

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO**

Juliane Boff

**PROPOSTA DE UM PROCESSO DE ANÁLISE DE CRÉDITO PARA
UMA EMPRESA DE CONFECÇÕES**

Porto Alegre

2009

Juliane Boff

**PROPOSTA DE UM PROCESSO DE ANÁLISE DE CRÉDITO PARA
UMA EMPRESA DE CONFECÇÕES**

Trabalho de conclusão de curso de graduação apresentado ao Departamento de Ciências Administrativas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Oscar Claudino Galli

Porto Alegre

2009

RESUMO

A análise de crédito é uma parte importante do setor financeiro das empresas, a sua qualidade pode gerar resultados positivos ou negativos. Se as regras para a análise são menos restritivas, as vendas tendem a aumentar, porém também tende a aumentar as perdas com incobráveis. Por outro lado, a concessão de crédito com critérios mais rigorosos pode ocasionar diminuição das vendas. A partir deste ponto de vista, é desenvolvido, neste trabalho, um processo para auxiliar o gestor da empresa estudada, do setor de confecções, na decisão de concessão de crédito. A empresa não possui, atualmente, um modelo para concessão de crédito, alguns fatores são considerados, como restrições, porém não há um procedimento padrão que possibilite maior confiança para a tomada de decisão. Para isto, através de pesquisa sobre o assunto, definiu-se que a técnica estatística a ser utilizada seria a análise discriminante e então foi necessário coletar dados com a empresa de seus clientes. Através dos dados, foi possível elaborar uma função que discrimina a amostra de clientes estudada, cerca de 1/3 do total de clientes ativos, em adimplentes e inadimplentes. Com os resultados estatísticos, são realizadas conclusões sobre o modelo proposto.

Palavras-chave: Análise de Crédito, Análise Discriminante, Adimplência e Inadimplência

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Gráfico 1 - Percentual de pedidos por faixa de valores	10
Figura 1 - Organograma da empresa	11
Figura 2 – Fluxo de análise de crédito	24
Figura 3 - Conjugação de modelos Z1 e Z2.....	29
Figura 4 - Termômetro de insolvência de Kanitz.....	35
Figura 5 – Dados de entrada no <i>Excel</i>	42
Figura 6 - Termômetro de inadimplência da empresa	46
Gráfico 3 - Distribuição das empresas inadimplentes – parcelas atrasadas	47
Gráfico 4 - Média de dias atrasados	48

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Cálculo de escores dos clientes	44
Tabela 2 - Matriz de classificação	46
Tabela 3 – Comparação entre os processos atual e proposto	52

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	8
1.1	A EMPRESA.....	9
1.2	PROBLEMA DE PESQUISA	11
1.3	OBJETIVOS	13
1.3.1	Objetivo Geral	13
1.3.2	Objetivos Específicos	14
1.4	JUSTIFICATIVA.....	14
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	15
2.1	TÓPICOS RELEVANTES SOBRE CRÉDITO	15
2.1.1	Conceito de crédito	15
2.1.2	Análise de crédito	16
2.1.3	Condições de venda	18
2.1.4	Informações sobre o cliente	19
2.1.4.1	Cinco C's do Crédito.....	19
2.1.4.2	Ficha cadastral	20
2.1.4.3	Histórico do cliente	22
2.1.4.4	Informações sobre desabonos	23
2.2	FLUXO DECISÓRIO DA ANÁLISE DE CRÉDITO.....	23
2.3	ANÁLISE DISCRIMINANTE	25
2.3.1	Conceito e objetivo	25
2.3.2	Modelos Quantitativos e Previsão de Insolvências	26
2.3.3	Variáveis dependente e independentes	29
2.3.4	Tamanho da Amostra	30
2.3.5	Equação da Função Discriminante	31
2.3.6	Definição da Função Discriminante e do Escore de Corte	32
2.3.7	Construção da matriz de classificação	34
2.3.8	Resultados e Interpretação da Função Discriminante	34
2.3.9	Termômetro de insolvência	35
2.3.10	Considerações sobre o método	36
3	METODOLOGIA	38
4	RESULTADOS E ANÁLISE	41

4.1	TRATAMENTO ESTATÍSTICO E ANÁLISE DOS DADOS.....	41
4.2	OUTRAS ANÁLISES	47
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	49
5.1	CONSIDERAÇÕES SOBRE O ESTUDO	49
5.2	CONCLUSÕES.....	50
	REFERÊNCIAS.....	54
	ANEXO A – FORMULÁRIO DE CADASTRO DE CLIENTES	56

1 INTRODUÇÃO

A concessão de crédito faz parte da rotina das empresas, ela é essencial para manter a competitividade no mercado. Atualmente, tem se discutido muito sobre crédito, sobretudo devido à crise financeira que teve início em 2008.

Dados do SERASA (2009) indicam que em março de 2009 a inadimplência das empresas aumentou 50,7% com relação a março de 2008, e 24% com relação a fevereiro de 2009. Da inadimplência, 41,6% são de títulos protestados, 39,3% de cheques sem fundos e 19,1% de dívidas com bancos.

A variação da inadimplência geral das empresas é apresentada em índices, sendo que a base utilizada é jan/99=100. Em março/08 o índice era 133,2 e em março/09 era 200,7.

O estudo ainda diz que o aumento da inadimplência tem como causas a retração da atividade econômica, o aumento da inadimplência do consumidor final, o endividamento das empresas no longo prazo que haviam realizado investimentos devido ao crescimento do mercado doméstico, e outros.

Um estudo desenvolvido pelo SEBRAE (2007) analisou a taxa de mortalidade e de sobrevivência de micro e pequenas empresas constituídas em 2003, 2004 e 2005. Os dados de falência indicaram que em 2005, 22% das empresas faliram com até dois anos de constituição, 31,3% com até três anos e 35,0% com até quatro anos.

São taxas elevadas de mortalidade, porém se comparados com o estudo de anos anteriores, houve uma queda significativa na taxa, como por exemplo, comparando o ano de 2002 com 2005, houve uma queda de 27,4% de empresas que fecharam com até dois anos.

A queda na taxa de mortalidade, segundo dados do SEBRAE (2007, p. 14), se deve a dois fatores: “a maior qualidade empresarial e a melhoria do ambiente econômico”. Nesse período houve aumento da concessão de crédito para pessoas físicas e aumento do consumo, principalmente nas classes, C, D e E.

Algumas das razões de mortalidade dessas empresas foram apontadas pelos empresários e as mais importantes foram: políticas públicas e arcabouço legal, e causas econômicas conjunturais.

Ainda não há dados sobre mortalidade nas micro e pequenas empresas após 2007, porém com o aumento na inadimplência indicado pelo SERASA e pela crise internacional econômica, pode-se dizer que a tendência é de que também haja aumento nas taxas de mortalidade de empresas.

Frente a esse cenário, pode-se perceber o quão importante é a análise de crédito. Motivado pelo fator da crise econômica, no sentido de se precaver contra possíveis inadimplentes, e pela necessidade de melhoria de processos, os dirigentes da empresa analisada perceberam a necessidade de realizar um estudo sobre análise de crédito.

O estudo abordará vários conceitos sobre este tema, e apresentará, ao seu final, uma ferramenta de auxílio à tomada de decisão do gestor financeiro.

1.1 A EMPRESA

Este estudo foi realizado na Magia Malhas Indústria e Comércio LTDA. É uma empresa familiar do setor de confecções, localiza-se em Teutônia, no estado do Rio Grande do Sul, e iniciou suas atividades no ano de 1985. A empresa é de pequeno porte, o quadro funcional em julho de 2009 é de 39 funcionários diretos e 9 indiretos.

As vendas são realizadas através de três canais: diretamente ao consumidor final através de uma loja de fábrica, para lojistas de lojas multimarcas e para empresas que fazem encomendas de uniformes ou guarda-pós. O foco deste trabalho é na análise de crédito para os lojistas, canal em maior expansão e onde está se encontrando dificuldades na análise de crédito.

A área de atuação da empresa compreende o estado do Rio Grande do Sul, com exceção de Porto Alegre e Grande Porto Alegre. A venda para essas lojas ocorre através de 5 representantes regionais, cada um deles é responsável por uma área, são elas: Fronteira; Serra e região de Santa Maria; Vale do Taquari e Vale do Rio Pardo; e, Litoral.

Os representantes são comissionados e recebem apenas sobre os pedidos que efetivamente são entregues. A comissão é distribuída após de trinta dias da entrega do pedido.

Atualmente, a empresa possui cerca de 210 clientes organizacionais ativos, sendo que os principais são responsáveis por, aproximadamente, 30% da venda total.

Com relação ao valor dos pedidos, o gráfico a seguir mostra o percentual de pedidos, dentro de uma faixa de valor de compra, dos clientes no período de janeiro a junho de 2009.

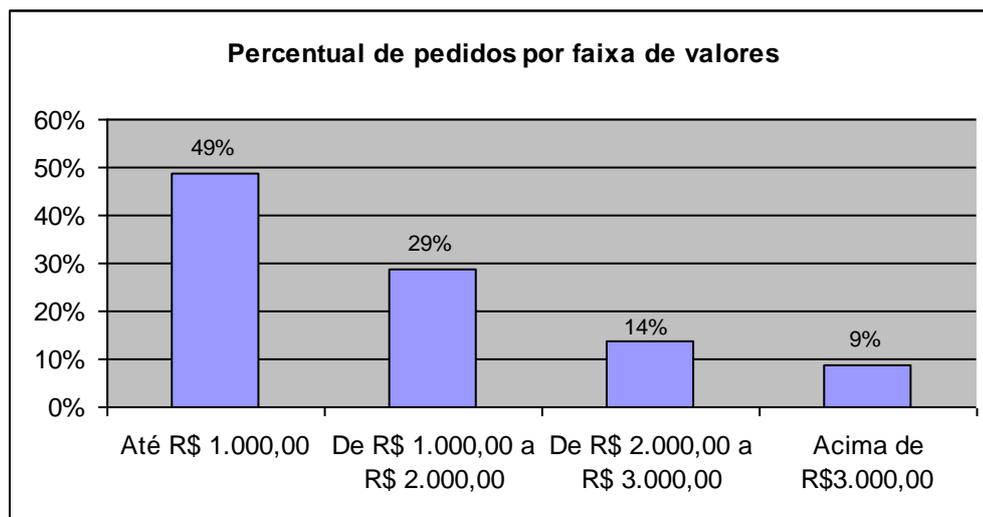


Gráfico 1 - Percentual de pedidos por faixa de valores

Fonte: Dados da empresa Magia Malhas (janeiro a junho de 2009).

Pode-se observar que 49% dos pedidos tem valor de até R\$ 1.000,00. Nessa faixa de preço, a maioria (60,0%) é maior de R\$ 500,00.

Já os pedidos de R\$ 1.000,00 a R\$ 2.000,00 também são bastante representativos, somam 29% do total dos pedidos da empresa no período. Acima de R\$ 2.000,00, representam 23% do total.

O gráfico apresentado auxilia na avaliação do volume de trabalho do setor de expedição e o administrativo, principalmente.

A seguir é apresentado o organograma da empresa. Como se observa, comporta uma estrutura administrativa bastante enxuta, onde cada pessoa cuida de mais de um setor.

