

# O uso de dados contábeis na avaliação do risco de inadimplência em operações de crédito de empresas de pequeno porte

Recebido em: 08/09/08 Aprovado em: 14/11/08

Domingos Rodrigues Pandeló Junior (Instituto Tecnológico de Aeronáutica, SP, Brasil) – [domingosp@isp.edu.br](mailto:domingosp@isp.edu.br)  
• ITA – R. Quatá, 300, Vila Olímpia, CEP: 04546-042, São Paulo-SP

## Resumo

O objetivo do presente artigo é avaliar a probabilidade de default de operações de crédito com base em dados contábeis, através da construção de um modelo que antecipe a probabilidade de inadimplência das operações. No estudo foram analisados dados contábeis de empresas, relativos ao ano de 2006. A maior contribuição do trabalho reside no fato de que a amostra constituída não foi de empresas falidas e não-falidas, como costumemente utilizadas em modelos desse tipo, mas sim de empresas classificadas como de alto ou baixo risco, segundo critérios objetivos utilizados pela instituição financeira que disponibilizou a base de dados, com base na legislação vigente para a constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa, imposta pelo Conselho Monetário Nacional. Dessa forma, acredita-se que o modelo tenha uma maior capacidade preditiva, especialmente no que se refere à possibilidade de antecipar a deterioração da capacidade de pagamento da empresa, pois o evento de inadimplência, cronologicamente, vem antes da falência.

**Palavras-Chave:** Risco de crédito; Análise discriminante; Inadimplência; Predição.

## Abstract

The purpose of this article is to verify the possibility of evaluating the credit risk of small businesses based on accounting data for a sample of solvent and insolvent loans, by developing an early warning model. Based on this, the paper sought to evaluate the results obtained from each of the selected accounting indicators according to the criterion of relevance established by the author, also verifying if the result was expected or not.

The sample is created with data from 2006, which are used for the analysis. This fact should be emphasized since insolvency forecast models lose their validity over time due to changes in the economic scenario. The model was created to evaluate the risk. One innovation of this article is the criteria to split the sample in two groups, which are created, based on criteria established by the National Monetary Council. The objective of these analyses is to anticipate the probability of credit risk migration, especially in the case of deterioration in the risk of bankruptcy.

**Key-words:** Credit risk; discriminant analysis; bankruptcy; early warning.

## 1. INTRODUÇÃO

Os modelos de avaliação para risco de crédito para pessoas físicas e jurídicas ganharam importância, no Brasil, com a estabilização da economia. A razão é facilmente entendida e está relacionada com o fato de que, numa economia estável, os bancos tendem a voltar para as suas funções originais, sendo que a principal delas é a concessão de crédito. Tal fato já é um indicativo da relevância de estudos que se detenham no assunto. Por risco de crédito entende-se a probabilidade de que a operação não seja honrada da maneira como foi acordada. A maior colaboração do presente artigo, no entanto, está mais na forma como o conceito de inadimplência foi trabalhado do que na utilização da técnica, pois o desenvolvimento de modelos de avaliação de risco de crédito, com base em análise multivariada, existe há pelo menos 40 anos (KEASEY e WATSON, 1991), se considerarmos o trabalho de Altman (1968) como um dos pioneiros no assunto.

A análise de crédito pode ser efetuada, para pessoas jurídicas, com base em análise de índices de balanços (análise univariada) ou com base em técnicas de análise multivariada, como a que se desenvolve aqui. A concessão de crédito não é um evento simples, pois a questão se reveste de fatores adicionais extremamente complicados, tais como o quanto conceder de limite e em que prazo. Não será objeto do presente artigo entrar em maiores detalhes acerca desses pontos. Fica apenas o registro de que a decisão de aceitação ou não do risco do cliente – objeto do artigo – é apenas uma das etapas do processo de decisão.

A pesquisa está estruturada com base na indagação acerca da possibilidade de se obter uma boa capacidade preditiva para a avaliação do risco de inadimplência de empresas jurídicas de pequeno porte – definidas como aquelas com faturamento entre 10 e 50 milhões de reais por ano – com base em dados contábeis.

A amostra foi obtida junto a uma grande instituição financeira nacional, sem a identificação dos clientes em função do sigilo bancário. A identificação do setor é importante para que possa ser explorada a constituição de clusters, ou seja, de empresas que, apesar de pertencerem a setores diferentes, apresentem comportamentos semelhantes. Em geral, tal análise pode ser feita com o auxílio da análise da correlação entre determinados indicadores das empresas envolvidas.

