (2002). Mas, no entanto, demonstrou ser o mais significativo estatisticamente entre todos os índices testados, e está presente nos seis modelos estimados.
- **RF/AT** - receita financeira sobre o total de ativos: indica o nível de receita financeira da empresa com relação ao total investido, podendo ter interpretação ambígua, pois um valor maior deste indicador maior pode significar uma má gestão operacional, com excesso de aplicações financeiras. No presente trabalho, demonstrou uma relação positiva nos modelos, significando que um menor nível aumenta a probabilidade de inadimplência. Talvez essa relação possa ser justificada pelo fato que as empresas que tem maior eficiência na gestão dos recursos financeiros, tem menos chances de se tornarem inadimplentes. No entanto, este desempenho não pode ser comprovado apenas por este indicador, pois não leva em conta as despesas financeiras, que podem ser mais elevadas que as receitas. Mostrou-se também altamente significativa, aparecendo em cinco dos seis modelos apresentados, sendo que em média, no período t , as inadimplentes auferiram em torno 2% de juros sobre o ativo, enquanto que as adimplentes obtiveram um retorno de 3,9% em média.
- **ResF/AT** (resultado financeiro sobre o total de ativos): este indicador revela percentual de lucro financeiro (em termos de receitas menos despesas financeiras) sobre o investimento total da empresa, podendo ser um

sinalizador de uma empresa bem gerida financeiramente ou capitalizada. Revelou ser um importante indicador nos modelos testados, estando presente em todos, sendo o único dos índices que é utilizado com dados de dois períodos diferentes. Na média as inadimplentes desembolsaram em torno de 6,6% do ativo com juros líquidos, sendo que as adimplentes tiveram perdas financeiras menores que representam em torno de 2,9% do ativo. Já no período $t-2$, a situação era inversa, os gastos financeiros líquidos foram em média de 6,7% para as inadimplentes e de 11,7% para as adimplentes. Talvez o fato de que o espaço temporal, da qual se extraíram as informações contábeis, que compreende os anos de 1993-1997 – período marcado pela transição do plano real, seja o fator que tenha influenciado nesta inversão no indicador, pois foi um período de transição entre altas taxas inflacionárias para índices próximos de zero.

- **DF/PC+ELP** (despesa financeira sobre o capital de terceiros): mensura, grosso modo, o custo do capital de terceiros, indicando o nível de despesas financeiras em relação às fontes de recursos não-próprias, independentemente se onerosa ou não. Em média, as empresas inadimplentes tiveram um custo financeiro maior, de 17,5%, enquanto que as adimplentes foram oneradas em 15,9%.
- **Fin/AT** (valor total financiado sobre o total de ativos): indica a participação da instituição financeira, ao conceder o financiamento, no total de investimentos da empresa, sendo um indicador de risco do crédito. Indicador até então não referenciado em trabalhos desta ordem. O crédito concedido representou para as inadimplentes uma média de 27,6% do ativo, enquanto que para as adimplentes, este percentual ficou em torno de 18,8%.
- **T/ROL** (saldo de tesouraria sobre a receita operacional líquida): o saldo de tesouraria medido pela diferença entre fontes de natureza onerosa e as aplicações de mesma natureza, representa os recursos que são tomados ou aplicados no mercado financeiro, de curto prazo, conforme determinado pela NCG e pelo CG. Um saldo positivo de tesouraria revela que há uma

reserva de recursos financeiros que supera a necessidade operacional da empresa, podendo ser usado para outros destinos. É uma reserva ou margem de segurança para possíveis imprevistos. Já um saldo negativo de tesouraria indica que a empresa está financiando itens do ativo com recursos financeiros de curto prazo. Quando relacionado com o nível de vendas pode ser comparável com outras empresas, dado que seu crescimento ou diminuição depende do nível de atividades. Este indicador só foi encontrado no trabalho de Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002). Em média as empresas adimplentes apresentaram um índice de -3%, enquanto as inadimplentes -11,6%.