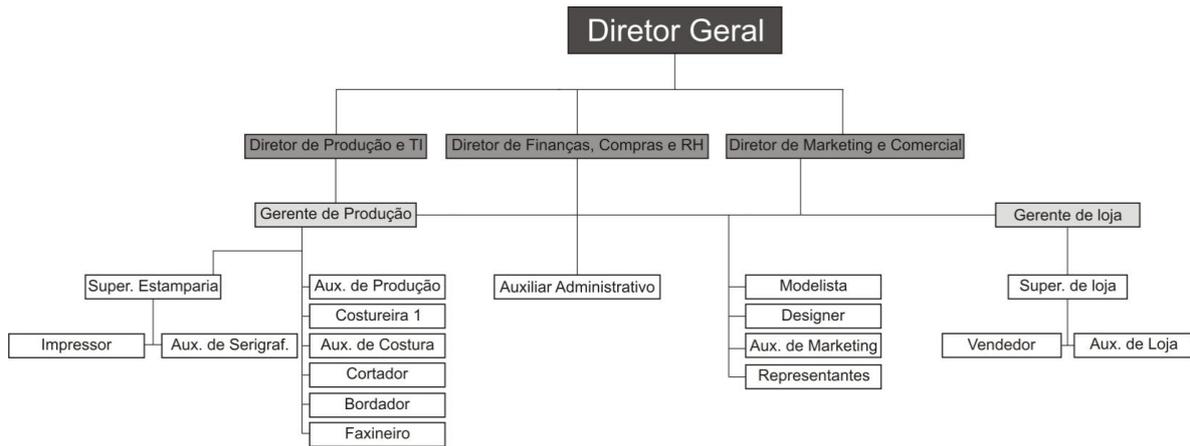


Figura 1 - Organograma da empresa

Fonte: Empresa Magia Malhas.

A pessoa responsável pela parte financeira é a mesma que realiza as compras de insumos, e controla as atividades de RH. Assim, este trabalho tem com uma de suas proposições, facilitar e agilizar a atividade do diretor financeiro.

1.2 PROBLEMA DE PESQUISA

A atual análise de crédito gera dúvidas quanto aos critérios utilizados, a empresa está em fase de expansão e, com as vendas mais extensivas, tem sido normal receber pedidos de valor mais elevado e de empresas que não eram clientes.

Quando o gestor financeiro recebe um pedido com as características mencionadas, não existe um instrumento ou roteiro que o auxilie na tomada de decisões.

Esses pedidos recebem o mesmo tratamento que os de menor valor e daqueles de empresas que já possuem um histórico com a empresa, assim, algumas vezes o gestor fica inseguro ocasionando que alguns pedidos não sejam atendidos.

Além disso, o gestor despense muito tempo decidindo se concede ou não o crédito devido à falta de um roteiro para análise.

A análise subjetiva do gestor é muito importante, e isso tem se refletido diretamente no índice de inadimplência que é considerado baixo pelos dirigentes,

representa cerca de 1,5% do total de vendas, ou seja, são valores que não serão recebidos.

A empresa não enfrenta problema de inadimplência alta, mas isso, segundo o gestor, pode ser explicado pelo não atendimento de diversos pedidos nos quais não há segurança em se conceder o crédito. Percebe-se que a empresa pode estar perdendo vendas devido à falta de procedimento de análise de crédito mais estruturado e confiante.

Além da perda de vendas, alguns pedidos de valores mais altos estão sendo atendidos em etapas, ou seja, a empresa entrega os produtos aos poucos conforme vai recebendo os pagamentos. Isso pode gerar um desgaste com o cliente, além de ser um processo a mais para controlar.

Esse problema pode travar o crescimento de sua participação no mercado. Além disso, se houver um simples afrouxamento na concessão de crédito, pode ocorrer o aumento do nível de inadimplência.

Outra questão é a forte concorrência no mercado de confecções. O estudo deve considerar que é um mercado dinâmico e que os clientes podem facilmente trocar de fornecedor, assim é importante saber estabelecer as exigências que realmente sejam importantes, de forma a não cansar os compradores e fazê-los desistir da compra.

O procedimento atual de análise de crédito para os clientes consiste em:

- Verificar no site da Secretaria da Fazenda a data de fundação da empresa e se o CNPJ e a Inscrição Estadual estão ativas;
- Consultar CNPJ no Serasa;
- Analisar histórico de relacionamento do cliente com a empresa;
- No dia em que o pedido é enviado ao cliente (o período entre o pedido e a entrega é de cerca de 30 dias), é realizada mais uma consulta ao Serasa, pois nesse período a empresa pode ter sido protestada.

Quando a empresa está com registros no Serasa, o pedido normalmente não é aprovado. Porém em alguns casos há uma flexibilização, considerando o aspecto subjetivo da decisão que nesse caso é baseado no relacionamento do gestor com o cliente.

Para empresas com menos de um ano de fundação, não há concessão de crédito, pois o Serasa ainda não tem dados suficientes delas, além disso, como já foi dito, a taxa de empresas que fecham com menos de 2 anos é muito elevada.

Um aspecto que o dirigente considera adequado para a empresa, são as condições de pagamento. O prazo normal é de 120 dias (30-60-90-120), ou parcelado de 15 em 15 dias com parcela mínima de R\$ 300,00, porém em algumas negociações, principalmente para conquistar um cliente, o prazo chega a 180 dias.

No setor de confecções compras a prazo são comuns, pois os lojistas adquirem as mercadorias antes da chegada das estações, e em geral, também revendem para seus clientes a prazo.

Assim, o problema da empresa é não ter um procedimento de análise de crédito que agilize, com um certo grau de confiança, e auxilie o processo de tomada de decisão do gestor financeiro, complementando a sua análise pessoal adquirida com sua experiência.

A questão que este trabalho se propõe a responder é: Quais são os fatores relevantes a serem considerados na concessão de crédito? E, qual seria o melhor instrumento ou técnica padronizada a ser utilizado para auxiliar no processo de tomada de decisão de crédito?

1.3 OBJETIVOS

Este tópico aborda o objetivo geral e os objetivos específicos deste trabalho. Segundo Gressler (2004, p. 112), “o objetivo do projeto deve refletir sua finalidade, ou seja, o que se pretende alcançar com sua realização”.

O objetivo geral é a diretriz do trabalho, ou o resultado que se pretende alcançar, e os objetivos específicos são os passos a serem realizados para alcançar o objetivo geral.

1.3.1 Objetivo Geral

Estruturar um processo de análise de crédito com o objetivo de auxiliar o gestor financeiro na tomada de decisão.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Levantar dados de uma amostra de clientes adimplentes e inadimplentes da empresa;
- Elaborar, através da técnica da análise discriminante, uma função que classifique o cliente em adimplente ou inadimplente.

1.4 JUSTIFICATIVA

É possível afirmar, segundo o responsável pela empresa, que de 2003 para 2004 a empresa dobrou sua capacidade de produção. Alguns fatores foram essenciais para a expansão: a reserva de caixa para investimento e a implantação da estratégia de crescimento e desenvolvimento de mercado, com a criação de marcas e aumento da área de atuação.

Quando a empresa é de pequeno porte, é comum que não existam controles e métodos para desenvolvimento de tarefas, isso se deve ao fato de que cada situação pode assumir um caráter particular e, também, porque ainda não é sentida a necessidade de haverem certos controles. Porém, quando a empresa está aumentando seu mercado e ampliando seu porte, alguns controles bem como métodos começam a ser necessários para que essa expansão seja sustentável, segura e controlável.

Nesse contexto de expansão, a empresa estudada começou a receber um maior volume de pedidos, e com isso está havendo uma maior preocupação dos gestores quanto à concessão de crédito, ou seja, como decidir quais pedidos podem ou não ser entregues.

Sabe-se que no processo de formação de preços das empresas é levado em consideração o gasto com inadimplência. Se a inadimplência for alta, o preço dos produtos elevará incorporando esse custo, o que leva à perda de competitividade, e nos casos mais graves leva a empresa à espiral da morte (BORNIA, 2009).

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo visa apresentar informações sobre o objeto deste estudo – o crédito.

A revisão bibliográfica segue uma ordem lógica de abordagem do assunto, e contempla todos os aspectos a serem tratados no desenvolvimento da pesquisa aplicada na empresa.

2.1 TÓPICOS RELEVANTES SOBRE CRÉDITO

Este capítulo abordará tópicos relevantes sobre crédito que sirvam de base para o desenvolvimento dos objetivos propostos neste trabalho.

2.1.1 Conceito de crédito

O crédito desempenha papel econômico e social importante estimulando o consumo influenciando na demanda (SILVA, 1998). Numa empresa industrial, como é o caso da empresa estudada, a função de crédito apresenta duas faces: maximizar resultados, pois se a empresa vender somente a vista poderá perder clientes, porém deve tomar cuidado, pois vender a prazo e não receber pode levá-la à falência (SILVA, 1998).

Para Ross (2002), existe um motivo óbvio para a concessão de crédito que é o aumento das vendas. Para ele, existe também um outro custo associado ao crédito, além do risco do não recebimento, que é o custo do carregamento das contas a receber.

Braga (1989) diz que a concessão de crédito amplia as operações das empresas, possibilita melhor absorção dos custos e, por fim, maximiza a rentabilidade.

Segundo Silva (1998), a facilidade do crédito, financiado diretamente pelo fabricante ou por intermédio de uma instituição financeira, pode ser um diferencial competitivo.

É provável que uma empresa irá procurar fornecedores que ofereçam melhores condições de pagamento, pois é interessante ter parte do ciclo operacional financiado por terceiros, assim, no período entre compra e venda das mercadorias, o comprador fica sendo financiado por terceiros, reduzindo seu período de financiamento com capital próprio.

Quando se concede crédito não é totalmente garantido que o devedor irá pagar, para isso é necessário estudar bem o cliente objetivando formar conclusões seguras.

2.1.2 Análise de crédito

Algumas empresas atuam no mercado vendendo produtos/serviços com pagamentos a prazo. Quando a empresa concede crédito, ela precisa criar procedimentos que, segundo Ross (2002), contemplem os três componentes que compõe a política de crédito: condições de venda, análise de crédito e políticas de cobrança.

Regras precisam ser criadas para determinar quem pode ou não ter crédito, ou seja, que distingue o bom do mau pagador, para isso as empresas utilizam instrumentos que em conjunto formam a análise de crédito (ROSS, 2002). Assim, para Ross (2002, p. 451), “a análise de crédito refere-se ao processo de decidir se o crédito será ou não concedido a determinado cliente”.

Quando a empresa opta por afrouxar a concessão de crédito, a tendência é haver um incremento nas vendas, porém, se não houver uma política de crédito bem estruturada, pode haver aumento no índice de inadimplência e um aumento nos custos de cobrança.

Para Schrickel (1997), a análise de crédito envolve a capacidade de avaliar situações complexas e chegar a uma conclusão clara para decisão de crédito, considerando um cenário de incertezas. Para ele, essa não é uma tarefa simples,

pois a decisão é tomada num contexto de constante mutação, e nem sempre com o detalhamento de informações desejável ou necessário.

Ainda para Scrickel (1997), quanto mais informações estiverem disponíveis, melhor será a decisão. O fato é que independentemente do nível de informações adquiridas ou do processo de análise, a decisão terá de ser tomada, seja ela positiva ou negativa.

A análise de crédito engloba a análise dos eventos passados da empresa, o seu histórico, porém para as decisões de crédito deve-se considerar o futuro daquele que toma o crédito. A incerteza quanto ao futuro é um fator de risco associado ao crédito, e prever o futuro de uma empresa é uma tarefa que não está livre de erros (SCHRICKEL, 1997).

Para Ross (2002), a análise de crédito envolve a coleta de informações relevantes e a determinação do risco de crédito. Além disso, para Silva (1998), existem fatores subjetivos na decisão de crédito, que seria a capacidade do analista em avaliar a situação baseado na sua experiência e observações já realizadas.

Segundo Silva (1998), por muito tempo a capacidade de julgamento do administrador foi a única ferramenta utilizada para a tomada de decisão de crédito, porém outros métodos tem sido elaborados e aprimorados visando o apoio na tomada de decisão, como exemplo, os métodos quantitativos.

A análise de crédito requer uma combinação entre os fatores objetivos e subjetivos (SILVA, 1998). Os instrumentos informatizados e quantitativos são parte importante na análise, porém essa atividade depende também da análise subjetiva do analista, que com seus conhecimentos e experiências tem capacidade de julgar (SCHRICKEL, 1997).

A experiência do analista é muito valiosa, ele adquire a sensibilidade para saber as condições da empresa que está pretendendo adquirir crédito (SCHRICKEL, 1997). O *feeling* do analista é desenvolvido através de seus conhecimentos a cerca do mercado de atuação, da vivência do cotidiano, treinamentos e análise de dados objetivos (SILVA, 1998).

Segundo Silva (1998), o aspecto subjetivo da análise de crédito é difícil de ser transferido para um novo analista, além disso, o mercado muda, e daí a necessidade de o gestor de crédito utilizar também métodos quantitativos e de simulações para a tomada de decisão.