O tema é de extrema relevância prática em função dos impactos negativos que uma crise bancária pode acarretar à economia como um todo. É também atual, pois o risco de crédito voltou a ser discutido em maior profundidade tanto pelo governo, quanto pelo setor bancário.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1. Risco de crédito

O risco de crédito pode ser entendido como a probabilidade de que uma operação não seja honrada da maneira como acordada. Esta é uma definição bem geral de risco de crédito, mas que não atende aos objetivos do presente estudo. Na definição de Caouette et al. (1999), o risco de crédito pode ser entendido como a probabilidade de que a expectativa de pagamento não se cumpra. Aqui, mais do que tudo, o que se procura é um modelo que ajude a antecipar a deterioração de uma operação ou, dito de outra forma, a diminuição da capacidade de pagamento de determinado cliente.

Com relação à classificação das empresas nos grupos de empresas “boas” ou “problemáticas”, o critério utilizado foi com base na Resolução 2.682, publicada em 2001, pelo Conselho Monetário Nacional, e que trata dos critérios para a constituição de provisão para operações de crédito. De acordo com a resolução, as

operações de crédito, quando da sua realização, são classificadas em nove níveis de risco (rating), com base em características do cliente e da operação. Para o presente estudo as características da operação não serão consideradas, muito embora a verificação do tipo de garantia, sua liquidez e suficiência seja um aspecto importante para se avaliar o risco de crédito como um todo.

Tabela 1 – Rating de classificação das operações

Rating (resolução 2.682)	AA	A	B	C	D	E	F	G	H
Provisão	0%	1%	3%	5%	10%	20%	30%	50%	100%

O critério de classificação adotado pela instituição financeira detentora da base de dados e que é o benchmark para divisão dos grupos, foi considerar como ponto de corte o rating D. Assim, o grupo de empresas “boas” seriam aquelas com rating entre AA e C, ao passo que o grupo das empresas “problemáticas” seria composto pelas empresas com rating entre D e H.

Uma definição interessante para risco de crédito, segundo o enfoque adotado no presente estudo, foi a apresentada por Bessis (1998), quando define risco de crédito como as perdas geradas por evento de inadimplência do devedor, ou por uma piora na qualidade de crédito. A definição é interessante, pois o risco de crédito independe do evento de inadimplência. Mesmo que a operação esteja adimplente pode estar havendo a deterioração da qualidade do crédito com o conseqüente aumento do seu risco.

## 2.2. Análise Discriminante e Regressão Logística

Diversos estudos têm sido feitos, desde o final dos anos 60, aplicando a análise discriminante para a previsão de falências, dentre os quais se destacam: Altman (1968, 1973), Meyer e Pifer (1970), Sinkey (1975), Altman et al. (1977), para ficar nos precursores. Importância especial teve o trabalho de Altman (1968) por ser considerado o precursor na área de finanças, especialmente na mensuração de falências. Sinkey, no artigo citado, teve como contribuição o fato de aplicar a técnica de análise discriminante para a previsão de problemas de insolvência em bancos. Para uma análise mais detalhada da produção acadêmica na área, o artigo de Keasny e Watson (1991) apresenta uma ampla revisão da literatura até o final da década de 80. No Brasil, O início das pesquisas com modelos de previsão de falência deu-se com Kanitz (1974, 1976a, 1976b). A importância dos trabalhos de Kanitz está, principalmente, no seu pioneirismo. Desde então, diversos estudos foram realizados, tais como os trabalhos de Matias (1978), Altman et al. (1979), Gimenes e Uribe-Opazo (2001), Scarpel (2003). Todos esses autores realizaram trabalhos semelhantes com empresas brasileiras. A questão colocada por todos eles era a de se buscar, através de indicadores contábeis, modelos que pudessem classificar as empresas em grupos (falidas e não falidas).

Alguns estudos se dedicaram especificamente à previsão do risco de falência ou insolvência para pequenas empresas (KEASEY e WATSON, 1991), tal como se pretende aqui. É recorrente na literatura que uma das grandes vantagens dos modelos desse tipo (early warning models) é justamente a redução de custos com o evento que se pretende evitar – falência, insolvência, por exemplo – com o conseqüente aumento da eficácia nas transações. Assim, tais modelos têm uma clara aplicação prática, na medida em que pode contribuir para que perdas financeiras sejam evitadas em transações financeiras ou comerciais, mediante a melhor identificação da probabilidade de inadimplência dos clientes.

A análise por índices isoladamente apresenta várias particularidades que precisam ser salientadas. Em primeiro lugar, deve-se ressaltar a importância da escolha de um horizonte temporal adequado, bem como de uma base de comparação setorial também adequada. A definição do horizonte temporal adequado deve levar em consideração pelo menos 3 anos (Matarazzo, 2007), sendo que a limitação do período a ser con-

siderado fica por conta de mudanças conjunturais, ou estruturais, que venham a afetar o desempenho das empresas analisadas de forma significativa. Tal aspecto é importante, pois uma mudança drástica na taxa de câmbio, juros, ou em alguma outra variável relevante, pode afetar de tal forma o desempenho das empresas, que as comparações entre os períodos ficam comprometidas. A escolha de uma base setorial adequada é importante para que os resultados possam ser efetivamente comparados (Matarazzo, 2007). Talvez não faça muito sentido comparar um índice de liquidez, ou endividamento de uma siderúrgica com uma agência de publicidade, pois as operações são bastante diferentes. A constituição de clusters ajuda na construção dos “setores comparáveis”, pois empresas de setores diferentes, como montadoras, autopeças, distribuidores de veículos, provavelmente vão fazer parte do mesmo cluster.

