

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**SUSTENTAÇÃO DE VALOR POR INTERMÉDIO
DA GESTÃO DE CRÉDITO: APLICAÇÃO EM
UMA EMPRESA DE PEQUENO PORTE**

Georges Kallás

**Itajubá
Maio de 2009**

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ

Georges Kallás

**SUSTENTAÇÃO DE VALOR POR INTERMÉDIO
DA GESTÃO DE CRÉDITO: APLICAÇÃO EM
UMA EMPRESA DE PEQUENO PORTE**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção como requisito parcial à obtenção do título de *Mestre em Ciência em Engenharia de Produção*

Área de Concentração: Economia e Finanças

Orientador: Prof. Fábio Roberto Fowler, Dr.

Co-orientador: Prof. Anderson Paulo de Paiva, Dr.

Itajubá

Maior de 2009

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Mauá –
Bibliotecária Jacqueline Balducci- CRB_6/1698

K14g

Kallás, Georges

Sustentação de valor por intermédio da gestão de crédito:
aplicação em uma empresa de pequeno porte / Georges Kallás.

-- Itajubá, (MG) : [s.n.], 2009.

100 p. : il.

Orientador: Prof. Dr. Fábio Roberto Fowler.

Co-orientador: Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Itajubá.

1. Marketing. 2. Valor para o cliente. 3. Credit scoring.
I. Fowler, Fábio Roberto, orient. II. Paiva, Anderson Paulo de.
III. Universidade Federal de Itajubá. IV. Título.

CDU 658.8:658.15(043)

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ

Georges Kallás

**SUSTENTAÇÃO DE VALOR POR INTERMÉDIO
DA GESTÃO DE CRÉDITO: APLICAÇÃO EM
UMA EMPRESA DE PEQUENO PORTE**

Dissertação aprovada por banca examinadora em 26 de maio de 2009, conferindo ao autor o título de *Mestre em Ciência em Engenharia de Produção*

Banca Examinadora:

Prof. Geraldo Luciano Toledo, Dr. (USP)

Prof. Edson de Oliveira Pamplona, Dr. (UNIFEI)

Prof. Anderson Paulo de Paiva, Dr. (UNIFEI)

Prof. Fábio Roberto Fowler, Dr. (UNIFEI)

Itajubá

Mai de 2009

Dedico este trabalho aos
meus filhos Gabriel e Letícia
e a minha esposa Fernanda.

AGRADECIMENTOS

A Deus que me deu saúde e fé para superar todas as dificuldades e momentos difíceis até aqui.

Aos meus pais, Georges e Meire, por me transmitirem os valores de respeito e caráter e pelo apoio incondicional.

A minha esposa Fernanda por me apoiar em todos os momentos e por entender e compreender a minha ausência e falta de atenção durante minha dedicação a este trabalho.

Agradeço aos meus filhos Gabriel e Letícia por me fazerem acreditar que o futuro será maravilhoso e repleto de alegrias.

Aos meus irmãos Esper, Bárbara, Marta e David por cultivarem sempre a amizade e o companheirismo que trazem para nossa família momentos de união e carinho. Aos meus cunhados e cunhadas Eduardo, Ricardo, Mário, Fabiana e Monira pelo apoio. Aos meus sobrinhos Georges, Felipe, Lucas, Karen, David e Luísa por alegrarem nossas vidas.

Ao meu orientador professor Fábio Roberto Fowler por sempre acreditar na proposta desta dissertação e por me apoiar com inúmeras sugestões e correções que fizeram deste trabalho um trabalho mais completo. Agradeço também por compartilhar seus conhecimentos e corrigir os rumos nos momentos de incerteza.

Ao professor Anderson Paulo de Paiva meu co-orientador que não mediu esforços nem disposição na difícil tarefa de transmitir e apontar os caminhos dos conhecimentos de estatística. Sempre disponível e pronto para ajudar com valiosas sugestões nos momentos oportunos.

À empresa e seus diretores que me permitiram acesso irrestrito aos dados e informações, ao Zanardo pela precisão no levantamento dos dados necessários nesta pesquisa, a Jaqueline e a toda equipe do crédito que deram sugestões e idéias.

A Fernanda e Neuza pelas revisões, correções e sugestões na escrita.

Ao professor Edson Pamplona pela contribuição e ao professor Carlos Henrique Mello pelas sugestões na organização da metodologia. A todos os professores da Engenharia de Produção da Unifei que me ajudaram de alguma forma, meu muito obrigado.

Ao meu irmão David e minha cunhada Monira pela ajuda nas pesquisas. Ao meu irmão Esper pelas sugestões e apoio.

Aos colegas de mestrado da Engenharia de Produção da Unifei pelo apoio e constante incentivo.

*“Existe o risco que você jamais pode correr e o
risco que você não pode deixar de correr.”*

Peter Drucker

RESUMO

Para conseguir manter os clientes atuais ofertas de valor devem ser criadas. Para manter constante o relacionamento entre empresa e cliente, os benefícios oferecidos pela empresa devem ser suficientes aos esforços que o cliente faz para comprar. A sustentação de clientes por meio da gestão do crédito possibilita a empresa compor ofertas em uma perspectiva em que se combina o marketing e o risco. O alto volume de crédito concedido para pessoas físicas no mundo está criando nos gestores a necessidade de identificar os clientes pelo risco. Administrar bem a carteira de clientes encontrando equilíbrio entre a oferta de crédito e a inadimplência tem se mostrado um desafio para o credor. No Brasil a relação do crédito pelo PIB vem aumentando nos últimos anos, porém as taxas de inadimplência estão em patamares preocupantes. Dentro deste cenário a pequena empresa necessita de mecanismos para identificar os diversos tipos de clientes disponíveis em suas bases de dados com o objetivo de oferecer propostas de valor diferenciadas. O objetivo deste trabalho é melhorar a gestão da carteira de clientes atuais por intermédio de decisões de crédito em uma pequena empresa do setor de varejo. Fez-se uso da metodologia de pesquisa-ação com dados de comportamento de clientes para identificar a qual grupo cada cliente pertence por meio da análise discriminante múltipla. Os resultados mostraram que a classificação é bastante satisfatória e as ofertas de valor podem ser criadas, fazendo uso desta técnica de seleção, de modo a aumentar o acerto na escolha dos clientes.

Palavras-chave: Marketing, Valor para o cliente, *Credit scoring*.

ABSTRACT

Valuable offers must be created to keep the current customers. To maintain a Constant relationship between company and customer, the benefits offered must be sufficient to the client's effort to buy. The clientele maintenance through credit management enables the company to compose offers balancing marketing and risk perspectives. The high credit volume to individual subjects in the world is demanding managers clients risk segmentation. Good client base management balancing credit offer and default risk is challenging companies. The Credit/GDP ratio has been increasing in Brazil in recent years, although the rates of default are at alarming rates. In this scenario, the small companies need tools to identify the several available clients clusters in their databases aiming at offering customized value propositions. The aim of this work is to improve the existing client base management by introducing a credit decisions model in a small retail company. The action research method was used, with client behavioral data to identify to what group each client belongs to, using multiple discriminant analysis. The results have shown that the classification is quite satisfactory and value offers can be created using such selection technique to improve the correct clients selection.

Keywords: Marketing, Customer value, Credit scoring.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Inadimplência de PF em operações de crédito nos setores público e privados ...	20
Figura 2.1 – O processo de marketing	24
Figura 2.2 – As três estratégias amplas.....	25
Figura 2.3 – Rota para o marketing de relacionamento.....	26
Figura 2.4 – Mapa para o valor.....	30
Figura 2.5 – A filosofia dos preços.....	30
Figura 2.6 – Exemplo da curva logística.....	40
Figura 2.7 – Exemplo de funções discriminantes.....	42
Figura 2.8 – Exemplo de mapa territorial e escores Z discriminantes rotacionados.....	43
Figura 2.9 – Diagrama de decisão da análise discriminante	44
Figura 2.10 – Estágios da cadeia de Markov.....	46
Figura 2.11 – Exemplo de rede neural de múltiplas camadas	48
Figura 3.1 – Ciclo da pesquisa-ação	52
Figura 3.2 – Ciclos da pesquisa-ação.....	53
Figura 4.1 – Linha do tempo com os ciclos	56
Figura 4.2 – Curva de pagamentos após o vencimento	73
Figura 4.3 – Exemplo de categorização de variável.....	76
Figura 4.4 – Mapa territorial dos escores Z discriminantes	80
Figura 5.1 – Mapa territorial com os centróides e linhas de fronteira	84
Figura 5.2 – Mapa territorial de um dos grupos com a seleção a partir do centróide.....	85
Figura 5.3 – Mapa de valor para o grupo de inadimplentes recuperáveis	90

LISTA DE QUADROS

Quadro 2.1 – Proposição de valor.....	29
Quadro 2.2– Linha do tempo do crédito	34
Quadro 4.1 – Variáveis da primeira amostra I	57
Quadro 4.2 – Variáveis da primeira amostra II	58
Quadro 4.3 – Variáveis de Identificação e Cadastro	66
Quadro 4.4 – Variáveis de Renda	68
Quadro 4.5 – Variáveis de Consultas e Limites	68
Quadro 4.6 – Variáveis de Operação	70
Quadro 5.1 – Ações para o produto	87
Quadro 5.2 – Ações para a promoção	87
Quadro 5.3 – Ações para o ponto	88
Quadro 5.4 – Ações para o preço.....	88

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Teste de igualdade das médias dos grupos.....	77
Tabela 4.2 – Matriz de correlação	78
Tabela 4.3 – Lambda de Wilks.....	78
Tabela 4.4 – Coeficientes das funções discriminantes.....	79
Tabela 4.5 – Resultado da classificação do modelo	80
Tabela 4.6 – Funções de teste de Fisher.....	81
Tabela 4.7 – Resultado da classificação da amostra de validação.....	82

LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS

®	Marca registrada
4Ps	O mix de Marketing: Produto, Ponto, Promoção e Preço
AD	Análise Discriminante
ADM	Análise Discriminante Múltipla
BCB	Banco Central do Brasil
CHAID	<i>Chi-Squared Automatic Interaction Detection</i>
CRM	<i>Customer Relationship Management</i>
C's	Os 5 C's do crédito: Caráter, Capacidade, Capital, Colateral e Condições
ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i> (Sistemas Integrados de Gestão Empresarial)
EUA	Estados Unidos da América
F	Estatística de Fisher relacionado a uma razão entre variâncias
GL	Grau de Liberdade
NAICS	<i>North American Industry Classification System</i>
Nº	Número
PF	Pessoa Física
PIB	Produto Interno Bruto
PJ	Pessoa Jurídica
PME	Pequena e micro empresa
PMEs	Pequenas e micro empresas
RCA	<i>Retailers Commercial Agency</i>
SBA	<i>Small Business Administration</i>
SEBRAE	Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas empresas
SPC	Serviço de Proteção ao Crédito
STP	Segmentação, <i>Targeting</i> e Posicionamento

SUMÁRIO

1. Introdução	16
1.1 Considerações Iniciais	16
1.2 Objetivos	18
1.3 Justificativa	19
1.4 Definição de termos relevantes	20
1.4.1 Tamanho de empresas	20
1.4.2 Adimplentes e Inadimplentes	23
2. Revisão Bibliográfica	24
2.1 Marketing	24
2.2 O Mix de Marketing	27
2.3 Valor para o cliente	27
2.4 Preço	30
2.5 Crédito	33
2.5.1 A história do crédito	33
2.5.2 <i>Credit Scoring</i> e gestão de clientes.....	35
2.5.3 Métodos de <i>Credit Scoring</i>	36
2.6 Análise Multivariada	38
2.6.1 Regressão Logística	39
2.6.2 Análise Discriminante.....	41
2.6.3 Cadeias Multiestado de Markov	46
2.6.4 Redes Neurais.....	47
2.6.5 Outros métodos.....	48
3. Método de Pesquisa.....	50
4. Pesquisa Empírica.....	54
4.1 Ciclos da Pesquisa-ação.....	55
4.2 Desenvolvimento da Pesquisa-ação	56
4.2.1 Ciclo 1	57
4.2.2 Ciclo 2.....	58
4.2.3 Ciclo 3.....	59
4.2.4 Ciclo 4.....	59

4.2.5	Ciclo 5.....	60
4.2.6	Ciclo 6.....	61
4.2.7	Ciclo 7.....	63
4.2.8	Ciclo 8.....	64
4.2.9	Ciclo 9.....	64
4.2.10	Ciclo 10.....	65
4.3	Ciclo Final.....	66
4.4	Definição dos grupos.....	72
4.5	Amostra.....	74
4.6	Categorização das Variáveis.....	75
4.7	Classificação dos Grupos.....	76
5.	Análise dos Resultados.....	83
5.1	Decisões de Marketing Mix.....	86
5.1.1	Produto.....	86
5.1.2	Promoção.....	87
5.1.3	Ponto.....	87
5.1.4	Preço.....	88
6.	Conclusão.....	91
6.1	Conclusão.....	91
6.2	Recomendações para Futuros Trabalhos.....	94
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	96

CAPÍTULO 1

1. Introdução

1.1 Considerações Iniciais

O volume de crédito no Brasil teve expressivo crescimento nos últimos anos, no entanto, ainda é muito baixo numa perspectiva internacional como proporção do nível de produto (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2007).

Nos Estados Unidos, a relação crédito dividido pelo PIB ultrapassa 249%, no Reino Unido a 156% e na África do Sul, atinge 141%. O Brasil aparece atrás também de Espanha, Chile e Índia, o que indica o quanto se pode crescer neste setor conforme observado no levantamento de Aboim (2008). Para o Banco Central do Brasil (2007) evidências recentes atestam a correlação entre o crescimento das concessões de crédito e o aumento do consumo.

Entretanto, este cenário mostra sinais de mudança. De janeiro de 2007 até dezembro de 2008, o percentual de operações de crédito do sistema financeiro em relação ao PIB, no Brasil, cresceu 34,53%, sendo que neste período o indicador sempre apresentou crescimento contínuo. Este aumento é observado tendo como credores tanto instituições públicas como instituições privadas. A relação crédito/PIB atingiu em dezembro de 2008 o valor recorde no país: 41,3% (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2009a).

As operações do sistema financeiro de janeiro de 2007 até dezembro de 2008 cresceram 166,21% em valor absoluto. As operações para pessoas físicas subiram 61,79% no mesmo período. Entretanto, em dezembro de 2008, o percentual de crédito para pessoas físicas em relação ao total recuou para 31,74% em comparação com o mês de novembro de 2007 que chegou a 34,05% (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2009a).

No cenário mundial, a economia entrou na maior recessão desde 1930 devido ao problema de crédito imobiliário americano e posteriormente contaminando toda a economia mundial. A recuperação projetada para 2009 é modesta e os níveis de créditos disponíveis estão menores. Existe o risco de inflação em alguns países, forçado principalmente pelos preços das matérias-primas. Muitas empresas ligadas ao sistema financeiro faliram em cascata (IMF, 2008).

Os meios de pagamento desde a última década estão migrando do cheque e dinheiro para os cartões de crédito. Esta movimentação que se observa no Brasil e também nas maiores economias do mundo (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2009b) expõe o pequeno credor a

uma competição com as grandes operadoras de cartões de crédito, bancos e financeiras que utilizam de outros meios de pagamento que não o dinheiro. Também na hora de receber, a concorrência persiste, já que estas instituições financeiras cobram taxas médias de juros no cheque especial de 6,80% e no caso mais extremo 10,13% ao mês. As taxas médias de crédito pessoal são de 5,53% ao mês e no caso mais elevado 24,63% ao mês (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2009c). Essas taxas são mais elevadas do que as praticadas pelo pequeno empresário, fazendo com que o cliente com dificuldades financeiras prefira pagar os juros mais caros, para só depois quitar as dívidas com juros mais baratos.

O aumento do número de concorrentes e a expansão das grandes redes fazem com que o pequeno e médio varejo disputem o cliente com empresas que estão mais estruturadas, com mecanismos de crédito massificado e sistemas de informação integrados. Nessas grandes empresas, as perdas são claramente definidas e o volume de clientes para classificação dos escores de risco é maior, o que permite mais precisão.

Por trás das grandes empresas estão financeiras e bancos com larga experiência na concessão de crédito. Cruzam dados entre as inúmeras filiais e alimentam de forma rápida suas bases de dados. Este diferencial não pode ser acompanhado pela pequena empresa, que muitas vezes não tem filiais ou larga experiência com concessão de crédito.

As altas taxas de juros cobradas pelos juros de mora das operadoras de cartão de crédito e das financeiras colocam o cliente que atrasou alguma parcela em uma situação em que ele precisa definir o que pagar primeiro: o cartão e a financeira ou a pequena empresa que cobra juros mais modestos.

Com o aumento das vendas com cartão de crédito e débito (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2009b), os dados de clientes, antes de posse da pequena empresa, passam gradativamente por um processo de migração para as operadoras de cartões. Esse novo cenário traz consigo uma nova relação entre empresa e cliente. Muitos varejistas passam a ter dificuldade em conhecer seus reais clientes, pois os mesmos não são identificados. A empresa muitas vezes não conhece nem mesmo o nome do cliente que compra e paga com o cartão, o que dirá seus hábitos de compra, sua frequência de visitas, seus dependentes e diversas outras informações que estabelecem o relacionamento entre as partes.

As compras efetuadas, tendo como meio de pagamento os cartões de crédito, oferecem desafio extra na identificação dos clientes por parte da empresa. Em um primeiro momento, não existe o processo de identificação do cliente para garantir o crédito, pois a administradora dos cartões garante o pagamento mesmo que o cliente fique em débito com esta última. O varejista se preocupa menos, pois muitos encaram o cartão como compra à vista ou em

dinheiro, visto que o valor vendido pode ser antecipado por meio de taxas de juros de desconto. O cliente, por sua vez, não gosta de oferecer dados pessoais ou informações extras pois alega que não está pedindo crédito e, portanto, não precisa de qualquer aprovação ou anuência da empresa que está vendendo o produto ou serviço. Sendo assim, a identificação do cliente que compra, utilizando cartão de crédito, é mais difícil do que a dos outros meios de pagamento.

Neste contexto, a sustentação da base de clientes atuais é fundamental para manutenção da rentabilidade das empresas, bem como a criação de novas ofertas de valor para estes mesmos clientes.

Kotler (2002) define o valor como uma relação entre os benefícios e os custos em que o cliente faz um julgamento pelas ofertas disponíveis no mercado. Para comercialização entre empresas, os fatores de decisão do cliente são “funcionalidade” ou “performance”, enquanto que entre empresas e clientes, os fatores de decisão de compra são a “estética” ou o “gosto”, como esclarecem Anderson e Narus (2008).

Segundo Anderson *et al.* (2006) quando novas ofertas diferenciadas de valor estão disponíveis no mercado, as ofertas atuais podem ser comparadas com as novas, possibilitando ao cliente fazer sua escolha de forma mais fácil.

As empresas locais também têm intimidade maior com o consumidor o que leva a uma política de crédito (WESTON E BRIGHAM, 2000) mais flexível, ao contrário das financeiras e do varejo de rede, que procuram seguir rigorosamente os prazos pré-definidos no processo tradicional de crédito.

Se por um lado o Brasil ainda está muito atrás dos outros países na concessão de crédito, grandes oportunidades de geração de negócios e crescimento do setor se fortalecem. Aliado a isso, tem-se o fato de que das principais razões para o encerramento das atividades de micro e pequenas empresas no Brasil, 42% estão ligados a aspectos financeiros e de gestão de preços (SEBRAE, 2005).

1.2 Objetivos

Os aspectos financeiros que envolvem as relações de troca entre consumidores e empresas são fatores para a perpetuação dos negócios e sustentação de valor para os clientes e organizações. O estabelecimento das ofertas adequadas para os clientes interessados, no

momento oportuno, pode proporcionar ambiente ideal para aumento do volume de negócios entre as partes. Dentro deste contexto, destacam-se como objetivos principal e secundários:

Objetivo Principal

- Melhorar a gestão da carteira de clientes atuais por intermédio de decisões de crédito em uma pequena empresa do setor de varejo.

Objetivos Secundários

- Explorar dados fornecidos pelos próprios clientes, por meio da análise estatística multivariada, para aumentar as trocas entre as partes e maximizar a lucratividade;
- potencializar a busca de informações para decisões do mix de Marketing (produto, ponto, promoção e preço);
- possibilitar a oferta de valor agregado de forma personalizada e individualizada;
- identificar os grupos de clientes, possibilitando entender seus comportamentos e visualizar as linhas de fronteiras que separam os grupos.

1.3 Justificativa

A demanda de crédito ao consumidor é global e está crescendo continuamente. O gerenciamento permanente do risco de não pagamentos precisa ser monitorado e as decisões tomadas nas concessões aos clientes refletem nos lucros esperados, nas perdas esperadas e na participação de mercado (THOMAS, 2009).

Em agosto de 2007, teve início a crise financeira mundial com o colapso do sistema de financiamento residencial americano que se aprofundou nos seis meses seguintes. Os mercados de crédito de economias emergentes também sofreram redução no volume disponível. Os credores passaram a ser mais cautelosos com os financiamentos concedidos a clientes (IMF, 2008).

No Brasil, observa-se que o momento na economia é de atenção, como vistos os percentuais de inadimplência ao longo do tempo, na Figura 1.1. As taxas de inadimplência alcançaram valores elevados, apresentando uma tendência de subida. Sem um sistema de seleção e auxílio na tomada de decisões, estes clientes inadimplentes são perigosos para a saúde financeira das empresas.

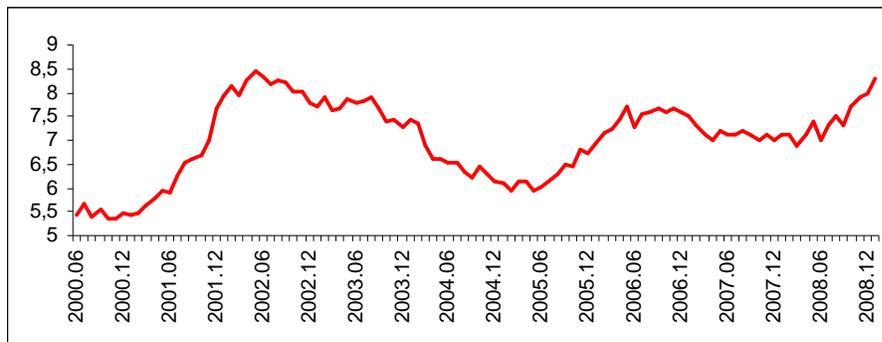


Figura 1.1 – Inadimplência de PF em operações de crédito nos setores público e privados (IPEA, 2009)

Neste contexto, cada recurso deve ser usado da melhor maneira possível, visto que o capital usado para maximizar as trocas com os clientes não pode ser desperdiçado. A gestão da carteira de crédito e seus riscos envolvidos podem fazer com que a pequena empresa tenha possibilidade de melhor escolha no momento de busca, seleção e oferta de valor ao cliente. Saber oferecer o produto ou serviço, no momento adequado, ao cliente que deseja esta oferta, possibilita a criação de um diferencial competitivo importante no ambiente dos negócios.

1.4 Definição de termos relevantes

Para facilitar a leitura, alguns termos relevantes utilizados neste trabalho foram definidos. No caso de existirem diversas definições para o termo, utilizou-se a que mais se aproximava dos objetivos do estudo proposto.

1.4.1 Tamanho de empresas

Cada país tem sua própria definição sobre pequena e microempresa. Alguns países classificam pelo setor, outros pelo número de empregados ou pelo faturamento, entretanto, em alguns países, a combinação das três características é usada para definir se a empresa pode ser classificada como pequena ou micro (SHI E LI, 2006).

Dutra e Guagliardi (1984) classificam as empresas levando em conta critérios quantitativos, critérios qualitativos e critérios mistos. Os critérios quantitativos são: o número de empregados, faturamento ou receita anual, patrimônio líquido, capital social, ativo imobilizado ou valor do passivo.

Nos critérios qualitativos, Dutra e Guagliardi (1984) caracterizam pequenas, médias e grandes empresas com critérios não numéricos. As PME são aquelas que:

- Usam trabalho próprio ou de familiares;
- não possuem administração especializada;
- não pertencem a grupos financeiros;
- não têm produção em escala;
- apresentam condições peculiares de atividade reveladoras de exiguidade de negócio;
- são organizações rudimentares;
- apresentam menor complexidade do equipamento produtivo causando baixa relação investimento/mão-de-obra;
- são receptoras de mão-de-obra liberada do setor rural;
- são campo de treinamento de mão-de-obra especializada e formação do empresário.

Os critérios mistos estabelecem parte de critérios quantitativos, como faturamento, além de um qualitativo a seguir (DUTRA E GUAGLIARDI, 1984):

- Baixa relação investimento/mão-de-obra empregada, decorrente de menor complexidade do equipamento produtivo, o que as capacita a gerar emprego a menor custo social e privado;
- menor dependência das fontes externas de tecnologia;
- papel complementar às atividades industriais mais complexas;
- extensa rede de produção e distribuição de bens e serviços, o que contribui decisivamente para a desconcentração industrial;
- suporte à política de apoio às cidades de porte médio, viabilizando a utilização de recursos locais disponíveis e retendo a mão-de-obra liberada do setor rural, antes de seu deslocamento para os centros urbanos congestionados;
- campo de treinamento de mão-de-obra especializada e de formação de empresários.