2.1.3 Condições de venda

Como já dito, condições de venda é um dos três componentes da política de crédito, junto com análise de crédito e políticas de cobrança segundo Ross (2002).

Para Ross (2002, p. 446), “as condições de venda são compostas por três elementos distintos”: prazo de crédito, desconto por pagamento a vista e tipo de instrumento de crédito.

Prazo de crédito é o período que o cliente tem para pagar o credor (ROSS, 2002). Para ele, o fator que mais influencia na extensão desse prazo é o ciclo operacional do comprador, que compõem dois elementos: o período de estoque e o período de contas a receber, o primeiro compreende o período entre a compra e a venda, e o segundo compreende o período entre a venda e o pagamento.

Quanto mais longo esse ciclo, mais longo tende a ser o prazo solicitado pelo comprador, assim, conclui-se que ao conceder crédito, o credor está financiando parte do ciclo operacional do cliente, se esse prazo for maior que o período de estoque, o credor estará financiando também o contas a receber, e se o prazo for maior que o período de contas a receber, estará financiando também outras operações do cliente, que poderá utilizar esse crédito para outras finalidades (ROSS, 2002).

Conceder desconto pelo pagamento antecipado pode ser bom por duas razões, segundo Ross (2002), primeiro porque acelera o recebimento das contas a receber, assim se o devedor quitar sua dívida no período de desconto ele não paga pelo crédito, fator que pode estimular o pagamento antecipado da dívida, e segundo porque quando se oferece desconto por pagamento a vista ou antecipado, se estará onerando somente os compradores que pagam a prazo, é uma boa maneira de cobrar pelo crédito.

A última condição de venda, segundo Ross (2002), é o instrumento de crédito, que é a prova da existência do endividamento, em geral o instrumento formal é a fatura, a qual é assinada quando ocorre o recebimento da mercadoria. Em alguns casos quando o pedido é volumoso ou quando se prevê algum problema na cobrança utiliza-se a nota promissória. Também existe a letra de câmbio, podendo ser letra a vista ou a prazo, e outros.

2.1.4 Informações sobre o cliente

Neste tópico serão abordadas quais informações são importantes que sejam levantadas sobre os clientes para que auxiliem na tomada de decisão de crédito.

2.1.4.1 Cinco C's do Crédito

Os 5 C's do crédito são um bom modo de organizar as informações sobre a capacidade de pagamento do cliente, segundo Scher (1989, apud Chaia, 2000, p. 19). Para Ross (2002, p. 451) “não existem fórmulas mágicas para medir a probabilidade de que um cliente não pagará”, e complementa afirmando que os 5 C's são fatores básicos a serem considerados. Os cinco C's do crédito são:

- **Caráter:** segundo Chaia (2000), é a vontade do cliente em quitar sua dívida. Uma boa fonte de informações é o registro do histórico de relacionamento que a empresa tem com o cliente, sendo que a pontualidade é considerada um fator relevante na concessão de crédito (SILVA, 1998).
- **Capacidade:** é a capacidade financeira do cliente em quitar sua dívida através de dinheiro gerado por suas operações (ROSS, 2002). No caso de pessoa jurídica, podem-se utilizar os índices de liquidez e endividamento (CHAIA, 2000).
- **Capital:** é a reserva financeira propriamente dita do cliente (ROSS 2002). Para análise do aspecto capital, segundo Schrickel (1997), devem-se observar o patrimônio líquido e os investimentos em ativos fixos, por exemplo.
- **Colateral:** também chamada de garantias por Ross (2002), são as garantias adicionais que o cliente oferece em caso de inadimplência.
- **Condição:** para Ross (2002, p. 451) são “condições econômicas gerais no setor de atividade do cliente”, e adicionalmente para Chaia (2000) são também as características individuais.

Ao estudar os 5 C's, constata-se que muitas das informações utilizam demonstrações contábeis para análise, assim Silva (1998) diz que dos demonstrativos contábeis consegue-se extrair informações valiosas sobre a situação financeira da empresa, porém se a empresa não dispuser desses documentos, a análise pode ser feita com base em outras informações, pois, segundo ele, não são todas as empresas que dispõem desses documentos, como seria o caso de um caminhoneiro autônomo.

2.1.4.2 Ficha cadastral

A ficha cadastral do cliente é importante para a coleta de dados, este instrumento geralmente é a primeira etapa no início do relacionamento vendedor-cliente, e para quem já tem o relacionamento estabelecido, ele serve para manter os dados do cliente atualizados.

Quando se concede crédito, toda empresa deve conhecer para quem está concedendo, e o formulário é o instrumento indicado para se obter tal conhecimento (SCHRICKEL, 1997).

Para Schrickel (1997, p. 122), o formulário “uniformiza, sistematiza, clarifica, acelera e dá continuidade de tratamento às informações a processar”. Ele ainda diz que formulários geram burocracia, mas que cada empresa deve saber quais informações mínimas precisa saber sobre o cliente de forma a atender suas necessidades e não cansar o cliente com perguntas sem propósito.

Para Silva (1998), a ficha cadastral deve conter apenas informações efetivamente importantes, pois o excesso de informações além de não ter utilidade no processo decisório, pode irritar o cliente.

Não há um modelo único de ficha cadastral com as informações que deve conter, pois cada empresa deve criar um modelo próprio de acordo com as necessidades e características de seus clientes (SILVA, 1998). Ele diz que algumas empresas adotam diferentes tipos de fichas para diferentes tipos de clientes, outras adotam um modelo simples e básico, e conforme necessitem de mais informações, essas são solicitadas adicionalmente.

Foram pesquisados três formulários de cadastro: do Banco do Brasil, o disponibilizado no livro do Silva (1998) que, segundo ele, é o padrão recomendado pela Febraban, e o presente no apêndice B do livro do Schrickel (1997).

Embora os modelos sejam de bancos, eles podem ser aplicados a empresas, pois ambas as instituições vendem mercadorias. Além disso, como já foi dito, nenhum dos modelos se aplica a toda e qualquer empresa, assim o objetivo é extrair informações constantes nesses formulários, para poder montar um modelo para a empresa estudada.

Com base nos três modelos, a seguir é descrito as informações constantes nas fichas de cadastro:

- Identificação da empresa:
 - Razão social e CNPJ – serve para consulta no Serasa e situação da empresa na Receita Federal;
 - Pessoa para contato e telefone;
 - Nome fantasia;
 - Endereço;
 - Data da fundação;
 - Quantidade de empregados;
 - Número de filiais;
 - Faturamento bruto anual/mensal;
 - Demonstrações financeiras – DRE e balanços, por exemplo.

- Sócios/dirigentes:
 - Nome e CPF – podem ser úteis para pesquisa de restrições no SPC/SERASA;
 - Participação em outras empresas – empresa e CNPJ: identificar se o cliente é sócio e/ou dirigente de outra empresa, para que, caso seja necessário, seja possível verificar a situação da outra empresa em que atua (SILVA, 1998).

- Referências:
 - Comerciais – empresa, telefone e pessoa para contato: a consulta a parceiros comerciais geralmente é utilizada, porém deve-se tomar

cuidado, pois dificilmente o cliente irá indicar um parceiro com quem ele tenha problemas (SILVA, 1998);

- Bancárias.
- Bens móveis e imóveis:
 - Descrição do bem e seu valor: segundo Silva (1998), essas informações são o ponto de partida para operações que exigem garantias.

Existem outras informações solicitadas nas fichas de cadastro, porém aqui cabe ressaltar apenas essas informações de maior relevância e aplicabilidade no estudo.

Por fim, Silva (1998) salienta a importância de a ficha cadastral atender dois requisitos: ser o mais completa possível e ser simples e fácil de preencher.

2.1.4.3 Histórico do cliente

O histórico de relacionamento do cliente com a empresa mostra se ele é pontual em seus pagamentos, a frequência com que costuma comprar, e outras informações.

A pontualidade do cliente pode ser acompanhada através de registros que a empresa mantém do relacionamento com o cliente (SILVA, 1998). Silva diz que o mercado pode considerar normal um atraso, por exemplo, de 14 dias, porém a frequência de atrasos pode indicar que a saúde financeira do cliente pode estar se deteriorando.

Verificar o histórico de compras também é interessante, pois é importante saber a representatividade de um cliente nas vendas totais, assim pode-se adotar um tratamento diferenciado para clientes com histórico de relacionamento mais longos e sem problemas de pagamento.

2.1.4.4 Informações sobre desabonos

Outro fator a analisar são os protestos, os quais ocorrem quando há falta de pagamento de um título. Uma das fontes utilizadas no Brasil para consultar protestos, e registro de cheques sem fundos é o SERASA.

Segundo Silva (2003, p. 86), “um protesto isolado não quer dizer muita coisa, salvo se seu valor for representativo ao ponto de colocar em dúvida a capacidade financeira da empresa para liquidá-lo”, porém quando a empresa possui muitos protestos, mesmo que de valores pequenos, isso pode mostrar não só problemas financeiros, mas também de desorganização.

Para Santos (2009), a coleta de dados dos clientes a partir de empresas como o Serasa, tem como objetivo informar sobre a idoneidade financeira. Segundo ele, a idoneidade é uma das principais informações a se averiguar na análise de crédito, senão a primeira.

São quatro as categorias de classificação da idoneidade (SANTOS, 2009):

- Sem restritivos: não há informações desabonadoras sobre o cliente;
- Alertas: são apontamentos que apenas exigem mais cuidado, como por exemplo, registro de cheque devolvido nos últimos 180 dias;
- Restritivos: quando constam registros de protestos, inclusão no cadastro de emitentes de cheques sem fundos, ou seja, informações que mostram sérias dificuldades financeiras do cliente;
- Impeditivos: são apontamentos que impedem a operação por ordem legal ou normativa.

2.2 FLUXO DECISÓRIO DA ANÁLISE DE CRÉDITO

Silva (2003, p. 302) apresenta um modelo de fluxo decisório para concessão de crédito. O modelo leva em consideração: experiência anterior, conceito na praça, aplicação do modelo e análise complementar.

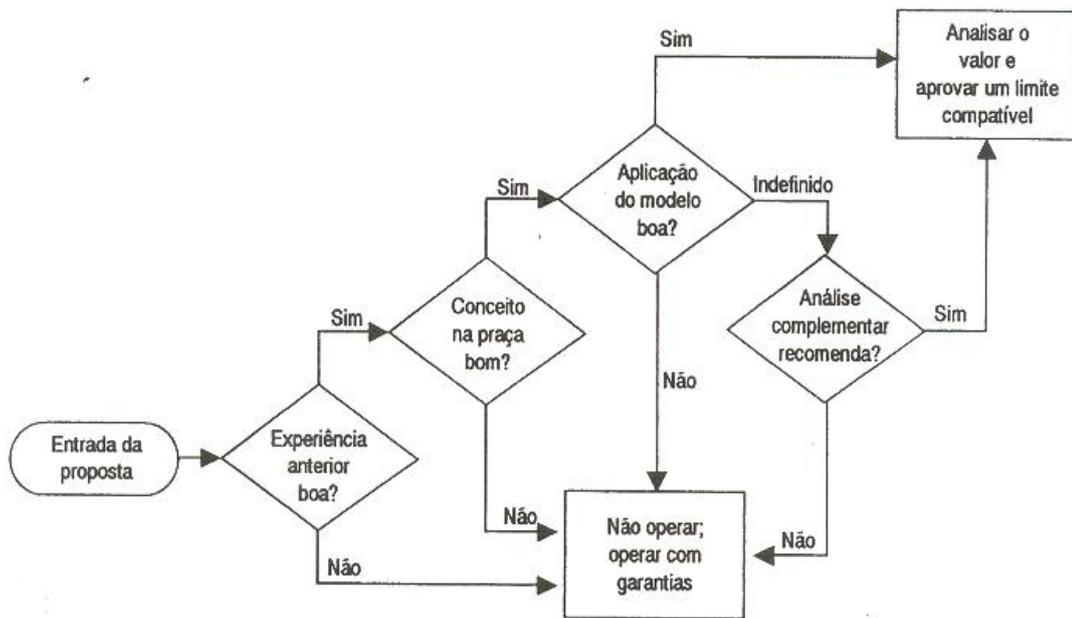


Figura 2 – Fluxo de análise de crédito

Fonte: Silva (1998, p. 302).