- **LL/AT_{t-1}** (lucro líquido sobre total de ativos, também chamado de retorno sobre o ativo): indica a capacidade de geração de lucros sobre o investimento total na empresa. No período *t-1*, as inadimplentes lucraram em média 8,9%, em contrapartida ao retorno médio sobre o ativo das adimplentes de 11,45%.
- **ACF/PC_{t-2}** (ativo circulante financeiro sobre passivo circulante): indica a proporção de ativos líquidos não operacionais em relação às fontes de curto prazo, refletindo o percentual de obrigações de curto prazo que podem ser pagas com as disponibilidades imediatas. No período *t-2* essa relação era de 11,7% para as inadimplentes e de 25,7% para as adimplentes.
- **PL-AP/NCG_{t-2}** (patrimônio líquido menos ativo permanente sobre a necessidade de capital de giro): mensura que proporção da necessidade de capital de giro está sendo financiada com recursos próprios. De um ponto de vista mais conservador, quanto maior, menos dependente de recursos de terceiros para financiamento do capital de giro estará a empresa.

Importante destacar também, a presença de outros indicadores que, individualmente, apresentaram valores estatísticos significantes, mas que, no entanto, não foram selecionados pelos métodos de *stepwise*, em virtude de sua

colinearidade com os já citados. Assim, os outros índices que revelaram maior significância entre os grupos foram:

- $LL+Depr/AT$ e $LL+Depr/PE$: lucro líquido mais depreciação do exercício, também chamado por alguns autores de fluxo de caixa, com relação ao ativo total, e ao passivo exigível, composto pelo passivo circulante mais exigível em longo prazo. Na média as inadimplentes tiveram retorno de 7,3% e 17,7%, sobre o ativo e passivo exigível, respectivamente, enquanto as adimplentes tiveram rentabilidades médias de 17,6% e 59,1%.
- LL/PL : lucro líquido sobre o patrimônio líquido, tradicional índice de rentabilidade do patrimônio líquido, que também apresentou médias distintas de 4,5% para inadimplentes e 24,3% para adimplentes.
- PCF/AC : passivo circulante financeiro sobre o ativo circulante, revela a parcela das aplicações de curto prazo que estão sendo financiadas com fontes onerosas de curto prazo. As empresas inadimplentes demonstraram que, em média, possuem 37,3% do ativo circulante sendo financiado com passivos circulantes financeiros, enquanto que as adimplentes possuíam, em média, apenas 19,1% de suas aplicações de curto prazo sendo suportados por fontes erráticas.

Neste capítulo, demonstraram-se os resultados obtidos na pesquisa, de acordo com os objetivos propostos, ou seja, a discriminação entre as empresas com os métodos estatísticos escolhidos, bem como a identificação dos principais indicadores que poderiam ser empregados na prevenção da inadimplência para empresas industriais.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo deste estudo foi o de verificar a possibilidade de prevenção da inadimplência de empresas industriais, especificamente da indústria de transformação, que receberam financiamento durante o período de 1996-97, com o emprego de análise quantitativa, por meio de regressão logística e análise discriminante, com indicadores oriundos das três últimas demonstrações contábeis disponíveis no momento do exame de crédito.

Cabe salientar que a pesquisa aqui realizada não incluiu um horizonte de previsão de ocorrência do evento preestabelecido, diferindo sobremaneira dos trabalhos até então realizados, nos quais, depois de identificada a data da insolvência, emprega-se o último demonstrativo anual anterior a esta data para extração das variáveis explicativas, nos casos de previsões de um ano de antecedência, ou seja, a falência ocorreu em qualquer data do ano t e as demonstrações contábeis utilizadas referem-se ao período $t-1$. Neste caso, a previsão pode ser de apenas um dia até o máximo de um ano. O mesmo ocorre para investigações que se valeram de espaços temporais maiores, que em alguns poucos casos chegaram a até cinco anos, na qual se destacam os trabalhos realizados por Beaver (1966); Altman, Haldeman e Narayanan (1977), e Fanning e Coger (1994).