Segundo Fillion (1991) que estudou a classificação de PMEs em vários países, existem diferenças na comparação destas empresas entre as nações. Quando se compara a classificação, pelo número de empregados, nos Estados Unidos o número máximo pode variar de 500 a 1500 dependendo do setor. No Reino Unido, o limite é de 200 empregados, porém, outras características podem alterar esse limite. Países como Alemanha, França, Itália e Holanda têm como limite o número de 500 empregados. Na Suécia, são no máximo 200 e na Austrália, Bélgica, Canadá, Dinamarca, Irlanda os limites máximos de número de empregados

variam de 50 a 100. Outros fatores também são levados em consideração e diversas instituições podem ter classificações diferentes.

Para Storey (1994), as definições de pequena e micro empresas na Europa sofrem bastante variação de um país para outro e são influenciadas por fatores econômicos e financeiros de cada país. Ainda segundo Storey (1994), as comparações entre cada país são difíceis, pois a constituição de cada nação, sua população, economia e o momento da história em que estas definições foram feitas são, muitas vezes, diferentes.

Segundo levantamento de Shi e Li (2006), no Japão, a definição de pequena e micro empresa passa pelo faturamento e pelo número de empregados, sendo o limite deste último de 100 pessoas. Na China, o número de empregados máximos pode variar de 200 a 2000. Em ambos os países, outros fatores como o setor influenciam as classificações.

Para o *North American Industry Classification System* (NAICS), que define o tamanho das empresas, nos Estados Unidos, as empresas de comércio de varejo são consideradas pequenas ou micro quando têm menos do que 500 empregados (SBA, 2009).

No Brasil, o Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE) classifica as empresas por porte de acordo com o número de funcionários e se a mesma se encontra na indústria, no comércio ou no setor de serviços (SEBRAE, 2005):

- **Microempresa:** na indústria, até 19 pessoas ocupadas; no comércio e serviços, até 09 pessoas ocupadas.
- **Pequena empresa:** na indústria, de 20 a 99 pessoas ocupadas; no comércio e serviços, de 10 a 49 pessoas ocupadas.
- **Média empresa:** na indústria, de 100 a 499 pessoas ocupadas; no comércio e serviços, de 50 a 99 pessoas ocupadas.
- **Grande empresa:** na indústria, acima de 500 pessoas ocupadas; no comércio e serviços, acima de 100 pessoas ocupadas.

Neste trabalho a definição utilizada para pequena empresa será a do *North American Industry Classification System* (NAICS), devido ao fato de que esta classificação está mais alinhada com a realidade do varejo brasileiro, separando de forma mais realista os diversos portes de empresas. Portanto a empresa estudada se enquadra na categoria de pequena empresa por ter menos de 500 empregados.

1.4.2 Adimplentes e Inadimplentes

O dicionário Michaelis (2009) define adimplente como sendo o indivíduo que cumpre suas obrigações contratuais no prazo certo e inadimplente como aquele que falta às condições de um contrato. A definição de adimplentes neste trabalho é a de clientes que pagaram ou possuem duplicatas não pagas com no máximo 30 dias de atraso e inadimplentes aqueles que pagaram ou possuem duplicatas não pagas em atraso com mais de 60 dias.

CAPÍTULO 2

2. Revisão Bibliográfica

2.1 Marketing

O processo de gestão de trocas de produtos e/ou serviços entre ofertantes e consumidores envolve, como demonstram Dolan (2000) e Fowler (2002), uma cadeia de participantes que juntos, mesmo que de forma individual, participam do processo a fim de atender às expectativas de ambos os lados.

Este processo (Figura 2.1) é composto pela parte estratégica e operacional. O longo prazo, no marketing estratégico, é o estágio que aborda o futuro mais distante e é composto pelos cinco C's. Em **Cientes** projetam-se as necessidades, desejos e demandas; na **Companhia** e **Concorrência** os pontos fortes e pontos fracos; nos **Cooperadores** quem e como cooperar e no **Contexto** as ameaças e oportunidades (macroambientes). Em seguida, abrangendo a criação de valor, os mercados são estudados por meio do STP, sendo a **segmentação** a escolha de bases e verificação de como o mercado está dividido segundo estas bases; o **Targeting** seleciona os mercados, os quais possuem melhor competitividade e são mais rentáveis, e o **posicionamento** apresenta como a empresa quer ser vista pelos segmento(s) selecionado(s).

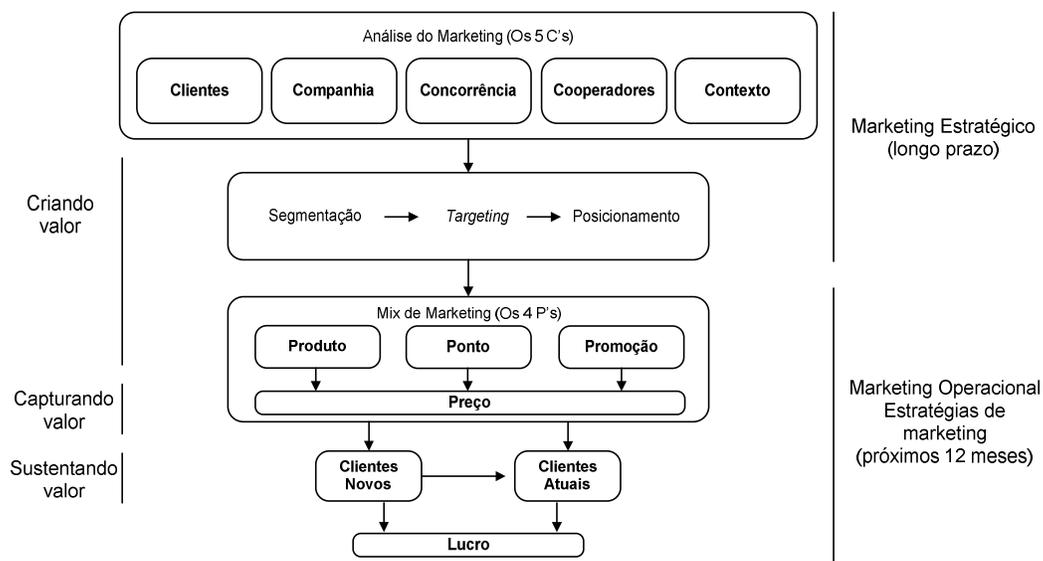


Figura 2.1 – O processo de marketing - Dolan (2000) e Fowler (2002) – adaptado pelo autor

Os posicionamentos são amplo, específico e de valor. O posicionamento amplo é a primeira escolha a ser feita pela empresa quando se decide posicionar o produto ou serviço perante o mercado. As definições estratégicas vão influenciar toda a organização e a forma como ela será operada e vista no mercado (KOTLER, 2001).

Porter (1998) defende que a vantagem competitiva está associada a três estratégias amplas: ser líder em preços baixos, buscar diferenciação dos produtos ou focar em um nicho. As três estratégias amplas estão demonstradas na Figura 2.2.

	Baixo Custo	Diferenciação
Alvo Ampliado	Líder em preços	Diferenciação
Alvo Estreito	Foco em um nicho	Diferenciação Foco em um nicho

Figura 2.2 – As três estratégias amplas – Porter (1998) – adaptado pelo autor

Este posicionamento, segundo Porter (1998), precisa ficar claro para que a empresa não tente atender todas as três estratégias, pois caso isso aconteça, não existirá foco definido e pode-se fracassar no atingimento dos objetivos.

Ainda no mesmo posicionamento amplo, Treacy e Wiersema (1993) propuseram três alternativas que chamaram de disciplinas de valor. Uma empresa poderia ser: líder em produtos, operacionalmente excelente ou íntima com o cliente. Esta abordagem parte do pressuposto que em todo mercado existem três tipos de cliente: os que buscam produtos mais avançados tecnologicamente, os que desejam desempenho confiável e os que querem flexibilidade e atendimentos individuais.

No posicionamento deve-se considerar as seguintes opções (KOTLER, 2001):

- Posicionamento por atributo - A empresa se posiciona com certos atributos ou aspectos inerentes ao produto.
- Posicionamento por benefício - O produto promete oferecer um benefício.
- Posicionamento por uso/aplicação - O produto é posicionado como mais indicado para determinada aplicação.
- Posicionamento por usuário - O produto é posicionado com o objetivo de atender um grupo de clientes potenciais específicos.

- Posicionamento contra concorrente - O produto sugere ser diferente ou superior ao produto do concorrente.
- Posicionamento por categoria - A empresa se descreve como líder de determinada categoria.
- Posicionamento por preço/qualidade - O produto é posicionado em uma determinada faixa de qualidade e preço.

A empresa deve posicionar a marca de acordo com seu valor no mercado. A proposta total de valor deve oferecer ao cliente segurança e expectativa de que seus desejos na aquisição serão plenamente satisfeitos (KOTLER, 2001).

No Marketing operacional é onde se estabelecem as estratégias que são de curto prazo, geralmente para os próximos 12 meses. O mix de marketing, também definido por Kotler e Keller (2007), segue criando valor no produto, ponto e promoção. No preço é onde existe a captura do valor. A obtenção de clientes novos e a manutenção de clientes atuais vêm em seguida, oferecendo sustentação de valor ao processo, enquanto que o lucro representa a rentabilidade, liquidez e estrutura de capital.

Para Gummesson (1998), o conceito de Marketing de Relacionamento deve combinar a teoria do mix dos quatro P's, o marketing de serviços, as redes de contato, a percepção do cliente frente à qualidade, a quebra do paradigma dos espaços físicos e da hierarquia e a dimensão financeira, de forma a unir essas diferentes teorias fragmentadas no Marketing de Relacionamento (Figura 2.3). A partir desta fase, os ajustes específicos para diversas situações podem ser feitos.

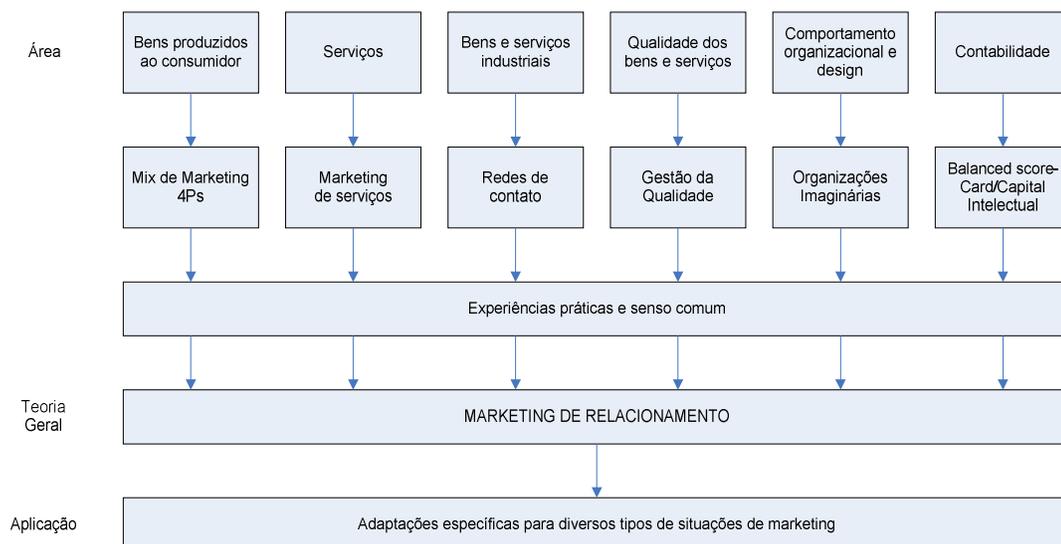


Figura 2.3 – Rota para o marketing de relacionamento - Gummesson (1998) – adaptado pelo autor

2.2 O Mix de Marketing

O Mix de Marketing é composto por quatro P's. O **Produto** engloba: variedade de produtos, qualidade, design, características, nome de marca, embalagem, tamanhos, serviços, garantias e devoluções. O **Ponto ou Praça**: canais, cobertura, variedades, pontos-de-venda, estoque e transporte. A **Promoção**: promoção de vendas, propaganda, força de vendas, relações públicas e marketing direto. E o **Preço**: a lista de preços, descontos, concessões, prazo para pagamento e condições de crédito (KOTLER E KELLER, 2007).

O P preço tem algumas características diferenciadas:

O preço é o único elemento do mix de marketing que produz receita; os demais produzem custos. Ele também é um dos elementos mais flexíveis: pode ser alterado com rapidez, ao contrário das características de produtos, dos compromissos com canais de distribuição a até das promoções. O preço também informa ao mercado o posicionamento de valor pretendido pela empresa para seu produto ou marca. Um produto bem desenhado e comercializado pode determinar um preço superior e obter alto lucro (KOTLER E KELLER, 2007, p. 428).

A geração de receita, a rapidez da mudança, o posicionamento de valor pretendido e o lucro gerado fazem do P preço um elemento importante na relação entre clientes e fornecedores. Oferecem também a possibilidade de criação de indicadores de rápida avaliação e possibilitam ao tomador de decisões, gerência no processo de troca entre as partes, personalizando e modificando a oferta de valor.

2.3 Valor para o cliente

Em termos de Marketing, o produto ou o pacote de produtos/serviços ofertados terão sucesso com o cliente se ele entregar valor e satisfizer o cliente alvo. O cliente escolhe, entre diferentes ofertas, aquela que percebe que entrega mais valor. O valor é uma relação entre o que o cliente quer e o que o produto/serviço oferece em troca. O cliente recebe benefícios e assume custos, como mostrado na equação 2.1 (KOTLER, 2002):

$$Valor = \frac{Benefícios}{Custos} = \frac{benefícios funcionais + benefícios emocionais}{custo monetário + custo do tempo + custo da energia + custo físico} \quad (2.1)$$

Baseado nesta equação, o ofertante pode aumentar o valor para o cliente de cinco maneiras diferentes (KOTLER, 2002):

- Oferecendo mais benefícios;

- reduzindo os custos;
- oferecendo benefícios e reduzindo os custos;
- oferecendo benefícios em maior proporção que o aumento dos custos;
- reduzindo benefícios em menor proporção que a redução dos custos.

Valor é a entrega, em termos econômicos, técnicos, de serviço e benefícios sociais que o cliente recebe pelo preço pago da oferta de mercado. A essência desta definição pode ser representada na equação 2.2. que também é conhecida como equação fundamental do valor (ANDERSON e NARUS, 2008).

$$(\text{valor}_f - \text{preço}_f) > (\text{valor}_a - \text{preço}_a) \quad (2.2)$$

Onde valor_f e preço_f são os componentes da melhor oferta de marketing de determinada empresa e valor_a e preço_a são os componentes da melhor alternativa após a primeira oferta.

Ainda segundo Anderson e Narus (2008), quem faz a oferta costuma superestimar o valor para os clientes, enquanto quem recebe a oferta, normalmente o subestima.

Existem três maneiras de diferenciar as competências centrais de uma empresa segundo Prahalad e Hamel (1990): quando a competência central oferece acesso a diversos mercados, quando contribui de forma significativa para gerar a percepção de valor por parte do cliente e quando dificulta imitações dos concorrentes.

Segundo Anderson *et al.* (2006) a proposição de valor deve estar presente de três formas na oferta: lista de todos os benefícios, pontos favoráveis de diferenciação e foco na comunicação, como pode ser observado no Quadro 2.1.

Os posicionamentos de valor são orientados e atualizados pelos 4Ps (ANDERSON e NARUS, 2008):

- **Produto** - Os mercados oferecem uma oferta flexível que consiste em uma solução básica seguida de variações, devidamente diferenciadas, que procuram capturar a essência de cada segmento a ser atingido.
- **Promoção** - A comunicação de Marketing é mais focada, adaptada para conquista de clientes ou sustentação dos atuais, além reforçar a imagem e manter um canal aberto de relacionamento.
- **Ponto** - Desenvolvimento de novos canais adaptados às necessidades dos clientes, quando a cada novo pedido, novas facilidades podem ser utilizadas.
- **Preço** - O preço é baseado no quanto a oferta oferecida vale para o cliente. Uma parte é composta pelo custo e pode acompanhar a tendência do mercado.

Quadro 2.1 – Proposição de valor

Proposição de Valor	Todos os benefícios	Pontos favoráveis de diferenciação	Foco na comunicação
Consiste em	Todos os benefícios recebidos pelo cliente na oferta de mercado	Todos os pontos favoráveis de diferenciação da oferta de mercado em comparação com a melhor alternativa concorrente	Um ou dois pontos de diferenciação (e, talvez, um ponto de paridade) cuja melhoria vai entregar o maior valor para o cliente em um futuro previsível
Perguntas a serem feitas pelo cliente	“Por que eu deveria comprar seu produto/serviço?”	“Por que eu deveria comprar seu produto/serviço ao invés de comprar do seu concorrente?”	“O que é mais vantajoso para mim em manter minha mente na sua oferta?”
Exigências	Conhecimento do que é oferecido no mercado	Conhecimento do que é oferecido no mercado e a próxima melhor alternativa	Conhecimento de como o mercado entrega ofertas de valor superior aos clientes, comparadas a próxima melhor alternativa
Armadilha	Assertividade dos benefícios	Presunção do valor	Necessita de pesquisa de valor junto ao cliente

Fonte: Anderson *et al.* (2006) – adaptado pelo autor

As ofertas de valor podem, segundo Peppers e Rogers (2004) evoluir para o marketing um-para-um adaptado ao Marketing CRM que estabelece os seguintes passos:

- Identificar seus clientes atuais e potenciais;
- diferenciar os clientes em termos de suas necessidades e seu valor para a empresa;
- interagir com os clientes individualmente para melhorar seu conhecimento sobre as necessidades de cada um e construir relacionamentos mais sólidos;
- customizar produtos, serviços e mensagens para cada cliente.

Em Kim e Mauborgne (1997), os autores mostram um mapa para o valor composto pela empresa a ser estudada, as forças de mercado e duas perspectivas distintas (Figura 2.4). A primeira é a perspectiva da empresa, onde as ofertas de valor são analisadas sob o ângulo de quem as oferece. A segunda é a perspectiva do cliente que tenta identificar para si os aspectos principais da oferta de valor. Estas visões guiam ações que se relacionam gerando ofertas de valor que precisam atender ao mesmo tempo as duas perspectivas.

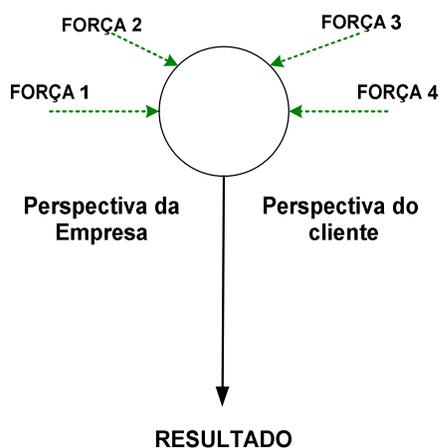


Figura 2.4 – Mapa para o valor – Kim e Mauborgne (1997) – adaptado pelo autor

A criação de espaços de mercado inexplorados que tornem a concorrência irrelevante, são, segundo Kim e Mauborgne (2005), caminhos para evitar a competição sangrenta. Estas novas ofertas de valor maximizam as oportunidades e minimizam os riscos.

2.4 Preço

Tendo visto que valor para o cliente é composto por diversas ações ligadas ao mix de marketing, o P preço contribui para enriquecer a oferta de diferenciação de valor. Shapiro (1998) propõe a filosofia dos preços e sua relação entre clientes e fornecedores. Segundo este autor, esta relação tem um componente cooperativo e um componente de conflito (Figura 2.5). A linha de baixo refere-se a todos os tipos de custos. A linha de cima é o valor percebido pelo cliente, sendo composta pelos atributos tangíveis e intangíveis dos produtos/serviços.

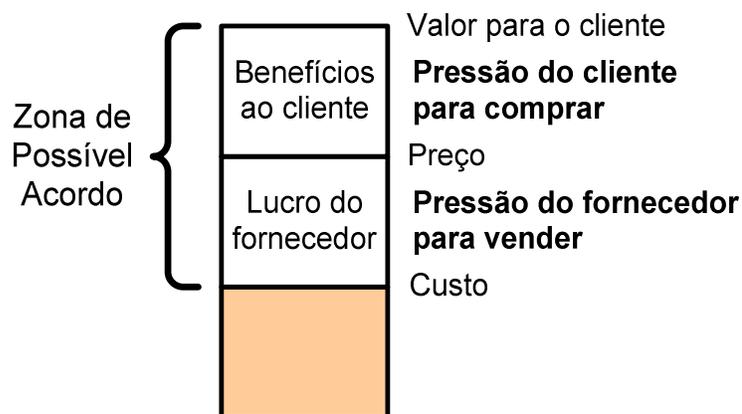


Figura 2.5 – A filosofia dos preços - Shapiro (1998) – adaptado pelo autor

A área entre a linha do custo e a linha do valor percebido pelo cliente é definida como a zona de possível acordo. Em condições normais, o cliente não pagará mais do que o valor

percebido e o fornecedor não venderá abaixo do custo. O preço varia entre esta zona. Existe a pressão do fornecedor para vender com mais lucro e a pressão do cliente para comprar com mais benefícios. Quando o preço sobe é mais difícil vender e quando ele cai, existe mais facilidade na venda. (SHAPIRO, 1998)

Sabendo o valor do produto e o custo estabelece-se uma estrutura para fixar o preço para o cliente. Segundo Gale e Swire (2006) o valor do produto para o cliente é maior do que o custo. Se o preço do produto é fixado acima do que vale, haverá dificuldade para atrair clientes. Se o preço é fixado abaixo do custo, perde-se dinheiro.

Quando a competição está focada apenas nos preços, a cada nova cotação o comprador pode ir até aos concorrentes e informar-lhes o preço de cada proposta para tentar ganhar mais descontos. Isso se chama espiral da morte dos preços. Este processo em que compradores espertos tentam tirar cada centavo dos vendedores pode ser bom apenas para o comprador. Na espiral da morte dos preços não há vencedores, apenas sobreviventes (HOLDEN E BURTON, 2008).

Para fugir da espiral da morte dos preços, Holden e Burton (2008) sugerem 10 regras que devem ser compreendidas por todas as pessoas da organização:

1. Substituir o hábito de dar desconto com uma pitada de arrogância

Se tudo o que é falado com os clientes é sobre preços, nenhum desconto será bom o suficiente. Preços com desconto estão presentes na maioria das empresas. É importante ter autoconfiança na sua oferta e demonstrar isso ao comprador. A melhor maneira de acabar com um hábito arraigado é substituí-lo por outro. Uma simples análise pode apontar como um mau desconto faz a empresa perder recursos.

2. Entender o valor da sua oferta para seus clientes

Antes de o cliente entender, quem faz a oferta de valor deve compreendê-la. Se a oferta de valor é consistente e a equipe está convencida disto, não há o que temer e as pressões para reduzir preços não encontrarão fundamento por parte dos clientes.

3. Aplicar uma das três estratégias simples de preços

As três estratégias de fixação do preço básicas são alto padrão, neutra e penetração. No alto padrão, os preços são fixados de forma mais elevada que a dos concorrentes. Na estratégia neutra, os preços são fixados próximos aos preços dos competidores principais. As empresas que usam a estratégia de penetração fixam os preços abaixo da concorrência.

Alguns clientes são motivados por preço, outros estão dispostos a pagar mais pelo valor. As estratégias de preço devem ser alteradas para se adequarem ao mercado e às empresas.

4. Jogar poker melhor que seus concorrentes

Todos querem valor. Entretanto, não são todos os clientes que estão dispostos a pagar por ele. Clientes pensam diferente sobre valor. Reconhecer essas diferenças e fazer a oferta certa para o cliente em potencial faz toda a diferença para o sucesso.

5. Ter preço para aumentar os lucros

Existe o mito que diz: o aumento das vendas trará lucros maiores. O resultado dos lucros em uma empresa depende de muitas coisas, inclusive do preço. Eficiência, controle de custos, métricas melhores, tudo isso é necessário para atingir os lucros. Afinal, o propósito maior do preço é aumentar os lucros.

6. Adicionar novos produtos e serviços para proporcionarem flexibilidade e crescimento

Se os clientes querem preços baixos, deve-se retirar os benefícios e serviços. O valor de serviços valiosos deve ser capturado. Quando os produtos forem básicos, serviços devem ser adicionados para diferenciar e sustentar os preços. Uma estratégia eficaz para o domínio do mercado é desenvolver uma oferta dupla que atenda às necessidades dos mercados de alto poder e de baixo preço.

7. Forçar o concorrente a reagir à fixação de preços

É preciso saber o que os concorrentes estão fazendo, qual seu próximo passo, por que farão determinado movimento e o que são capazes de fazer no futuro.

O truque, quando se está tratando com concorrentes, é não reagir a eles. Quando isso acontece, pode haver grandes perdas e eles, concorrentes, certamente irão ganhar. Ao invés disso, faça com que eles reajam em uma região onde eles tenham muito a perder e você a ganhar.