- **Experiência anterior:** a experiência anterior já pode dizer se o cliente é ou não bom pagador, caso seja, pode-se passar para próxima etapa, caso contrário, não há um por quê de conceder crédito. Quando se trata de um cliente novo, passar para próxima etapa;

- **Conceito na praça:** consiste em procurar referências sobre o cliente com seus parceiros, pois mesmo tendo boa experiência anterior, pode-se descobrir que o cliente está em situação difícil;

- **Aplicação do modelo:** os padrões da análise de crédito devem ser definidos pela empresa, o modelo estatístico aplicado trará uma resposta sobre o risco da empresa, porém cabe à empresa decidir se apenas este instrumento valerá para a concessão ou se serão utilizados outros parâmetros;

- **Análise complementar:** cada empresa pode adotar diferentes metodologias complementares, elas são definidas pelo responsável da área. Algumas citadas por Silva são: analisar a geração de caixa da empresa e examinar a política de investimento adotada.

Silva (1998) salienta que esse é um modelo de fluxo decisório e não, necessariamente, o mais adequado a todas empresas, pois a estrutura depende da necessidade e preocupação com a concessão de crédito.

2.3 ANÁLISE DISCRIMINANTE

Para o desenvolvimento deste trabalho será utilizado o método estatístico da análise discriminante. Esse é um método simples e o mais adequado para se chegar aos resultados desejados.

2.3.1 Conceito e objetivo

Existem diversos tipos de técnicas de análise multivariada, como, por exemplo, a regressão múltipla e a análise discriminante.

A regressão múltipla é um modelo estatístico que estuda a dependência de uma variável métrica dependente em relação a outras variáveis independentes (ou explicativas) com o objetivo de estimar a média da população (GUJARATI, 2000).

Já a análise discriminante é apropriada “quando a variável dependente é categórica (nominal ou não-métrica) e as variáveis independentes métricas” (HAIR et al., 2005, p. 208).

Sendo assim, como a variável dependente deste estudo é nominal (adimplência ou inadimplência do cliente), a técnica utilizada será a análise discriminante. Atribui-se a cada um dos grupos um número, como 1 para adimplente e 2 para inadimplente.

Segundo Hair et al. (2005), a técnica de análise multivariada mais utilizada é a regressão múltipla, porém quando se utiliza variáveis não-métricas, a regressão não é a mais adequada.

Hair et al. (2005) aponta como objetivos da análise discriminante:

- Determinar quais das variáveis independentes estudadas são as mais significativas para explicar o comportamento de cada um dos grupos;
- Poder prever a probabilidade de um cliente pertencer a um ou outro grupo baseado nas variáveis independentes métricas.

Portanto, o objetivo da análise discriminante é prever a variável dependente, como resposta das variáveis independentes estudadas.

Para Silva (2005), a análise discriminante, é utilizada para selecionar, entre os índices existentes, quais são os mais relevantes para distinguir o grupo das empresas adimplentes das inadimplentes. Além de mostrar quais são os dados mais relevantes na distinção, a função discriminante atribui para cada um dos índices um peso, que informa qual é a importância de determinado índice no conjunto da equação.

Silva (1998) salienta que a construção da análise discriminante, desconsidera a subjetividade do analista, pois os pesos são definidos pela estatística. Porém, o autor destaca que os modelos elaborados, inclusive o que ele mesmo elaborou e está descrito em seu livro, não devem ser considerados uma solução pronta, mas uma metodologia a aplicar em cada empresa, cada uma com suas especificidades.

2.3.2 Modelos Quantitativos e Previsão de Insolvências

Alguns estudos de métodos quantitativos baseados em índices financeiros foram desenvolvidos com o objetivo de prever quais são os clientes que estão em situação de solvência ou insolvência.

Segundo Silva (1998), há nos últimos tempos, uma corrida em busca da utilização desses recursos para avaliação de crédito. Ele ressalta que esses métodos são uma importante ferramenta para a análise de crédito, porém não podem ser entendidos como receitas, pois a avaliação é composta de variáveis quantitativas e qualitativas.

Há bastante tempo esses métodos técnicos são estudados. Alguns dos estudos para previsão de insolvências, citados por Silva (1998), são:

- Estudo de Fitz Patrick (1932): comparou os índices de 19 empresas bem-sucedidas, com os índices de 19 mal-sucedidas;
- Estudo de Wiakor e Smith (1923 a 1931): foram analisados os dez anos que antecederam a falência de 183 empresas e observou-se a deterioração dos índices ao longo do tempo;

- Estudo de Mewin (1945): foi estimada uma faixa de variação de alguns índices para empresas sobreviventes e observou-se que as extintas apresentavam resultados fora da faixa de variação;

- Estudo de Tamari (1956 a 1960): foram utilizados índices de empresas um ano antes da falência e foi o primeiro a desenvolver um composto de índices ponderados por pesos. O objetivo era que o conjunto de índices integrasse uma escala de pontuação para indicar uma possível falência;

- Estudo de Beaver (1966): comparou 79 empresas falidas e 79 com boa saúde financeira, foi calculado um índice limite que minimiza a percentagem de avaliações incorretas;

- Estudo de Altman (1968): seu modelo, desenvolvido em 1968, foi baseado na análise discriminante múltipla. Assim como o estudo de Tamari, teve como objetivo superar as deficiências de modelos baseados em apenas um índice. A análise discriminante possibilita a separação de empresas boas de empresas ruins, e determina o peso relativo de cada índice.

- Estudo de Letícia E. Topa(1979): com uma abordagem divergente do estudo de Altman, a autora utiliza critérios subjetivos e classifica os fatores de concessão em dois grupos: fatores determinantes - caráter, conceito na praça, experiência anterior e seguros; e fatores complementares - são diversos outros fatores que somados atingirão uma pontuação de risco aceitável ou não. Se algum dos fatores determinantes for negativo, rejeita-se o crédito. O modelo teria sido validado em um teste com 55 empresas.

A seguir são citados alguns dos estudos realizados no Brasil (SILVA, 1998):

- Estudo de Stephen C. Kanitz (1978): foi pioneiro no Brasil com o uso da análise discriminante. O autor elaborou uma fórmula em que o resultado (fator de insolvência) é um composto de alguns índices determinados com seus pesos, sendo que a predominância é de índices de liquidez. O autor reforça que os modelos têm melhor desempenho que os índices isoladamente.

- Estudo de Altman em empresas brasileiras: juntamente com dois professores da PUC-RJ em 1979, Altmann utilizou a análise discriminante com cinco variáveis, assim como em seu modelo original, porém com algumas adequações aos demonstrativos das empresas brasileiras.

- Para o estudo foram escolhidas 23 empresas com problemas financeiros (com pedido de falência, intervenção do credor na reorganização da empresa e encerramento das atividades sem recorrer a meios legais), e 35 empresas sem problemas financeiros. Santos (2009) acrescenta que foram realizados testes em empresas brasileiras e o índice de acertos chegou a 88%.

- Estudo de Elizabetsky (1976): a análise envolveu empresas do setor de confecções, em 1976. Para a escolha das variáveis, foi realizada análise de correlação entre os índices.

- Modelo Pereira: Em seu livro, *Gestão e Análise de Risco de Crédito*, Silva (1998) apresenta a ferramenta estatística baseada na análise discriminante, que utilizou para classificar empresas para concessão de crédito. Esta foi desenvolvida para sua dissertação de mestrado, em 1982. Foram utilizadas 419 empresas, 259 classificadas como solventes e 160 como insolventes (SANTOS, 2009).

Foram desenvolvidos dois modelos para classificação das empresas: um para empresas industriais e outro para empresas comerciais.

O principal objetivo de Silva (1998) ao elaborar estes modelos, foi mostrar aos analistas de crédito uma ferramenta que, baseada nos índices das empresas, pode trazer importantes informações sobre a saúde financeira delas.

No modelo Pereira, o ponto de corte entre empresas insolventes e solventes é zero, ou seja, se o resultado da função discriminante (pesos multiplicados pelos índices) for maior que zero, a empresa será classificada como solvente, e se for menor que zero, será insolvente.

Quanto ao exercício contábil a ser utilizado, Silva (1998) diz que os modelos baseados nos dados do último exercício apresentam resultados confiáveis. No caso de ser apontada a empresa como insolvente, fica difícil dizer se isso ocorrerá no prazo de um ou dois anos, para isso existe o modelo Z_1 que indica a possibilidade da insolvência ocorrer no próximo ano, e o modelo Z_2 para até dois anos.

O uso simultâneo dos dois modelos minimiza a margem de erro, mas deve-se verificar a conveniência da utilização conjugada, pois essa depende das características da operação a ser analisada. A seguir é apresentada a classificação de solvência das empresas de acordo com o modelo conjugado Z_1 e Z_2 :

Modelos		Classificação para ambos os modelos	Sinal
Z1	Z2		
Boa	Boa	Boa	Verde
Insolvente	Insolvente	Insolvente	Vermelho
Insolvente	Boa	Duvidosa	Amarelo
Boa	Insolvente	Duvidosa	Amarelo

Figura 3 - Conjugação de modelos Z1 e Z2

Fonte: Silva (1998, p. 291).

Para as empresas industriais no modelo Z_1 , os índices que compõem a equação foram: duplicatas descontadas/duplicatas a receber; estoques/custo mercadoria vendida; estoque médio/ custo mercadoria vendida x 360; e outros.

Já para as empresas comerciais no modelo Z_2 , foram considerados os índices: (reservas + lucros)/ativo total; disponível/ativo total; lucro operacional/lucro bruto; entre outros.

2.3.3 Variáveis dependente e independentes

Para a aplicação da análise discriminante, é necessário especificar qual será a variável dependente e as variáveis independentes consideradas no modelo.

Segundo Hair et al. (2005), primeiramente deve ser definida a variável dependente categórica. Essa variável pode ser dicotômica (envolve dois grupos), como solvente e insolvente, ou pode ser multicotômica (envolve mais de dois grupos).

Após, devem ser definidas as variáveis independentes, que podem ser selecionadas de duas maneiras: ou através de um modelo teórico já definido, ou pela intuição, que utiliza a capacidade lógica do pesquisador em definir quais variáveis podem ser relacionadas à variável dependente.

Mesmo após terem sido definidas as variáveis independentes a serem estudadas, nem todas precisam compor, necessariamente, a função discriminante. As variáveis independentes que irão compor a função discriminante são determinadas de acordo com o método computacional a ser utilizado, o método simultâneo ou o stepwise (HAIR et al., 2005).

No método simultâneo todas as variáveis são analisadas conjuntamente, sendo adequado quando o pesquisador quer realizar a análise com todas elas e não está interessado em utilizar apenas as mais discriminantes.

O método stepwise consiste em incluir na função apenas as variáveis mais discriminantes. Primeiramente, é escolhida a melhor variável discriminante, e então é analisada, com apenas essa, cada uma das outras variáveis, sendo que apenas irá compor a função, aquelas que juntamente com a primeira apresentem melhoria no poder discriminatório. Esse método é interessante quando se tem muitas variáveis independentes.

2.3.4 Tamanho da Amostra

Segundo Silva (1998), escolher uma amostra adequadamente se constitui em uma das partes mais importantes para o desenvolvimento de um modelo para fins de concessão de crédito.

Hair et al. (2005) acrescenta que a análise discriminante é bastante sensível à proporção entre o tamanho da amostra e o número de variáveis independentes. Segundo ele, os resultados ficam instáveis quando a relação entre amostra diminui em relação ao número de variáveis independentes.

Dois questões são básicas na formação da amostra, segundo Silva (1998): qual o tamanho adequado da amostra e quais são as empresas que participarão da amostra.

A resposta para a primeira questão, é que não existe regra, basta que seja suficiente para que o estudo tenha confiabilidade.