Outro ponto a ser considerado na análise de índices é a contradição dos resultados obtidos pelos tipos de índices. Por exemplo, o índice de endividamento de certa empresa pode estar na faixa “normal” do seu ramo, o índice de liquidez na faixa “insatisfatória”, o índice de imobilização na faixa “elevado” e assim por diante, formando uma miscelânea de resultados, muitas vezes inconclusivos.

Dentre as diversas técnicas de análise multivariada mais comuns para a análise de modelos de insolvência/inadimplência pode-se citar a análise discriminante e a regressão logística (HAIR et al., 1998). A análise discriminante é um tipo de análise multivariada cuja finalidade é a locação de um elemento E em uma das K populações previamente conhecidas, supondo que esse elemento E pertença realmente a uma delas (SICSU, 1998 a). Ainda, nesse sentido, Altman et. al. (1979) afirmam que “a análise discriminante procura derivar a função (neste estudo, uma função linear) que melhor discrimina os grupos entre si”. Essa função vai ser composta pelos regressores selecionados com os seus coeficientes, calculados estatisticamente. “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” (ALTMAN et. al, 1979)

Na análise discriminante temos um escore discriminante Z, que indica o risco do cliente, uma constante c, pesos p, para cada uma das variáveis independentes (regressores) v.

$$Z = c + p_1v_1 + p_2v_2 + \dots + p_nv_n \quad (1)$$

A utilização da análise discriminante linear é indicada para quando a matriz de covariância entre as variáveis, nos grupos considerados, é equivalente, ao passo que a análise discriminante quadrática é recomendada quando não se verifica a igualdade entre a matriz de covariância entre os grupos considerados (no caso empresas “boas” e “problemáticas”). Apesar disso, a análise discriminante linear é bastante robusta, mesmo quando a igualdade da matriz de covariância não se verifica e tem como vantagem, em relação à análise discriminante quadrática, a possibilidade de identificação da significância de cada variável individual considerada, o que pode ser importante para análises da questão a ser estudada (KEASEY e WATSON, 1991).

A utilização da regressão logística com a finalidade de previsão de insolvência de operações de crédito, ou de insolvência bancária, remonta ao final da década de 70 (MARTIN, 1977) e início da década de 80 (OHLSON, 1980). Uma vantagem prática da técnica é que ela não assume que a distribuição dos dados seja normal, nem que a igualdade da matriz de covariância se verifique (CHI e TANG, 2006). Tal fato também é apontado por Hair et. al. (1998), como um aspecto positivo da regressão logística em relação a análise discriminante, que ainda explica que na utilização da técnica de regressão logística a variável dependente é trabalhada sob a forma de razão de probabilidade, sob a forma logarítmica (daí o nome logística), de tal forma que o modelo assume a seguinte forma, onde p é a probabilidade de ocorrer o evento, (1-p) é a probabilidade de não ocorrer,  $\alpha$  é uma constante do modelo,  $\beta$  são os coeficientes estimados pelo modelo e x são as variáveis independentes.

$$\log \frac{p}{(1-p)} = a + bx_1 + b_2x_2 + b_nx_n \quad (2)$$

No modelo de regressão logística, a variável dependente (fator que se quer discriminar) pode assumir um valor entre zero e um. No estudo, foi atribuído o valor zero para as empresas com menor grau de risco e o valor um para as empresas com maior grau de risco. O ponto de corte foi atribuído como sendo o valor 0,5, mas outro valor poderia ser estabelecido, dependendo do custo dos erros atribuídos pelo analista. Por exemplo, se o custo do erro de classificar uma empresa que apresente características de insolvente (alto risco) como solvente (baixo risco) for maior do que o de se classificar uma empresa solvente como insolvente, pode-se mudar a nota de corte para um valor mais conservador, de forma a se evitar o erro mais custoso à instituição.

Existem várias outras técnicas disponíveis como, por exemplo, as redes neurais, mas optou-se por se trabalhar com análise discriminante e regressão logística, pois tais técnicas, diferentemente das redes neurais, permitem a observação dos regressores que foram mais relevantes e os seus respectivos sinais e pesos (ALTMAN, 1992). As redes neurais teriam, portanto, o inconveniente, a despeito das suas qualidades, de admitir a existência de informações parciais, bem como a sua capacidade de aprendizagem.