8. Construir a espinha dorsal de vendas

A melhor estratégia de fixação de preços irá falhar a menos que a equipe de vendas e os gerentes tenham os mesmos procedimentos de venda e habilidade para se defenderem.

A arte de atingir os objetivos passa pela habilidade de lidar com os truques que o cliente usa para conseguir forçar os preços para baixo. Para isso deve-se saber o valor dos produtos e serviços e conhecer bem o cliente.

9. Tomar passos simples para mover-se do custo+margem para o preço de valor agregado

A fixação de preços de valor agregado é a ideal. Exige habilidades e sistemas internos mais sofisticados. A fixação de valor foca no preço que se acredita que o cliente irá pagar, com base nos benefícios que serão oferecidos.

10. Pratique preço com confiança: lembre-se de quem você é

Transfira o foco da negociação para como são oferecidos os resultados concretos aos clientes. Deve-se identificar onde e como determinados produtos e serviços são melhores que os oferecidos pelos concorrentes. Então, alguém deve reconhecer o valor, quantificá-lo e colocá-lo em um contexto competitivo. Desta forma, a equipe de vendas tem informações sobre o que está vendendo.

2.5 Crédito

Como visto anteriormente, as relações de valor para o cliente, ligadas ao preço, são frutos dos benefícios oferecidos e um dos componentes para esta oferta diferenciada é a concessão de crédito.

A palavra crédito significa confiança. A confiança é estabelecida quando se realiza uma operação envolvendo um credor, aquele que empresta, e um devedor, aquele que toma o empréstimo. O credor oferece produtos e/ou serviços mediante uma promessa de pagamento futuro. O devedor confia em que os produtos e/ou serviços atenderão às suas expectativas. Quando bem realizada, a concessão de crédito pode aumentar vendas e reduzir parte do potencial de exposição ao risco presente nas operações (BLATT, 1999).

2.5.1 A história do crédito

Seres humanos são sociais, inclinados por natureza a se associarem a outros de sua espécie e a viverem em comunidade, com exceção a alguns poucos monges, eremitas e homens das montanhas. A evolução levou a espécie humana a trocar itens para sobrevivência

e tornar a vida mais agradável. Relacionado a isso surgiu o conceito de usar um bem hoje e não amanhã. Esse conceito, que diferencia um processo normal de troca, se caracteriza por (ANDERSON, 2007):

- O período do tempo entre a entrega e o pagamento;
- prêmio maior como forma de compensação;
- garantia que assegura o reembolso.

A história do crédito começa com as primeiras operações de troca não envolvendo moeda e com data futura de recebimento, passando pelo surgimento do *credit scoring*, dos *bureaus* de crédito até as agências de pontuação. Anderson (2007) mostra por meio do Quadro 2.2 a evolução do crédito até os dias de hoje citando as datas e os fatos relevantes.

Quadro 2.2– Linha do tempo do crédito (Continua)

Data	Evento
2000 AC	Primeiro uso do crédito na Assíria, Babilônia e Egito
1100	Primeira casa de crédito na Europa
1536	A Igreja protestante julgou aceitável o pagamento de juros
1730	Primeira propaganda de crédito feita por Christopher Thornton da Southwark, Londres que oferecia móveis que podiam ser pagos semanalmente
1780	Primeiro uso de cheques na Inglaterra
1803	Primeiro relatório do consumidor feito pela sociedade mútua das comunicações de Londres
1832	Primeira publicação do <i>American Railroad Journal</i>
1841	Agência mercantil é a primeira agência americana de relatório de crédito
1849	Harrod's se estabelece como uma das primeiras lojas de departamento mundial
1851	Primeiro uso de pontuação de crédito para transações por John M. Bradstreet
1856	A Singer oferece crédito ao consumidor para aquisição de máquinas de costura
1862	Poor's publica o <i>Manual of the Railroads of the United States</i>
1869	Primeiro <i>bureau</i> de clientes Americano é <i>Retailers Commercial Agency (RCA)</i>
1886	Sears é inaugurada e o primeiro catálogo é enviado em 1893
1906	É criada a agência <i>National Association of Retail Credit</i> nos Estados Unidos
1909	John M. Moody publica a primeira classe de <i>rating</i> de crédito
1913	Henry Ford inicia produção em série para fabricar automóveis
1927	Schufa Holdings AG é o primeiro <i>bureau</i> de crédito da Alemanha
1934	Primeiro registro público de crédito realizado na Alemanha
1936	Fisher's usa técnica estatística na discriminação entre espécies de íris de plantas
1941	David Durand escreve relatório para facilitar decisões de crédito
1950	Diners Club e American Express lançam os primeiros cartões de carga
1950	Sears usa sistema de pontuação para enviar catálogos a clientes com maior propensão de consumo
1956	A FI consultancy é estabelecida na Califórnia, EUA

Fonte: Anderson (2007) – adaptado pelo autor

Quadro 2.2 - Linha do tempo do crédito (Continuação)

Data	Evento
1958	Primeiro uso de <i>application scoring</i> pela American Investments
1960	Adoção difundida do <i>credit scoring</i> pelas operadoras de cartões de crédito
1966	Credit Data Corp. torna-se o primeiro <i>bureau</i> de crédito automatizado
1970	Relatório da Fair governa as agências de crédito
1974	O ato da igualdade de oportunidade do crédito causa adoção difundida do <i>credit scoring</i>
1975	FI implementa o primeiro sistema <i>behavioural scoring</i> para a Well Fargo
1978	Stannic implementa o primeiro financiamento de veículo na África do Sul
1982	CCN oferece a partilha de informação de crédito do seu cliente, em seu serviço da agência de crédito do consumidor
1984	FI desenvolve o primeiro escore usado para <i>pré-screening</i>
1987	MDS desenvolve o primeiro escore para previsão de falências
1995	As empresas de crédito hipotecário Freddy Mac e Fannie Mae adotam o <i>credit scoring</i>
2000	Moody's KMV introduz o Riskcalc
2000	O acordo da Basiléia II é implementado por diversos bancos

Fonte: Anderson (2007) – adaptado pelo autor

2.5.2 *Credit Scoring* e gestão de clientes

A expressão *credit scoring* define os métodos estatísticos adotados para classificar candidatos à obtenção de um crédito definido dentro de um grupo de risco. Por meio do histórico de concessões de uma empresa que fornece crédito, é possível, com técnicas e modelos estatísticos, identificar quais variáveis cadastrais, financeiras e de comportamento influenciam na capacidade do cliente de pagar por este crédito, ou seja, na qualidade de crédito daquela pessoa (VASCONCELLOS, 2002).

Para Thomas (2003) o *credit scoring* é uma ferramenta que permite reconhecer os diferentes grupos que compõem uma população, quando não é possível identificar as características que os separam, mas apenas as correlatas.

As empresas que concedem crédito precisam de procedimentos para decidir conceder ou não crédito para um cliente. Os lucros da empresa e conseqüentemente dos acionistas estão diretamente ligados à capacidade dos gestores do crédito de identificar com clareza os candidatos aprovados e ao percentual de clientes que pagam suas dívidas assumidas. O risco da concessão só é recompensado por meio do ganho sobre o dinheiro emprestado (PEREIRA, 2004).

Segundo Hand e Henley (1997), o termo crédito é a quantidade de dinheiro que é emprestada a um consumidor por uma instituição financeira e que deve ser amortizada em

prestações, usualmente em intervalos regulares. Assim, o método de *credit scoring* abordado, somente pode ser aplicado a créditos requisitados para serem pagos em prestações.

O processo de concessão de crédito nem sempre foi sistemático. A escolha dos proponentes que receberiam crédito era, até o início do século XX, baseada exclusivamente no julgamento subjetivo de um ou mais analistas (THOMAS, 2003).

Thomas (2003) comenta que em 1941, David Durand reconheceu que estas técnicas poderiam ser usadas para diferenciar os bons empréstimos dos maus. Seu projeto de pesquisa realizado para o *National Bureau of Economic Research* dos EUA observou que os analistas que estavam sendo convocados para o serviço militar fizeram regras de bolso para decidir a quem conceder crédito. Essas regras foram então usadas por pessoas que não dominavam o assunto para ajudar na tomada de decisões de crédito, sendo este um dos primeiros exemplos de sistemas especialistas.

Um sistema inteligente e eficiente de concessão de crédito oferece benefícios não só ao credor, que reduz as perdas com concessões a clientes maus pagadores, como também impede ao cliente sem controle de assumir compromissos financeiros que não é capaz de saldar no futuro (VASCONCELLOS, 2002).

2.5.3 Métodos de *Credit Scoring*

Os métodos tradicionais de concessão de crédito a clientes ainda são baseados em julgamentos humanos e nas experiências adquiridas pelos profissionais da área, sendo, portanto bastante subjetivos e necessitando de mais tempo e recursos das empresas, o que faz diferença em um mercado competitivo (VASCONCELLOS, 2002).

Em 1936, Fisher (1936) desenvolveu a análise discriminante, técnica estatística que, a partir de características disponíveis de um indivíduo ou ocorrência, cria regra de classificação que permite dividir e identificar a que população ele pertence. Esta técnica permite ao credor, segundo Thomas (2009), desenvolver modelos de *credit scoring*, com o objetivo, de minimizar o risco na concessão de crédito aos clientes.

Tendo acesso a um banco de dados dos históricos das transações de curto prazo dos clientes é possível extrair uma amostra dos bons e maus créditos concedidos a fim de se estabelecer um modelo futuro de concessão de empréstimos. Esta seleção de dados inclui todo o relacionamento do cliente com a empresa e permite classificá-los por meio de todas as interações entre as partes envolvidas (VASCONCELLOS, 2002).

Para Gummesson (2002) só se consegue atingir oferta total de valor quando se reconhece a interação das variáveis principais do relacionamento empresa cliente. O cliente não é um agente passivo do valor, mas sim um co-criador de valor junto com o fornecedor. Aliado ao fato que, segundo Reichheld (1996) 70% de clientes perdidos é devido ao descaso ou à atenção precária por parte do fornecedor.

Considera-se avaliação qualitativa aquela que depende do julgamento subjetivo de profissionais treinados para tanto. Para análise de clientes, o analista avalia a concessão muitas vezes por critérios definidos pelo seu julgamento pessoal, quando além do histórico de compras com outras empresas e instituições financeiras tem o contato direto com o cliente. Esta prática é muito utilizada, como comenta Vicente (2001).

A política de crédito define e estabelece limites nos períodos e padrões de crédito, na política de cobrança e nos descontos. O período de crédito é a quantidade de tempo que os devedores têm para saldar suas dívidas. Os padrões de crédito são o poder financeiro dos clientes e a disponibilidade de crédito oferecido. A política de cobrança indica a tolerância no acompanhamento de clientes com dívidas atrasadas. Os descontos são as concessões e reduções financeiras fornecidas para antecipações de pagamentos (WESTON E BRIGHAM, 2000). Segundo Weston e Brigham (2000) os métodos tradicionais usados para concessão de crédito baseiam-se nos 5 C's do crédito:

- *Character* (Caráter): indica se o cliente tradicionalmente busca pagar suas contas. O seu nome e de sua família podem representar indícios positivos ou negativos de pagamento. Seu comportamento progressivo sinaliza a perspectiva de recebimento.
- *Capacity* (Capacidade): diz de onde o cliente vai tirar o capital para pagar seus compromissos. Rendas, aplicações financeiras, endividamento e liquidez são componentes desta avaliação.
- *Capital* (Capital): ligado ao patrimônio, mostra de onde o cliente pode tirar recursos para quitar uma dívida.
- *Collateral* (Colateral): qual a contrapartida que o cliente pode oferecer como garantia em troca do crédito. Seu endividamento, normalmente é compatível com suas garantias reais.
- *Conditions* (Condições): como os efeitos externos podem afetar o crédito. Fatores políticos, econômicos ou sociais, não controlados pelas partes envolvidas, podem afetar os compromissos assumidos.

A avaliação quantitativa engloba análises matemáticas que estabelecem a probabilidade do cliente não pagar a dívida, por meio de diversas variáveis independentes. São elas: PROBIT (técnica que assume que a probabilidade de perda de um empréstimo situada entre 0 e 1, tenha uma distribuição normal) e LOGIT (técnica que assume que a probabilidade cumulativa de perda de um empréstimo esteja situada entre 0 e 1, e que seja logisticamente distribuída) (VICENTE, 2001).

Conforme esclarece Pereira (2004), os modelos utilizados na concessão de crédito a novos clientes são denominados *application scoring*. O seu principal objetivo é estimar a probabilidade de um novo candidato a cliente que está solicitando crédito tornar-se inadimplente dentro de um período pré-fixado. Sobre este cliente não existe histórico de informações com a empresa. A regressão logística talvez seja o método mais frequentemente utilizado para este fim.

Foram desenvolvidos modelos utilizando-se uma grande variedade de metodologias tais como: análise discriminante, regressão linear, modelos probit, árvores de decisão, programação matemática, sistemas especialistas, redes neurais, vizinho mais próximo, entre outras. Thomas (2000) conclui que, em relação à discriminação entre bons e maus clientes, não há diferença significativa entre as técnicas utilizadas.

Toda nova tecnologia não oferece soluções automáticas, porém quem dominá-las estará à frente dos outros (GUMMESSON, 2002).

Os modelos de *behavioural scoring* são aqueles desenvolvidos para estimar a probabilidade de um cliente, que já possui histórico de transações com a empresa, ter problema de crédito nos N meses seguintes (Pereira, 2004). Os modelos de *behavioural scoring* utilizam dados dos clientes junto à empresa ao longo do tempo. Este relacionamento alimenta o banco de dados, que se enriquecido de forma adequada, oferece importante ferramental para a construção de um sistema significativamente eficiente de *credit scoring*.

2.6 Análise Multivariada

Com o avanço da informática foi possível aplicar de forma mais intensa a análise multivariada, que, para Hair *et al.* (2005) consiste em uma coleção de métodos que podem ser usados quando diversas medidas são coletadas em cada indivíduo ou objeto de uma amostra.

Na análise multivariada ocorre um processo interativo de aprendizagem, de modo que, variáveis podem ser adicionadas ou retiradas na evolução do estudo. Dentre os objetivos da

investigação científica utilizados na análise multivariada, destaca-se (JOHNSON E WICHERN, 2007):

- **Redução da informação ou simplificação da estrutura.** O fenômeno estudado é representado de forma mais simples possível, sem sacrificar o conteúdo das informações. Supõe-se que deve ser de fácil interpretação.
- **Triagem e agrupamento.** Grupos de objetos ou variáveis similares são criados baseados na mensuração de suas características. Alternativamente, regras para classificação de objetos em grupos previamente definidos, podem ser necessárias.
- **Investigação de dependências entre variáveis.** Definição da natureza do relacionamento entre variáveis, a fim de dizer se são mutuamente dependentes ou não.
- **Predição.** O relacionamento entre as variáveis determina a previsão de novos casos com objetivo de sugerir suas alocações.
- **Construção de hipóteses e testes.** As hipóteses são testadas na população. Desta forma, o decisor pode validar suposições ou reforçar convicções.

Para Rencher (2002) existem dois objetivos principais em análise multivariada aplicada à separação de grupos:

1. Identificar a contribuição relativa das variáveis na separação dos grupos encontrando o plano onde os pontos podem ser projetados a fim de ilustrar a discriminação.
2. Predizer ou alocar, por meio de funções lineares ou quadráticas das variáveis, os indivíduos ou os objetos a fim de encontrar a qual grupo o indivíduo muito provavelmente pertença.

Problemas com muitas variáveis correlacionadas são complexos para julgamento humano. Para Härdle e Simar (2007) problemas envolvendo duas dimensões são mais fáceis de entender e interpretar, porém métodos que descrevem muitas dimensões dificultam a percepção humana.

2.6.1 Regressão Logística

A regressão logística é utilizada para descrever a relação entre a variável de resposta (dependente) e uma ou mais variáveis explicativas (independentes). A variável dependente é dicotômica, representada por $E[Y|x]$, onde Y denota o valor da variável dependente e x denota o valor das variáveis independentes (HOSMER e LEMESHOW, 2000).

A equação 2.3 representa o modelo de regressão logística.

$$E[Y | x] = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}} = \pi(x) \quad (2.3)$$

Os parâmetros $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ são estimados de acordo com os dados encontrados na amostra e estabelecem pesos que serão multiplicados para cada variável independente do modelo escolhido. A variável Y pode assumir apenas dois valores, 0 ou 1, sendo portanto uma variável dicotômica (HOSMER e LEMESHOW, 2000).

A função logística pode ser linearizada. Esta nova forma é chamada transformação logit de $\pi(x)$ e resulta na equação 2.4.

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x \quad (2.4)$$

Os parâmetros são estimados por máxima verossimilhança, obtida com base na expressão 2.5:

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} [1 - \pi(x_i)]^{1 - y_i} \quad (2.5)$$

A Figura 2.6 exemplifica uma curva logística na qual a inclinação é calculada pela função matemática da regressão logística.

Tem-se então a curva na qual a função na esquerda da figura tende a 0, enquanto a direita tende a 1. A probabilidade de o evento ocorrer se localiza, portanto, entre 0 e 100%.

A forma da função indica o risco de não pagamento e é reduzido até o ponto onde a curva muda de inclinação, o risco então aumenta rapidamente e se mantém elevado, quando a curva sofre nova inclinação e permanece ao redor de 1 (KLEINBAUM e KLEIN, 2002).

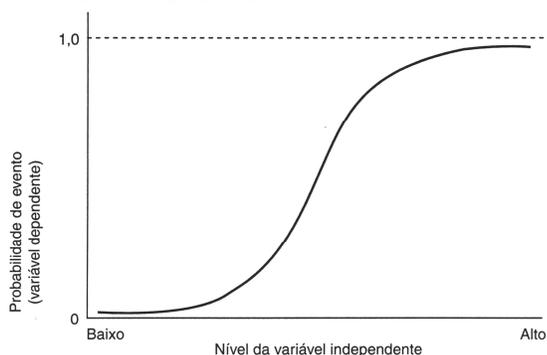


Figura 2.6 – Exemplo da curva logística (HAIR *et al.*, 2005)

Para Hair *et al.* (2005) quando a variável dependente tem dois grupos, a regressão logística pode ser preferida pelas seguintes razões:

- Por não precisar atender às suposições de normalidade e de igualdade de matrizes de variância-covariância nos grupos.
- Oferece a possibilidade de testes estatísticos diretos e permite incorporar efeitos não-lineares e diversos tipos diferentes de diagnósticos.

Sobrinho (2007) e Medeiros (2007) aplicaram a regressão logística em empresas do segmento educacional para o cálculo de risco de não pagamento. Abreu (2004) mostra a aplicação da análise de sobrevivência e da regressão logística em um conjunto de dados para o uso do *credit scoring*. Rezende (2007) utiliza regressão logística para demonstrar o poder de previsão de modelos de classificação de risco de crédito com base em indicadores contábeis. Sarmiento (2005) propões novas técnicas para tornar discretas variáveis contínuas e agrupar valores de variáveis nominais utilizando tanto análise discriminante como regressão logística.

2.6.2 Análise Discriminante

Hair *et al.* (2005) afirma e exemplifica que a análise discriminante permite determinar uma variável estatística pela combinação de duas ou mais variáveis independentes que discriminarão de forma mais precisa os grupos. Esta discriminação é conseguida utilizando pesos para cada variável independente, a fim de maximizar a variância entre os grupos. O resultado é o escore Z discriminante, calculado pela equação da função discriminante 2.6:

$$Z_{jk} = a + W_1 X_{1k} + W_2 X_{2k} + \dots + W_n X_{nk} \quad (2.6)$$

onde:

Z_{jk} = escore Z discriminante da função discriminante j para o objeto k

a = intercepto

W_i = peso discriminante para a variável independente i

X_{ik} = variável independente i para o objeto k

O escore discriminante Z de todos os indivíduos do grupo é o resultado da multiplicação de cada variável independente pelo seu peso correspondente. A equação deve ser composta apenas pelas variáveis que apresentam correlação com a variável dependente, já que as demais não discriminam claramente os grupos. A média dos escores discriminantes de

todos os indivíduos do grupo é chamada de centróide. O centróide é o ponto mais provável que qualquer indivíduo do grupo pode estar e a variância entre os centróides denota uma elevada ou baixa discriminação entre os grupos, como vemos nos exemplos de duas funções discriminantes.

A primeira função discriminante, mostrada na Figura 2.7, separa melhor os indivíduos, já a segunda não discrimina bem os dois grupos, pois boa parte dos indivíduos pode pertencer a qualquer das duas funções, ou seja, quanto maior o ponto de contato entre as funções, menor é a discriminação.

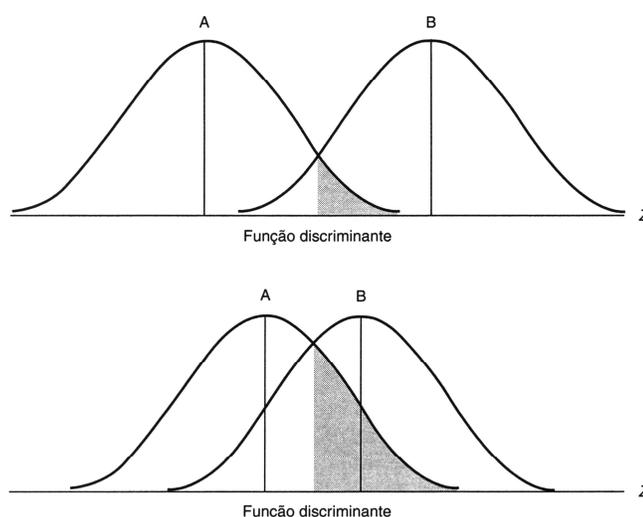


Figura 2.7 – Exemplo de funções discriminantes (HAIR *et al.*, 2005)

Quando se tem mais de dois grupos a técnica é chamada de análise discriminante múltipla (ADM), sendo que para cada grupo existe um centróide. Este último indica o ponto mais provável que um indivíduo ou objeto do grupo deve estar, visto que ele é a média de todos os escores Z discriminantes daquele grupo.

A análise discriminante funciona usando uma ferramenta de classificação capaz de minimizar a distância entre os casos do mesmo grupo e maximizar as diferenças entre os casos dos diferentes grupos (ANDERSON, 2007).

Um exemplo gráfico de mapa territorial e escores Z discriminantes rotacionados é apresentado na Figura 2.8. Observa-se que quanto mais próximo do centróide mais concentrado é o grupo e conseqüentemente mais discriminado, o que ocorre no grupo de **Recompra simples**. Já os outros grupos são mais dispersos. O grupo de **Nova Tarefa** tem seis indivíduos mal classificados e o grupo de **Recompra modificada** possui 15

classificações erradas. As linhas que separam os grupos são as representações das fronteiras dos escores de corte para cada função.

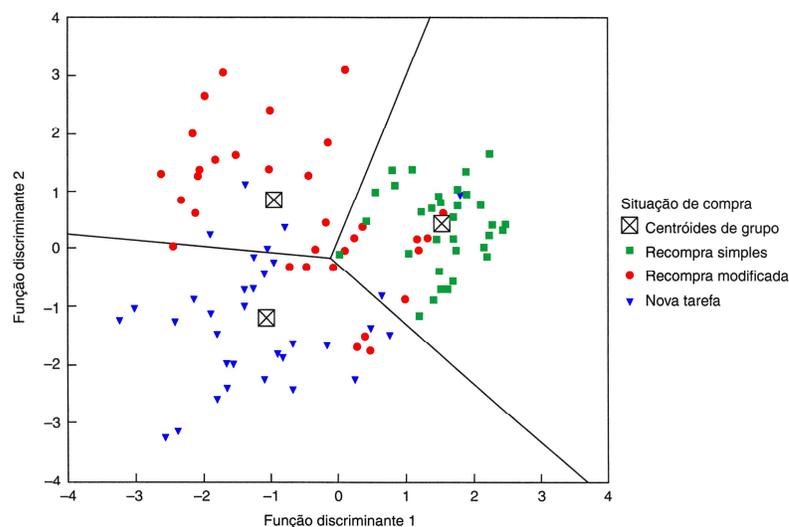


Figura 2.8 – Exemplo de mapa territorial e escores Z discriminantes rotacionados (HAIR *et al.*, 2005) – adaptado pelo autor

Hair *et al.* (2005) mostra os seis estágios propostos para a aplicação do modelo da análise discriminante, representados na Figura 2.9.

- **Estágio 1:** Objetivos da Análise discriminante. Pode-se avaliar diferenças de grupos em um perfil multivariado, classificar as observações dentro de cada grupo e identificar dimensões de discriminação entre os grupos.
- **Estágio 2:** Projeto de pesquisa para análise discriminante. A seleção da variável dependente e das variáveis independentes, o tamanho necessário da amostra e a divisão da amostra para validação.
- **Estágio 3:** Suposições da análise discriminante. Verifica-se a normalidade das variáveis independentes, a linearidade de relações, a falta de multicolinearidade entre as variáveis independentes e as matrizes de dispersão.
- **Estágio 4:** Estimação do modelo discriminante e avaliação do ajuste geral. Estima-se então a(s) função(ões) discriminantes. Os métodos podem ser o simultâneo ou o *stepwise*. O nível de significância estatística é então avaliado.
- **Estágio 5:** Interpretação dos resultados. Esse processo envolve o exame das funções discriminantes para determinar a importância relativa de cada variável independente na discriminação entre os grupos.