Neste sentido, a presente investigação se propôs a antever a ocorrência do fator de inadimplência, aqui definida como a cobrança que está sendo realizada por via judicial independentemente da autoria ou natureza da ação, o que difere essencialmente de outras acepções até então utilizadas, como falências e concordatas entre outras, tanto no sentido econômico como jurídico.

Ponderando que o período de financiamento tem prazo de 60 meses em média, sendo que há um período inicial de carência que são cobrados juros trimestrais (pagos ao final do trimestre), e que o tempo entre a solicitação e a contratação tem uma duração média de 3 meses, e ainda que a análise se baseia nos demonstrativos dos três anos imediatamente anteriores ao período de

concessão, pode-se considerar que o período de previsão é de, no mínimo, seis meses, isto se deixando de levar em conta o interstício entre o encerramento do exercício e a disponibilidade das respectivas demonstrações financeiras; podendo-se estender para períodos superiores a seis anos.

Todos estes pressupostos deveriam, ao menos teoricamente, influenciar negativamente na qualidade dos resultados. No entanto, contrariamente, estes se revelaram plenamente satisfatórios do ponto de vista da possibilidade de separação entre as empresas com o auxílio de técnicas estatísticas de análise múltipla de dados.

Embora seja recomendável que os modelos sejam validados com uma amostra distinta daquela que foi empregada na estimação dos mesmos (*holdout sample*), isto não foi possível devido ao baixo número de observações obtidas; ainda que este trabalho não objetivasse a construção de um modelo que seja aplicável a outras empresas.

Os resultados auferidos demonstraram que as empresas que vieram a inadimplir eram menos lucrativas, bem como apresentaram maiores despesas financeiras, conseqüentes do desequilíbrio entre fontes e aplicações de recursos e estrutura de capitais deficiente. A regressão logística obteve melhor desempenho da classificação entre adimplentes e inadimplentes, sendo que o emprego de variáveis dos três períodos disponíveis, alcançou 100% de acurácia, enquanto para os modelos que utilizaram indicadores dos dois últimos e do último ano, obtiveram 90,2% e 88,2% de acertos, respectivamente.

Assim, considera-se que os objetivos propostos foram satisfeitos, com a discriminação entre os dois grupos de empresas, corroborando a idéia de prevenção da inadimplência com dados quantitativos oferecidos para julgamento do crédito.

Por fim, esta pesquisa revelou que há uma lacuna no que tange a análise financeira tradicional no processo de exame de crédito, que pode ser suprida com modelos quantitativos setoriais estimados com auxílio de métodos estatísticos, contribuindo para uma melhor qualidade de análise, com o intuito de evitar o inadimplemento, melhorando o resultado das instituições financeiras.

Destarte, para preenchimento da lacuna referida, com respeito ao aprimoramento do exame creditício por parte dos bancos, sugere-se que futuros trabalhos empreguem observações pertencentes a diferentes períodos de análise, configurando um horizonte de tempo mais abrangente, bem como uma amostra mais significativa, para possibilitar a construção de um modelo aplicável como uma ferramenta para a tomada de decisão. Dessa forma, propõe-se também que os modelos sejam adequados aos setores nos quais as empresas pertencem, bem como a utilização dos métodos de regressão logística e de redes neurais artificiais, para a estimação dos modelos.

6 REFERÊNCIAS

ADAMOWICZ, Elizabeth C. **Reconhecimento de padrões na análise econômico-financeira de empresas**. Dissertação (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia) – Departamento de Construção Civil e Departamento de Matemática. Curitiba: Universidade Federal do Paraná, 2000.

ALMEIDA, Fernando Carvalho de; DUMONTIER, Pascal. O uso de redes neurais na avaliação de riscos de inadimplência. **Revista de Administração**, FEA/USP, vol. 31, n. 1, p. 52-63, jan/mar. 1996.