### 3. SELEÇÃO DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES

Os regressores devem ser escolhidos com suporte na teoria, muito embora não exista uma teoria formalizada de falência/insolvência. Caso não exista limitação quanto ao número de regressores a serem testados, em função de a amostra ser grande o suficiente, é interessante não limitar a análise dos regressores. Bolch e Huang (1974) argumentam que para que a análise discriminante cumpra bem o seu papel, faz-se necessário um bom grau de conhecimento do analista acerca do problema a ser resolvido (importante para a escolha da amostra e dos regressores).

Foram selecionados vinte e seis regressores, com base em levantamento bibliográfico, para a verificação das principais variáveis a serem trabalhadas. Nesse sentido, dois pontos devem ser destacados: em primeiro lugar, privilegiou-se, na escolha dos regressores, os estudos feitos no Brasil, em especial os utilizados por Kanitz (1976). Para uma análise mais detalhada das variáveis independentes selecionadas, bem como a sua fórmula de cálculo, o trabalho de Kanitz (1976) é uma boa referência, pois foi a fonte básica de seleção das variáveis a serem testadas. A escolha desse referencial teórico para a busca de indicadores a serem testados foi decorrente do grande número de indicadores trabalhados pelo autor na citada referência, além do que os indicadores continuam atuais e são de fácil construção e manipulação, mesmo para o menos iniciado em contabilidade e finanças.

Tabela 2 – Regressores utilizados – definição sintética (variáveis independentes)

Código	Regressor	Significado
EG	Endividamento Geral	Mostra a relação entre o exigível de curto e longo prazo e o ativo total
ECP	End. Curto Prazo	Mostra a relação entre o exigível de curto prazo e o ativo total
ELP	End. Longo Prazo	Mostra a relação entre o exigível de longo prazo e o ativo total
EO	End. Oneroso	Mostra o quanto dos ativos da empresa é financiado bancos
C	Capitalização	Mostra a relação entre o patrimônio líquido e o ativo total
IPL	Imobilização do PL	Mostra a relação entre o ativo imobilizado e o patrimônio líquido
LG	Liquidez Geral	Mostra a relação entre os direitos e as obrigações (curto/longo prazo)
LC	Liquidez Corrente	Mostra a relação entre os direitos e as obrigações de curto prazo
LS	Liquidez Seca	Mostra a relação entre direitos de curto prazo (líquido de estoques) e obrigações de curto prazo (CP)
LI	Liquidez Imediata	Mostra a relação entre as disponibilidades e as obrigações de CP
RP	Rentabilidade do PL	Relação entre o lucro líquido e o patrimônio líquido médio
RR	Rentabilidade Receita	Relação entre o lucro líquido e o faturamento
RO	Rentabilidade Operacional	Relação entre o lucro operacional e o faturamento
RE	Rentabilidade Estrutural	Obtido pela relação entre o resultado operacional e os ativos
S	Superfaturamento	Procura medir a compatibilidade entre o faturamento e o PL
PG	Produtividade Geral	Indicador de eficiência geral da empresa na utilização dos ativos
PO	Produtividade Operacional	Mede a eficiência operacional da empresa na utilização do ativo permanente
GE	Giro dos Estoques	Mostra quantas vezes o estoque “gira”, em média, por ano
PMP	Prazo Médio Pagamento	Indicativo do prazo recebido dos fornecedores para pagamento
PMR	Prazo Médio Recebimento	Indicativo do prazo dados aos clientes para pagamento

Código	Regressor	Significado
PMRE	P. M. Renovação Estoques	Mede o prazo desde o recebimento da MP até a venda do produto acabado
GDD	Grau de Desconto Duplicatas	Mostra o quanto das duplicatas a receber já foi descontado
DFSR	Despesa Fin. sobre Receita	Mostra a relação entre despesas financeiras líquidas e o faturamento
CGPSR	Capital Giro Próprio sobre Receita	Mostra a relação entre o capital de giro próprio e o faturamento
CO	Ciclo Operacional	Dado pela soma do PMRE com o PMR
CC	Ciclo de Caixa	Dado pela diferença entre o CO e o PMP

### 3.1. Definição dos Regressores Selecionados

#### Endividamento Geral (EG)

Mede o grau de recursos de terceiros com o qual a empresa está operando. É um índice que pode ser mais ou menos preocupante, para um mesmo nível de endividamento, de acordo com a composição do passivo.

#### Endividamento Oneroso (EO)

Mede o grau de endividamento bancário. Em uma situação de economia estabilizada, um nível de endividamento bancário acima de determinado patamar pode tornar inviável o negócio, pois a empresa teria dificuldade de repassar o seu maior custo financeiro para preços.

De um modo geral, pode-se dizer que os recursos de terceiros mais onerosos para a empresa são os empréstimos e financiamentos bancários. Deve ficar claro que, no cálculo do índice, todo e qualquer empréstimo ou financiamento bancário deve ser incorporado.

Em economias estabilizadas, com forte concorrência e taxas de juros elevadas, um grau de endividamento oneroso acima da média do setor pode significar sérios problemas de sobrevivência para a empresa.