Já para a segunda questão, destacam-se dois métodos para a seleção da amostra (METHA, 1978 *apud* SILVA, 1998, p. 313):

No primeiro, a amostra é extraída das contas incobráveis e das contas com comportamento de pagamento aceitável no passado. Para que seja possível utilizar esse método, é necessário possuir uma boa base de informações históricas sobre o cliente. Existem porém duas limitações neste método: se a empresa possuir poucos incobráveis, o perfil estatístico será pouco confiável, e provavelmente a empresa não terá disponível os dados das operações negadas para compor parte da amostra.

No segundo, a empresa realizaria uma espécie de suicídio, onde seria concedido crédito a todos que solicitassem por um tempo para verificar o que aconteceria. A amostra seria muito boa, mas é um método muito arriscado, onde as perdas podem levar à falência.

Hair et al. (2005) aponta que muitos estudos sugerem uma proporção de vinte observações para cada variável, mas que essa proporção é difícil de se manter na prática. Sendo assim, ele recomenda o mínimo de cinco observações para cada variável independente.

2.3.5 Equação da Função Discriminante

Nas análises estatísticas entre variáveis se lida basicamente com variáveis aleatórias, ou seja, aquelas que apresentam distribuições de probabilidade. Segundo Gujarati (2000), a dependência da variável dependente em relação às variáveis independentes é de natureza estatística, pois não há condições de se medir com precisão a variável dependente pois sempre haverá uma variabilidade intrínseca que não poderá ser plenamente explicada, por mais variáveis independentes que se considere.

Quanto aos dados, os resultados da análise serão tão melhores quanto for a qualidade dos dados coletados.

A fórmula da função de regressão da população é dada por:

$$Z = B_1 + B_2X_{2i} + B_3X_{3i} + \dots + B_kX_{ki} + u_i$$

O significado dos termos é descrito a seguir, segundo Gujarati (2000):

- A variável dependente (Z) é o valor esperado condicionado aos valores dados das variáveis B_2 , B_3 , e B_k .
- As variáveis explicativas (X) são as variáveis que influenciam na variável dependente (Z).
- Os coeficientes de regressão parcial (B_2 ; B_3 ;...; B_k) são estimados e medem quanto do valor médio de Z é alterado por variação unitária de

X_{ki} . Por exemplo, a cada alteração unitária em X_{2i} , Z será alterado na proporção de B_2 , mantendo as outras variáveis constantes.

- A variável B_1 é chamado de termo de intercepto, ou seja, ele marca qual é o valor de Z se todas as outras variáveis forem zeradas.
- A variável aleatória (u_i) é uma variável aleatória não-observável que pode assumir valores positivos ou negativos, conhecido como termo de erro estocástico. Como nem todos os fatores existentes que influenciam determinada variável são analisados, esses podem ser incluídos no termo de erro (DOWNING e CLARK, 2000).

Observa-se que alguns livros abordam a variável dependente como “ Z ”, e outros como “ Y ”. Neste trabalho será tratada como “ Z ”.

Este modelo mostra o quanto cada variável independente é importante no todo da equação, por exemplo, quando variar X_{2i} em uma unidade, e todo o resto permanecer constante, Z aumenta de B_2 .

No modelo clássico de regressão descrito por Gujarati (2000, p. 183), algumas hipóteses são feitas, como: “valor médio zero de u_i ” e “ausência de colinearidade exata entre as variáveis”. Nesta segunda, o autor explica que se existir relação linear exata entre duas variáveis independentes, na verdade existe apenas uma variável e não duas, uma vez que não teria como analisar a influência separada de cada variável independente sobre a dependente.

2.3.6 Definição da Função Discriminante e do Escore de Corte

A definição da função discriminante consiste no cálculo e atribuição de pesos às variáveis independentes. Esse cálculo pode ser efetuado no *Excel*, conforme exemplo citado por Kassai et al. (2000).

Deve-se montar a planilha de dados que deve conter a variável dependente e as independentes. Para a variável dependente deve se atribuir um valor, como por exemplo, 1 para empresa inadimplente e 2 para adimplente.

Uma vez elaborada a base de dados, utiliza-se a ferramenta chamada “regressão” do *Excel*. A entrada dos dados ocorre em: “intervalo Y de entrada” onde

é selecionada a coluna da variável dependente, e “intervalo X de entrada” onde devem ser selecionadas todas variáveis independentes.

Logo, o programa calcula todos os coeficientes da função discriminante, o termo intercepto e os coeficientes de cada uma das variáveis independentes. Enfim, tem-se a equação discriminante definida.

Com a equação, é possível calcular o escore discriminante para cada um dos elementos da amostra. Isso é importante para descobrir se o modelo é significativo ou não, pois irá ser confrontada a classificação anterior ao modelo e a classificação do modelo, assunto a ser tratado no próximo tópico.

Para saber em qual grupo classificar o elemento a partir do novo escore, é preciso calcular o escore de corte. Segundo Hair et al. (2005), escore de corte é o critério que irá determinar em qual grupo o elemento da amostra será classificado pelo novo modelo.

Para grupos de tamanhos distintos, o escore de corte da função discriminante é calculado como segue (HAIR ET AL., 2005, p. 224):

$$Z = \frac{N_a Z_b + N_b Z_a}{N_a + N_b}$$

Onde,

Z = escore de corte

N_a = número do grupo A

N_b = número do grupo B

Z_a = centróide para o grupo A

Z_b = centróide para o grupo B

Centróide é o escore Z discriminante médio para todos membros do grupo, ou seja, é o cálculo da média aritmética dos escores do grupo.

2.3.7 Construção da matriz de classificação

Hair et al. (2005) aborda como elaborar uma matriz de classificação para validação da função discriminante obtida. O objetivo dessa matriz é descobrir qual o percentual de acerto de classificação nos grupos ao usar a função discriminante.

É necessário que se conheça o escore discriminante de cada indivíduo da amostra (Z_n) e o escore de corte (Z_c) para que se possa classificar o indivíduo em um dos grupos.

Após o indivíduo ser classificado pela nova metodologia, deve-se confrontar em qual grupo ele era classificado, e a qual grupo ele pertence após o uso da função discriminante. O modelo será tanto melhor, quanto maior for o número de indivíduos que permaneçam no mesmo grupo.

Para o cálculo do percentual de acerto do modelo, utiliza-se a seguinte fórmula:

$$\frac{\text{Número corretamente classificados}}{\text{Número total de observações}} \times 100$$

2.3.8 Resultados e Interpretação da Função Discriminante

Segundo Hair et al. (2005) após a validação da função discriminante obtida, é necessário conhecer a importância de cada variável independente da equação. O autor descreve três metodologias: pesos discriminantes, cargas discriminantes e valores F parciais.

A metodologia dos pesos discriminantes é a mais tradicional, e examina o sinal e a magnitude da variável. O sinal indica se a variável contribui positiva ou negativamente na função. Já o valor mostra a contribuição relativa que a variável tem no todo, e quanto maior o peso, maior é a sua contribuição para o poder discriminatório.

A metodologia das cargas discriminantes consiste em medir a correlação linear simples entre cada variável independente e a função.

E o método dos valores F parciais é utilizado apenas para funções que foram definidas a partir da abordagem *stepwise*.

Para a validação dos resultados, Hair et al. (2005) sugere também a validação cruzada, onde é selecionada uma outra amostra, além da original, na qual é aplicada a função obtida e se verifica os resultados.

2.3.9 Termômetro de insolvência

Em seu livro, Kassai et al. (2000) aborda o termômetro de insolvência de Kanitz, cujo objetivo é criar uma escala ilustrativa para a classificação das empresas.

No termômetro há a região da solvência, insolvência e penumbra. Para o cálculo dos escores limites, é necessário que se calcule o desvio padrão dos grupos.

A partir do centróide do grupo A, soma-se o desvio padrão do mesmo grupo e esse é o limite inferior da região da penumbra; após, subtrai-se o desvio padrão do grupo B do seu centróide, e encontra-se o limite superior.

Segue figura ilustrativa do termômetro de Kanitz:

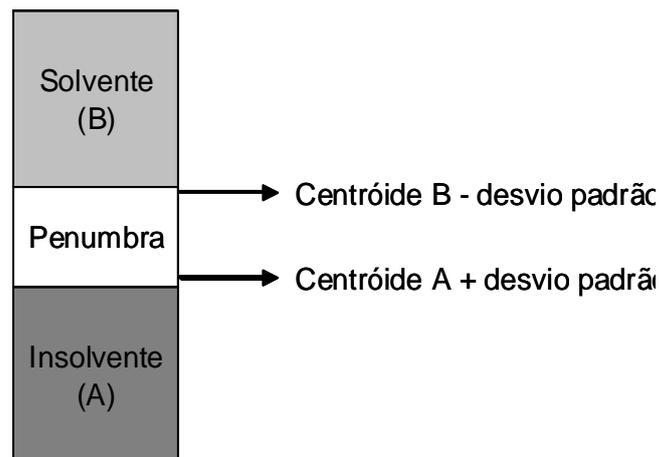


Figura 4 - Termômetro de insolvência de Kanitz

Fonte: Elaborado pela autora.

Quando a classificação da empresa fica na região da penumbra, quer dizer que ela está em uma situação indefinida, e, “estatisticamente, significa que o modelo

não tem base para afirmar nenhuma classificação nesse intervalo” (KASSAI et al., 2000, p.140).

O ponto crítico do modelo é o valor “centróide A + desvio padrão A”, sendo que qualquer escore inferior a esse ponto classifica a empresa como insolvente.

Por outro lado, uma empresa com escore acima do limite superior da região da penumbra (centróide B – desvio padrão B) é solvente, e quanto mais acima desse ponto ela estiver, melhores são suas condições e menores as chances de insolvência.

2.3.10 Considerações sobre o método

Silva (1998) aborda algumas vantagens e limitações no uso de modelos estatísticos desenvolvidos a partir de análise discriminante.

As vantagens são: a segurança no uso de um modelo está em ser desenvolvido a partir de uma amostra grande, e ser empiricamente comprovado sua validade; a estatística atribui os pesos aos índices através da análise discriminante, o que elimina a subjetividade, embora seja salientado que o “feeling” do analista é canalizado para outras variáveis exógenas aos modelos; ganho em agilidade; a estatística mostra quais são os índices importantes, e diz quais devem ser deixados de lado.

As limitações são: a conjuntura econômica muda ao longo do tempo, e com isso as variáveis e seus pesos alteram; os modelos apresentam um percentual de falha, sendo assim eles não devem pretender substituir o julgamento do analista; o conhecimento prévio do modelo por alguém poderia gerar manipulação nos dados de entrada; os aspectos regionais limitam o uso de um modelo único.

Segundo o autor, cabe salientar que o fator tempo é um dos principais limitadores. Os modelos são desenvolvidos, e quando são aplicados posteriormente, já podem ter perdido sua eficácia em função do tempo. Para Kassai et al. (2000, p. 141), o uso da análise discriminante serve também para a avaliação de riscos, e considera que “uma empresa apontada como insolvente por um desses modelos pode não vir a falir realmente, mas apostar nela envolve um nível de risco maior”.

O autor ainda considera que apesar dos modelos estatísticos serem uma “perfeição matemática”, eles não substituem o ser humano nas decisões, e que todos devem se cercar do maior número de recursos disponíveis para a tomada de decisão.

Carpenter (2006) considera que os modelos ajudam na padronização das decisões, e fazem com que as pessoas utilizem a subjetividade apenas como complemento para a consideração de variáveis que não estão contempladas no modelo. Além disso, eles contribuem na velocidade da informação, e conseqüentemente, na agilidade de respostas.

A autora considera como limitação o fator tempo, e acrescenta que os modelos são desenvolvidos *ex-post*, ou seja, espera-se que os comportamentos do passado permanecerão no futuro. Além disso, Carpenter (2006, p. 58) diz que “os modelos apresentam uma resposta objetiva quanto à decisão de crédito a ser dada aos clientes, não levando em consideração possíveis fatores estratégicos”. Com essa frase, a autora reforça sua posição de que deve ser considerado o julgamento subjetivo do avaliador, pois ele sabe informações que podem não estar nos modelos.