ALMEIDA, Fernando Carvalho de; SIQUEIRA, José de Oliveira. Comparação entre regressão logística e redes neurais na previsão de falência de bancos brasileiros. In: TERCEIRO CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAI, Florianópolis, 1997. **Anais...** Florianópolis, 1997.

ALTMAN, Edward I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate failure. **Journal of Finance**, n. 23, p. 589-609, 1968.

ALTMAN, Edward I.; BADYA, Tara K. N.; DIAS, Luiz Manoel Ribeiro. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, n. 19, vol. 1, jan./mar. 1979.

ALTMAN, Edward I.; BADYA, Tara K. N.; DIAS, Luiz Manoel Ribeiro. Assessing potential financial problems for firms in Brazil. **Journal of International Business Studies**, n. 2, vol. 10, jun. 1979.

ALTMAN, Edward I.; CAQUETTE, John B.; NARAYANAN, Paul. Credit-risk measurement and management: the ironic challenge in the next decade. **Financial Analysts Journal**, p.7-11, jan/fev. 1998.

ALTMAN, Edward I.; HALDEMAN, Robert G.; NARAYANAN, Paul. ZETA Analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations. **Journal of Banking and Finance**, n. 1, p. 29-54, 1977.

ALTMAN, Edward I.; MARCO, Giancarlo; VARETTO, Franco. Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). **Journal of Banking and Finance**, vol. 18, p. 505-529, 1994.

ASSAF NETO, Alexandre; SILVA, César Augusto Tibúrcio. **Administração do capital de giro**. São Paulo: Atlas, 1997.

ATIYA, Amir F. Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and new results. **IEEE Transactions on Neural Networks**, vol. 12, n. 4, jul. 2001.

AZIZ, Abdul; LAWSON, Gerald H. Cash flow reporting and financial distress models: testing of hipoteses. **Financial Management**, p. 55-63, Spring, 1989.

BACK, Barbro et al. Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, logit analysis and genetic algorithms. **Technical Report**, Turku Centre for Computer Science, Finlândia, n. 40, set. 1996. Disponível em: <www.defaultrisk.com/pp_score_02.htm>. Acesso em jan. 2003.

BEAVER, William H. Financial ratios as predictors of failure. **Empirical research in accounting: selected studies**, suplemento do **Journal of Accounting Research**, autumn, 1966.

BERNHARDBSEN, Eivind. **A Model of Bankruptcy Prediction**. 2001. Thesis (Cand. Oecon.) – University of Oslo, Oslo (Noruega), 2001. Disponível em: <www.norges-bank.no/publikasjoner/arbeidsnotater/pdf/arb-2001-10.pdf>.

BERTUCCI, Luiz Alberto et al. Condicionantes de adimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas. In: III ENCONTRO BRASILEIRO DE FINANÇAS. 2003, São Paulo. **Anais...** São Paulo: Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da USP, 2003.

BIERMAN Jr., Harold; SMIDT, Seymour. **Financial Management for decision making**. New York: Macmillan Publishing, 1986.

BORGES, Luiz Ferreira Xavier; BERGAMINI Jr., Sebastião. O risco legal na análise do crédito. **Revista do BNDES**, v. 8, n. 16, p. 215-260, dez. 2001.

BOYD, Thomas; CORTESE-DANIEL, Teresa M. Using the cash flow statement to improve credit analysis. **Comercial Lending Review**, p. 55-59, Winter, 2000.

BRAGA, Roberto. Análise avançada do capital de giro. **Caderno de Estudos FIPECAFI**, São Paulo, n. 3, set. 1991.

BRASIL, Haroldo Vinagre; BRASIL, Haroldo Guimarães. **Gestão financeira das empresas: um modelo dinâmico**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2001.

BREALEY, Richard A.; MYERS, Stewart C. **Principles of corporate finance**. 6 ed. McGraw-Hill, 2000.

CAOQUETTE, John B.; ALTMAN, Edward I.; NARAYANAN, Paul. **Gestão do risco de crédito: o próximo grande desafio financeiro**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

CATANACH Jr., Anthony H.; KEMP Jr., Robert S. The information needs of banking lending officers. **Commercial Lending Review**, p.76-78, Summer, 1999.