#### Capitalização

O objetivo do índice de capitalização é avaliar se o nível de capital próprio da empresa é adequado e suficiente para sua segurança financeira.

#### Endividamento a Longo Prazo (ELP)

Trata-se de uma subdivisão do índice de endividamento geral, analisando exclusivamente as dívidas a longo prazo. Projetos de expansão da base de produção ou outros projetos de maior prazo de maturação devem ser financiados com recursos de longo prazo, em função do seu período de maturidade.

## **Endividamento a Curto Prazo (ECP)**

Trata-se de uma subdivisão do índice de endividamento geral, analisando exclusivamente as dívidas de curto prazo. O cuidado do analista, na análise do índice, deve ser o de verificar se não existe nenhum projeto de longo prazo de maturação sendo financiado com recursos de curto prazo, pois tal situação poderia comprometer a capacidade de pagamento da empresa.

## **Imobilização do Patrimônio Líquido (IPL)**

O índice de imobilização do patrimônio líquido mostra o percentual do patrimônio líquido da empresa que está investido no seu ativo permanente. Quanto maior o indicador, menor o capital de giro próprio da empresa.

## **Liquidez Geral (LG)**

Mede a capacidade da empresa em saldar suas dívidas a curto e longo prazo com recursos disponíveis no seu ativo circulante e no realizável de longo prazo.

## **Liquidez Corrente (LC)**

Mede a capacidade da empresa em saldar seus compromissos financeiros e dívidas a curto prazo. Importante ressaltar que os indicadores de liquidez, de uma maneira geral, não levam em conta a distribuição dos fluxos de caixa ao longo dos períodos considerados, nem levam em conta a qualidade dos ativos.

## **Liquidez Seca (LS)**

Avalia a capacidade de pagamento das dívidas sem se considerar a venda dos estoques. É, portanto, um índice mais conservador do que o de liquidez corrente.

## **Liquidez Imediata (LI)**

O índice de liquidez imediata mede a capacidade da empresa em pagar os seus compromissos financeiros de curto prazo, com os recursos existentes nas disponibilidades (caixa, bancos e aplicações financeiras).

## **Rentabilidade do Patrimônio (RP)**

O objetivo deste índice é avaliar como a empresa está remunerando o capital nela investido. Deve ser um índice analisado em termos de horizonte de longo prazo, uma vez que determinadas ações podem comprometer, momentaneamente, os resultados de curto prazo, porém irão gerar, no futuro, valor para os acionistas.

## **Rentabilidade das Receitas (RR)**

O objetivo do índice de rentabilidade das receitas é apurar o quanto a empresa auferiu de lucro para cada R\$ 100,00 de receita.



## Rentabilidade Operacional (RO)

O objetivo do índice de rentabilidade operacional é apurar o quanto o resultado operacional contribui para a rentabilidade da empresa. De um modo geral, o lucro nas atividades efetivamente operacionais, excluindo-se do cálculo as despesas e as receitas não-operacionais, deve se constituir na principal fonte de resultado da empresa.

## Rentabilidade Estrutural (RE)

O objetivo deste índice é medir a rentabilidade da empresa em geral, incluindo-se os capitais de terceiros no total dos investimentos. É um indicador importante para se dimensionar a viabilidade da empresa e traçar estratégia de ação em relação a sua estrutura de capital.

## Superfaturamento (S)

O objetivo do índice é avaliar a adequação do patrimônio líquido para o volume de receitas da empresa, bem como, verificar se a empresa não está vendendo demais para um pequeno volume de capital.

## Produtividade Geral (PG)

O objetivo é avaliar a eficiência do uso do ativo da empresa. Mostra como a empresa utiliza os seus ativos para a geração de receita.

## Produtividade Operacional (PO)

É avaliado a relação entre as receitas da empresa e seu ativo permanente. Basicamente, os objetivos são os mesmos do índice anterior, porém em relação aos ativos permanentes.

## Giro dos Estoques (GE)

A finalidade é mensurar o giro dos estoques da empresa. Um giro muito lento pode indicar um excesso estoque, com todos os problemas potenciais advindos.

## Despesas Financeiras sobre Receitas (DFSR)

O objetivo deste índice é mensurar o quanto representam das receitas, as despesas financeiras líquidas. Um índice mais elevado indica um maior comprometimento das receitas com o pagamento de juros líquidos.

## Grau de Desconto das Duplicatas (GDD)

A pretensão é determinar quanto a empresa já descontou de duplicatas e quanto ainda poderá descontar, obtendo, assim, novos recursos financeiros. Um número muito elevado pode indicar problemas de capital de giro.

## **Prazo Médio de Recebimento (PMR)**

Deve ser analisado em conjunto com o índice de prazo médio de pagamento para se verificar a compatibilidade entre os dois. Mostra o número de dias que, em média, damos aos nossos clientes para o pagamento das vendas realizadas.