3 METODOLOGIA

Neste tópico apresenta-se o procedimento metodológico adotado para desenvolver a pesquisa proposta neste estudo. Segundo Gressler (2004), esta seção deve detalhar como o trabalho será desenvolvido e quais são os procedimentos de escolha da amostra.

O número de clientes organizacionais ativos¹ da empresa é 208. Desses, 157 foram classificados como adimplentes e 51 como inadimplentes.

O critério considerado para o enquadramento dos clientes no grupo dos adimplentes ou inadimplentes foi a quantidade de atrasos no pagamento de títulos maior que cinco dias no pagamento dos títulos e histórico de desabonos com a empresa.

O cliente que atrasou mais de cinco dias em pelo menos 20% das prestações já realizadas, ou se já foi protestado pela empresa, é considerado inadimplente. Já aquele que não possui histórico de desabonos e atrasou menos de 20% o pagamento dos títulos em mais de cinco dias, é considerado adimplente.

O critério de cinco dias foi utilizado porque é o prazo que a empresa concede para pagamento do título antes de esse ser enviado a cartório. Além disso, foi considerada a tolerância de 20% para não classificar como inadimplente algum cliente que porventura tenha atrasado uma ou duas vezes o pagamento.

Como o número de clientes é muito grande e o tempo para realização deste estudo é pequeno, foi considerada a amostra de 26 clientes inadimplentes (51% do total) e 67 adimplentes (43% do total).

Os clientes que compõem a amostra foram escolhidos aleatoriamente, constituindo uma amostra probabilística aleatória, onde cada empresa teve a mesma chance de ser escolhida (GRESSLER, 2004).

Para aplicar a metodologia da análise discriminante é necessário possuir dados da amostra de clientes. A empresa possui apenas os seguintes dados registrados em seu sistema de cadastro: razão social, CNPJ, data de fundação, nome do sócio, histórico de vendas e registro de protestos. Em meio físico, é

¹ O levantamento foi realizado em setembro de 2009, e foram considerados clientes ativos todos aqueles que efetuaram compras de setembro de 2008 a agosto de 2009.

possível consultar a situação do estabelecimento da empresa cliente, se é próprio ou alugado.

Assim, é necessário coletar mais informações sobre esses clientes para poder criar uma função que seja capaz de classificar o cliente como adimplente ou inadimplente.

Alguns dados a coletar são: quantidade de sócios, quantidade de filiais, faturamento líquido ou bruto médio mensal e *mix* de produtos.

Para o levantamento de dados foram utilizados dados disponíveis no sistema da empresa e foi solicitado à empresa realizar levantamento dos dados faltantes. Para isso, foi disponibilizado para a empresa um banco de dados onde constava todas as informações já adquiridas da amostra e aquelas que estavam faltando.

Além destas fontes, o site da Secretaria da Fazenda do Estado do Rio Grande do Sul também foi consultado e forneceu outras informações como: quantidade de sócios e quantidade de filiais da empresa.

A variável dependente tem valor 1 para clientes inadimplentes e 2 para clientes adimplentes. As variáveis independentes utilizadas neste estudo para a elaboração da função discriminante são:

- Tempo de fundação da empresa (em anos). Esse dado é importante, pois como já foi citado na introdução deste trabalho, é alta a taxa de mortalidade entre empresas mais jovens;
- Quantidade de sócios;
- Faturamento bruto médio mensal. Para agrupar níveis de faturamento, serão utilizadas as seguintes faixas: 1 (R\$ 0 a R\$ 2.499), 2 (R\$ 2.500 a R\$ 4.999), 3 (R\$ 5.000 a R\$ 7.499), 4 (R\$ 7.500 a R\$ 9.999) e 5 (acima de R\$ 10.000);
- Quantidade média de prestações por pedido. A política da empresa é faturar pedidos em até quatro prestações;
- Títulos protestados. É registrado no sistema da empresa se na última consulta ao Serasa havia restrições, será utilizado 1 para quando não houver restrições e 2 para quando houver restrições;
- Situação do estabelecimento. Será utilizado 1 para quando o estabelecimento for próprio e 2 para quando for alugado;

- *Mix* de produtos. Será atribuído 1 para o cliente que trabalha com várias linhas de produtos e 2 para aquele que trabalha predominantemente com vestuário.

A variável quantidade de filiais foi desconsiderada, pois a grande maioria dos clientes possui apenas um estabelecimento, sendo então que a variável não agregaria ao modelo.

Com os dados coletados, é realizado o tratamento estatístico chamado de análise discriminante, que tem como objetivo criar uma função que discrimine clientes adimplentes dos inadimplentes.

O tratamento dos dados é realizado através do *software Excel*. Outro *software* para tratamento dos dados é o SPSS, um programa estatístico sofisticado, mas tendo em vista que o *Excel* é um software de acesso mais universal, este foi o escolhido.

4 RESULTADOS E ANÁLISE

Este capítulo apresenta o tratamento dos dados obtidos dos clientes analisados. O objetivo é apresentar uma resposta ao gestor financeiro de como utilizar esses dados para a concessão de crédito.

Segundo Gressler (2004) o resultado é a apresentação dos dados e informações obtidos, podendo ser através de tabelas e figuras, e a análise, por sua vez, é a avaliação dos resultados.

4.1 TRATAMENTO ESTATÍSTICO E ANÁLISE DOS DADOS

A partir da base de dados do *Excel*, contendo a variável dependente e as independentes já citadas na metodologia, são calculados os pesos de cada variável independente, e a função obtida foi:

$$Z = 2,81 + (0,005 \times X_1) + (0,041 \times X_2) + (0,025 \times X_3) - (0,032 \times X_4) - (0,722 \times X_5) - (0,260 \times X_6) + (0,009 \times X_7)$$

Onde:

X_1 = Tempo de fundação (em anos)

X_2 = Quantidade de sócios

X_3 = Faturamento bruto mensal

X_4 = Quantidade média de prestações por pedido

X_5 = Títulos protestados (1 - sem restrições e 2 - com restrições)

X_6 = Situação do estabelecimento (1 - próprio e 2 - alugado)

X_7 = Linha de produtos (1 - várias linhas e 2 - predominantemente vestuário)

Segue o quadro ilustrativo com os dados de entrada no *Excel*:

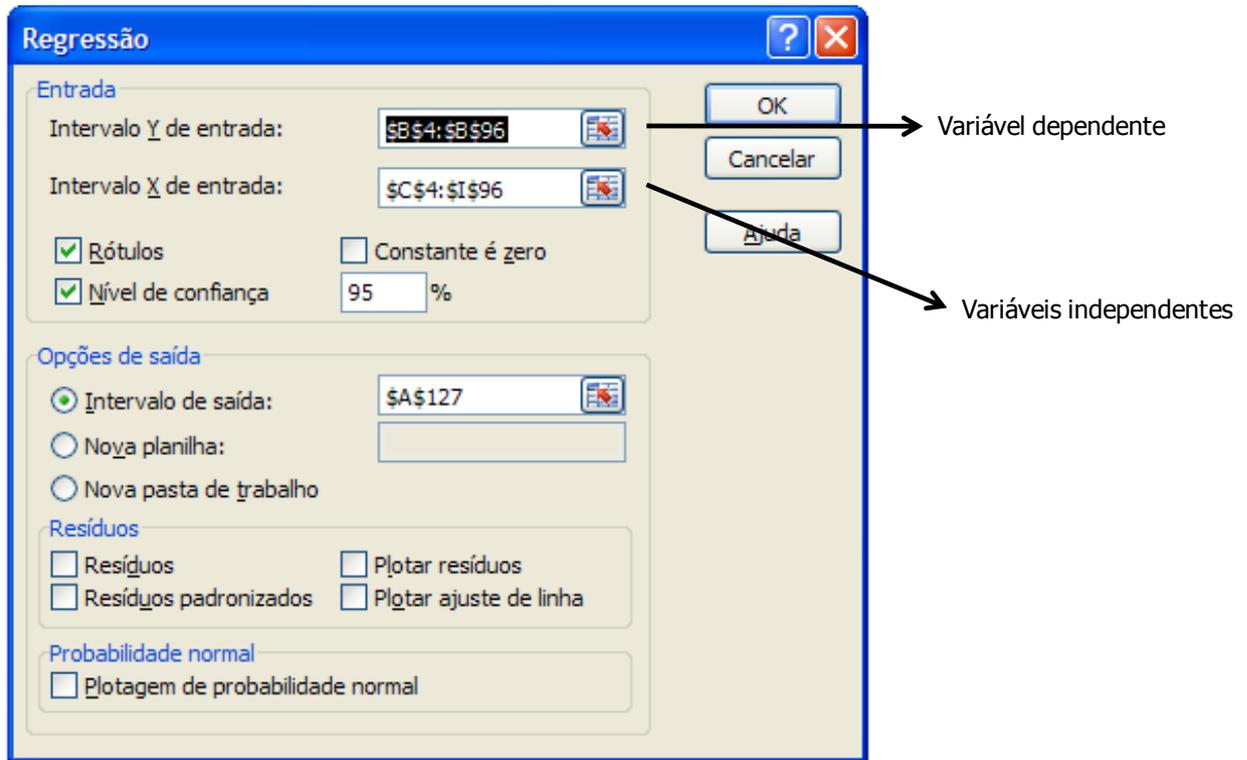


Figura 5 – Dados de entrada no Excel

Fonte: Banco de dados elaborado.

A quantidade de variáveis independentes consideradas foram sete. Conforme já citado, Hair et al. (2005) considera adequada a proporção de cinco observações para cada variável, sendo assim, esta equação segue a proposição do autor para o grupo dos adimplentes, já para o grupo dos inadimplentes chega próximo do ideal

Pode-se observar na equação, que as variáveis quantidade média de prestações por pedido, títulos protestados e situação do estabelecimento, afetam negativamente o resultado.

Como por exemplo, o acréscimo de uma unidade na variável X_4 (quantidade média de prestações por pedido) diminui o escore total em 0,032 pontos, e sabe-se que quanto menor o escore, mais próximo fica o cliente do ponto de inadimplência. Já as variáveis: tempo de fundação, quantidade de sócios, faturamento bruto mensal e linha de produtos, afetam positivamente o resultado. O acréscimo de uma unidade no faturamento, aumenta 0,025 pontos o escore final.

Pode-se observar que as variáveis mais representativas no modelo são títulos protestados e situação do estabelecimento, ou seja, são as que causam maior alteração no escore final a cada variação de unidade.

O resultado da análise de dados mostrou que é característica forte dos inadimplentes possuir restrições e ter seu estabelecimento em prédio alugado.

Com a obtenção da função discriminante, é calculado o escore para cada uma das observações da amostra com o objetivo de confrontar a classificação original e a do modelo proposto e então descobrir qual o percentual de acerto do modelo.

Para a classificação a partir do escore obtido pelo modelo é necessário saber o escore de corte. Para isso, calculou-se a média dos escores do grupo 1, a média do grupo 2 e então utilizou-se a fórmula do escore de corte descrita na seção 2.3.6 deste trabalho. Segue o cálculo efetuado:

$$Z = \frac{(26 \times 1,938) + (67 \times 1,160)}{26 + 67} = 1,377$$

Onde:

Número de observações grupo 1 = 26

Número de observações grupo 2 = 67

Média do grupo 1 = 1,160

Média do grupo 2 = 1,938

O escore de corte calculado é 1,377, ou seja, o elemento que tiver escore discriminante menor que o escore de corte é classificado como 1 (inadimplente) e o que tiver escore maior, será 2 (adimplente).