CATANACH Jr., Anthony H.; PERRY, Susan E. An evaluation of the survival model's contribution to thrift institution distress prediction. **Journal of Managerial Issues**, vol. XIII, n. 4, winter, 2001.

CHAVA, Sudheer; JARROW, Robert A. Bankruptcy prediction with industry effects, market versus accounting variables, and reduced form credit risk models. **Cornell University Working Paper**, set. 2001. Disponível em: <papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=287474>. Acesso em abril 2002.

DOUMPOS, Michael; ZOPOUNIDIS, Constantin. A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: the case of Greece. **Multinational Finance Journal**, vol. 3, n. 2, p. 71-101, 1999.

EKLUND, Trond; LARSEN, Kai; BERNHARDSEN, Eivind. Model for analyzing credit risk in the enterprise sector. **Economic Bulletin**, Oslo, Noruega, vol. LXXII, n. 3, p. 99-106, out. 2001.

FAMÁ, Rubens; GRAVA, J. William. Liquidez e a teoria dos elementos causadores de insolvência. **Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v. 1, n. 12, 2.º trim. 2000.

FANNING, Kurt M.; COGGER, Keneth O. A comparative analysis of artificial neural networks using financial distress prediction. **International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**, vol. 3, p. 241-252, 1994.

FLEURIET, Michel; KENDY, Ricardo; BLANC, Georges. **O modelo Fleuriet: a dinâmica financeira das empresas brasileiras**. Rio de Janeiro: Campus, 2003.

GIBSON, Charles H. **Financial Statement Analysis: using financial accounting information**. 7. ed. Cincinnati: South-Western College Publishing, 1998.

GIMENES, Régio Marcio Toesca; URIBE-OPAZO, Miguel Angel. Modelos multivariantes para a previsão de insolvência em cooperativas agropecuárias: uma comparação entre a análise discriminante e a análise de probabilidade condicional – logit. **Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v. 08, n. 3, jul/set. 2001.

GINOGLOU, Demetrios; AGORASTOS, Konstantinos; HATZIGAGIOS, Thomas. Predicting corporate failure of problematic firms in Greece with LPM, logit, probit and discriminant analysis models. **Journal of Financial Management and Analysis**, n. 15, vol. 1, p. 1-15, 2002.

GOMBOLA, Michael J. et al. Cash flow in bankruptcy prediction. **Financial Management**, vol. 16, n. 4, p. 55-65, Winter, 1987.

GUENTHER, Harry P. Bank credit evaluation procedures and the development of a secondary market for C&I loans. **American Business Review**, p. 25-31, jan. 1999.

HAYDEN, Evlyn. **Modeling an Accounting-Based Rating System for Austrian Firms**. 2002. 125 f. Dissertation (Doktor der Sozial und Wirtschaftswissenschaften). University of Vienna, Áustria, Viena 2002. Disponível em: <www.bwl.univie.ac.at/bwl/fiwi3/members/hayden/diss.pdf>.

HAIR Jr., Joseph F. et al. **Multivariate Data Analysis**. 5. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

HITCHINGS, Robert. Ratio analysis as a tool in credit assessment. **Comercial Lending Review**, p. 45-48, Summer, 1999.

HOLMEN, Jay S. Using financial ratios to predict bankruptcy: an evaluation of classic models using recent evidence. **Akron Business and Economic Review**, vol. 19, n. 1, p. 52-63, Spring, 1988.

HORTA, Rui Americo Mathiasi; CARVALHO, Frederico A. de. Um modelo de duas etapas para previsão de insolvência com base em indicadores contábeis. In: XXVI ENANPAD. 2002, Salvador. **Anais...** Salvador: Enanpad, 2002.

KANE, Gregory D.; RICHARDSON, Frederick, M.; GRAYBEAL, Patricia. Recession-induced stress and the prediction of corporate failure. **Contemporary Accounting Research**, vol. 13, n. 2, p. 631-650, Fall, 1996.