## **Prazo Médio de Pagamento (PMP)**

Mostra o prazo dado, em média, pelos nossos fornecedores para o pagamento das matérias primas adquiridas. É importante atentar para a compatibilidade entre os prazos para evitar maiores problemas de capital de giro.

## **Prazo Médio de Renovação dos Estoques (PMRE)**

O prazo médio de renovação dos estoques dá uma idéia do período entre a entrada da matéria-prima e a venda do produto acabado. Pode ser analisado em conjunto com o giro dos estoques.

## **Capital de Giro Próprio sobre Receitas (CGPSR)**

O objetivo deste índice é avaliar se as vendas da empresa possuem lastro suficiente de capital de giro próprio. O índice avalia também a adequação do capital de giro próprio da empresa.

## **Ciclo Operacional (CO)**

O ciclo operacional é obtido pela soma do prazo médio de renovação dos estoques com o prazo médio de recebimento. Representa o número de dias que a empresa precisa financiar a sua operação.

## **Ciclo de Caixa (CC)**

Mostra o número de dias que a empresa precisa efetivamente financiar as suas operações. O ciclo de caixa é obtido pela diferença entre o ciclo operacional e o prazo médio de pagamento.

# **4. TRATAMENTO DA BASE DE DADOS**

As técnicas de análise multivariada são sensíveis à normalidade das distribuições, à linearidade das relações e à multicolinearidade das variáveis (Hair et al., 1998). Foram efetuados os testes de Kolmogorov Smirnov para testar a normalidade, teste F de Levene para verificar a homoscedasticidade, e o teste t de igualdade de médias para realizar uma pré-seleção das variáveis independentes a serem utilizadas na construção do modelo. Também foi analisada a correlação entre as variáveis selecionadas para se evitar a multicolinearidade.

O primeiro tratamento realizado na base de dados foi o de eliminar empresas que não tinham todas as informações necessárias para o cálculo dos 26 regressores selecionados. Nesse procedimento foram eliminadas 3.274 empresas. A amostra resultante ficou em 5.476 empresas. Um segundo tratamento foi efetuado

no sentido de se eliminar empresas que apresentavam características de outliers. Para tanto, realizou-se, com auxílio do SPSS 15, o teste  $D^2$  de Mahalanobis para identificação e retirada de observações atípicas.

O passo seguinte foi testar a normalidade, com base nos testes de Kolmogorov-Smirnov, das variáveis independentes. Nessa etapa foi detectada a não normalidade de alguns regressores (PMRE, EG, C, LC, LS, S, PO, CO). Os indicadores que não passaram nos testes de normalidade terão, por precaução, a sua inclusão na equação discriminante barrada, mesmo que tenham passado pelo teste t, pois segundo Hair et al (1998), a não normalidade pode afetar os resultados dos testes t e F.

O objetivo básico de aplicação do teste t foi o de verificar as variáveis independentes que, isoladamente, apresentam capacidade de discriminar as empresas entre os dois grupos selecionados (maior risco e menor risco). Ao mesmo tempo, foi realizado o teste F, pois, caso as variáveis independentes selecionadas no teste t não tivessem homoscedasticidade, a análise discriminante daria lugar à análise quadrática que não pressupõe homoscedasticidade.

Para evitar a constituição de uma amostra excessivamente grande, uma vez que restaram 5.125 empresas após a retirada dos outliers, optou-se por selecionar aleatoriamente um número grande o suficiente para não comprometer a aplicação de técnicas multivariadas, mas, ao mesmo tempo, sem que houvesse um poder excessivo na condução dos testes estatísticos em função de uma amostra excessiva. Dessa forma, foram selecionadas 466 empresas para a construção do modelo (233 em cada grupo) e 534 empresas foram selecionadas para a validação do modelo.

## 5. CONSTRUÇÃO DO MODELO

Para a construção do modelo foram utilizadas todas as variáveis que passaram nos testes de normalidade, de homoscedasticidade e de linearidade. Foi utilizada a técnica de análise discriminante. O método trabalhado foi o stepwise, o qual é, nas palavras de Hair et. al. (1998), uma alternativa à abordagem simultânea, onde todas as variáveis são incluídas. A técnica é interessante, pois as variáveis vão sendo incluídas uma a uma, com base em seu poder discriminante, mas podem ser excluídas no caso de entrada de uma nova variável com melhor poder discriminante.

Para o modelo, foram selecionadas as variáveis ELP, EO, RR, PG, PMP, CC por terem atendido todos os pré-requisitos já citados para a análise discriminante. Outras variáveis que atendiam parcialmente os requisitos (passaram no teste t, mas não no teste de homoscedasticidade) também foram testadas, mas acabaram sendo expurgadas pelo modelo. Como variáveis nessas condições podemos citar o ECP, a RP, a RE, e o CGPSR.

