

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS DE SÃO PAULO

EDUARDO CARLOS FERREIRA

UM MODELO QUANTITATIVO PARA O VALOR DO CLIENTE

SÃO PAULO
2007

Livros Grátis

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

Milhares de livros grátis para download.

EDUARDO CARLOS FERREIRA

UM MODELO QUANTITATIVO PARA O VALOR DO CLIENTE

Tese apresentada à Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção do título do grau de Doutor em Administração de Empresas.

Campo de Conhecimento: Administração, Análise e Tecnologia da Informação.

Orientador: Prof. Dr. Wilton de Oliveira Bussab

SÃO PAULO
2007

Ferreira, Eduardo Carlos

Um modelo quantitativo para o Valor do Cliente / Eduardo Carlos Ferreira. São Paulo: - 2007

Orientador: Wilton de Oliveira Bussab
Tese (Doutorado) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo – Fundação Getulio Vargas, 2007.

1- Valor do Cliente 2. Valor Vitalício do Cliente 3. Modelos Lineares Hierárquicos 4. Modelo de Risco Proporcional de Cox 4. Indústria de Cartões de Crédito. II. Bussab, Wilton . Tese (Doutorado) III Escola de Administração de Empresas de São Paulo

EDUARDO CARLOS FERREIRA

UM MODELO QUANTITATIVO PARA O VALOR DO CLIENTE

Tese apresentada à Escola de administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getulio Vargas, como requisito para obtenção do título do grau de doutor em Administração de Empresas.

Campo de Conhecimento:
Administração, Análise e Tecnologia da Informação.

Data de aprovação

___/___/___

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Wilton de Oliveira Bussab

Prof . Dr. Jose Afonso Mazon

Prof. Eric David Cohen

Prof . André Luiz Silva Samartini

Prof. Abraham Laredo Sicsú

Dedicatória:

Esta tese é dedicada:

Aos meus pais, Flávio e Nancy, por terem lutado a vida inteira para que eu e meu irmão tivéssemos as chances que eles nunca tiveram.

Ao meu irmão, Ricardo, para que ele compartilhe comigo a alegria que estou sentindo.

Ao meu filho, João Fernando, como um exemplo de que seu pai sempre lutou e lutará pelos seus sonhos.

À minha querida esposa, Silvia, pelo apoio e compreensão pela minha ausência.

Agradecimentos

Tenho convicção de que esta tese não chegaria ao seu término, não fosse a ajuda inestimável de muitas pessoas. Tentando fazer justiça a todos aqueles que contribuíram de forma direta ou indireta para o estudo, gostaria de agradecê-los, desculpando-me, antecipadamente, por qualquer omissão.

Em primeiro lugar, um especial agradecimento ao Professor Bussab. Ao longo do período em que trabalhei sob sua orientação, através do seu exemplo, aprendi o verdadeiro conceito de Mestre.

Ao amigo Rafael Goldszmidt pelo incentivo e contribuição para o desenvolvimento da pesquisa. Espero poder retribuir parte da ajuda no futuro.

Aos professores da EAESP, em especial ao Prof. Francisco Aranha e ao Prof. André Urdan pela contribuição ao estudo durante a qualificação. Aos Professores do Departamento IMQ e Mercadologia pelas ricas discussões e reflexões geradas durante as apresentações e seminários. À Prof. Ana Cristina Braga Martes pela ajuda no curso de metodologia. À Prof. Maira Petrini pelo constante incentivo.

Aos alunos do curso de Doutorado e Mestrado da EAESP, em especial ao Plínio e Felipe.

Ao Unibanco por ter permitido e dado condições para a minha participação no Curso. Ao meu gestor, Carlos Ximenes, por ter entendido e respeitado a minha decisão. A equipe de recursos humanos em especial à Elizabeth Szabo, Naira e Carla pelo incentivo e apoio durante todo o curso. À equipe de modelagem do Unibanco, em especial para a Vilma Montilha, Wanderson Bertolo, Rodrigo Pentead, Alfredo, Renato Higa, Gilson Shimizo, Ricardo Sacamoto e Fábio Inuy.

Um agradecimento especial aos grandes amigos Carlos Sarquis, André Duarte, Rodrigo Bizzoto e Eduardo Strang pelo apoio nos momentos mais difíceis.

À minha equipe na Microinvest, em especial para a Tatianna, Giovana, Silvia e Vinicius.

Aos amigos do MBA, em especial ao Wilson, Gilmar Antonio e Andréa pelo constante incentivo.

À minha família pela confiança.

Aos meus sogros pela ajuda.

Por tudo isso: Muito Obrigado.

Resumo

Identifica-se que a aplicação de técnicas estatísticas e financeiras nos modelos para a tomada de decisão dos investimentos de marketing se apresenta muito abaixo de seu potencial. O modelo do Valor do Cliente e o cálculo do Valor Vitalício do Cliente vêm ganhando destaque como referência bibliográfica no tema, provocando discussão nos meios acadêmicos e empresariais em torno de como projetar o fluxo de caixa futuro descontado, gerado por um cliente durante o tempo que manterá relacionamento comercial com a empresa. Apesar de na literatura acadêmica existirem diversos artigos descrevendo o cálculo do Valor do Cliente, poucos sugerem técnicas estatísticas e estimadores que poderiam ser úteis para este fim. O modelo de cálculo usado como referência neste estudo propõe uma combinação original envolvendo as técnicas de análise de sobrevivência com modelos lineares hierárquicos.