- Estágio 6: Validação dos resultados. É feita nesta fase a validação cruzada, onde dados da amostra original são separados para teste. Outra técnica de validação é o estabelecimento do perfil dos grupos sobre as variáveis independentes para garantir sua correspondência com as bases conceituais usadas na formulação do modelo.

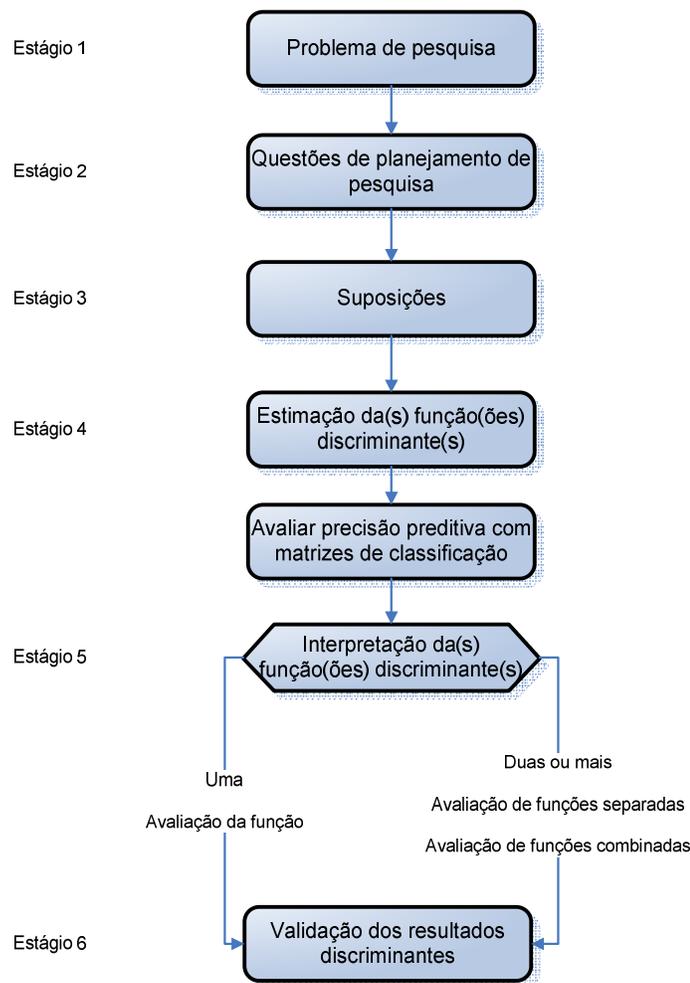


Figura 2.9 – Diagrama de decisão da análise discriminante (HAIR *et al.*, 2005) – adaptado pelo autor

Para Anderson (2007), os passos para a aplicação da análise discriminante são:

- **Definição dos grupos** – Nesta fase define-se o número de grupos, sendo que na situação mais comum de apenas dois grupos, apenas um modelo é necessário.
- **Definição da forma do modelo, geralmente usando algum modelo de regressão** – o número de preditores ou variáveis independentes é definido e não costuma ser problema quando a base de dados da amostra é rica.

- **Obtenção do modelo, usando a técnica estatística** – Utilizando técnicas como a distância de Mahalanobis, os casos da amostra são posicionados em relação aos centróides. Cada grupo é definido por valores diferentes. As correlações das variáveis independentes são calculadas e quando não há correlação, são equivalentes à distância Euclidiana.
- **Teste na amostra de validação** – Aplica-se a função ou as funções discriminantes à amostra de teste que não contribuiu para definição do modelo. Neste momento, quanto mais próximos os resultados obtidos da classificação feita pela amostra de validação e a feita pelo modelo, melhor será a discriminação das futuras ocorrências.
- **Aplicação, tanto para ajudar grupos de explicação como de predição** – Aplicação do modelo para uso em futuros ou atuais casos, a fim de integrar a forma de cálculo do modelo com as aplicações práticas.

Existem dois tipos de dados: os dados não métricos e os dados métricos. Os dados não métricos, também chamados de qualitativos, são aqueles que classificam características, atributos ou propriedades categóricas que identificam ou descrevem determinado objeto. Mostram diferenças em tipos ou espécie, indicando a presença ou ausência de uma característica ou propriedade. Muitas propriedades são discretas, no sentido de terem uma característica particular, sendo todas as outras características excluídas, como por exemplo: sexo, ocupação, status (HAIR *ET AL.*, 2005).

Os dados métricos, também conhecidos como quantitativos, oferecem medidas de dados feitas de modo que os indivíduos podem ser identificados como diferenciados em quantia ou grau. Variáveis metricamente medidas refletem quantidade relativa ou grau. São apropriadas para casos que envolvem quantia ou magnitude, como nível de satisfação ou compromisso com um emprego, como por exemplo, idade e peso (HAIR *ET AL.*, 2005).

Em Araújo (2006) a autora aplica a Análise Discriminante por meio do uso do *credit scoring*, para prevenção e redução da inadimplência e na diminuição dos custos operacionais. Bueno (2003) levantou as variáveis mais relevantes para definição do risco das micros e pequenas empresas na concessão de crédito bancário. Mário (2002) faz uma retrospectiva de modelos desenvolvidos e utiliza a AD para previsão de insolvência de empresas. Eifert (2003) utilizou as informações de cobrança a empresas realizadas por via judicial para definir a ocorrência de inadimplência e aplicar o modelo de *credit scoring* utilizando AD. Em Sanda (1990) o autor desenvolveu software para uso de risco de crédito usando AD com variáveis categóricas e contínuas.

2.6.3 Cadeias Multiestado de Markov

No modelo multiestado de Markov, o cliente transita entre os vários estados da situação de crédito, ou seja, pode-se estar em dia com os pagamentos, em atraso, cancelado, etc. Os estados podem estar ligados diretamente ou estarem dispostos de forma que para passar de um estado inicial para um estado final o cliente deve, obrigatoriamente, passar por um estado intermediário (RÉGIS, 2007).

Os estágios, também usados na medicina, como mostram Graves *et al.* (2006) e Muennig e Woolf (2007), indicam a evolução da saúde de um paciente, por exemplo: o indivíduo pode avançar para estágios mais graves da doença, ou melhorar de saúde aproximando-se do estado de normalidade. Entretanto, em qualquer dos estágios o indivíduo pode morrer, ou seja, a cadeia de estados não é necessariamente linear.

Em Régis (2007) o autor exemplifica uma cadeia de Markov e identifica cinco situações possíveis em uma operadora de cartões de crédito. Os três primeiros estágios têm características de recorrência e são eles:

1. **Em dia (OK):** Neste estado o cliente pagou o total da fatura do mês e não está em atraso.
2. **Rotativo (R):** A operadora permite pagar parte da fatura do mês. Neste caso o cliente está regular junto a instituição, mas não pagou a totalidade da dívida.
3. **Em Atraso (A):** O cliente não pagou nem o valor mínimo exigido na fatura.

Os outros dois estágios são absorventes:

4. **Cancelamento voluntário (C):** O cliente pede para cancelar o cartão.
5. **Default (D):** O cartão é cancelado por iniciativa da operadora que avalia a inadimplência e a recorrência dos atrasos.

Na Figura 2.10 tem-se a representação deste modelo. As setas indicam as possibilidades de passagem de um estágio para outro, sendo que setas que apontam apenas para um sentido significam a impossibilidade de migração do cliente no sentido contrário.

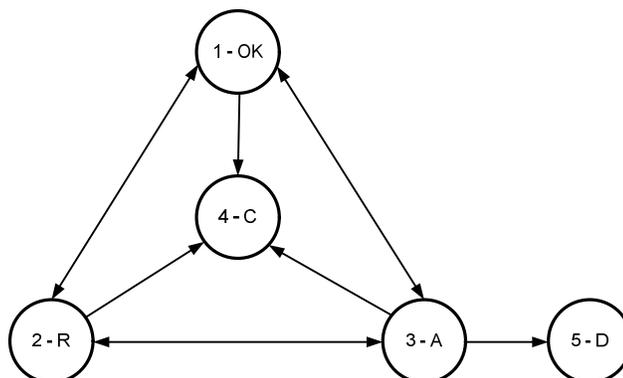


Figura 2.10 – Estágios da cadeia de Markov (Régis, 2007)

Observa-se que um cliente sem pendências ou atrasos financeiros pode migrar para o estado Rotativo, Em atraso ou Cancelado, mas não para *Default*, pois obrigatoriamente o cliente tem que estar em atraso antes de migrar para este último estágio.

Em Jarrow *et al.* (1997) os autores aplicam o modelo das cadeias de Markov para estimar o risco de crédito. Israel *et al.* (2001) exemplifica o uso de cadeias de Markov na pontuação de crédito de clientes. Em Kijima (1998) o autor mostra o poder preditivo e as mudanças entre estados dos clientes e sua associação com o risco de crédito. O modelo multiestado de Markov é usado no mercado de cartões de crédito por Régis (2007). Em Banachewicz *et al.* (2008) os autores utilizam a indústria do crédito para estimar o modelo de Markov com o uso de covariáveis.

2.6.4 Redes Neurais

Redes neurais artificiais são sistemas de processamento de informação que têm características comuns com as redes neurais biológicas. Foram desenvolvidas para reproduzir por meio de modelos matemáticos o cérebro humano, seguindo as seguintes características (FAUSETT, 1993):

1. O processo de informação ocorre nos chamados neurônios.
2. Os sinais são passados entre os neurônios, estabelecendo conexões.
3. Cada conexão é associada a um peso, em que uma típica rede neural multiplica o sinal transmitido.
4. Cada neurônio aplica uma função (usualmente não linear) de entrada para determinar por meio da soma dos pesos multiplicados um sinal de saída.

As redes neurais foram desenvolvidas para se comportarem da mesma forma que o cérebro humano processa as informações. Como no cérebro humano, uma rede neural consiste em um número de entradas (*inputs*) representadas por variáveis, cada uma multiplicada pelo seu peso, que é semelhante à função do dendrito. O resultado é somado e transformado em um neurônio e vira entrada para outro neurônio (THOMAS *ET AL.*, 2002).

As redes neurais podem ser de camada única quando se tem apenas uma camada de entrada e uma de saída, ou múltiplas camadas, onde a saída de cada camada representa a entrada da próxima (GONÇALVES, 2005). Na Figura 2.11 observa-se um exemplo de representação de múltiplas camadas.

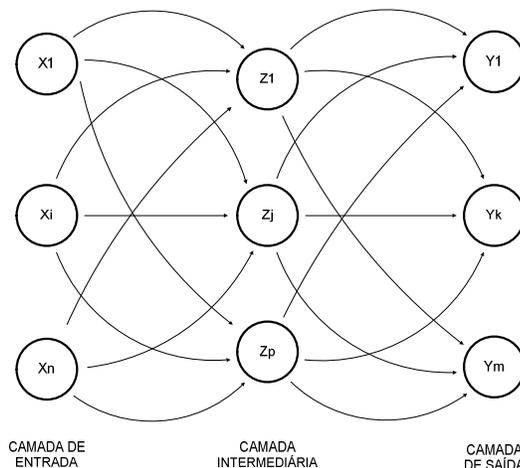


Figura 2.11 – Exemplo de rede neural de múltiplas camadas (FAUSETT, 1993) – adaptado pelo autor

Fazendo uso de experiências passadas, como afirma Gouvêa e Gonçalves (2006), as redes neurais conseguem adquirir conhecimento. Isso permite refinar o modelo com a ajuda de experiências práticas que vão, à medida que o tempo vai passando, enriquecer o poder preditivo do modelo.

Vários trabalhos usando Redes Neurais podem ser encontrados. Junior (2003) compara três técnicas para avaliar insolvência de empresas, com resultados superiores para as redes neurais. Gonçalves (2005) utiliza dados de uma grande instituição financeira e aplica dentre outras técnicas as Redes Neurais, sendo que todas as técnicas utilizadas no trabalho se mostraram com poder preditivo semelhante. Gouvêa e Gonçalves (2006) destacam o uso de redes neurais, sendo a técnica classificada como satisfatória no modelo de previsão de risco de inadimplência.

2.6.5 Outros métodos

Diversos outros métodos podem ser usados para aplicação do *credit scoring*. As árvores de classificação são representações gráficas de uma estrutura central de características, composta por variáveis independentes, com linhas que levam a estruturas menores em diversos níveis. No final, é exibido o valor do escore estimado, desta forma os grupos são calculados e divididos (ANDERSON, 2007).

O método chamado de vizinho mais próximo é feito definindo-se a métrica no espaço da informação da ocorrência em comparação com outras ocorrências. O número de ocorrências passadas, de bons e maus casos, influencia na tendência de aproximação que a ocorrência a ser calculada pode ter. Ou seja, quando se tem muitos casos de bons clientes

vizinhos, a aplicação classificará o novo caso como bom, caso contrário classificará como mau (THOMAS, 2003).

Além dos métodos citados, Anderson (2007) explica as aplicações usando algoritmos genéticos e programação linear e Thomas (2003) descreve o uso dos sistemas especialistas.

Para Thomas (2003), os diversos métodos disponíveis e utilizados para *credit scoring* não apresentam diferenças significativas. Ainda segundo este autor, consultorias especializadas têm predileção por um ou outro método, entretanto, as comparações feitas pelos trabalhos acadêmicos não refletem o que acontece na prática, pois as informações são muito sensíveis ou de alto valor para serem passadas de forma integral e sem prejuízo para os pesquisadores.

CAPÍTULO 3

3. Método de Pesquisa

Seguindo a classificação proposta por Marconi e Lakatos (1999), a natureza deste trabalho é a de pesquisa aplicada, pois seus resultados têm aplicações práticas imediatas na solução de problemas conhecidos. Quanto aos objetivos, são exploratórios visto que se busca desenvolver hipóteses; aumentar a familiaridade do pesquisador com o ambiente, fato ou fenômeno para pesquisas futuras e clarifica conceitos. A forma de abordar o problema é qualitativa, já que nas análises existem aspectos subjetivos que não podem ser traduzidos em números.

O método de pesquisa utilizado neste trabalho foi a pesquisa-ação, pois esta se enquadra em diversos aspectos no objeto do estudo. Conforme Gummesson (2000), a pesquisa-ação envolve características principais que puderam ser observadas no trabalho desenvolvido, como relatado a seguir:

1. O pesquisador é coparticipante das ações – Ele não é um mero observador. Isso foi confirmado, já que o pesquisador conduzia também o trabalho dentro da empresa.
2. Envolve duas metas: solucionar um problema e contribuir para a ciência – O problema dentro da empresa existia e a abordagem utilizada poderá servir para ajudar a solucionar problemas semelhantes.
3. É interativa. Necessita de cooperação entre o pesquisador e os integrantes da empresa, sendo ajustado continuamente para novas informações e acontecimentos – O pesquisador e a empresa trabalharam de forma sinérgica e cooperativa, sendo que os conhecimentos adquiridos deste relacionamento foram fundamentais para a superação das dificuldades que foram enfrentadas.
4. Visa desenvolver a compreensão holística durante um projeto e reconhecer a sua complexidade – Apenas entendendo a empresa como um ambiente dinâmico envolvendo pessoas e processos técnicos foi possível compreender o funcionamento das relações dos envolvidos, suas necessidades, o alto nível de detalhamento e as inúmeras variáveis envolvidas.
5. Aborda fundamentalmente a mudança – Os conhecimentos e capacidades na organização estudada criam ambiente para o desenvolvimento necessário de mudanças importantes.

6. Exige uma compreensão da estrutura ética, valores e normas quando utilizada em um contexto particular – O trabalho na empresa estudada envolvia a coleta de dados sigilosos para posterior análise. A forma como foi desenvolvida esta fase, contou com a discrição e preocupação com a confidencialidade das informações, a fim de garantir tranqüilidade no trabalho para ambos os lados.
7. Pode incluir todos os tipos de técnicas de coleta de dados – Além da coleta de dados primários, foram realizadas entrevistas e diversas reuniões com os envolvidos. O objetivo era o de não perder importantes informações que poderiam ser críticas para o processo e que não estavam disponíveis na coleta dos dados primários.
8. Exige um pré-entendimento do ambiente empresarial, das condições do negócio, da estrutura e dinâmica dos sistemas operacionais e dos sustentamentos teóricos de tais sistemas – Os conhecimentos do pesquisador acerca do ambiente empresarial e de sua estrutura e funcionamento, colaboraram para dar sustentabilidade para as ações no desenvolvimento da pesquisa-ação. A estrutura e o funcionamento anterior dos processos da empresa não foram bloqueadores no desenvolvimento de uma nova forma de pensar o negócio.
9. Deveria ser conduzida em tempo real, apesar de que uma pesquisa-ação retrospectiva também pode ser aceitável – O desenvolvimento de todo trabalho na empresa se deu de forma paralela à dissertação, sendo que as implementações de melhoria para a coleta e análise dos dados envolveram tempo, não sendo possível realizar estas mesmas mudanças em períodos muito curtos. À medida que o tempo ia passando e os dados sendo atualizados, o pesquisador e os envolvidos na empresa internalizavam os conceitos e se envolviam de forma mais comprometida com os resultados, pois os benefícios iam se mostrando cada vez mais próximos e interessantes. Desde a primeira coleta de dados até a última, nove meses se passaram.

O ciclo da pesquisa-ação compreende três tipos de passos, mostrados na Figura 3.1, segundo Coughlan e Coughlan (2002):

1. **Pré-passo:** para entender o contexto e a proposta;
2. **Seis passos principais:** coletar, realimentar e analisar os dados, planejar, implementar e avaliar as ações;
3. **Meta-passo para monitoração:** Ocorre em todos os ciclos e pode ser utilizado a qualquer momento. Monitora cada um dos seis passos principais, investigando suas conduções e quais suposições são operativas.



Figura 3.1 – Ciclo da pesquisa-ação (COUGHLAN E COUGHLAN, 2002) – adaptado pelo autor

No Contexto & Proposta são definidos, segundo Thiollent, (2007), o diagnóstico dos problemas e eventuais ações; em seguida define-se o tema da pesquisa ou seja, o problema prático; passa-se então ao levantamento do conjunto de problemas definindo um campo teórico e prático; logo em seguida o referencial teórico é desenvolvido com as devidas adaptações; pode-se então definir uma hipótese, sendo esta etapa não obrigatória; tem-se então todas as informações para a constituição dos grupos, sendo esta fase chamada de seminário.

Os seis passos principais definidos por Coughlan e Coughlan, (2002) podem ser detalhados da seguinte forma:

- **Coleta de dados:** Consiste em todo o tipo de coleta de dados, sendo que o envolvimento no dia-a-dia da empresa também fornece elementos para o projeto.
- **Realimentação dos dados:** O pesquisador coleta e realimenta a empresa e os sistemas de informação de forma a auxiliar análises futuras.
- **Análise dos dados:** O pesquisador e os profissionais da empresa formam um time para analisar os dados. Entende-se que o trabalho colaborativo reúne o conhecimento da organização com o rigor teórico a fim de criar uma análise mais completa.
- **Planejamento das ações:** Como na fase anterior, existe colaboração. Nesta fase são definidos prazos, metas, envolvidos, recursos e problemas a serem enfrentados.
- **Implementação:** A empresa implementa as ações, sendo que os planos definidos na fase de planejamento servem de guia para o que será realizado e suas prioridades.
- **Avaliação:** Reflexão dos resultados das ações e consolidação do aprendizado para início de um novo ciclo com melhores resultados.

Existe a meta-fase, segundo Coughlan e Coughlan, (2002) que ocorre em todo o ciclo. Cada ciclo conduz a um novo ciclo de forma a melhorar o processo. Como observa-se na

Figura 3.2. Desta forma existe a aprendizagem contínua, sendo que a cada ciclo os seis passos vistos anteriormente se repetem.

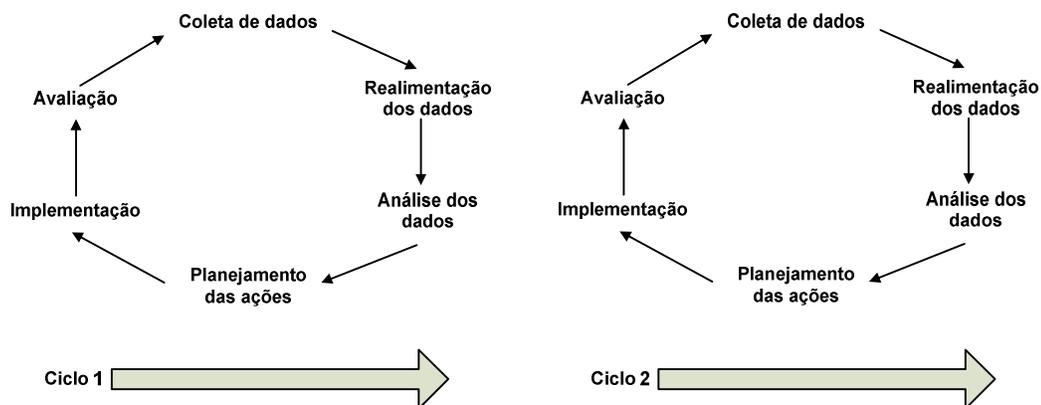


Figura 3.2 – Ciclos da pesquisa-ação (COUGHLAN E COUGHLAN, 2002) – adaptado pelo autor

Acabou-se de apresentar o método de pesquisa-ação que será empregado no desenvolvimento deste trabalho. O próximo capítulo explica todos os ciclos realizados, bem como o ciclo final.

CAPÍTULO 4

4. Pesquisa Empírica

A empresa escolhida atua no ramo de comércio varejista e trabalha oferecendo crédito próprio para financiar o parcelamento das compras de seus clientes cadastrados com crédito aprovado.

O processo de aprovação de crédito e seleção de clientes para campanhas da empresa leva em consideração os 5 C's do crédito e filtros baseados em comportamento passado respectivamente.

A seleção de clientes para abordagem por parte do departamento pessoal passa por um filtro que seleciona parte dos clientes tirando da relação casos em que existiram problemas de crédito. Após isso, o departamento de crédito seleciona manualmente os chamados melhores clientes desta lista previamente filtrada. Este processo não é automático e leva tempo, além de introduzir o componente de julgamento de cada analista que faz o trabalho. Pode acontecer de um cliente ser selecionado por um analista e se fosse julgado por outro ele seria excluído da relação.

Esta forma de seleção ignora os clientes que não são os melhores, colocando juntos clientes que não teriam crédito e os que teriam crédito com restrições. Também o entendimento de melhores clientes está associado ao bom comportamento no que diz respeito aos pagamentos de suas obrigações junto a empresa, sendo que fatores como a lucratividade por cliente não é levada em conta.

O processo de aprovação de novas compras também é manual e está associado aos limites de crédito de cada cliente. Clientes com dívidas atrasadas não têm acesso a novos financiamentos sem a aprovação de um analista de crédito.

Como visto na definição dos termos relevantes, a classificação segundo o SEBRAE (2005), define como grande a empresa que tem em seu quadro de funcionários mais de 120 pessoas e atua no setor de comércio. Porém, entendeu-se que esta classificação não representa a realidade brasileira e de outros países, portanto resolveu-se utilizar a classificação do *North American Industry Classification System* (NAICS) que define que empresas de comércio de varejo são consideradas pequenas ou micro quando têm menos do que 500 empregados (SBA, 2009). Esta classificação é utilizada atualmente nos EUA.

A escolha da empresa foi motivada pela larga experiência no fornecimento de crédito à pessoas físicas e jurídicas ao longo do tempo, sendo que financiamentos envolvendo agentes

externos como financeiras e instituições bancárias não são praticados. Entende-se que desta forma a empresa desenvolveu um método de análise que mesmo não sendo automático se mostrou eficiente.

A empresa possui uma grande base de clientes ativos de diversos segmentos, rendas e características, o que possibilita, para os modelos estatísticos, uma população de análise adequada. O acesso aos dados, possibilidade de simulações e coletas também foram importantes na escolha, visto que a empresa implantou há três anos um sistema ERP, o que facilitou a coleta de dados, bem como a inclusão de novos campos necessários que não existiam.

O modelo a ser aplicado na empresa fará uso dos dados de clientes atuais e seu comportamento nos meses analisados. Para isso, diversas variáveis foram selecionadas e colocadas à disposição para análise.

Juntamente com a equipe de crédito e tecnologia da informação foram relacionadas algumas variáveis para serem usadas inicialmente no modelo a ser aplicado na empresa. As mudanças necessárias foram autorizadas e implementadas pela empresa com a participação do pesquisador.