Segue tabela dos clientes com a classificação original, o escore discriminante calculado e a nova classificação:

Tabela 1 – Cálculo de escores dos clientes

Cliente	Classificação original	Escore discriminante	Classificação pelo modelo
1	1	0,963	1
2	1	0,907	1
3	1	1,657	1
4	1	1,690	2
5	1	0,954	1
6	1	0,866	1
7	1	0,965	1
8	1	0,912	1
9	1	0,893	1
10	1	1,624	2
11	1	0,893	1
12	1	1,592	2
13	1	0,933	1
14	1	0,922	1
15	1	1,204	1
16	1	1,123	1
17	1	0,905	1
18	1	1,156	1
19	1	1,160	1
20	1	0,887	1
21	1	1,084	1
22	1	1,836	2
23	1	1,101	1
24	1	1,195	1
25	1	0,976	1
26	1	1,752	2
27	2	1,730	2
28	2	1,849	2
29	2	1,776	2
30	2	1,918	2
31	2	1,739	2
32	2	1,684	1
33	2	1,752	2
34	2	1,701	1
35	2	1,947	2
36	2	1,686	1
37	2	1,999	2
38	2	1,670	2
39	2	1,707	2
40	2	2,025	2
41	2	1,965	2
42	2	1,750	2
43	2	1,831	2
44	2	1,963	2
45	2	1,941	2
46	2	1,950	2
47	2	1,998	2

Cliente	Classificação original	Escore discriminante	Classificação pelo modelo
48	2	1,986	2
49	2	1,980	2
50	2	1,946	2
51	2	1,971	2
52	2	1,986	2
53	2	2,029	2
54	2	2,024	2
55	2	2,080	2
56	2	2,021	2
57	2	1,974	2
58	2	2,012	2
59	2	1,953	2
60	2	2,000	2
61	2	1,963	2
62	2	2,028	2
63	2	2,041	2
64	2	2,024	2
65	2	1,934	2
66	2	1,949	2
67	2	1,974	2
68	2	1,999	2
69	2	1,998	2
70	2	2,011	2
71	2	1,977	2
72	2	1,963	2
73	2	2,011	2
74	2	1,970	2
75	2	1,972	2
76	2	2,102	2
77	2	1,959	2
78	2	1,962	2
79	2	1,913	2
80	2	1,970	2
81	2	1,962	2
82	2	2,017	2
83	2	1,881	2
84	2	1,954	2
85	2	1,956	2
86	2	1,960	2
87	2	2,069	2
88	2	2,007	2
89	2	1,858	2
90	2	1,921	2
91	2	1,987	2
92	2	2,066	2
93	2	1,948	2

Fonte: Coleta de dados.

Pode-se observar em negrito os casos em que o elemento foi classificado erroneamente a partir do novo modelo. Foram cinco casos classificados errados do total de observações.

A partir desses dados é possível elaborar a matriz de classificação e calcular o percentual de acerto do modelo:

Tabela 2 - Matriz de classificação

Grupo real	Grupo previsto		Tamanho do grupo real	% corretamente classificado
	1	2		
1	21	5	26	80,8%
2	3	64	67	95,5%
Tamanho do grupo previsto	24	69	93	91,4%

Fonte: Dados coletados.

A tabela mostra que dos 26 inadimplentes, 5 foram classificados erroneamente no grupo dos adimplentes, e que 3 adimplentes foram classificados no grupo dos inadimplentes.

Assim, o percentual de acerto no grupo dos inadimplentes foi de 80,8% e no dos adimplentes foi de 95,5%.

O percentual de acerto geral do modelo é de 91,4%, o qual foi calculado pela soma de acerto dos grupos 1 e 2 (em negrito) dividido pelo total da amostra.

Por fim, foi calculado o termômetro de insolvência de Kanitz para a empresa:

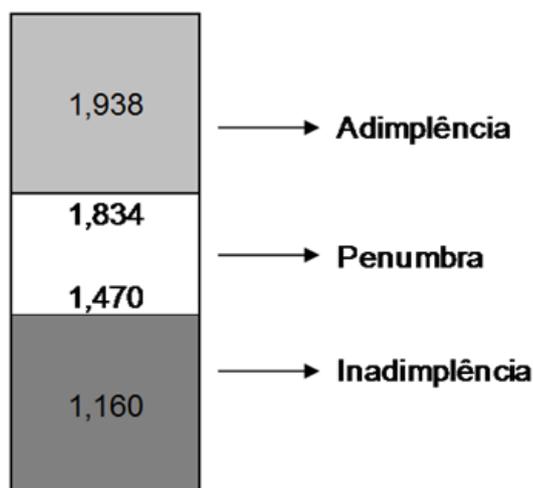


Figura 6 - Termômetro de inadimplência da empresa

Fonte: Dados coletados.

Pode-se observar que no intervalo de 1,470 a 1,834, o modelo não consegue prever se o cliente será adimplente ou inadimplente. É importante considerar que o

intervalo da penumbra ficou razoavelmente pequeno, e que 14 clientes analisados ficaram localizados nesta região.

Abaixo de 1,470 o cliente é inadimplente e acima de 1,834 é adimplente.

4.2 OUTRAS ANÁLISES

A partir dos dados coletados do histórico de relacionamento das empresas com a Magia Malhas, é possível traçar algumas características dos grupos: adimplente e inadimplente.

O gráfico a seguir mostra a distribuição das empresas inadimplentes com relação ao total de prestações atrasadas sobre o total de realizadas. Cabe lembrar que foram 26 empresas inadimplentes estudadas e que é considerado pagamento atrasado, aquele que ultrapassa 5 dias do vencimento.

Além disso, a primeira escala parte de 20%, pois o estudo considerou inadimplente apenas as empresas que tivessem mais de 20% de parcelas atrasadas.

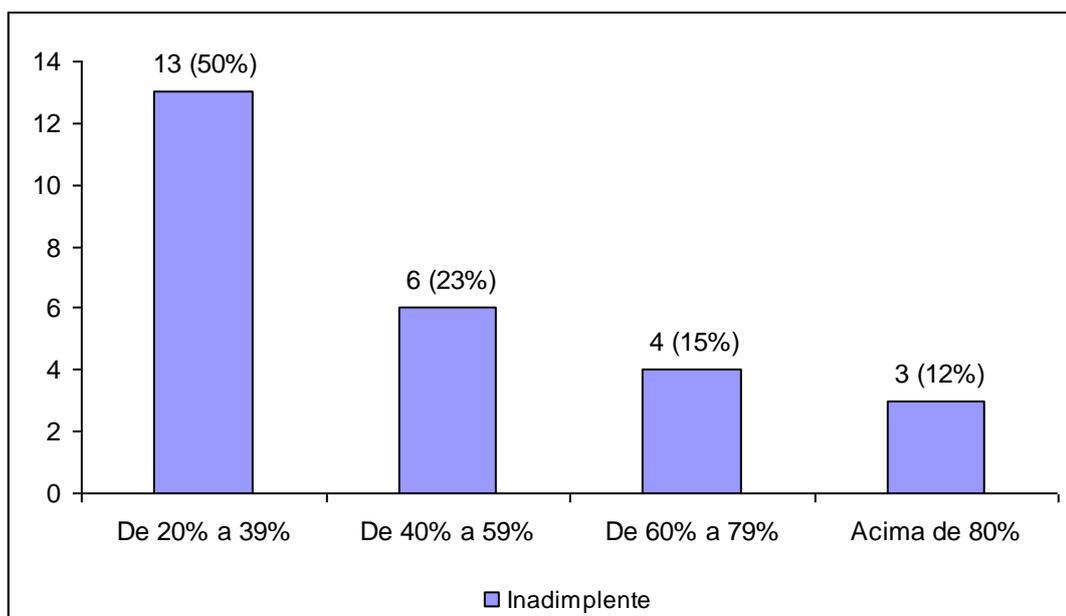


Gráfico 3 - Distribuição das empresas inadimplentes – parcelas atrasadas

Fonte: Coleta de dados.

Pode-se observar que 13 (50%) empresas atrasaram de 20% a 39% as suas prestações, 6 (23%) atrasaram de 40% a 59% das prestações, e assim por diante.

A metade das empresas inadimplentes estudadas atrasou de 20% a 39% as suas prestações. É alto também o percentual de clientes que atrasaram de 40% a 59% das prestações, foram 6 casos.

A seguir é apresentado gráfico que mostra a distribuição das empresas inadimplentes com relação ao número de dias de atraso dos pagamentos. Para a classificação de cada empresa, foi calculada a média de dias atrasados de seus pagamentos.

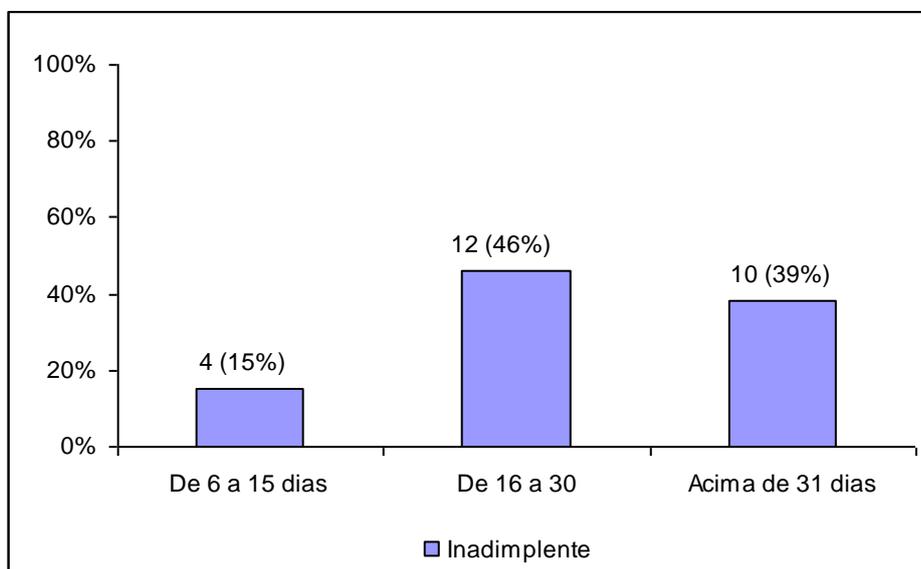


Gráfico 4 - Média de dias atrasados

Fonte: Dados coletados.

A partir dos dados do gráfico, sabe-se que 4 empresas inadimplentes atrasaram em média de 6 a 15 dias os seus pagamentos. Outras 12 empresas atrasaram de 16 a 30 dias suas prestações.

Quase 40% das empresas inadimplentes apresentam histórico de mais de 30 dias de atraso de suas prestações.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo visa analisar o processo proposto de análise de crédito para a empresa Magia Malhas, identificando suas características, vantagens e limitações.

Inicialmente serão consideradas críticas ao estudo, onde serão expostas as limitações e críticas de realização deste estudo, e após serão expostas as conclusões finais, onde serão abordadas as vantagens e limitações de uso do modelo proposto.

5.1 CONSIDERAÇÕES SOBRE O ESTUDO

A população universal de clientes ativos da empresa, como citado na seção 3, é de 208, sendo 157 adimplentes e 51 inadimplentes. Foram considerados clientes ativos aqueles que efetuaram seu último pedido entre setembro de 2008 e agosto de 2009, pois foi considerado que seria mais fácil coletar dados de empresas que possuíam relacionamento no momento desta pesquisa.

A classificação, que considera inadimplentes aqueles que possuem mais de 20% de pagamentos atrasados ou histórico de protestos com a Magia Malhas, foi elaborada a partir da observação dos dados e pelo julgamento subjetivo.

Algumas empresas apresentavam alguns atrasos de pagamentos, mas que não chegavam a ser representativos no total, além disso, não possuíam histórico de protesto, sendo assim, não foram consideradas inadimplentes.

Após a divisão da população universal, foram selecionadas as empresas para compor a amostra. Devido a limitações de tempo não foi possível analisar todos os clientes, o que seria ideal para obter um resultado mais confiável.

Foram selecionados, aleatoriamente, 67 (43%) clientes do grupo de adimplentes e 26 (51%) do grupo de inadimplentes, esses representam 1/3 do total de cliente ativos.

Para a seleção das variáveis independentes a serem consideradas, foram pesquisados formulários de coleta de dados de outras empresas. Existem diversas variáveis que podem ser questionadas e incluídas na análise discriminante para

verificar sua significância, mas, como já foi citado, o tempo para a pesquisa foi pequeno, além disso, a empresa dispunha de poucas informações sobre os clientes, o que acarreta que muitas informações teriam de ser coletadas.

Além disso, a empresa foi consultada quanto à possibilidade de coletar as variáveis no tempo necessário, e foram definidas as variáveis utilizadas neste estudo.