KANE, Gregory D.; RICHARDSON, Frederick, M.; MEADE, Nancy L. Rank transformations and the prediction of corporate failure. **Contemporary Accounting Research**, vol. 15, n. 2, p. 145-166, Summer, 1998.

KANITZ, Stephen Charles. Como prever falências de empresas. **Revista Exame**, p. 95-102, dez. 1974.

KAYA, Emel; OUANDLOUS, Savannah; THEODOSSIOU, Panayiotis. Serial correlation, non-stationarity, and dynamic performance of business failures prediction models. **Managerial Finance**, vol. 27, n. 8, 2001.

KAYA, Emel; THEODOSSIOU, Panayiotis. Predicting corporate financial distress: a time-series CUSUM methodology. **Review of Quantitative Finance and Accounting**, vol. 13, n. 4, p. 323-345, December, 1999.

LACHTERMACHER, Gerson; ESPENCHITT, Dilson Godoi. Previsão de falências de empresas: estudo de generalização de redes neurais. In: XXV ENANPAD. 2001, Campinas. **Anais...** Campinas: Unicamp, 2001.

LIMA, José Donizetti de. **Análise econômico-financeira de empresas sob a ótica da estatística multivariada**. Dissertação (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia) – Setores de Tecnologia e de Ciências Exatas. Curitiba: Universidade Federal do Paraná, 2002.

LIN, Feng Yu; McCLEAN, Sally. The prediction of financial distress using structured financial data from the Internet. **International Journal of Computers, System and Signals**, vol. 1, n. 1, p. 43-57, 2000.

LIN, Lin; PIESSE, Jenifer. The identification of corporate distress: a conditional probability analysis approach. Birkbeck College, **University of London, Working Paper**, n. 01/03, 2001.

LUSSIER, Robert N. A nonfinancial business success versus failure prediction model of young firms. **Journal of Small Business Management**, vol. 33, p. 8-20, January, 1995.

MARQUES, José Augusto Veiga da Costa; BRAGA, Roberto. Análise dinâmica do capital de giro: o modelo Fleuriet. **Revista de Administração de Empresas**, São Paulo, v. 35, n. 3, p. 49-63, maio/jun. 1995.

MARTINS, Eliseu; ASSAF NETO, Alexandre. **Administração financeira: as finanças das empresas sob condições inflacionárias**. São Paulo: Atlas, 1985.

MATARAZZO, Dante C. **Análise financeira de balanços: abordagem básica e gerencial**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 1997.

MCKEE, Thomas E.; LENSBERG, Terje. Genetic programming and rough sets: a hybrid approach to bankruptcy classification. **European Journal of Operational Research**, n. 138, p. 436-451, 2002.

MINUSSI, João Alberto; DAMACENA, Cláudio; NESS Jr., Walter Lee. Um modelo preditivo de solvência utilizando regressão logística. **Revista de Administração Contemporânea**, vol. 6, n. 3, p. 109-128, set/dez. 2002.

MOSSMAN, Charles E. et al. An empirical comparison of bankruptcy models. **The Financial Review**, n. 33, p. 35-53, 1998.

NEOPHYTOU, Evridiki; CHARITOU, Andreas; CHARALAMBOUS, Chris. Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. **Discussion Papers in Accounting and Management Science**, University of Southampton, n. 01-173, mar. 2001. Disponível em: <www.management.soton.ac.uk/Research/Publications/Documents/01-173.pdf>.

NEOPHYTOU, Evridiki; MOLINERO, Cecilio Mar. Predicting corporate failure in the UK: a multidimensional scaling approach. **Discussion Papers in Accounting and Management Science**, University of Southampton, n. 01-172, fev. 2001. Disponível em: <www.management.soton.ac.uk/Research/Publications/Documents/01-172.pdf>.

NEVES, João Carvalho das; SILVA, João Andrade. **Análise do risco de incumprimento: na perspectiva da segurança social**. Disponível em: <pascal.isseg.utl.pt/~jcneves/paper_relatorio_fct1.pdf>. Acesso em mar. 2003.