Tabela 3 – Coeficientes Discriminantes

ELP	2,625
EO	2,713
RR	-2,774
PG	-3,480
PMP	-0,010
CC	0,005
Constante	-0,356

Os coeficientes discriminantes ficaram dentro do esperado, no que se refere ao sinal dos mesmos. De um modo geral, como era previsto, as empresas mais endividadas apresentaram uma maior probabilidade de se tornarem inadimplentes. Tal fato pode ser verificado com a importância dada aos indicadores de endividamento de longo prazo (EPL) e oneroso (EO). Por outro lado, o indicador de rentabilidade operacional (RO) também apresentou uma carga relevante na explicação da inadimplência. O fato de o sinal ter sido negativo faz sentido, principalmente se considerarmos que os indicadores de endividamento ficaram com carga positiva. A produtividade também apresentou um peso relevante. Este índice captura a eficiência da empresa na utilização dos seus ativos para gerar receitas. Assim, a PO pode ser considerada, do ponto de vista conceitual, como um indicador relevante. Já os indicadores de prazo médio de pagamento (PMP) e de ciclo de caixa (CC) apresentaram uma carga bastante baixa na explicação da mensuração do risco de inadimplência, conforme pode ser verificado na tabela 3.

Um ponto importante a ser destacado, é que não se verificou multicolinearidade nos indicadores selecionados pelo modelo, conforme pode ser verificado pela tabela 4.

Tabela 4 – Correlação entre Variáveis

	ELP	EO	RR	PG	PMP	CC
ELP	1,000	0,264	-0,161	-0,298	-0,129	0,005
EO	0,264	1,000	-0,007	0,063	-0,293	-0,081
RR	-0,161	-0,007	1,000	0,169	-0,046	0,120
PG	-0,298	0,063	0,169	1,000	-0,281	-0,227
PMP	-0,129	-0,293	-0,046	-0,281	1,000	-0,127
CC	0,005	-0,081	0,120	-0,227	-0,127	1,000

## 6. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Todo e qualquer modelo está sujeito a erros de classificação. Tal fato merece atenção especial, pois, em geral, o peso dos erros em operações de crédito não é simétrico. Existe um achatamento na distribuição de perdas, de modo que a distribuição não se enquadra numa distribuição normal. Ou a instituição bancária recebe a operação, ou perde parcela significativa da mesma. É claro que tal situação pode variar de operação para operação, justamente em função da liquidez e do valor das garantias atreladas à operação.

Segundo Keasey e Watson (1991), muitos estudos adotam o mesmo custo para os erros de classificação. No caso de um modelo de classificação de crédito, com base em análise multivariada, os erros que podem ser cometidos são classificar como boa uma operação que virá a ser inadimplente, ou como ruim uma operação que viria a ser boa. Os custos nitidamente são diferentes. No primeiro caso, existe a possibilidade de perda total da operação. No segundo caso, perdem-se os juros potenciais da operação. Para uma discussão acerca dos custos dos erros de classificação dos modelos, uma boa referência pode ser encontrada em Altman (1980).

Os resultados obtidos pelo modelo desenvolvido no presente estudo podem ser considerados com excelente capacidade de discriminação, conforme análise proposta por Hosmer e Lemeshow (2000). O modelo classificou corretamente 91,8% das empresas na análise com os dados da amostra selecionada para teste.

No caso da amostra original, o número ficou em cerca de 94,7%. Tais patamares de acerto permitem que o modelo seja classificado como de excepcional capacidade discriminante, com base na curva ROC (Receiver Operating Characteristic) que é uma técnica bastante utilizada para a validação de modelos desse tipo.

Tabela 5 – Amostra Original

	Grupo 1 (menor risco)	Grupo 2 (maior risco)
Grupo 1	95,1%	4,9%
Grupo 2	5,8%	94,2%

Tabela 6 – Amostra Teste

	Grupo 1 (menor risco)	Grupo 2 (maior risco)
Grupo 1	93,5%	6,5%
Grupo 2	9,8%	90,2%

Um ponto importante a ser destacado é a boa aderência do modelo desenvolvido ao teste com a amostra constituída para teste. Esse é um fato relevante, pois demonstra que o modelo pode ser aplicado a outras operações, além daquelas que foram utilizadas para a sua construção, sem perda significativa de capacidade preditiva.

## 7. CONCLUSÕES

Todo modelo, por definição, é uma simplificação da realidade. Tal fato deve ser sempre destacado e lembrado quando da sua utilização. Outro ponto relevante é que o modelo tende a perder a sua capacidade preditiva com o passar do tempo, na medida em que mudanças conjunturais e/ou estruturais vão se impondo à realidade que se pretende modelar.

O objetivo do trabalho foi o de construir um modelo com uma técnica muito utilizada, mas com uma amostra construída de forma diferente. Não se trabalhou com empresas falidas e não-falidas, mas sim com empresas não-falidas, classificadas em dois grandes níveis de risco, com base em critérios utilizados comumente pelas instituições financeiras no Brasil. Dessa forma, o modelo tende a ser mais sensível, no sentido de ser capaz de sinalizar um problema, ou a deterioração da situação de uma empresa quando ainda algumas medidas podem ser tomadas no sentido de se diminuir as perdas.