A qualidade da função discriminante obtida é diretamente dependente da qualidade dos dados coletados. Para considerar mais variáveis e uma amostra maior, é necessário comprometimento dos representantes em coletar dados reais e tempo para coleta, pois nem sempre na próxima visita ao cliente é encontrada a pessoa que pode passar os dados corretos.

Para isso foi elaborado um modelo de formulário para coleta de dados (ver anexo A) com o objetivo de aprimorar a base de dados da empresa, e possuir mais dados, não só para decisão de crédito, mas para conhecimento mais amplo dos clientes.

O número de variáveis utilizadas (7) é considerado adequado para a amostra de adimplentes que teve 63 observações. Para o grupo dos inadimplentes ficou abaixo do ideal, foram 26 observações, mas foi bem próximo do mínimo, que seria 35. Cabe lembrar que Hair et al. (2005) diz que deve haver cinco observações para cada variável.

5.2 CONCLUSÕES

O objetivo deste trabalho é criar um método de auxílio ao gestor na tomada de decisão de crédito, para isso foi utilizada a técnica estatística da análise discriminante, pois ela é capaz de informar a importância de cada variável na análise.

A análise discriminante é uma técnica bastante simples e sua função pode ser calculada pelo *software Excel*. Essa simplicidade foi considerada importante para a elaboração deste trabalho, pois o objetivo é que o modelo seja utilizado e atualizado pelos próprios dirigentes da empresa.

Como foi visto no referencial teórico, existem algumas críticas à função discriminante. Talvez a mais importante seja que o modelo apresenta um percentual de falha, sendo assim, jamais deve substituir o julgamento do gestor, mas sim complementar.

Essa falha foi ilustrada na matriz de classificação, que mostrou que alguns clientes considerados inadimplentes foram considerados adimplentes após o modelo, e vice-versa.

É importante a atualização do cadastro para que seja possível a atualização do modelo, pois as empresas estão sempre passando por constantes mudanças, e algumas características mudam, como, por exemplo, o estabelecimento da empresa, se em prédio próprio ou alugado.

Os resultados obtidos foram bastante satisfatórios, o percentual de acerto do modelo foi de 91,4%. Isso demonstra confiabilidade do modelo, e para novas vendas, pode ser utilizada a função apresentada como instrumento auxiliar para a tomada de decisão.

Como citado na introdução deste trabalho, a inadimplência, ou seja, os incobráveis, representam cerca de 1,5% do valor das vendas totais. Mas é importante considerar também os inadimplentes que pagam, porém com muito atraso.

As empresas precisam receber no tempo correto para eficiência do setor de contas a pagar. Quando a empresa não recebe seus pagamentos no tempo previsto, e não tem dinheiro em caixa para pagar suas contas, ela precisa recorrer muitas vezes a empréstimos bancários, o que acarreta em alto custo financeiro, que precisa ser repassado ao custo de seus produtos.

No caso da empresa estudada, em geral, não são feitos empréstimos bancários, essa é uma questão cultural. Procura-se sempre manter um alto capital de giro para que não seja necessário tomar empréstimos.

Deve ser considerado que para manter alto capital de giro, a empresa pode estar incorrendo em custo de oportunidade, pois pode estar deixando de investir em projetos rentáveis.

Além disso, pagamentos atrasados geram custos de cartório em caso de retirada do protesto pela empresa, e quando percebe-se que não há possibilidade de receber algum pagamento, a empresa entra com ação judicial através de advogados, os quais cobram 30% do valor recuperado.

A tabela a seguir mostra quantos clientes são atendidos no modelo atual, e quantos seriam atendidos no modelo proposto.

Tabela 3 – Comparação entre os processos atual e proposto

Atendimento de Clientes	Processo Atual	Processo Proposto
Clientes Adimplentes	67	64
Clientes Inadimplentes	26	0
Clientes Não Atendidos	0	29
Carteira de Clientes	93	64

Fonte: Dados coletados.

A carteira de clientes que antes era composta por 93, agora possui 64.

Dos 67 clientes adimplentes, 3 foram classificados como inadimplentes pelo novo modelo. Esses foram verificados, dois deles não possuíam nenhum histórico de protesto ou atraso, e o outro atrasou seis dias um título em 2006. Sendo assim, são considerados adimplentes, e essa foi considerada uma falha do modelo.

Dos 26 clientes inadimplentes, 5 foram classificados como adimplentes no modelo novo, o que também é uma falha sendo que todos esses tem histórico de protesto ou desabonos, e são inadimplentes.

Dessas classificações incorretas, pode-se observar que todos se localizam na região da penumbra segundo o termômetro de previsão de insolvência. O modelo desenvolvido não é considerado capaz de enquadrar esses clientes, e talvez por isso tenha ocorrido a falha.

Devido a essas falhas que o julgamento do analista é fundamental. E como já foi citado, quanto mais instrumentos estiverem à disposição, melhor será a qualidade do crédito concedido.

Com relação a valores, os 29 clientes considerados inadimplentes (31,2% do total de clientes da amostra), que deixariam de ser atendidos pelo novo modelo, representam 21,5% do faturamento bruto no período analisado, setembro de 2008 a agosto de 2009.

Com relação ao total da amostra (adimplentes e inadimplentes), os recebimentos em atraso de 5 a 30 dias, representam 4,0% do valor total faturado, e atrasos de mais de 30 dias, representam 2,2% do total faturado. Ou seja, por atender os inadimplentes, 6,2% do total faturado são recebidos com atraso.

Os clientes inadimplentes representam parcela importante do faturamento (21,5%), mas deve-se considerar os gastos com cobrança.

Do total faturado (21,5%), 2,2% deve ter sido cobrado judicialmente², sendo que efetivamente foi recuperado 70% do valor, os outros 30% é para pagamento do advogado. O que se pode concluir no momento é que clientes que foram cobrados através da justiça, não devem mais pertencer à carteira de clientes devido ao alto custo de cobrança.

Para os clientes que atrasaram de 5 a 30 dias (4% do faturamento total) há um custo, sendo que há cobrança por telefone e despesas com cartório, mesmo que muitas vezes esse seja custeado pelo próprio cliente. São clientes que geram receita para a empresa, porém deve-se avaliar até que ponto o retorno financeiro compensa o tempo e dinheiro gasto com cobrança.

Por outro lado, 15,3% do faturamento bruto gerado pelos inadimplentes são recebidos sem atraso, ou seja, há uma parcela importante a ser preservada, pois mesmo que possuam atrasos, geram resultados para a empresa.

Para a realização deste estudo, observou-se certa deficiência e defasagem de algumas informações, sendo assim, as melhorias no sistema de informação da empresa que podem ser implementadas de acordo com minha visão, já foram passadas.

É essencial que a empresa possua informações relevantes e atualizadas de seus clientes, com isso, além da área financeira, a área de relacionamento com o cliente também fica bastante fortalecida.

Este trabalho chegou ao seu objetivo e formulou um processo quantitativo para análise de crédito. Os resultados serão entregues à empresa, e é meu objetivo servir de suporte para aprimorar este estudo, após ter mais dados coletados e melhores informações.

² Essa é uma suposição do dirigente, pois não consta no sistema a informação da forma de cobrança.

REFERÊNCIAS

BANCO DO BRASIL. **Formulário de Cadastro de Pessoa Jurídica**. Disponível em: <http://www.bb.com.br/portalbb/frm/fw0701413_1.jsp>. Acesso em: 01 maio 2009.

BORNIA, A. Cezar. **Análise Gerencial de Custos: Aplicação em Empresas Modernas**. São Paulo: Atlas, 2009.

BRAGA, Roberto. **Fundamentos e Técnicas de Administração Financeira**. São Paulo: Atlas, 1989.

CARPENTER, Eduarda M. L. **Um Modelo de Análise de Risco de Crédito de Clientes em Relações B2B**. Biblioteca Virtual da PUC-RJ. Disponível em: <http://www2.dbd.puc-rio.br/pergamum/tesesabertas/0310745_06_cap_03.pdf>. Acesso em: 16 nov. 2009.

CHAIA, Alexandre Jorge. **Política de Crédito: Uma Análise Qualitativa dos Processos em Empresa**. Disponível em: <<http://www.ead.fea.usp.br/Cad-pesq/arquivos/v07-3ART02.pdf>>. Acesso em: 21 abr. 2009.

DOWNING, D.; CLARK, J. **Estatística Aplicada**. São Paulo: Saraiva, 2000.

FILHO, Armando de Santi. **Avaliação de Riscos de Crédito: para gerentes de operações**. São Paulo: Atlas, 1997.

GRESSLER, L. ALICE. **Introdução à Pesquisa: Projetos e Relatório**. São Paulo: Loyola, 2004.

GUJARATI, Damodar N. **Econometria Básica**. São Paulo: Makron Books, 2000.

HAIR, Joseph F. Jr.; ANDERSON, Rolph E.; TATHAM, Ronald L.; BLACK, Willian C. **Análise Multivariada de Dados**. 5º ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

KASSAI, José Roberto et al. **Retorno de Investimento**. São Paulo: Atlas, 2000.

LANFREDI, Henry. **Proposta de um processo de análise de crédito: estudo de caso da empresa Trans Travel**. 2003. 65 f. Trabalho de Conclusão do Curso de

Graduação em Administração, Escola de Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2003.

METHA, Dillep R. **Administração do Capital de Giro**. São Paulo: Atlas, 1978.

PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. **Econometria**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.

ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JORDAN, B. D. **Princípios de Administração Financeira**. São Paulo: Atlas, 2000.

SCHERR, Frederick C. **Modern Working Capital Management**. New Jersey: Prentice-Hall, 1989.

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

SEBRAE. **Fatores condicionantes e taxas de sobrevivência e mortalidades das micros e pequenas empresas no Brasil: 2003–2005**. Disponível em: <[http://201.2.114.147/bds/BDS.nsf/8F5BDE79736CB99483257447006CBAD3/\\$File/NT00037936.pdf](http://201.2.114.147/bds/BDS.nsf/8F5BDE79736CB99483257447006CBAD3/$File/NT00037936.pdf)>. Acesso em: 10 abril 2009.

SERASA. **Estudos de Inadimplência**. Disponível em: <http://www.serasa.com.br/empresa/noticias/2009/noticia_0693.htm>. Acesso em: 10 abr. 2009.

SERASA. **Indicador Serasa Experian de Inadimplência das Empresas**. Disponível em: <http://www.serasa.com.br/release/indicadores/inadimplencia_empresas.htm>. Acesso em: 15 nov. 2009.

SILVA, Jose Pereira. **Gestão e Análise de Risco de Crédito**. São Paulo: Atlas, 1998.

SANTOS, José Odalio dos. **Análise de Crédito: empresas, pessoas físicas, agronegócio e pecuária**. São Paulo: Atlas, 2009.

ANEXO A – FORMULÁRIO DE CADASTRO DE CLIENTES

Magia Malhas Ind e Com Ltda
Cadastro de Clientes

EMPRESA

Razão Social:
CNPJ:
Nome fantasia:
Endereço:
Telefone:
Contato:
Data de fundação:
Quantidade de empregados:
Linha de produtos: <input type="checkbox"/> predominantemente vestuário <input type="checkbox"/> várias linhas de produtos

SÓCIOS

Quantidade de sócios:
Nome:
CPF:
Estado civil:
Escolaridade: <input type="checkbox"/> fundamental incompleto <input type="checkbox"/> fundamental completo <input type="checkbox"/> ensino médio incompleto <input type="checkbox"/> ensino médio completo <input type="checkbox"/> ensino superior incompleto <input type="checkbox"/> ensino superior completo
É sócio de outras empresas? <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não
Se sim, há quanto tempo?
Qual ramo da outra empresa em que é sócio?

ESTABELECIMENTO

O estabelecimento é próprio ou alugado? <input type="checkbox"/> próprio <input type="checkbox"/> alugado
Faturamento médio bruto mensal:
Na visão do representante, qual a avaliação do ponto que a loja possui? <input type="checkbox"/> ruim <input type="checkbox"/> regular <input type="checkbox"/> ótimo