OHLSON, James A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, vol. 18, n. 1, p. 109-131, spring, 1980.

OOGHE, Hubert et al. International comparison of failure prediction models from different countries: an empirical analysis. **University of Ghent, Department of Corporate Finance, Working Paper**, n. 99/79, set. 1999. Disponível em: <fetew.ugent.be/Fac/Research/WP/Papers/wp_99_79.pdf>. Acesso em dez. 2002.

OOGHE, Hubert; BALCAEN, Sofie. Are failure prediction models transferable from one country to other? An empirical study using Belgian financial statements. **Vlerick Working Papers**, n. 2002/3, 2002. Disponível em: <www.vlerick.be/research/workingpapers/2002-3.pdf>. Acesso em dez. 2002.

PEREIRA, Orlando Mansur, NESS Jr. Walter Lee. O modelo e-score de previsão de falências para empresas de Internet. In: III ENCONTRO BRASILEIRO DE FINANÇAS. 2003, São Paulo. **Anais...** São Paulo: Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da USP, 2003.

PERSONS, Obeua S. Using financial information to differentiate failed vs. surviving finance companies in Thailand: an implication for emerging economies. **Multinational Finance Journal**, vol. 3, n. 2, p. 127-145, 1999.

PLATT, Harlan D.; PLATT, Marjorie B. A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction. **Journal of Banking and Finance**, n. 15, p. 1183-1194, 1991.

PLATT, Harlan D.; PLATT, Marjorie B. Predicting corporate financial distress: reflections on choice-based sample bias. **Journal of Economics and Finance**, vol. 26, n. 2, summer, 2002.

RAO, Ramesh K. S. **Financial Management: concepts and applications**. Cincinnati: South – Western College Publishing, 1995.

REED, Edward W.; GILL, Edward K. **Bancos Comerciais**. São Paulo: Makron Books, 1994.

RIBEIRO, Andriele Ferreira; BARBOSA, Francisco Vidal. Avaliação do desempenho individual de índices financeiros na previsão de concordatas de empresas. In: I ENCONTRO BRASILEIRO DE FINANÇAS. 2001, São Paulo. **Anais...** São Paulo: Fundação Getúlio Vargas, 2001.

ROSPLOCK, Michael F. Forensic financial analysis. **Business Credit**, p. 48-51, April 2000.

ROSPLOCK, Michael F. Advanced analytical techniques for performing forensic financial analysis. **Business Credit**, p. 26-31, June 2001.

SANVICENTE, Antônio Zoratto; MINARDI, Andrea Maria A. F. Identificação de Indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas. **FinanceLab Working Paper – FLWP**, n. 3, 1998. Disponível em: <www.ibmec.br/sub/SP/article.php?>>.

SANVICENTE, Antônio Zoratto; MINARDI, Andrea Maria A. F. Migração de risco de crédito de empresas brasileiras: uma aplicação de análise de clusters na área de crédito. **FinanceLab Working Paper – FLWP**, n. 10, 1999. Disponível em: <www.ibmec.br/sub/SP/article.php?>>.

SCHRICKEL, Wolfgang Kurt. **Análise de Crédito: concessão e gerência de empréstimos**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 1997.

SECURATO, José Roberto (coord.). **Crédito: análise e avaliação do risco**. São Paulo: Saint Paul, 2002.

SÉKULA, Jackson Marcel. Análise de riscos para concessão de créditos. In: XVI CONGRESSO BRASILEIRO DE CONTABILIDADE. 15-20/out. 2000, Goiânia. **Anais...** Goiânia, 2000.

SERRANO-CINCA, Carlos. Feedforward neural networks in the classification of financial information. **European Journal of Finance**, vol. 3, p. 183-202, set. 1997.

SHAH, Jaymeen R.; MURTAZA, Mirza B. A neural network based clustering procedure for bankruptcy prediction. **American Business Review**, p. 80-86, jun. 2000.