Futuras pesquisas podem ser feitas com a incorporação de variáveis qualitativas na tentativa de se aprimorar a capacidade preditiva do modelo. Tal fato poderia contribuir ainda mais no sentido de se antecipar problemas. Assim, variáveis como o setor a que a empresa pertence, a sua inserção no setor, a qualidade da administração e gestão, o tempo de relacionamento da empresa com a instituição financeira, dentre outros aspectos, podem ter uma contribuição importante para explicar a deterioração da qualidade do crédito de uma empresa.

## 8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **The Journal of Finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, Sep. 1968.
- ALTMAN, E. I. et al. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, v. 19, p. 17-28, Jan./Mar. 1979.
- ALTMAN, E. I. et al. Zeta analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations. **Journal of Banking and Finance**, v. 1, n. 1, p. 29-54, Jun. 1977.
- ALTMAN, E. I.; SAUNDERS, A. Credit risk measurement: developments over the last 20 years. **Journal of Banking & Finance**, v. 21, n. 11-12, p. 1721-1742, Dec. 1997.
- BEAVER, W. Financial ratios as predictors of failure. **Journal of Accounting Research**, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, v. 4, p. 77-111, 1966.
- BEAVER, W. Market prices, financial ratios, and the prediction of failure. **Journal of Accounting Research**, v. 6, n. 2, p. 179-192, Autumn 1968.
- BOLCH, B.W.; HUANG, C. J., **Multivariate Statistical Methods for Business and Economics**. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1974
- CAOUILLE, J. B. et al. **Gestão do risco de crédito: o próximo grande desafio financeiro**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.
- CHI, L.; TANG, T. Bankruptcy prediction: Application of logit analysis in export credit risks. **Australian Journal of Management**, v. 31, n. 1, Jun. 2006
- EISENBEIS, R. A. Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics. **The Journal of Finance**, v. 32, n. 3, p. 875-900, Jun. 1977.
- EISENBEIS, R. A. Problems in applying discriminant analysis in credit scoring models. **Journal of Banking and Finance**, v. 2, n. 3, p. 205-219, Oct. 1978.
- GIMENES, R. M. T.; URIBE-OPAZO, M. A.. 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. 8, n. 3, jul/set.2001.
- HAIR JR, J. F. et al. **Multivariate data analysis**. 5th ed. New Jersey: Prentice Hall, 1998.
- HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S. **A goodness-of-fit test for the multiple logistic regression model**. Communications in Statistics, A10, p. 1043-1069, 1980.
- HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S. **Applied logistic regression**. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 2000.
- KANITZ, S. C. Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência na pequena e média empresa brasileira. São Paulo, 1976. **Tese (Livre Docência)** – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo.
- KEASEY, K.; WATSON, R. Financial Distress Prediction Models: A Review of Their Usefulness. **British Journal of Management** v. 2 (2) , 1991.
- MEYER, P. A.; PIFER, H. W. Prediction of Bank Failures. **The Journal of Finance**, v. 25, n. 4, sep. 1970.
- MARTIN, D. Early warning of bank failure: A logit regression approach. **Journal of Banking & Finance**, v. 1 (3), nov 1977
- MATARAZZO, D. C. **Análise Financeira de Balanços**. Editora Atlas, 6ª. Edição, 2007.

OHLSON, J. A. Financial ratios and the probabilistic predictions of bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, v. 18, n. 1, p. 109-131, Spring 1980.

PRESS, J. S.; WILSON, S. Choosing between logistic regression and discriminant analysis. **Journal of the American Statistical Association**, v. 73, n. 364, p. 699-705, Dec. 1978.

SCARPEL, R. A. Modelos de previsão de insolvência: uma abordagem paramétrica e não paramétrica. In: **SPOLM – Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da marinha**, Rio de Janeiro. SPOLM 2003, 2003

SCOTT, J. The probability of bankruptcy: a comparison of empirical predictions and theoretical models. **Journal of Banking and Finance**, v. 5, n. 3, p. 317-344, Sep. 1981.

SICSÚ, A. L. Desenvolvimento de um sistema de credit scoring – parte I. **Tecnologia de Crédito**, n. 4, p. 63-76, 1998a.

SICSÚ, A. L. Desenvolvimento de um sistema de credit scoring – parte II. **Tecnologia de Crédito**, n. 5, p. 57-68, 1998b.

SINKEY, J. F. Identifying “problem” banks: how do the banking authorities measure a bank risk exposure? **Journal of Money, Credit and Banking**, v. 10, n. 2, 1975

SPSS INC. **SPSS – Statistical Package for the Social Sciences**. Chicago, 2005

Identificação de área: Área de Gestão Econômica e/ou Sistemas de Informação.