O método estatístico selecionado foi a análise discriminante pois este método permite gerar o mapa dos escores Z discriminantes e sua visualização e posterior comparação com os indivíduos do mesmo grupo e de outros grupos. A possibilidade de trabalhar com a representação gráfica para três grupos também foi levada em conta para a escolha do método. Reforçando a escolha, Thomas (2003) diz que os resultados obtidos utilizando-se diversos métodos não apresentam grandes variações. A análise discriminante também oferece a possibilidade de identificação dos pesos de cada variável no modelo, além de ser de simples implementação e integração no sistema ERP da empresa.

4.1 Ciclos da Pesquisa-ação

O início da pesquisa-ação envolve ciclos em que os dados serão coletados, realimentados, analisados, ações serão planejadas e implementadas e tudo é avaliado. As etapas em uma pesquisa-ação funcionam de forma cíclica, ou seja, podem se repetir e gerar novos ciclos. Neste trabalho foi isso o que aconteceu. A seguir, todos os ciclos serão relatados de forma sucinta e o ciclo final será abordado de forma mais completa e sistemática. Para

exemplificar como foi conduzido o trabalho, a linha do tempo com todos os ciclos e suas posições, é exibida na Figura 4.1.

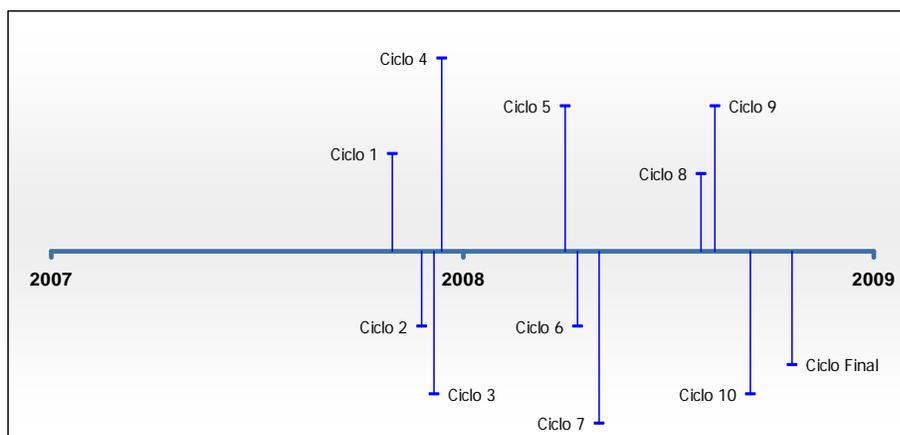


Figura 4.1 – Linha do tempo com os ciclos

Observa-se que a distância entre cada ciclo varia, sendo que ciclos em que existiam decisões de implantação mais rápidas o tempo total gasto era menor. Já ciclos que necessitavam de atualização de dados por parte dos clientes, manipulação de dados, treinamentos e definições mais complexas, gastavam mais tempo.

O ciclo final contém todos os passos da metodologia, os tamanhos das amostras, os dados estatísticos, bem como gráficos e tabelas. O tempo gasto entre o primeiro ciclo e o ciclo final foi de pouco menos de um ano. Neste período, implantações que precisavam de tempo foram realizadas no início e nos ciclos finais os dados já estavam prontos.

A realização de vários ciclos favoreceu a escolha das variáveis que seriam analisadas pelos softwares estatísticos. Apenas o tempo trouxe subsídios e experiência necessária para a realização do ciclo final com sucesso nos resultados.

Cada ciclo teve uma nova amostra de dados. Os números dos clientes que faziam parte eram diferentes e escolhidos de forma totalmente aleatória. A cada nova coleta a complexidade aumentava e o número dos grupos também foi modificado. As opiniões dos especialistas do crédito, do responsável do departamento de tecnologia da informação e de outras pessoas envolvidas na empresa foram levadas em conta e influenciaram o processo.

4.2 Desenvolvimento da Pesquisa-ação

Esta pesquisa foi conduzida em fases devido a sua característica de aprendizado contínuo, sendo cada ciclo seguinte reflexo das experiências do anterior. A medida que os

ciclos passavam, os dados de novos campos e implementações nos existentes, foram sendo atualizados, permitindo maior precisão na coleta final.

4.2.1 Ciclo 1

Inicialmente foi coletada uma pequena amostra de clientes para iniciar o trabalho e conhecer os dados. Foi então solicitada para a empresa uma amostra de 100 clientes Adimplentes e 100 clientes Inadimplentes, todos aleatoriamente escolhidos. Neste momento não foi separada para testes uma parte da amostra. A primeira amostra era composta por 28 variáveis (Quadro 4.1 e Quadro 4.2). Algumas variáveis como **estado civil**, **categoria de pessoa** (física ou jurídica), já foram codificadas e apresentavam valores ao invés de texto, pois só assim poderiam ser trabalhadas.

Quadro 4.1 – Variáveis da primeira amostra I

Tipo de Informação	Variáveis	Natureza da variável
Identificação e Cadastro	Categoria	Pessoa física ou jurídica
	Data de Nascimento	Número de Anos (01, 02, 03, etc.)
	Estado Civil	Codificada
	Bairro	Codificada
	Cidade	Codificada
	Tempo no Emprego	Número de Meses (01, 02, 03, etc.)
	Data da Criação	Número de Dias até a data atual (01, 02, 03, etc.)
	Data da Última Alteração	Número de Dias até a data atual (01, 02, 03, etc.)
	Nº de Autorizados a comprar na ficha	Número (01, 02, 03, etc.)
Renda	Renda do Titular	R\$
	Renda do Cônjuge	R\$
Consultas e Limites	Limite de Crédito	R\$
	Data da consulta ao SPC	Número de Dias até a data atual (01, 02, 03, etc.)
	Resultado da consulta ao SPC	Codificada
	Envio de Cartas de Cobrança	Sim/Não
	Valor em Aberto	R\$
	Restante do Limite de Crédito	R\$

O que pôde-se observar foi que muitos campos estavam vazios. A variável **bairro** se mostrou de difícil utilização, visto que existe o mesmo bairro em diferentes cidades, como por exemplo o bairro centro. Os clientes com mais de 18 meses de inatividade foram eliminados

da coleta de futuras amostras. Também foram eliminados clientes com idade negativa ou igual a zero.

Quadro 4.2 – Variáveis da primeira amostra II

Tipo de Informação	Variáveis	Natureza da variável
Operação	Data do Último movimento	Número de Dias até a data atual (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas em atraso	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas pagas	Número (01, 02, 03, etc.)
	Valor de Duplicatas em atraso	R\$
	Valor de Duplicatas pagas	R\$
	Nº de acordos	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas constantes na 1ª Carta de Cobrança	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas constantes na 2ª Carta de Cobrança	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas constantes na 3ª Carta de Cobrança	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de dias do maior atraso de duplicatas pagas	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de dias do maior prazo de antecipação de pagamento	Número (01, 02, 03, etc.)

4.2.2 Ciclo 2

O número da amostra se mantinha em 100 clientes Adimplentes e 100 clientes Inadimplentes, sem a amostra de teste. Um novo campo chamado de **tipo** foi criado e tinha como conteúdo um dos dois nomes de grupos (Adimplentes ou Inadimplentes). O conteúdo dos dois grupos passou a fazer parte de um único arquivo. O campo **sexo** foi adicionado, porém não tinha dados. Clientes sem duplicatas emitidas ou baixadas em 18 meses foram descartados da amostra.

Os campos vazios ainda apareciam com frequência. Para minimizar este problema, foi definido que para alguns campos uma nova resposta seria criada, o valor *missing*, que significa ausência de informações. Desta forma, em variáveis como **estado civil** ou **pessoa física ou jurídica**, haveria mais uma opção. Este tipo de ocorrência parecia explicável pela desatualização de dados de alguns clientes e pela mudança de sistema que a empresa tinha feito recentemente.

O primeiro teste com o software estatístico foi realizado, porém sem grandes avanços, pois a base de informações era pequena e algumas variáveis não eram completas em diversos clientes.

4.2.3 Ciclo 3

O terceiro ciclo já contou com um número maior de clientes na amostra. Os Adimplentes eram 561 e os Inadimplentes tinham o mesmo valor. Uma amostra de testes foi separada e 187 clientes de cada grupo foram separados para validação. O campo **sexo** foi excluído da amostra por não ter quantidade suficiente para análise. O campo **envia carta** foi codificado.

Os campos **renda do titular** e **renda do cônjuge** eram campos de texto livre e tinham dados, em alguns campos, incompatíveis com as necessidades do estudo, como: *3.000,00 +OU-; 1.000,0; NÃO FALOU; LAR; ESTUDANTE FACULDADE; ?; 568,01+COMISSAO=1236; etc.* Para limpar a base criou-se uma rotina e todos os registros foram transformados em registros numéricos, os que não foram possíveis utilizando a lógica criada, foram alterados manualmente. A máscara do campo foi alterada para não permitir que seja inserida a informação em texto alfanumérico.

Foi levantada também uma necessidade de adicionar na base de dados se a renda do Titular ou Cônjuge era comprovada. A comprovação da renda é feita por meio de holerite ou documento similar emitido pela empresa contratante e também pela carteira de trabalho. Marcação esta que era adicionada após o valor numérico com as letras "OK" (Ex: 800,00 OK).

Foram então criados dois novos campos: **renda do titular comprovada** e **renda do cônjuge comprovada**. Para esses dois campos podia-se ter as opções Sim ou Não. Nos registros atuais o campo não apresentava informação sendo que a medida que os clientes fossem atualizados o mesmo aconteceria com os dados.

4.2.4 Ciclo 4

O número de clientes Adimplentes e Inadimplentes passou para 534 em cada grupo e a amostra de validação para 178 em cada grupo também. Os campos **renda do titular** e **renda do cônjuge** já passaram para campos numéricos e os novos cadastros e atualizações seriam realizados de forma correta.

Os campos de renda ainda apresentavam dados faltantes e boa parte dos clientes não tinha preenchido o campo **renda do cônjuge**, mesmo por que, o cliente podia não ser casado ou a esposa ou marido não possuir renda.

A amostra já mostrava consistência, mesmo ainda com dados faltantes. Decidiu-se então entender melhor a divisão dos grupos por meio do comportamento de pagamento das duplicatas após o vencimento. Boa parte dos dados faltantes era de clientes ativos, portanto em reunião com o departamento de crédito, foram definidas ações para atualização de cadastro desses clientes.

O campo **cidade** tinha registros que estavam preenchidos com caracteres texto e não com códigos, porém não eram todos. Neste caso, uma mesma cidade estava com grafia diferente, o que em uma análise matemática seria identificada como uma nova localidade. Para resolver este problema, todos os campos texto foram alterados para campos numéricos que referenciavam uma única cidade do território nacional.

Como a variável **sexo** ainda não tinha muitas informações, foi definido que a empresa iria gerar uma base de dados com todos os nomes do titular e do cônjuge para que o pesquisador comparasse com um dicionário de nomes a fim de determinar o sexo de todos os clientes da base.

Na variável **tempo de emprego**, a máscara do campo permitia texto livre, o que dificultou a coleta, visto que foram encontrados registro do tipo: *1anos e 6m, recente, 6 meses, 10a, etc.* Foi feito um programa para transformar o padrão mais comum usado que era o número de anos seguido da letra "a", um espaço e o número de meses seguido pela letra "m" (Ex: 1a 2m), em dois campos distintos: **tempo de casa em anos** e **tempo de casa em meses**. A máscara do campo foi alterada para não permitir inserir informação em texto puro.

Os usuários foram orientados a usarem os campos de forma conjunta, ou seja, um cliente que trabalha há 15 meses será alimentado com o valor *um* no campo **tempo de casa em anos** e *três* no campo **tempo de Casa em meses**. Esta forma de inserção de dados foi discutida com o gestor do departamento, com o responsável da tecnologia da informação e também com os usuários, que a acharam mais fácil para alimentar os dados. Entretanto, para efeito de coleta achou-se melhor unir os tempos em uma única variável de análise. Sendo assim, para o estudo, o campo tempo de casa é o somatório dos dois campos relatados acima e será expresso em número de meses.

4.2.5 Ciclo 5

As ações realizadas na fase anterior desenharam o perfil dos clientes quanto à probabilidade de pagamentos após o vencimento da duplicata. Sendo assim, ao invés de apenas dois grupos (Adimplentes e Inadimplentes), foi criado um terceiro grupo chamado de

Inadimplentes Recuperáveis. O grupo dos Adimplentes é composto por clientes que possuem uma ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso máximo de 30 dias. O grupo de Inadimplentes Recuperáveis é composto por clientes que possuem uma ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso máximo de 60 dias. O terceiro grupo é o de Inadimplentes e é composto por clientes que possuem uma ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso superior a 60 dias. Para gerar a função cada grupo possui 1592 clientes totalizando 4776 e a amostra de validação é formada com 532 clientes em cada grupo, totalizando 1596, sendo que esta última representa 25% de toda a amostra.

O campo, **cidade**, foi completamente atualizado, sendo que as cidades que aparecem em cada cliente não possuem mais grafias erradas. Algumas variáveis do cadastro, de poucos clientes, apareciam como vazios. O pesquisador analisou cada caso e substituiu pela mediana ou por outro dado que fizesse sentido sem no entanto, eliminar o registro completo neste momento. Observou-se também que nos campos de renda apareciam valores muito acima de 20.000,00 reais, o que provavelmente estariam errados.

Algumas dúvidas surgiram sobre o dia do maior atraso utilizado na divisão dos grupos e foi utilizada a ferramenta estatística *Cluster K-means* disponível no software Minitab 14 para tentar entender o comportamento dos dados. As variáveis independentes foram inseridas e o software calculou a média de dias de maior atraso de cada grupo e suas variações.

A utilização de três grupos elevou a complexibilidade do estudo, pois agora o número de funções passa de uma para duas e a representação gráfica é feita por um mapa territorial, em que as posições de cada cliente e sua classificação são relativas à posição do centróide de cada grupo. Outra dificuldade encontrada foi poder diferenciar claramente, cada um dos três grupos.

O **número de acordos** foi revisto para considerar apenas um acordo por dia, o que na opinião dos especialistas da empresa fazia mais sentido do que considerar mais de um por dia, mesmo que esta situação fosse rara.

4.2.6 Ciclo 6

Neste ciclo, os dias de maior atraso que serviram para definir os pontos de separação entre os grupos foram alterados. Essas alterações foram frutos dos testes na base de dados realizados no ciclo anterior. A nova divisão contava com os mesmos três grupos, porém, o grupo de Adimplentes passou de 30 dias para 40 dias de uma ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso. O grupo de Inadimplentes Recuperáveis foi de 60 para 57 dias de uma ou

mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso e o grupo de Inadimplentes passou de acima de 60 para 57 dias de uma ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso. Os campos de renda apresentaram muitos valores nulos.

O tamanho da amostra para gerar a função foi reduzido para 888 clientes em cada grupo totalizando 2664 no total dos três grupos e a amostra de validação ficou com 298 clientes em cada grupo, totalizando nos três grupos 894 clientes. A mudança dos pontos de corte provavelmente reduziu a amostra, pois o grupo de Inadimplentes Recuperáveis foi reduzido em 13 dias e como todos os grupos devem ter tamanhos iguais, o tamanho do menor grupo modifica os demais.

Pela primeira vez foi identificado que algumas variáveis lineares, como **renda**, **idade**, variáveis de **número de dias**, entre outras, poderiam ser melhor aproveitadas se fossem categorizadas. Desta forma, ao invés do valor absoluto, o dado seria substituído por um número representando o intervalo. Por exemplo: caso a variável renda fosse categorizada em abaixo de R\$ 500,00 reais, de R\$ 500,00 a R\$ 1000,00 reais e acima de R\$ 1000,00 reais, com os respectivos grupos 1, 2 e 3, não faria diferença se um cliente tivesse renda de R\$ 700,00 ou R\$ 900,00 reais.

Várias ações foram realizadas neste ciclo como observa-se a seguir. No campo **data de nascimento**, foram identificados alguns registros em que a idade de clientes era menor que 18 anos, o que não é permitido perante a empresa estudada. Foram identificados também clientes com mais de 90 anos o que sugere uma avaliação mais cuidadosa. Neste caso as fichas de clientes com datas inferiores a 18 anos devem conter dados errados, da mesma forma que clientes ativos muito idosos. Nesses casos, os registros foram excluídos da próxima amostra por completo.

Algumas cidades tinham apenas um registro e outras nenhum, o que invalidaria uma boa amostra pela quantidade reduzida de clientes em algumas localidades. Decidiu-se então categorizar as cidades em três grupos: Categoria 1: clientes da cidade de Itajubá; Categoria 2: Clientes distantes até 50 km, utilizando a principal via de acesso; Categoria 3: clientes distantes acima de 50 km, utilizando a principal via de acesso. Para definir as distâncias foi utilizado o software *Google maps*, disponível em <http://maps.google.com.br/>.

Um novo campo foi criado para melhorar o poder preditivo visto que, em muitos casos, o campo **renda do cônjuge** era nulo. Esta renda poderia ser desconhecida ou mesmo não existir. Em função disso, os dois campos de renda foram somados no campo **renda Total**, que representa a renda do casal. Outra opção seria o cruzamento da **renda do Titular** com o

estado civil para definir se o cônjuge existe e, portanto, definir renda nula, mas essa opção foi descartada, pois poderia ser um trabalho de suposições sem comprovação.

O cliente com as variáveis **nº de dias do maior atraso de duplicatas pagas** e **nº de dias do maior prazo de antecipação de pagamento** que apresentasse dados nulos seria eliminado na próxima coleta. Iniciou-se uma ação para categorizar as variáveis lineares.

Para tentar acelerar o preenchimento do campo **sexo**, foi criado um dicionário eletrônico de nomes de homens e mulheres. Foram então levantados todos os nomes do titulares e dos cônjuges, estes últimos para auxiliar caso o nome do titular fosse “unisex”. Com os dados em mãos, foi feita a comparação dos nomes do dicionário com o primeiro nome de cada cliente. Diversos nomes eram “unisex”, inclusive os dos cônjuges. No campo nome do cônjuge apareceram, em alguns casos, o estado civil, o nome da empresa onde o cliente trabalhava, informações como falecido ou viúva. E por não ser totalmente confiável a suposição do sexo, foi decidido não utilizar essa variável.

4.2.7 Ciclo 7

A amostra para função discriminante foi dividida em 646 clientes para cada um dos três grupos, totalizando 1938 ao todo e para a amostra de validação, 217 em cada grupo, totalizando 651. Observou-se que a variável **cidade** já estava categorizada em três grupos, e os campos **renda do titular** e **renda do cônjuge** foram removidos, dando lugar ao novo campo **renda total**. Foi testada pela primeira vez a categorização manual das variáveis.

A mudança nos campos de renda reduziu bastante o número de clientes com renda sem valor. Em uma primeira análise, observou-se ótimos resultados na classificação dos grupos, mas a exata discriminação não parecia correta e constatou-se que uma das variáveis tinha alta correlação com a divisão dos grupos, o que explicava a alta taxa de acerto. Por outro lado, a nova divisão implementada no ciclo cinco que separou os grupos utilizando 40 dias e 57 dias não parecia gerar uma melhor classificação. Também foi observado que clientes que tinham muitas duplicatas pagas eram penalizados, já que bastava um deslize para apagar todo o bom histórico conseguido durante anos. Os resultados da categorização manual obtiveram pequena melhora do poder de classificação.

As ações tomadas foram retornar a divisão dos grupos utilizando 30 e 60 dias. Remoção da variável **nº de dias do maior atraso de duplicatas pagas**. Em reunião com os profissionais da empresa, decidiu-se dar uma tolerância para clientes que tivessem 20 ou mais

duplicatas pagas. Sendo assim, nestas condições, 5% das duplicatas pagas com maior atraso passam a ser eliminadas.

4.2.8 Ciclo 8

Os dias de atraso que definem os pontos de corte foram alterados, sendo que o grupo de Adimplentes voltou para o número de dias que foi inicialmente criado. Este grupo é composto por clientes que possuem uma ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso máximo de 30 dias. O grupo de Inadimplentes Recuperáveis é composto pelos que possuem uma ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso máximo de 60 dias. O terceiro grupo é o de Inadimplentes que são os que possuem uma ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso superior a 60 dias. O volume de dados que gerou a função discriminante possui 1145 clientes em cada grupo, sendo que no total possui 3435 clientes. Para validação cada grupo tem 383 clientes, totalizando 1149.

Foi utilizado, pela primeira vez, o software *Answer Tree 3.0* para melhorar a categorização. A tolerância de 5% definida no último ciclo foi implementada.

Com a volta para o intervalo de 30 e 60 dias, o número da amostra aumentou. A nova categorização das variáveis melhorou o resultado da classificação. O resultado da classificação por meio da função discriminante criada foi de 74,2% de acerto, sendo que o grupo de Adimplentes teve taxa de acerto de 90%, o de Inadimplentes Recuperáveis de 62,5% e o de Inadimplentes de 70%.

Mesmo tendo taxa de 90% em um dos grupos os outros mostravam taxas mais baixas, o que mostrava que para ter um resultado melhor, outras variáveis que explicassem melhor os outros dois grupos deveriam fazer parte do modelo. Foram então incluídas mais quatro variáveis para o próximo ciclo, sendo elas: **nº de duplicatas pagas com atraso, nº de duplicatas pagas com antecipação, valor de duplicatas pagas com atraso, valor de duplicatas pagas com antecipação.**

4.2.9 Ciclo 9

Com o passar do tempo, novos clientes foram sendo atualizados e a amostra cresceu, pois clientes que antes eram excluídos por falta de campos preenchidos, passaram a compor a seleção de dados que gerou a função discriminante. A nova seleção passou a ter 1214 clientes em cada grupo, totalizando 3642 e na amostra de validação 406 em cada grupo em um total de 1218 clientes. Um pequeno erro na tolerância de 5% para clientes com 20 ou mais duplicatas

pagas foi corrigido. Para cada nova coleta a categorização das variáveis é realizada novamente, pois os valores são diferentes do levantamento anterior e a categorização precisa refletir o comportamento da nova seleção de dados.

Na classificação geral, o resultado foi melhor que no ciclo anterior, sendo que o grupo dos Adimplentes teve taxa de acerto de 88%, o de Inadimplentes Recuperáveis de 67,9% e o grupo de Inadimplentes foi para 74,4%. As novas variáveis trouxeram melhorias ao modelo, mesmo que o primeiro grupo tenha reduzido em dois pontos percentuais a taxa de acerto, os demais aumentaram significativamente.

Como o resultado das ações do ciclo anterior funcionou, decidiu-se continuar buscando novas variáveis que pudessem explicar melhor os dois últimos grupos (Inadimplentes Recuperáveis e Inadimplentes). Sendo assim, foi criada, para o novo ciclo a variável **percentual de juros pagos em relação ao total pago**.

4.2.10 Ciclo 10

O tamanho da nova amostra foi exatamente o mesmo tamanho da amostra do ciclo anterior. Novamente a categorização foi realizada e novas faixas foram definidas para cada uma das variáveis onde esta ferramenta se mostrou necessária. A nova variável, **percentual de juros pagos em relação ao total pago**, foi implementada com sucesso e passa agora a compor junto com as demais variáveis de ferramenta para a geração do modelo discriminante.

O resultado deste ciclo mostrou melhora, já que a classificação total dos grupos saltou para 80,5% de taxa de acerto, com o grupo de Adimplentes 89,6%, o de Inadimplentes Recuperáveis com 72,9% e o de Inadimplentes com 79,1%. Todos os grupos passaram a ter taxas superiores a 70%, sendo que as melhoras se concentraram novamente nos grupos Inadimplentes Recuperáveis e Inadimplentes.

Novas ações foram definidas para tentar melhorar ainda mais os resultados, pois as ações dos últimos ciclos superaram as expectativas dos envolvidos e trouxeram maior previsibilidade ao modelo. Em reunião com a equipe da empresa e o pesquisador, decidiu-se criar uma nova variável, sendo ela: **desvio padrão de dias de atraso ou adiantamento de duplicatas baixadas ou em aberto e vencidas**. Esta variável poderia mostrar o comportamento do pagador no que diz respeito à variação de dias em relação ao dia do vencimento.

4.3 Ciclo Final

Neste último ciclo constam as variáveis levantadas, o ponto de divisão dos grupos e o motivo de suas classificações, a forma de categorização das variáveis, a seleção das variáveis para compor a função discriminante, a aplicação do software estatístico e o mapa territorial.

Para entender como são preenchidas as variáveis, seguem os quadros com os tipos de informação, as variáveis e a natureza da variável. Em seguida tem-se a explicação de cada uma delas e suas respectivas possibilidades de preenchimento.

No Quadro 4.3 as variáveis são aquelas em que o cliente fornece no momento do cadastro e são informações básicas para abertura de cadastro ou atualização de dados.

Quadro 4.3 – Variáveis de Identificação e Cadastro

Tipo de Informação	Variáveis	Natureza da variável
Identificação e Cadastro	Categoria	Pessoa física ou jurídica
	Data de Nascimento	Número de Anos (01, 02, 03, etc.)
	Estado Civil	Codificada
	Bairro	Codificada
	Cidade	Codificada
	Tempo no Emprego	Número de Meses (01, 02, 03, etc.)
	Data da Criação	Número de Dias até a data atual (01, 02, 03, etc.)
	Data da Última Alteração	Número de Dias até a data atual (01, 02, 03, etc.)
	Nº de Autorizados a comprar na ficha	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de Dependentes	Número (01, 02, 03, etc.)