SHARMA, Divesh S. The role of cash flow information in predicting corporate failure: the state of the literature. **Managerial Finance**, vol. 27, n. 4, p. 3-28, 2001.

SHEPPARD, Jerry Paul. The dilemma of matched pairs and diversified firms in bankruptcy prediction models. **The Mid-Atlantic Journal of Business**, vol. 30, n. 1, mar. 1994.

SHIRATA, Cindy Yoshiko. Financial ratios as predictors of bankruptcy in Japan: an empirical research. In: SECOND ASIAN-PACIFIC INTERDISCIPLINARY RESEARCH IN ACCOUNTING CONFERENCE PROGRAM, 1998, Osaka. **Anais eletrônicos...** Disponível em: <www3.bus.osakacu.ac.jp/apira98/archives/paper31.htm>. Acesso em: abr. 2003.

SHUMWAY, Tyler. Forecasting bankruptcy more accurately: a simple hazard model. **Journal of Business**, vol. 74, n. 1, p. 101-124, 2001.

SILVA, José Pereira. **Análise e Decisão de Crédito**. São Paulo: Atlas, 1988.

SILVA, José Pereira. **Gestão e análise de risco de crédito**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 1998.

SILVA, José Pereira. **Análise financeira das empresas**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2001.

SJOVOLL, Espen. **Assessment of credit risk in the Norwegian business sector**. 1999. Thesis (Cand. Polit. in Economics) – University of Bergen, Bergen (Noruega), 1999. Disponível em: <www.norges-bank.no/publikasjoner/arbeidsnotater/pdf/arb-1999-09.pdf>.

STRISCHEK, Dev. A banker's perspective on working capital and cash flow management. **Strategic Finance**, p. 38-45, out. 2001.

VAN CAILLIE, Didier; ARNOULD, Sophie. The follow-up of financial value creation indicators to prevent bankruptcy in Belgians SMEs: an empirical multivariate approach. In: 2001 BABSON COLLEGE RESEARCH CONFERENCE ON ENTREPRENEURSHIP, 2001, Jonköping, Suécia. **Anais eletrônicos...** Disponível em: <www.sig.egss.ulg.ac.be/vancaillie/Babson.pdf>. Acesso em: nov. 2002.

VAN HORNE, James C. **Fundamentos de administração financeira**. Rio de Janeiro: Prentice Hall do Brasil, 1984.

VAN HORNE, James C. **Financial management and policy**. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1992.

WESTGAARD, Sjur; WIJST, Nico van der. Default probabilities in a corporate bank portfolio: a logistic model approach. **European Journal of Operational Research**, 135, p. 338-349, 2001.

WESTON, J. Fred; BRIGHAM, Eugene P. **Administração Financeira de Empresas**. 4. ed. Rio de Janeiro: Interamericana, 1979.

WHITE, Gerald I.; SONDHAI, Ashwinpaul C.; FRIED, Dov. **The analysis and use of financial statements**. 2. ed. New York: John Wiley & Sons, 1997;

WILSON, Nicholas; SUMMERS, Barbara; HOPE, Robert. Using payment behaviour data for credit risk modeling. **International Journal of the Economics of Business**, vol. 7, n. 3, p. 333-346, 2000.

YANG, Zheng Rong. A new method for company failure prediction using probabilistic neural networks. In: ICONIP 2001 - 8th INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL INFORMATION PROCESSING, 2001, Shanghai, China. **Proceedings...** Disponível em: <www.cse.cuhk.edu.hk/~apnna/proceedings/iconip2001/papers/254a.pdf>. Acesso em fev. 2003.

ZAPRANIS, Achilleas; GINOGLU, Demetrios. Forecasting corporate failure with neural network approach: the Greek case. **Journal of Financial Management and Analysis**, jan-jun. 2000.

ZAVGREN, Christine V.; FRIEDMAN, George E. Are bankruptcy prediction models worthwhile? An application in securities analysis. **Management International Review**, vol. 18, 1988.