Categoria:

- 1 - Pessoa Física
- 2 - Pessoa Jurídica

Na variável categoria, temos duas opções: Pessoa Física ou Jurídica. Desta forma se convencionou em atribuir o código “1” para Pessoa Física e o código “2” para pessoa Jurídica, sendo que no cadastro observado, este campo é obrigatório e, portanto não existem dados não preenchidos (*missing*).

Data de Nascimento:

Número de anos do titular da ficha. No campo idade estabeleceu-se o tempo de vida do titular da ficha, sendo esta calculada pela subtração da data atual pela data de nascimento.

Vale lembrar que em uma mesma ficha várias pessoas podem assumir dívidas, o que dificulta a identificação de quem comprou, porém teremos outros campos indicando essa informação. Dados iguais ou menores que zero, identificados como erros de digitação da data correta de nascimento, foram ignorados e ao invés destas informações não confiáveis, o campo ficou vazio (*missing*).

Estado Civil:

- 1 - Casado (C)
- 2 - Desquitado (D)
- 3 - Divorciado (I)
- 4 - Outros (O)
- 5 - Solteiro (S)
- 6 - União Conjugal (U)
- 7 - Viúvo (V)

Bairro:

Na variável Bairro foram listados os respectivos bairros, sendo que cidades diferentes podem ter bairros iguais (ex.: Centro).

Cidade:

A cidade é identificada por meio de código único não sendo possível duas grafias para o mesmo município.

Tempo de Emprego:

Tempo, em meses, que o titular da ficha trabalha no emprego.

Data da Criação:

Tempo, em dias, da data da criação da ficha no sistema até a data atual.

Data da Última Alteração:

Tempo, em dias, da data da última alteração até a data atual. Essa data se altera toda vez que algum dado é modificado pelo departamento de crédito na ficha do cliente (ex: mudança de endereço, telefone novo, consulta SPC, etc.).

Nº de Autorizados a comprar na ficha:

Número de pessoas autorizadas que podem comprar na conta do titular.

Nº de Dependentes:

Número de filhos ou dependentes ligados ao titular da ficha.

O Quadro 4.4 mostra as variáveis ligadas à remuneração do cliente e é preenchido com documentos que comprovam a renda. No caso de clientes autônomos ou sem registro em carteira, esta comprovação inexistente.

Quadro 4.4 – Variáveis de Renda

Tipo de Informação	Variáveis	Natureza da variável
Renda	Renda Total	R\$
	Limite de Crédito	R\$

Renda do Titular e do Cônjuge:

Total de vencimentos individuais. Os valores 0,00 foram considerados *missing*, porém pode acontecer de o cliente não ter renda e o cônjuge ter.

Limite de crédito:

Valor do limite total de crédito do cliente.

O Quadro 4.5 mostra as variáveis ligadas às consultas aos serviços de proteção ao crédito e situação da conta. O SPC ou Serviço de Proteção ao Crédito recebe os registros de clientes que não pagaram suas contas por meio de empresas comerciais que são previamente cadastradas a realizar este serviço. No momento que o cliente salda sua dívida junto ao credor, seu nome é retirado do cadastro de devedores e as novas consultas passam a não ter acesso aos antigos registros.

Quadro 4.5 – Variáveis de Consultas e Limites

Tipo de Informação	Variáveis	Natureza da variável
Consultas e Limites	Data da consulta ao SPC	Número de Dias até a data atual (01, 02, 03, etc.)
	Resultado da consulta ao SPC	Codificada
	Envio de Cartas de Cobrança	Sim/Não
	Valor em Aberto	R\$
	Restante do Limite de Crédito	R\$
	Data do Último movimento	Número de Dias até a data atual (01, 02, 03, etc.)

Data da Consulta ao SPC:

Tempo, em dias, da última consulta no Sistema de Proteção ao Crédito (SPC) até a data atual.

Resultado da Consulta ao SPC:

- 1 Nada Consta
- 2 Há Débitos
- 3 Não Consultado

Os dados constantes no Serviço de Proteção ao Crédito são inseridos pelos credores que não receberam de seus clientes. Este dado no banco de dados necessita de consulta periódica, pois as informações do SPC são dinâmicas.

Envio de Cartas de Cobrança:

- 1 SIM
- 2 NÃO

Indica se o sistema de cobrança por meio de carta inclui ou não o cliente na relação. Em caso negativo não se envia carta mesmo que o cliente esteja em atraso. Esta concessão é feita apenas para clientes antigos ou em casos especiais.

Valor em Aberto:

Valor total de todas as duplicatas vencidas ou não.

Restante do Limite de crédito:

Diferença entre o limite de crédito e o valor em aberto.

Data do Último Movimento:

Tempo, em dias, da última transação de troca de mercadoria ou serviços, do cliente com a empresa (Ex: compra, devolução). Não estão inclusas transações financeiras.

No Quadro 4.6 estão presentes as variáveis artificiais, dentre outras. Além de informações sobre as compras e pagamentos, variáveis que são criadas tendo como informação a base de dados aparecem nesta parte.

Quadro 4.6 – Variáveis de Operação

Tipo de Informação	Variáveis	Natureza da variável
Operação	Nº de duplicatas em atraso	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas pagas	Número (01, 02, 03, etc.)
	Valor de Duplicatas em atraso	R\$
	Valor de Duplicatas pagas	R\$
	Nº de acordos	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas constantes na 1ª Carta de Cobrança	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas constantes na 2ª Carta de Cobrança	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas constantes na 3ª Carta de Cobrança	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de dias do maior prazo de antecipação de pagamento	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas pagas com atraso	Número (01, 02, 03, etc.)
	Nº de duplicatas pagas com antecipação	Número (01, 02, 03, etc.)
	Valor de duplicatas pagas com atraso	R\$
	Valor de duplicatas pagas com antecipação	R\$
	Percentual de juros pagos	Número (01, 02, 03, etc.)
	Desvio Padrão dos dias de Atraso/Adiantamento	Número (01, 02, 03, etc.)

Nº de Duplicatas em Atraso:

Número de duplicatas vencidas e não pagas.

Nº de Duplicatas Pagas:

Número de duplicatas pagas.

Valor de Duplicatas Pagas:

Valor de todas as duplicatas pagas pelo cliente.

Valor de Duplicatas em Atraso:

Valor total de todas as duplicatas vencidas e não pagas.

Valor de Duplicatas pagas:

Valor total de todas as duplicatas pagas.

Nº de Acordos:

Número de acordos feitos entre o cliente e a empresa. Acordos são renegociações envolvendo uma ou mais duplicatas vencidas ou não, em que o cliente posterga o pagamento mediante alterações em prazos e valores definidos pelas partes.

Nº de Duplicatas constantes na 1ª carta de cobrança:

Número de duplicatas vencidas, constantes na 1ª carta de cobrança.

Nº de Duplicatas constantes na 2ª carta de cobrança:

Número de duplicatas vencidas, constantes na 2ª carta de cobrança.

Nº de Duplicatas constantes na 3ª carta de cobrança:

Número de duplicatas vencidas, constantes na 3ª carta de cobrança.

Nº de dias do maior prazo de antecipação de pagamento:

Tempo, em dias, da maior antecipação de todas as duplicatas. Caso o valor seja negativo, indica que o cliente sempre pagou atrasado. O valor negativo indica o número de dias do menor atraso (ex: -5. De todas as duplicatas pagas a que atrasou menos foi cinco dias).

Nº de duplicatas pagas com atraso:

Número de duplicatas que foram pagas com pelo menos 1 (um) dia de atraso.

Nº de duplicatas pagas com antecipação:

Número de duplicatas que foram pagas com pelo menos 1 (um) dia de antecipação.

Valor de duplicatas pagas com atraso:

Valor total das duplicatas pagas com pelo menos 1 (um) dia de atraso.

Valor de duplicatas pagas com antecipação:

Valor total das duplicatas pagas com pelo menos 1 (um) dia de antecipação.

Percentual de juros pagos:

Percentual de juros pagos de todas as duplicatas pagas e com todos os valores de juros computados.

Desvio Padrão dos dias de Atraso/Adiantamento:

Desvio padrão dos dias de atraso ou adiantamento de duplicatas pagas ou em aberto. Caso o cliente pague as duplicatas sempre próximas ao vencimento, o desvio padrão será pequeno. Porém, caso ele pague algumas na data do vencimento e outras com muito atraso ou adiantamento, o desvio padrão será alto.

4.4 Definição dos grupos

Para definir qual deveria ser o(s) ponto(s) de corte que definiria os grupos, foi realizada uma análise nas duplicatas pagas. Foram levantadas todas as duplicatas pagas criadas no intervalo de 24 (vinte e quatro) meses, porém os últimos 90 dias foram desconsiderados pelo fato de uma duplicata criada recentemente ainda não ter atingido o período de inadimplência máxima.

As duplicatas foram classificadas pelo número de duplicatas pagas por dia e seus respectivos dias de atraso. Desta forma, foi possível estimar a probabilidade de pagamento no tempo e estabelecer o momento em que o cliente poderia ser considerado inadimplente. A partir de um dia de atraso foram levantados estes dados, sendo que duplicatas pagas antes ou até a data de vencimento não constam deste dados.

O intervalo coletado do dia mais distante com duplicatas pagas foi de 1352 dias. Isso foi feito para não restar dúvidas sobre comportamento de pagamentos em datas mais elásticas. Este número elevado de dias na coleta confirmou o fato de que à medida que se afasta da data de vencimento, a probabilidade de pagamento diminui.

No período de 90 dias concentram-se 96,6% dos pagamentos. No período de um dia de atraso até 30 dias a probabilidade de pagamento é de 75,70%, de 31 a 60 dias a probabilidade cai para 16,00%, e finalmente acima de 60 dias tem-se apenas 8,30% de duplicatas pagas como pode ser observado na Figura 4.2 que mostra a curva de pagamentos após o vencimento.

A curva de pagamentos mostra o comportamento dos clientes. A medida que se afasta da data de vencimento fica mais difícil receber do cliente. Isso pode ser observado após os 60 dias de atraso, em que existe pouca variação no volume recebido. De trinta a 60 dias, mesmo não tendo a variação observada nos 30 primeiros dias, observa-se aumento dos recebimentos.

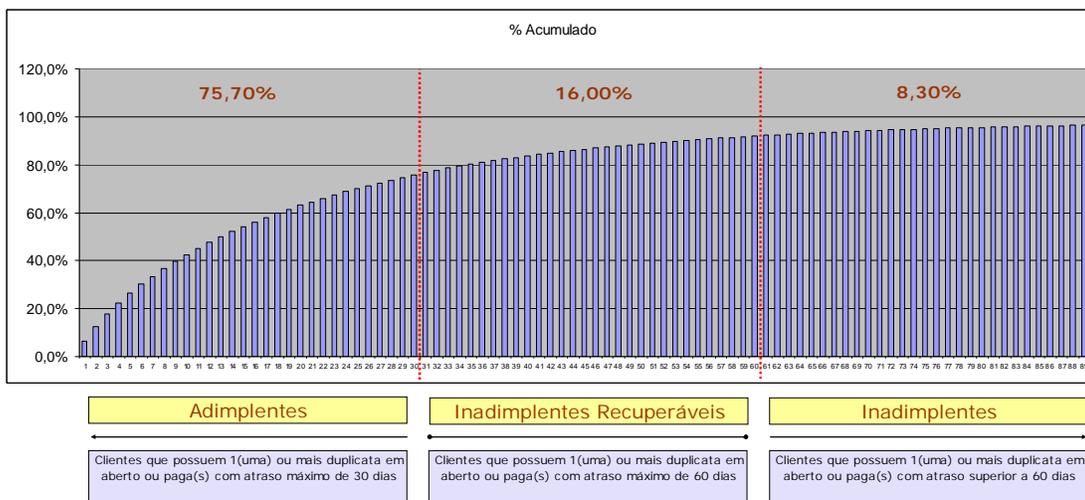


Figura 4.2 – Curva de pagamentos após o vencimento

Foram então identificados três grupos, sendo eles:

Adimplentes: Clientes que possuem uma ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso máximo de 30 dias corridos. Neste grupo entram também clientes que pagam todas as suas duplicatas antecipadamente ou até a data do vencimento. O fato de classificar este grupo como adimplente mesmo que alguns clientes possam ter duplicatas em aberto ou pagas com pequeno atraso se deu pelo alto índice de probabilidade de confirmação do compromisso da dívida assumida.

Inadimplentes Recuperáveis: Clientes que possuem uma ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso máximo de 60 dias. Neste grupo entram clientes que estão na faixa intermediária entre os adimplentes e os inadimplentes. Observa-se que existe ainda um índice razoável de possibilidade de recuperação de 16% e que estes clientes são convidados a cumprir com suas obrigações previamente assumidas por meio do processo interno de cobrança, no qual telefonemas e cartas de cobrança são as ferramentas mais utilizadas. Não existe estudo, entretanto, sobre qual a consequência para a empresa caso o processo de cobrança não seja realizado.

Inadimplentes: Clientes que possuem 1(uma) ou mais duplicatas em aberto ou paga(s) com atraso superior a 60 dias. Este grupo pode incluir até mesmo clientes que pagaram todas as suas duplicatas, porém entende-se que a partir deste número de dias a probabilidade de recebimento é de apenas 8,30%. Os clientes que não pagaram nenhuma duplicata também são incluídos neste grupo.

Durante a pesquisa identificou-se um terceiro grupo nas análises, que foi classificado como Inadimplentes Recuperáveis. A maioria dos trabalhos divide entre bons e ruins, adimplentes e inadimplentes, entretanto optou-se por aumentar as divisões não só pela característica da amostra como também para permitir ações de marketing direcionadas.

Observou-se que clientes com grande movimentação de compras eram penalizados pelo corte do dia de maior atraso e em concordância com a política de crédito da empresa, foi estabelecido um novo critério. Os pontos de corte dos três grupos passaram a ter uma tolerância de 5% a partir da vigésima duplicata paga. Ou seja, caso o cliente tiver 20 duplicatas pagas, a de maior atraso é ignorada e ele passa a ser classificado pela segunda duplicata de maior atraso. À medida que o cliente tenha mais duplicatas pagas, a tolerância de 5% seleciona o número correspondente de duplicatas e as ignora para o cálculo do ponto de corte. Para clientes que pagaram menos de 20 duplicatas, nada muda.

4.5 Amostra

Para realizar o estudo, levantaram-se dados no período de um ano e seis meses de operações da empresa, sendo que os dados referentes às operações fora deste período foram ignorados. Para Thomas (2003), os dados coletados devem concentrar-se em intervalos entre 12 a 18 meses, não sendo superiores a dois anos. Isso devido ao fato de que horizontes de tempo, mais breve ou mais longo, não refletirão de forma plena as características que permitam prever a inadimplência.

Anderson (2007) sugere a utilização de pelo menos 1500 casos em cada grupo, pois segundo o autor, só acima dessa amostragem mínima são conseguidos resultados satisfatórios. Isto quer dizer que, para atender a esta exigência, a amostra precisaria ser de pelo menos 4500 clientes com dados completos para o trabalho.

Vale ressaltar que os casos de clientes com dados faltantes em quaisquer das variáveis foram removidos completamente da amostra, entretanto, alguns clientes ativos não tinham informação preenchida em algumas variáveis como, por exemplo, a variável **valor de duplicatas pagas com antecipação**. Isto aconteceu pelo simples fato de não terem pago nenhuma duplicata nas condições descritas na variável. Nestes casos, estes clientes foram mantidos na amostra e os dados foram preenchidos de forma manual pela mediana do grupo a que eles pertenciam.

O tamanho da amostra não representa o número de clientes da empresa. Como optou-se por ter cada grupo com o mesmo número de ocorrências, o total selecionado é resultante do menor dos grupo de clientes que atendam a todos os critérios de seleção.

O tamanho da amostra foi de 4869 clientes, sendo que cada grupo contém números iguais de observação e os clientes foram coletados de forma aleatória sem qualquer tipo de classificação prévia que não a dos 3 grupos citados anteriormente.

Cada grupo passou a ter, portanto 1623 clientes, os quais foram divididos em dois subgrupos. O primeiro contendo aproximadamente 75% dos indivíduos que foi utilizado para definir os escores de classificação. O segundo, com 25% foi separado para teste de validação, a fim de confirmar o poder discriminatório do modelo utilizado.

4.6 Categorização das Variáveis

Boa parte das variáveis possuía como resposta dados que, muitas vezes não se repetiam, como em uma escala linear. Exemplo: Idade, Renda Total, etc. Para se obter resposta satisfatória, uma variável precisa ter frequência mínima em todas as ocorrências, o que não acontecia em alguns casos observados. Isto quer dizer que, a amostra precisaria ser de tamanho suficiente para explicar todas as situações da variável dependente, bem como das ocorrências de todas as variações nas diversas variáveis independentes.

Todas as variáveis foram categorizadas em função da variável dependente. Portanto as respostas de uma determinada variável independente foram agrupadas em grupos menores, resultando em uma transformação. No caso da variável idade, por exemplo, foram criados quatro grupos que representavam todas as respostas, desta forma as idades reais dos indivíduos foram alteradas para a numeração de um dos grupos.

A técnica utilizada para realizar esta tarefa foi utilizada uma ferramenta estatística chamada CHAID (*Chi-Squared Automatic Interaction Detection*). O CHAID testa a relação entre a variável preditora e a variável dependente com o objetivo de agrupar respostas que não são significantes o suficiente para ficarem separadas. O software utilizado foi o *SPSS Answer Tree 3.0*[®] que categoriza as variáveis contínuas com a mínima perda de informações. Na Figura 4.3 observa-se um exemplo da aplicação da ferramenta de árvore de decisões para separar em classes uma variável linear.

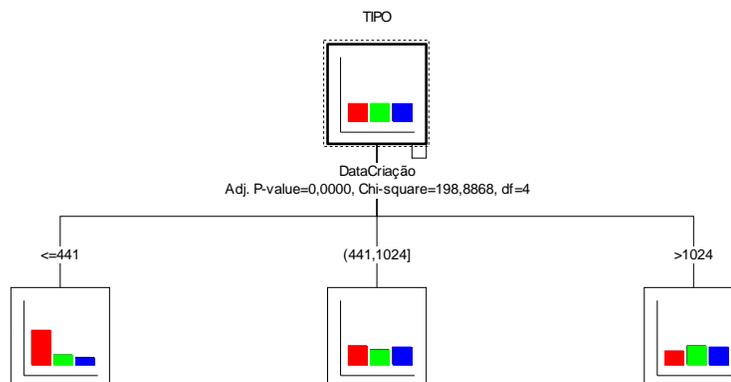


Figura 4.3 – Exemplo de categorização de variável

O resultado desta transformação é um modelo mais simplificado, maior poder de previsão e garantia de pesos iguais para indivíduos com qualidade de crédito equivalentes, segundo Vasconcellos (2002). Pereira (2004) complementa que o CHAID reduz a influência de valores discrepantes, que podem ser resultado de algum erro na coleta ou digitação da informação.

Além dos motivos expostos anteriormente, a categorização de variáveis, segundo Pereira (2004), é feita por dois motivos: o primeiro é evitar categorias com poucas observações e o segundo é eliminar parâmetros desnecessários ao modelo.

4.7 Classificação dos Grupos

Para realizar os cálculos, foi utilizado o software estatístico *SPSS 16*[®]. A técnica utilizada foi a análise discriminante múltipla.

Para selecionar as variáveis que melhor explicam o modelo, três técnicas utilizando regressão linear e regressão logística podem ser usadas, segundo Anderson (2007):

- *Forward selection* – Inicia-se sem nenhuma variável e adiciona uma a uma, verificando o resultado a cada etapa.
- *Backward elimination* – Inicia-se com todas as variáveis e remove-se aquelas que não contribuem para explicar o modelo.
- *Stepwise* – Utiliza-se uma técnica combinada com as duas anteriores, sendo que a cada passo pode-se eliminar ou adicionar variáveis.

O primeiro teste mostra a igualdade das médias, indicando as variáveis que melhor discriminam os grupos. O baixo valor do Lambda de Wilks diferencia as melhores variáveis para compor a função discriminante, como pode ser observado na Tabela 4.1. A pedido da

empresa, os nomes das variáveis foram preservados, mantendo o sigilo. Os nomes das variáveis foram substituídos por números.

Tabela 4.1 – Teste de igualdade das médias dos grupos

Variáveis	Lambda de Wilks	F	GL 1	GL 2	Significância
1	0,998	2,901	2	3645	0,0550
2	0,945	106,713	2	3645	0,0000
3	0,941	114,530	2	3645	0,0000
4	0,955	86,401	2	3645	0,0000
5	0,999	1,431	2	3645	0,2390
6	0,902	197,453	2	3645	0,0000
7	0,971	54,890	2	3645	0,0000
8	0,998	3,619	2	3645	0,0270
9	0,993	13,406	2	3645	0,0000
10	0,357	3277,176	2	3645	0,0000
11	0,856	307,282	2	3645	0,0000
12	0,490	1893,753	2	3645	0,0000
13	0,570	1375,836	2	3645	0,0000
14	0,945	105,210	2	3645	0,0000
15	0,760	574,082	2	3645	0,0000
16	0,953	89,297	2	3645	0,0000
17	0,949	98,290	2	3645	0,0000
18	0,993	13,335	2	3645	0,0000
19	0,996	6,555	2	3645	0,0010
20	0,894	215,109	2	3645	0,0000
21	0,915	168,692	2	3645	0,0000
22	0,756	588,661	2	3645	0,0000
23	0,945	106,114	2	3645	0,0000
24	0,928	141,742	2	3645	0,0000
25	0,998	4,436	2	3645	0,0120
26	0,998	2,803	2	3645	0,0610
27	0,445	2269,242	2	3645	0,0000
28	0,495	1860,416	2	3645	0,0000
29	0,849	323,178	2	3645	0,0000

Após a identificação das variáveis com maior poder de separação dos indivíduos nos grupos, o próximo passo é identificar prováveis casos de multicolinearidade, que podem prejudicar a função. Isso acontece quando se tem forte correlação entre variáveis e a remoção de uma, ou mais, pode se fazer necessária. Na Tabela 4.2 pode-se verificar alguns exemplos de forte correlação. Apenas algumas variáveis foram exemplificadas na tabela, pois a matriz de correlação é muito extensa.

Tabela 4.2 – Matriz de correlação

Variáveis	19	5	1	7	15	24
19	1,000	-0,076	-0,136	0,000	-0,103	-0,022
5	-0,076	1,000	-0,018	-0,010	-0,089	-0,088
1	-0,136	-0,018	1,000	0,079	0,173	0,126
7	0,000	-0,010	0,079	1,000	0,170	0,656
15	-0,103	-0,089	0,173	0,170	1,000	0,456
24	-0,022	-0,088	0,126	0,656	0,456	1,000

As variáveis 7 com a 24 têm forte correlação como também as variáveis 15 com a 24 e o método *stepwise* irá definir se elas permanecem ou se uma será eliminada. Neste caso, a variável que pior explicar as diferenças entre os grupos sai da função discriminante, deixando lugar para a variável mais representativa. Como todas as duas variáveis explicam comportamentos parecidos, pode-se não perder poder de discriminação com a redução no número de variáveis.

O teste U (Lambda de Wilks) avalia se o modelo consegue separar e classificar bem os grupos. Na Tabela 4.3 são apresentadas as variáveis que passaram a fazer parte do modelo final e seus respectivos pesos, indicados pela coluna Lambda.

Tabela 4.3 – Lambda de Wilks

Passos	Número de Variáveis	Lambda	GL 1	GL 2	GL 3	F Exato			
						F	GL 1	GL 2	Significância
1	1	0,357	1	2	3645	3277,176	2	3645,000	0,000
2	2	0,244	2	2	3645	1863,172	4	7288,000	0,000
3	3	0,215	3	2	3645	1402,916	6	7286,000	0,000
4	4	0,202	4	2	3645	1113,551	8	7284,000	0,000
5	5	0,182	5	2	3645	980,286	10	7282,000	0,000
6	6	0,164	6	2	3645	892,675	12	7280,000	0,000
7	7	0,153	7	2	3645	808,203	14	7278,000	0,000
8	8	0,150	8	2	3645	721,019	16	7276,000	0,000
9	9	0,149	9	2	3645	642,125	18	7274,000	0,000
10	10	0,149	10	2	3645	579,903	20	7272,000	0,000
11	11	0,148	11	2	3645	528,197	22	7270,000	0,000
12	12	0,148	12	2	3645	485,144	24	7268,000	0,000
13	13	0,147	13	2	3645	449,032	26	7266,000	0,000
14	14	0,146	14	2	3645	420,116	28	7264,000	0,000
15	15	0,145	15	2	3645	393,284	30	7262,000	0,000
16	16	0,145	16	2	3645	369,294	32	7260,000	0,000
17	17	0,145	17	2	3645	347,969	34	7258,000	0,000

Por ser uma análise discriminante com 3 grupos tem-se duas funções, representadas na Tabela 4.4. Cada variável contribui com pesos diferentes para o modelo. Com essa função é possível classificar qualquer cliente da população, pertencente ou não a amostra de testes.

Tabela 4.4 – Coeficientes das funções discriminantes

	Funções	
	1	2
2	0,056	-0,105
6	-0,076	0,489
7	-0,387	0,183
9	-0,056	-0,021
10	0,265	0,012
12	0,399	-0,091
13	0,058	-0,850
14	0,002	-0,123
15	0,141	0,241
17	-0,021	0,132
20	-0,014	0,046
21	-0,067	-0,249
22	0,025	0,236
25	0,109	-0,069
27	0,210	0,549
28	0,117	-0,240
29	0,191	0,086
(Constante)	-4,019	-1,420

Para chegar ao resultado por cliente, multiplica-se o valor já categorizado de cada variável independente pelo respectivo peso e soma-se o resultado. Cada função indica um ponto nos eixos X e Y. Cada variável tem um peso que multiplica a variável correspondente, isso quer dizer que algumas são mais importantes do que outras na função. Porém apenas com todos os dados de todas as variáveis é possível chegar na melhor das classificações, visto que outras variáveis que representavam pouco já foram removidas do modelo pelo método *stepwise*. Com isso é possível plotar em um gráfico o mapa territorial dos escores Z discriminantes, como pode ser observado na Figura 4.4. Neste mapa estão todos os clientes selecionados na primeira divisão da amostra que separou 75% do total.

Os resultados apontaram acerto de 85,60% na discriminação dos três grupos. O número de observações foi de 3648 indivíduos e 3123 foram classificados corretamente. Os grupos, entretanto, tiveram classificações individuais diferentes, sendo que o grupo que teve o melhor

percentual de acerto foi o de Adimplentes com 91,2%, seguido pelo grupo de Inadimplentes com 84,4% e por último o grupo de Inadimplentes Recuperáveis com 81,3%.

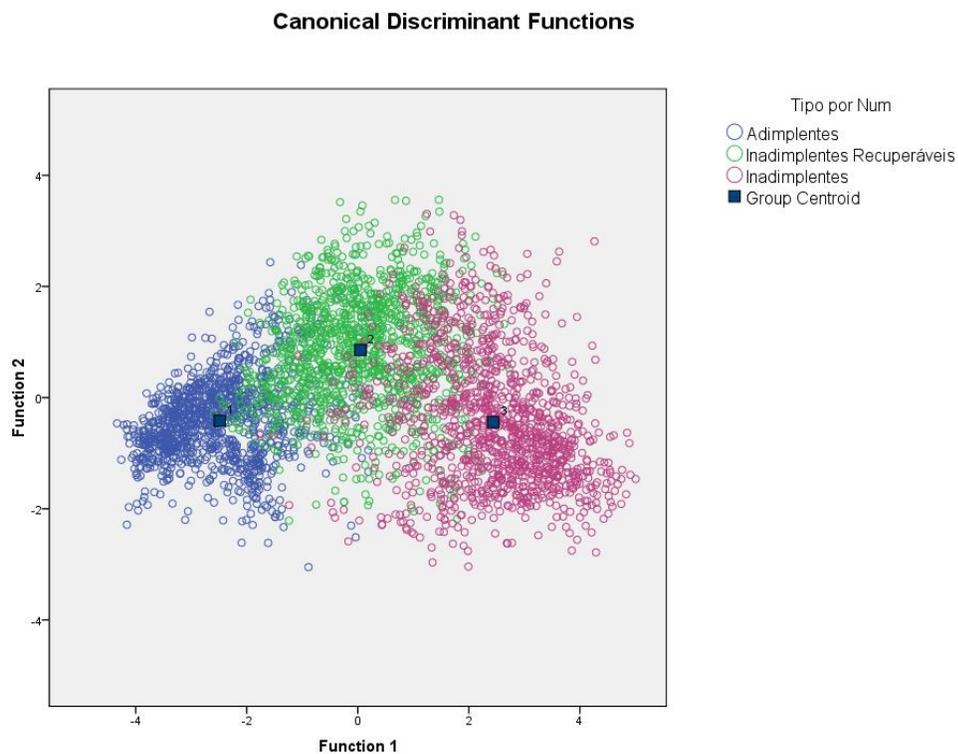


Figura 4.4 – Mapa territorial dos escores Z discriminantes

A Tabela 4.5 mostra os resultados de todos os grupos e seus respectivos percentuais, sendo o grupo 1 os Adimplentes, o grupo 2 os Inadimplentes Recuperáveis e o 3 os Inadimplentes.

Tabela 4.5 – Resultado da classificação do modelo

		Grupo	Membros do Grupo Previsto			Total
			1	2	3	
Original	Contagem	1	1109	107	0	1216
		2	115	988	113	1216
		3	11	179	1026	1216
	%	1	91,2	8,8	0,0	100,0
		2	9,5	81,3	9,3	100,0
		3	0,9	14,7	84,4	100,0
85,6% dos casos foram classificados corretamente						

No grupo de Inadimplentes Recuperáveis foram classificados como Adimplentes 115 clientes e 113 com Inadimplentes. No grupo de Inadimplentes, 179 clientes foram erroneamente classificados como Inadimplentes recuperáveis.

Para confirmar o poder de previsão do modelo, foram utilizadas três funções de comparação de Fisher como demonstrado na Tabela 4.6. Para isso a amostra de validação, previamente separada, foi utilizada. Nesta seleção de clientes existem apenas clientes que não fizeram parte da composição da função discriminante e, portanto, são clientes desconhecidos para o modelo.

Tabela 4.6 – Funções de teste de Fisher

	Funções		
	1	2	3
2	2,272	2,281	2,551
6	9,747	10,176	9,357
7	3,291	2,542	1,379
9	1,508	1,339	1,233
10	1,004	1,691	2,308
12	0,121	1,016	2,088
13	1,228	0,293	1,534
14	0,442	0,289	0,453
15	1,890	2,554	2,578
17	3,130	3,246	3,024
20	1,655	1,677	1,583
21	-0,933	-1,420	-1,258
22	0,005	0,369	0,122
25	4,424	4,613	4,964
27	-0,775	0,456	0,245
28	-0,382	-0,391	0,200
29	3,241	3,836	4,181
(Constante)	-33,308	-42,502	-52,981

Para utilizar estas funções deve-se multiplicar cada variável pelo respectivo peso e somar tudo, inclusive a constante, para cada uma das funções. Cada cliente resultará em três números. O maior número representa o grupo que o modelo entende como sendo o que o cliente faz parte. Esta forma de cálculo se mostrou a mais simples e rápida.

Uma vez que a classificação foi feita, os 1221 clientes da amostra de validação foram classificados e comparados com seus grupos originais como mostrado na Tabela 4.7, sendo o grupo 1 os Adimplentes, o grupo 2 os Inadimplentes Recuperáveis e o 3 os Inadimplentes.

Este processo de validação comprova o poder de previsão da função. Para isso foram usados clientes que não participaram da geração da função discriminante, ou seja são clientes completamente desconhecidos, por isso este teste é fundamental para comparar os resultados obtidos com os resultados de classificação da função discriminante.

Tabela 4.7 – Resultado da classificação da amostra de validação

		Grupo	Membros do Grupo Previsto			
			1	2	3	Total
Original	Contagem	1	367	39	1	407
		2	55	322	30	407
		3	2	63	342	407
	%	1	90,2	9,6	0,2	100,0
		2	13,5	79,1	7,4	100,0
		3	0,5	15,5	84,0	100,0
84,4% dos casos foram classificados corretamente						

O resultado da aplicação do modelo gerado anteriormente na amostra de validação confirma o poder preditivo, uma vez que foi conseguida uma taxa de acerto de 84,4% dos casos testados, muito próxima aos 85,6% do conseguido na amostra utilizada para gerar as funções discriminantes.

Observou-se também que os grupos mantiveram poder de acerto semelhante em todos eles, sendo que o grupo de Adimplentes teve o melhor resultado com 90,2%, seguido pelo grupo de Inadimplentes com 84,0% e pelo grupo de Inadimplentes Recuperáveis com 79,1%.

É importante verificar que quando o modelo classifica errado, ele normalmente erra para o grupo ao lado, desta forma tivemos apenas um Adimplente classificado como Inadimplente e apenas dois clientes Inadimplentes foram classificados erroneamente como Adimplentes. Isso representa respectivamente 0,2% e 0,5% de erro grave o que reforça a possibilidade de utilização do modelo para sustentação de valor de clientes.

CAPÍTULO 5

5. Análise dos Resultados

Quando observa-se os dados dos resultados da classificação, um dos pontos que chama a atenção é a variância entre os centróides de todos os três grupos. Essa variância mostra o poder da função discriminante de encontrar diferenças significativas entre os grupos. Não se observa dois centróides muito próximos e o outro muito distante, de forma que a divisão dos grupos foi feita corretamente.

A dispersão dos clientes em cada um dos grupos é diferente. Quanto mais concentrados os pontos melhor é a classificação e é o que ocorre no primeiro grupo: o grupo de Adimplentes. Os outros grupos têm dispersão semelhante, sendo que o grupo dos Inadimplentes tem menos dispersão que o grupo de Inadimplentes Recuperáveis.

O primeiro grupo, chamado de Adimplente teve taxa elevada de classificação, sendo que a discriminação dos outros dois grupos também obteve boas taxas de classificação. Alguns indivíduos foram classificados de forma errada o que indica que eles estão nas fronteiras entre os grupos, como foi observado nos grupos Inadimplentes e Inadimplentes Recuperáveis. Outras possibilidades para a classificação errada podem estar na função discriminante gerada que não foi capaz de classificar corretamente todos os clientes ou então nas informações utilizadas destes clientes que podem estar desatualizadas ou até mesmo erradas.

Os grupos foram divididos em três: Adimplentes, Inadimplentes Recuperáveis e Inadimplentes. Entretanto outros quatro grupos aparecem no mapa territorial, como observa-se na Figura 5.1, e passam a ter papel importante na definição do componentes de todos os grupos.

O primeiro grupo é o dos clientes que estão entre o grupo de Adimplentes e Inadimplentes Recuperáveis. O segundo é o grupos dos clientes que estão entre os Inadimplentes Recuperáveis e os Inadimplentes. O terceiro novo grupo é composto por clientes que se situam entre o grupo dos Adimplentes e dos Inadimplentes. O quarto e último grupo é composto pelos clientes que estão na fronteira entre os três grupos principais, posicionados no vértice das três linhas de fronteira.

A alocação dos clientes em cada grupo é feita de forma matemática, porém o decisor pode estabelecer uma zona de incerteza para cada um desses grupos de acordo com as ações a serem tomadas, o cenário econômico ou até mesmo os recursos disponíveis.

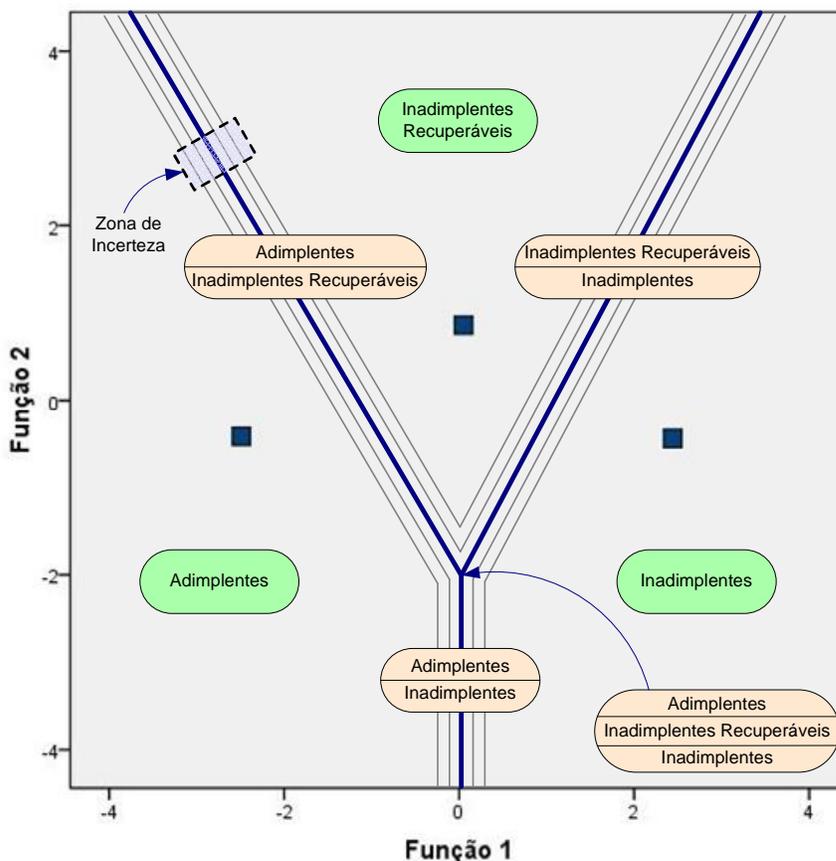


Figura 5.1 – Mapa territorial com os centróides e linhas de fronteira

À medida que amplia-se a zona de incerteza reduz-se os demais grupos. Essa zona de indefinição de clientes pode ser maior ou menor, de acordo com as ações a serem tomadas pelo decisor. As linhas paralelas representam uma maior ou menor abrangência e sempre são calculadas tendo como base a posição relativa dos três centróides.

Desta forma, esses grupos podem ser definidos como grupos de clientes Indeterminados. Quando é necessária maior segurança na definição dos pertencentes dos três grupos principais, pode-se aumentar o intervalo da zona de incerteza dos 4 grupos de clientes Indeterminados e será obtida maior prudência.

Em cenários onde existe interesse em atingir mais clientes assumindo também maiores riscos, pode-se agrupar grupos de menor risco com os grupos indeterminados vizinhos, desta forma as ações para o grupos principal e para os grupos indeterminados serão as mesmas, mesmo que os clientes ainda continuem a pertencer cada qual ao seus grupos.

Quando existe escassez de recursos para tomada de decisões envolvendo os clientes, pode-se aumentar a zona de incerteza dos grupos indeterminados, reduzindo o tamanho dos

grupos principais, porém reduzindo significativamente o risco e aumentando a taxa de assertividade frente ao retorno para a empresa.

Além dos três grupos principais e dos quatro grupos indefinidos existe ainda um outro grupo. Este último é composto por clientes que possuem pouca ou nenhuma informação no período coletado o que inviabiliza a aplicação da função discriminante para estas pessoas. Na prática, a função não consegue classificá-los e o julgamento do analista de crédito faz-se necessário. Clientes inativos, com pouco histórico de compras são provavelmente a composição deste grupo, além dos que não têm seu cadastro completamente preenchido.

Outra abordagem pode ser feita utilizando-se a proximidade do cliente ao centróide de cada grupo. Um raio é traçado tendo como centro o centróide do grupo e esta seleção pode ser ampliada de acordo com a necessidade do decisor, como pode-se observar na Figura 5.2.

As seleções não precisarão conter todos os integrantes do grupo, mas apenas uma parte. Este tipo de aplicação facilita a seleção quando os recursos são escassos e é necessário selecionar clientes por algum tipo de critério. À medida que se quer ampliar o número clientes, basta aumentar o círculo. Este cálculo tem como base a proximidade do escore do cliente com o centróide.

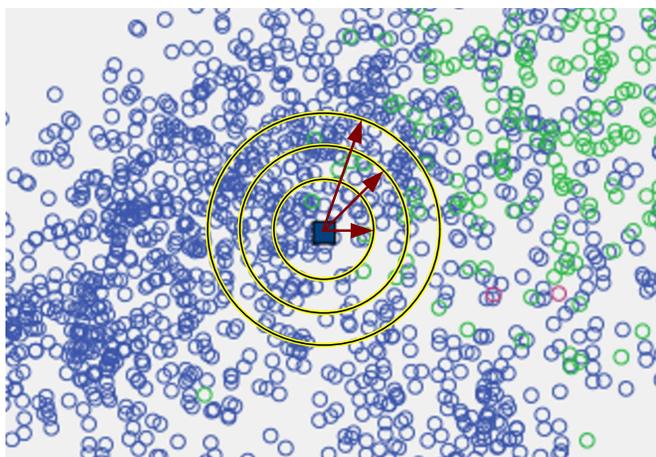


Figura 5.2 – Mapa territorial de um dos grupos com a seleção a partir do centróide

Outra característica é que os selecionados têm comportamento de crédito muito parecidos, visto que eles estão próximos uns dos outros. As taxas de acerto, quando se quer atingir clientes semelhantes, podem ser ampliadas com a aplicação desse método.

Quando se deseja dividir em fases a abordagem para um grupo de clientes, este método de seleção permite tomar a ação para um pequeno grupo, avaliar os resultados, corrigir a oferta de valor, se necessário, e aplicar para outros grupos expandindo o raio. Desta forma, os recursos alocados são destinados primeiro aos que teoricamente oferecem melhores respostas

aos produtos ou serviços oferecidos. A oferta de valor pode ser personalizada pelo decisor que já conhece de antemão o comportamento de crédito destes clientes.

As aplicações na seleção de clientes podem ser expandidas para monitorar a carteira total de clientes e acompanhá-la durante o tempo. Uma vez aplicada a função discriminante para todos os clientes, tem-se o número de participantes percentuais em cada grupo. Esta variação durante o tempo e comparação com meses anteriores pode mostrar tendência de movimentação de pessoas de um grupo para outro.

Quando existir movimentação em direção ao grupo de Adimplentes o decisor pode entender que a seleção e o acompanhamento por parte das empresas em relação ao cliente está positiva e que o cenário econômico-financeiro sinaliza redução no risco. Pode-se com isso praticar políticas de expansão do crédito da carteira atual ou aumento do número de clientes sem necessariamente comprometer o risco.

Entretanto se houver migração significativa de clientes na direção do grupo de Inadimplentes o sinal de alerta deve ser ligado. As movimentações são silenciosas e a ferramenta de monitoramento, como a usada para antever enchentes em rios, pode evitar uma situação irreversível, pois se a empresa emprestar mal, esses recursos serão de difícil recuperação.

As informações geradas pelo modelo oferecem dentre outras coisas a primeira sinalização antes de se tomar ações. Este alerta previne situações que possam comprometer os recursos financeiros e a credibilidade da empresa.

5.1 Decisões de Marketing Mix

Tendo uma boa classificação dos grupos deve-se diferenciar as ações para cada um dos grupos de risco em função de suas prévias classificações. Pode-se aplicar o resultado da classificação em ações ligadas de alguma forma aos quatro P's do mix de Marketing como exemplificado nos quadros a seguir.

5.1.1 Produto

Para cada componente do P Produto até três ações podem ser tomadas. O objetivo de cada uma é diferenciar a oferta de valor de acordo com o cliente a ser atingido e está relacionada a novas ofertas e/ou serviços ligados a pós-venda (Quadro 5.1).

Quadro 5.1 – Ações para o produto

	Adimplentes	Inadimplentes Recuperáveis	Inadimplentes
Serviços Ressuprimento	Oferecer ressuprimento de produtos de forma personalizada e automática para aumentar a cesta de produtos consumidos	Controlar a oferta de ressuprimento apenas para produtos de preço reduzido e ofertas em datas ótimas de pagamento disponíveis no histórico	Sem ofertas
Serviços Preferência de Compra	Possibilitar a estes clientes conhecer os lançamentos antes dos clientes do outros grupos	Processo Atual	Processo Atual
Garantias Garantias Adicionais	Oferecer garantias adicionais com descontos progressivos para clientes que permanecerem ativos	Oferecer garantias adicionais	Oferecer garantias adicionais
Devoluções Processo de Devoluções de produtos	Estender os prazos de devolução	Manter política atual	Menor Tolerância

5.1.2 Promoção

No P promoção a interação com o cliente precisa evoluir para um outro nível e alguns exemplos de ações diferentes para cada grupo de clientes previamente identificados estão relacionadas no Quadro 5.2. Os resultados para clientes diferenciados podem sinalizar futuras ações e como o recurso de marketing deverá ser utilizado. Aqui estão representadas apenas algumas ações ligadas ao P promoção, pois uma série de outras podem ser realizadas utilizando a divisão dos grupos de clientes.

Quadro 5.2 – Ações para a promoção

	Adimplentes	Inadimplentes Recuperáveis	Inadimplentes
Marketing Direto Programas de Fidelização/Premiação	Reconhecer e premiar o volume, frequência e pontualidade nas compras e nos pagamentos	Sinalizar com o sistema de reconhecimento de clientes, oferecendo oportunidade de reversão do quadro atual	Utilizar o sistema de recuperação de créditos como pontuação para recuperação destes clientes
Propaganda	Elevado investimento nos clientes deste grupo	Divulgação tradicional	Sem Oferta

5.1.3 Ponto

O P ponto faz referência aos canais e por ele é que o cliente tem acesso aos produtos e também aos serviços. Facilitar este acesso pode maximizar o potencial de bons clientes de forma bastante surpreendente. Oferecer novas formas de acesso a produtos/serviços (Quadro 5.3) pode abrir novos negócios até então não explorados.

Quadro 5.3 – Ações para o ponto

	Adimplentes	Inadimplentes Recuperáveis	Inadimplentes
Canais	Oferecer produtos de interesse no momento e local de interesse dos clientes sem custo de transporte	Permitir ao cliente levar produtos para escolha e posterior decisão de compra	Sem oferta de canal personalizado

5.1.4 Preço

No P preço estão as políticas de crédito e todo o acesso a financiamento, decisões de juros, refinanciamento, preços especiais, dentre outros. Diferenciar os grupos é fundamental para reconhecer quais clientes geram valor e estão dispostos a receber e pagar pelas ofertas de valor (Quadro 5.4).

Quadro 5.4 – Ações para o preço

	Adimplentes	Inadimplentes Recuperáveis	Inadimplentes
Descontos e Condições de Financiamento	Oferta de descontos para pagamentos antecipados	Oferta de refinanciamento de dívidas ainda não vencidas com prazos maiores e cobrança de juros	Reparcelamento de dívidas vencidas com prazos maiores e cobrança de juros
Concessão Política de Crédito	Maior Tolerância	Processo Atual	Redução em número de dias de todos os processos de cobrança
Prazo para Pagamento	Concessão de prazos elásticos em função do baixo risco	Política Atual	Redução de prazos devido ao alto risco
Lista de Preços Preços	Diferenciado	Normal	Normal

As ofertas de valor personalizadas tratam os diferentes clientes de forma única, demonstrando reconhecimento da empresa pelo seu comportamento e criando ambiente para reversão de situações de dificuldade financeira enfrentadas no passado pelos devedores. As ofertas exemplificadas visam manter a carteira de clientes atuais por meio de acompanhamento de perto por parte dos decisores que estão munidos de informação atualizada e de relevância na identificação de características e comportamentos dos clientes.

Os resultados mostram robustez do modelo e permitem separar de forma automática e muito mais rápida do que a interação humana dos especialistas. Volumes grandes de dados foram classificados em poucos minutos, sendo este tempo muito menor do que a classificação feita pelo profissional da área.

Quando se lida com milhares de clientes isso pode fazer grande diferença na agilidade de tomada de decisões ligadas à criação, captura e sustentação de valor. É importante lembrar

que a classificação feita pelo *credit scoring* não é definitiva, portanto, a análise do especialista complementa a separação feita pelo modelo enriquecendo a classificação com os cinco C's do crédito e com informações que não compõem o modelo.

O mapa dos escores Z discriminantes mostrou boa distância entre os centróides, o que fortalece o modelo, visto que define de forma mais clara os grupos. Também é possível observar a dispersão dos indivíduos em torno da média e monitorar a saúde da carteira de clientes que estabelece expectativa de novos negócios e manutenção dos compromissos atuais por eles assumidos. A quantidade de classificados em cada grupo pode ser um indicador de agressividade na tomada de decisões de aumento de trocas entre as partes e de gestão de crédito por parte da empresa. Isto porque à medida que a carteira se torna mais vulnerável, ações de manutenção devem preceder as de aumento de crédito. Já em cenários mais otimistas, pode-se flexibilizar o crédito e correr mais risco.

Quando se analisa quais variáveis foram selecionadas, observa-se que as variáveis de cadastro como idade, cidade, estado civil, entre outras, têm pouca participação no modelo final. Já variáveis artificiais que são geradas a partir de dados históricos de relacionamento aparecem com poder discriminatório mais efetivo. Isso indica que o modelo tem maior blindagem a manipulações dos operadores por meio de alteração de dados cadastrais com objetivo de mudar o risco dos clientes.

Após a definição das ações para os grupos, o mapa do valor para cada grupo é feito, como exemplificado na Figura 5.3. Este mapa que é uma adaptação de Kim e Mauborgne (1997), onde o nome do grupo de clientes se posiciona no centro. As setas pontilhadas indicam as características daquele grupo, características essas que não serão objeto de análise deste trabalho.

Logo abaixo do nome do grupo, a figura se divide em duas. No lado esquerdo está a perspectiva da empresa, onde o que é valor para a empresa sobre este grupo é colocado. No lado direito vem a perspectiva do cliente, que representa na visão da empresa o que o cliente percebe de valor.

Cada grupo deve ter o seu mapa do valor de forma a clarificar quais são os benefícios tanto para a empresa como para o cliente. Caso exista dificuldade na criação do mapa é porque os benefícios não estão claros. Não se pode esperar receptividade do cliente de ofertas que não oferecem valor. Esse mapa deve ficar disponível para os funcionários da empresa de modo a internalizar os conceitos propostos. No caso da utilização dos subgrupos das linhas de fronteira, pode-se agrupá-los em um mesmo mapa ou não, caso a oferta diferencie os clientes

de cada grupo de forma clara, um mapa deve ser criado, caso contrário os subgrupos podem ser agrupados com os grupos principais.

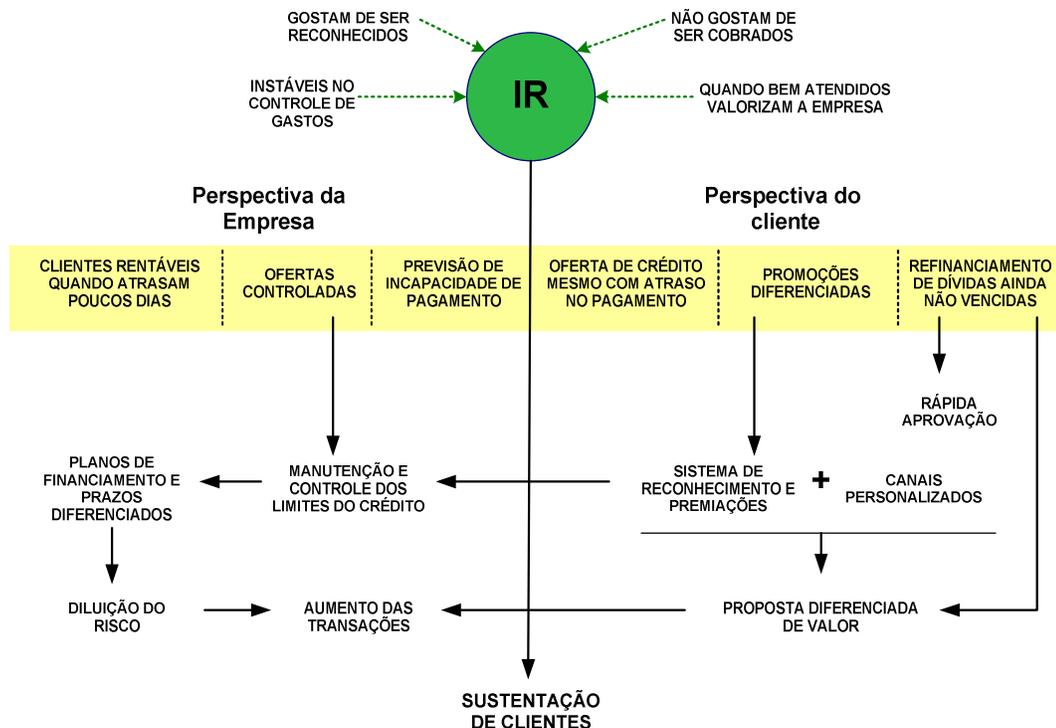


Figura 5.3 – Mapa de valor para o grupo de inadimplentes recuperáveis

As ações ligadas aos 4 P's criam o relacionamento entre a visão da empresa e a perspectiva dos clientes a fim de consolidar no mesmo mapa a oferta de valor para o cliente de forma sustentável para a empresa. Assim, só existe a oferta completa de valor quando existe ganho para ambos os lados.

6. Conclusão

6.1 Conclusão

A sustentação dos clientes atuais deve fazer parte da estratégia de qualquer empresa orientada ao cliente. Observa-se que há muita atenção na busca de novos clientes enquanto que os atuais e ativos são relegados a segundo plano. Esse comportamento de algumas empresas pode estar relacionado à dificuldade de identificar, compor novas ofertas de valor e interagir de forma inteligente e organizada com estes clientes.

A base da carteira de clientes é formada por pessoas que já aceitaram ofertas em algum momento do relacionamento e, portanto, não apresentam a mesma resistência dos novos clientes.

O resultado da pesquisa sinaliza como esse relacionamento deve iniciar. Antes de agir, o decisor deve conhecer seus atuais clientes, identificando a qual grupo eles pertencem, suas necessidades e principalmente quais são as suas percepções de valor. Só então as ofertas de valor devem ser compostas, não apenas na visão de quem as oferece, mas principalmente na visão de quem paga para receber os benefícios.

A utilização da análise multivariada, para discriminar grupos, oferece ferramental importante para compor a proposta de valor ao cliente, no momento em que clarifica os grupos existentes e demonstra suas diferenças. Os hábitos e características podem ser usados para que o decisor possa compor ofertas personalizadas para os clientes adequados e nos momentos oportunos.

A classificação dos três grupos principais de clientes, usando a análise discriminante, mostrou-se uma ferramenta importante para separar, de forma rápida e com boas taxas de acerto, os pertencentes a cada um dos grupos. A inclusão de quatro outros grupos secundários mostra a flexibilidade na tomada de ações por parte do decisor, além de ajudar a compor uma oferta de valor personalizada para pequenos grupos.

O trabalho contou com a utilização de 11 ciclos da pesquisa-ação. A taxa de acerto final nos resultados deve-se muito a isso. Esse número elevado de ciclos não foi encontrado em outros trabalhos pesquisados, muitos deles trabalham com uma única coleta e posterior análise. Cada ciclo alimentou de informações e ações os envolvidos e as tomadas de decisões para o próximo ciclo, como variáveis que necessitaram ser criadas e outras abandonadas, além de decisões envolvendo treinamento e mudança de conceitos.

Em um dos ciclos foi tomada uma decisão importante de não apenas considerar dois grupos, mas sim três. Na literatura pesquisada, a grande maioria dos trabalhos, envolvendo risco de crédito apresenta apenas dois grupos, o dos bons pagadores e o dos maus pagadores. Neste trabalho foi incluído o grupo dos Inadimplentes Recuperáveis que se posiciona de forma intermediária a essa classificação, porém faz parte deste grupo uma parcela razoável da população na empresa estudada. Neste grupo de clientes, deve o decisor ter o cuidado para não classificá-los simplesmente como bons ou ruins, visto que eles se encontram em um nível intermediário desta classificação. A correta identificação permite ao decisor oferecer uma proposta até então ignorada para clientes com estas características e que podem se mostrar ainda mais rentáveis do que os próprios clientes adimplentes. Entretanto, deve-se assumir o risco, que é maior do que oferecer crédito aos clientes adimplentes, pois a linha que divide os clientes do grupo dos Inadimplentes Recuperáveis e dos Inadimplentes é estreita. Manter na carteira muitos clientes deste grupo, com altas taxas de endividamento, coloca em risco toda a carteira e o futuro da empresa.

O grupo dos Inadimplentes Recuperáveis se mostrou o de mais difícil classificação, pois pode ter havido deslizes no passado que forçaram clientes tidos como adimplentes a escolher entre pagar a empresa ou sanar outra dívida mais importante. Imprevistos de gastos e perda de renda são fatores bastante conhecidos para um bom cliente passar a inadimplente recuperável, ou mesmo migrar para o grupo dos inadimplentes.

Nas classificações envolvendo os três grupos, a taxa de acerto dos dois grupos extremos se mostrou bastante satisfatória, pois para tomada de decisões de marketing, quando se erra na classificação, o grupo do cliente classificado incorretamente é o grupo intermediário, dos Inadimplentes Recuperáveis. Isso quer dizer, na pior das hipóteses, quando se quer atingir um adimplente, dificilmente se atingirá um inadimplente por engano e vice-versa.

A ferramenta introduzida por este trabalho para separar ainda mais os grupos em quatro outros novos grupos introduz maior segurança para o decisor e possibilidade de redução da quantidade de pessoas a serem selecionadas caso se queira escolher menos clientes ou até mesmo gastar menos recursos financeiros com taxas de acerto maior.

Os dados iniciais comparados com os dados finais mudaram radicalmente. Para se atingir bons níveis de classificação, deve-se dar muita atenção à qualidade dos dados e à forma como eles são inseridos. Caso se tivesse extraído uma única amostra de dados e trabalhado com ela, os resultados seriam fora da realidade.

Dados inconsistentes, informações incorretas, erros de operação, falta de treinamento, máscaras com campos livres e orientação dos operadores são algumas das causas de

dificuldade na coleta e análise. O fato de não usar a informação para classificação de clientes também contribui para que os envolvidos no processo de cadastro de clientes não dêem a devida importância a estas informações. O trabalho de reparo e atualização gastou bastante tempo e envolveu entre outras coisas o treinamento e capacitação dos funcionários. Não basta mudar o sistema, o processo precisa acompanhar a nova necessidade de informação. Lembrando também que apenas com o tempo foi possível atualizar boa parte dos clientes, de forma a utilizar dados mais confiáveis.

Em comparação com o método tradicional, o *credit scoring* oferece a possibilidade de selecionar uma gama maior de clientes com menor risco, já no método tradicional a seleção dos clientes não leva em conta o peso das variáveis; quando uma delas não é satisfeita exclui o cliente da seleção. No *credit scoring* a função discriminante define os pesos, e mesmo com mais variáveis, pode ocorrer de um cliente não estar classificado dentro das características selecionadas e ainda estar presente na seleção. Isso se dá pelo fato de que a interpretação pessoal na definição do que é importante na análise é diferente do cálculo estatístico. A função discriminante pode dar menor peso a alguma variável que para o analista seria importante ou dar maior peso a uma característica ignorada pelo especialista.

O trabalho não é de fácil desenvolvimento para as pequenas empresas e necessita de muita disciplina na inclusão dos dados no sistema. Porém, uma vez realizado e implantado é de fácil consulta, pois a classificação é feita de forma automática e os casos de dúvida ou exceção são analisados de forma individualizada, reduzindo assim, significativamente, os tempos envolvidos no método tradicional.

A classificação de toda a carteira de clientes por este método também se mostrou uma valiosa técnica, pois possibilita investigar as migrações de clientes entre os grupos, de modo a sinalizar ao decisor movimentos muitas vezes silenciosos. Isso é importante, pois alerta sobre mudanças econômicas e de comportamento, que se fossem descobertas muito tarde, poderiam trazer prejuízos muitas vezes irreversíveis à empresa.

A função usada, bem como as variáveis selecionadas, servem apenas para a empresa estudada. Se outra empresa do mesmo setor e características similares aplicasse a mesma metodologia, os dados teriam que ser coletados e analisados novamente. Isso porque cada empresa insere de forma diferente as informações em seus bancos de dados. Para algumas, a comprovação de renda é apenas verbal, para outras essa informação só é inserida com a comprovação por escrito de algum documento oficial do empregador ou comprovante de renda. Ou seja, existem diferentes interpretações para as mesmas perguntas feitas ao cliente. Além do que, a política de crédito de cada empresa é definida da forma como os seus gestores

assim decidirem. Entretanto, o procedimento adotado neste trabalho pode ser aplicado a outras empresas do mesmo porte.

6.2 Recomendações para Futuros Trabalhos

Existem diversas sugestões para futuros trabalhos em diferentes áreas. Algumas podem envolver as técnicas de seleção e outras, do marketing.

- Uma das sugestões é aplicar a classificação feita por um dos métodos em comparação com a classificação do especialista. Para isso, pode-se levantar uma amostra aleatória e comparar tanto os clientes classificados incorretamente pelo método do *credit scoring* quanto os classificados corretamente. Pode-se usar uma amostra menor para os especialistas, extraída destes mesmos dados. Desta forma, poderia ser investigada a relação de acerto do especialista e a maneira de seu julgamento e velocidade em comparação com os métodos do *credit scoring*.
- Pode-se comparar clientes que receberam ofertas de valor selecionados pelo método de *credit scoring* com de clientes que foram selecionados pelos métodos tradicionais. A lucratividade gerada por estas operações indicaria o quanto o *credit scoring* aliado a ferramentas de marketing se diferenciam em termos monetários dos métodos tradicionais.
- A mensuração da sustentação de clientes ao longo do tempo, usando os procedimentos aplicados neste trabalho poderia ser comparada com um grupo de clientes que não recebeu estas mesmas ofertas personalizadas.
- Outra comparação possível é a relação de risco da empresa com o risco do mercado. A saúde da carteira medida pelos níveis de risco e classificação de grupos pode ser comparada com indicadores de mercado para identificar correlações fora do ambiente da empresa que podem fazer parte de uma função de classificação mista envolvendo variáveis externas e internas.
- A aplicação deste trabalho poderia ser realizada em uma base de dados de várias micro e pequenas empresas que não teriam número de clientes necessários para realizar a classificação do *credit scoring*. Poder-se-ia reunir os dados e, após a classificação, distribuir a função discriminante para cada empresa e colher os resultados após algum período de tempo definido.

- Outra opção de futuros trabalhos seria a divisão em um número maior de grupos para tentar identificar características de comportamento específicas em grupos não tradicionais para oferta de valor diferenciada.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABOIM, M. I. Brazil - Economic Outlook In: OECD Global Forum on Development, 2008, Paris, Anais eletrônicos... Paris: OECD, 2008. Disponível em: <<http://www.oecd.org/dataoecd/18/14/41831034.ppt>>. Acesso realizado em: 10/03/2009.
- ABREU, H. J. Aplicação da análise de sobrevivência em um problema de *credit scoring* e comparação com a regressão logística, Universidade Federal de São Carlos, 2004.
- ANDERSON, J., C.; NARUS, J., A. Business Market Management: Understanding , creating, and delivering value, 3nd ed., Prentice Hall, New Jersey, 2008.
- ANDERSON, J., C.; NARUS, J.; van ROSSUM, W. Customer Value Propositions in Business Markets, Harvard Business Review, Vol. 84 Issue 3, p. 90-99, 2006.
- ANDERSON, R. The credit scoring toolkit, Oxford University Press Inc., New York, 2007.
- ARAÚJO, E. A. Modelagem de risco de crédito: aplicação de modelos credit scoring no fundo rotativo de ação da cidadania - cred cidadania, Universidade Federal de Pernambuco, 2006.
- BANACHEWICZ, K.; LUCAS, A. E.; VAART, A. V. D. Modelling portfolio defaults using hidden Markov models with covariates, Econometrics Journal, volume 11, p. 155–171, 2008.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL A importância do crédito ao consumo, <http://www.bcb.gov.br/>, acesso realizado em: 10 /03/2009, 2007.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL Boletim do Banco Central do Brasil - Quadros estatísticos, <http://www.bc.gov.br/?BOLETIMEST>, acesso realizado em 06/03/2009, 2009a.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL Diagnóstico do Sistema de Pagamentos de Varejo do Brasil - Relatório, <http://www.bcb.gov.br/?SPBINSTPAG>, acesso realizado em 06/03/2009, 2009b.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL Taxas de juros de operações de crédito – Relatório, <http://www.bcb.gov.br/?TXJUROS>, acesso realizado em 06/03/2009, 2009c.
- BLATT, A. Avaliação de risco e decisão de crédito: um enfoque prático, São Paulo, Editora Nobel, 1999.
- BUENO, V. F. F. Avaliação de risco na concessão de crédito bancário para micros e pequenas empresas, Universidade Federal de Santa Catarina, 2003.
- COUGHLAN, P.; COUGHLAN, D. Action research. Action research for operations management. International Journal of Operations & Production Management, Vol. 22, No. 2, p. 220-240, 2002.
- DOLAN, R. J. Note on Marketing Strategy, Notas do autor, Harvard Business School Publishing, 2000.

- DUTRA, I.; GUAGLIARDI, J. A. As micro e pequenas empresas: uma revisão da literatura de marketing e os critérios para caracterizá-las, RAE Revista de administração de empresas, volume 24, número 4, 1984.
- EIFERT, D. S. Análise quantitativa na concessão de crédito versus inadimplência: um estudo empírico, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2003.
- FAUSETT, L. Fundamentals of Neural Networks - Architectures, Algorithms, and Applications, Prentice Hall, 1993.
- FILION, L. J. The definition of small business as a basic element for policy making, Small Business, Marketing and Society, Conference, 1991.
- FISHER, R. A. The use of multiple measurements in a taxonomic problems. Annals of Eugenics, 7, p. 179 - 188, 1936.
- FOWLER, F. R. Marketing estratégico e estratégia competitiva: um modelo integrado de análise e sua aplicação em um caso, Universidade de São Paulo – FEAC, São Paulo, 2002.
- GALE, B. T.; SWIRE, D. J. Value-Based Marketing & Pricing. Disponível em: <www.cval.com/pdfs/VBMarketingAndPricing.pdf>, acesso realizado em 12/03/2009, 2006.
- GONÇALVES, E. B. Análise de Risco de Crédito com o Uso de Modelos de Regressão Logística, Redes Neurais e Algoritmos Genéticos. Universidade de São Paulo, 2005.
- GOUVÊA, M. A.; GONÇALVES, E. B. Análise de Risco de Crédito com o Uso de Modelos de Redes Neurais e Algoritmos Genéticos. IX Semead FEA-USP, 2006.
- GRAVES, N.; MCKINNON, L.; REEVES, M.; SCUFFHAM, P.; GORDON, L.; EAKIN, E. Cost-effectiveness analyses and modelling the lifetime costs and benefits of health-behaviour interventions. Chronic Illness, p. 97-107, 2006.
- GUMMESSON, E. Implementation requires a relationship marketing paradigm, Journal of the Academy of Marketing Science, Volume 26, Nº 3, p. 242-249, 1998.
- GUMMESSON, E. Qualitative methods in management research, 2nd ed., Sage, Thousand Oaks, CA, 2000.
- GUMMESSON, E. Relationship marketing and a new economy: It's time for de-programming, Journal of Services Marketing, Vol 16, Nº 7, p. 585-589, 2002.
- HAIR, JR., J., F; ANDERSON, R., E.; TATHAM, R., L.; BLACK, W., C. Análise multivariada de dados 5^a ed., Porto Alegre, Bookman, 2005.
- HAND, D. J.; HENLEY, W. E. Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review. Journal of the Royal Statistical Society, v. 160, part 3, p. 523-541, Series A, 1997.
- HÄRDLE, W.; SIMAR, L. Applied Multivariate Statistical Analysis Second Edition, Springer, 2007.
- HOLDEN, R. K.; BURTON, M. R. Pricing with confidence : 10 ways to stop leaving money on the table, Wiley, 2008.

HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S. Applied logistic regression - 2nd ed., 2000.

IMF - International Monetary Fund, World economic outlook october 2008: a survey by the staff of the International Monetary Fund, <http://www.imf.org/external/pubs/ft/weo/2008/02/index.htm>, acesso realizado em 17/04/2009, 2008.

IPEA - INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA, Operações de crédito aos setores público e privado - recursos livres - inadimplência – PF, <http://www.ipeadata.gov.br/>, acesso realizado em 07/03/2009, 2009.

ISRAEL, R. B.; ROSENTHAL, J. S.; WEI, J. Z. Finding generators for markov chains via empirical transition matrices, with applications to credit ratings, *Mathematical Finance*, Vol. 11, No. 2, p. 245-265, 2001.

JARROW, R. A.; LANDO, D.; TURNBULL, S. M. A Markov Model for the term structure of credit risk spreads. *The Review of Financial Studies* / v 10 n 2, 1997.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. Applied multivariate statistical analysis, 6 th ed., Prentice Hall, New Jersey, 2007.

JUNIOR, F. H. F. C. Previsão de insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais, Universidade de São Paulo, 2003.

KIJIMA, M. Monotonicities in a markov chain model for valuing corporate bonds subject to credit risk, *Mathematical Finance*, Vol. 8, No. 3, p. 229-247, 1998.

KIM, W. C.; MAUBORGNE, R. A estratégia do oceano azul: como criar novos mercados e tornar a concorrência irrelevante, 20^a ed., Elsevier, Rio de Janeiro, 2005.

KIM, W. C.; MAUBORGNE, R. Value Innovation The Strategic Logic of High Growth, *Harvard Business Review*, Vol 75 Issue 1, p. 103-112, 1997.

KLEINBAUM, D. G.; KLEIN, M. Logistic regression: a self-learning text - 2nd ed., 2002.

KOTLER, P. Marketing, management, millenium edition., Pearson custom Publishing, New Jersey, 2002.

KOTLER, P. Marketing para o século XXI: como criar, conquistar e dominar mercados, Futura, São Paulo, 2001.

KOTLER, P.; KELLER, K. L. Administração de Marketing 12^a ed., Prentice Hall, São Paulo, 2007.

MARCONI, M. A.; LAKATOS, E. M. Técnicas de Pesquisa 4^a ed., Editora Atlas, São Paulo, 1999.

MÁRIO, P. C. Contribuição ao estudo da solvência empresarial: uma análise de modelos de previsão - estudo exploratório aplicado em empresas mineiras, Universidade de São Paulo, 2002.

MEDEIROS, E. E. Risco de inadimplência em uma instituição de ensino fundamental e médio do Paraná: aplicação da resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 2007.

MICHAELIS Moderno Dicionário da Língua Portuguesa, <http://michaelis.uol.com.br/>, acesso realizado em: 12 /04/2009, 2009.

MUENNIG, P.; WOOLF, S. H. Health and economic benefits of reducing the number of students per classroom in US primary schools. *American Journal of Public Health* Vol 97 N 11 : 2020-7, 2007.

PEPPERS, D.; ROGERS, M. CRM Series Marketing 1to1 3ª ed., Peppers and Rogers Group, São Paulo, 2004.

PEREIRA, G. H. A. Modelos de risco de crédito de clientes: Uma aplicação a dados reais, Universidade de São Paulo - Instituto de Matemática e Estatística, São Paulo, 2004.

PORTER, M. E. Creating and sustaining superior performance: with a new introduction, Free Press, New York, 1998.

PRAHALAD, C. K.; HAMEL, G. The Core Competence of the Corporation, *Harvard Business Review*, Vol. 68 Issue 3, p. 79-91, 1990.

RÉGIS, D. E. Aplicação do modelo multi-estado de markov em cartões de crédito, Dissertação de Mestrado Ibmec, São Paulo, 2007.

REICHHELD, F. F. Learning from customer defections, *Harvard Business Review*, p. 56-69, mar./abr., 1996.

RENCHE, A. C. Methods of multivariate analysis Second Edition, Wiley-Interscience, 2002.

REZENDE, F. C. Construção de modelos de classificação de risco de crédito para empresas brasileiras com base em indicadores contábeis, IBMEC São Paulo, 2007.

SANDA, R. Análise Discriminante com mistura de variáveis categóricas e contínuas, Universidade de São Paulo, 1990.

SARMENTO, A. Experimentação e avaliação de modelos para um problema de atribuição de crédito, Universidade do Porto - Faculdade de Economia, 2005.

SBA, Table of Small Business Size Standards, <http://www.sba.gov/contractingopportunities/officials/size/GC-SMALL-BUS-SIZE-STANDARDS.html>, acesso realizado em 27/02/2009, 2009.

SEBRAE <http://www.sebrae.com.br/br/mpe%5Fnumeros/>, Boletim Estatístico de Micro e Pequenas Empresas, 2005.

SHAPIRO, B. P. Precision Pricing for Profit in the New World Order: Increasing Customer Value, Pricing Latitude, and Profits, Harvard Business School, 1998.

SHI, J.; LI, P. An Initial Review of Policies for SMEs in the US, Japan and China, Management of Innovation and Technology, IEEE International Conference Volume 1, p. 21-23, 2006.

SOBRINHO, M. J. V. M. Um estudo da inadimplência aplicado ao segmento educacional de ensino médio e fundamental, utilizando modelos *credit scoring* com análise discriminante, regressão logística e redes neurais, Universidade Federal de Pernambuco, 2007.

STOREY, D. J. Understanding the Small Business Sector, Cengage Learning Business Press, 1 edition, 1994.

THIOLLENT, M. Metodologia da pesquisa-ação, 15ª ed., São Paulo, Editora Cortez, 2007.

THOMAS, L. C. A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers. International Journal of Forecasting, 16, p. 149-172, 2000.

THOMAS, L. C. Consumer Credit Models: Pricing, Profit and Portfolios, Oxford University Press, 2009.

THOMAS, L. C. New Developments in Credit Scoring Methodologies, Credit Technology - Serasa, p. 7-6, 2003.

THOMAS, L. C.; EDELMAN, D. B.; CROOK, J. N. Credit Scoring & Its Applications, Society for Industrial Mathematics; 1st edition, 2002.

TREACY, M.; WIERSEMA, F. Customer intimacy and other value disciplines, Harvard Business Review, 1993.

VASCONCELLOS, M. S. Proposta de método para análise de concessões de crédito a pessoas físicas, Universidade de São Paulo - FEAC, São Paulo, 2002.

VICENTE, E. F. R. A estimativa do risco na constituição da PDD, Universidade de São Paulo - FEAC, São Paulo, 2001.

WESTON, J. F.; BRIGHAM, E. F. Fundamentos da Administração Financeira, São Paulo: Makron Books, 2000.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)