Nesta tese será demonstrado como os Modelos Lineares Hierárquicos podem ser utilizados como uma importante ferramenta para entender, explicar e prever a margem de contribuição gerada por um cliente. Essa técnica recentemente passou a ser utilizada como ferramenta nas questões relacionadas à Administração de Empresas e ainda não foi aplicada no cálculo do Valor Vitalício do Cliente. Entre outras vantagens, a técnica permite levar em consideração, no cálculo, tanto as características individuais de cada cliente, quanto à tendência da margem gerada por ele ao longo do tempo.

A Análise de Sobrevivência foi utilizada para modelar a probabilidade de um cliente manter o relacionamento comercial com a Administradora. Na tentativa de contribuir para o tema, este estudo desenvolveu uma aplicação a partir da modelagem desenvolvida por Cox (1972). Essa metodologia também permite estimar o comportamento do cliente levando em conta suas características individuais.

Como ilustração, o modelo será aplicado em uma das cinco principais Administradoras de Cartões de Crédito do Brasil. Vale observar que o mesmo modelo poderia ser aplicado em outras indústrias com características semelhantes, como telefonia, provedores de internet, bancos e financeiras. Dada a natureza exploratória do estudo, suas conclusões se restringem à análise da amostra; entretanto, elas podem se constituir em um ponto de partida para outras pesquisas mais aprofundadas.

Abstract

Application of statistical and financial techniques in decision-making models for marketing investments is an area of study with considerable potential that, as yet, is largely unexplored. The Customer Equity model and Customer Lifetime Value Analysis are gaining recognition in the literature in this area, with discussions among academics and practitioners regarding how to project the Net Present Value of future cash flow generated by a client during the lifetime of his commercial relationship with a firm. Despite the recent appearance of several articles in the academic literature describing customer equity calculations, few suggest statistical techniques or estimators for the parameters that could be used by a firm for its own projections. The model used as a reference in this study proposes an original combination involving survival analysis techniques and hierarchical linear models.

In this thesis, we will demonstrate how hierarchical linear models can be used as an important tool to understand, explain and predict the gross margin generated by a client. Use of this technique in business administration is a recent development and it has not yet been applied to the calculation of customer lifetime value. This technique, in addition to other advantages, takes into consideration both the individual characteristics of the client and the trend of the margin he generates over time.

Survival analysis has been used to predict the probability that a client will maintain a commercial relationship with the firm. In order to make a further contribution in this area, in this study we develop an application based on Cox's model (1972), using a methodology that also predicts client behavior on the basis of his individual characteristics.

As an illustration, the model will be applied in one of the five largest credit card issuers in Brazil. We note that the same model could be applied in industries with similar characteristics, such as telecommunications, internet service providers, banks and finance companies. Given the exploratory nature of this study, its conclusions are limited to the analysis of this sample, however they provide a starting point for further research.

Lista de Gráficos

Gráfico 2.1 - Taxa de aquisição por proponente em relação ao custo de aquisição -----	44
Gráfico 2.2 - Valor de Aquisição em relação ao custo de aquisição por proponente -----	45
Gráfico 4.1 - Diagrama de dispersão da margem dos clientes de um hipotético produto ao longo do tempo -----	71
Gráfico 4.2 - Diagrama de dispersão da margem de contribuição dos associados de dois hipotéticos produtos de uma administradora de cartões de crédito ao longo do tempo -----	73
Gráfico 4.3 - Curvas de crescimento com tendência fixa -----	79
Gráfico 4.4 - Curvas de crescimento com tendência aleatória -----	80
Gráfico 4.5 - Curva de sobrevivência -----	82
Gráfico 5.2 - Ilustração do modelo nulo -----	100
Gráfico 5.3 - Gráfico ilustrativo da curva de crescimento da margem de contribuição considerando-se o tempo como fixo. -----	104
Gráfico 5.4 - Gráfico ilustrativo da curva de crescimento da margem de contribuição considerando-se o efeito da variável tempo como aleatório -----	107
Gráfico 5.5 – Evolução da margem mensal média ao longo do tempo -----	110
Gráfico 5.6 - Segmentação do tempo em curvas de crescimento -----	111
Gráfico 6.1 - Função de sobrevivência $S(t)$ para o “cliente médio” -----	136
Gráfico 6.2 - Função de sobrevivência para cada família de produtos -----	137
Gráfico 7.1 - Curva ROC para o teste da análise de sobrevivência -----	145

Lista de Figuras

Figura 1.1 - Modelo para gestão de clientes como ativos financeiros -----	21
Figura 1.2 -Tópicos fundamentais da ciência de Marketing para pesquisa acadêmica -----	26
Figura 1.3 - Temas indicados para a pesquisa acadêmica em Marketing -----	27
Figura 2.1 - Esquema ilustrativo da revisão teórica -----	33
Figura 2.2 - Tendências Econômicas -----	34
Figura 2.3 - Retorno do Investimento em Marketing -----	36
Figura 2.4 - Valor Vitalício com um motor para a gestão do relacionamento com clientes--	41
Figura 3.1 - Ilustração dos níveis do modelo de cálculo do modelo proposto -----	54
Figura 3.2 - Modelo conceitual da relação entre taxa de desconto e Valor do Cliente -----	69
Figura 4.1 - Figura ilustrando a forma de armazenamento dos dados pela Administradora -	95

Figura 4.2 - Alternativas para a construção do modelo da margem -----	95
Figura 4.3 - Ilustração do modelo conceitual de avaliação do poder de previsão do modelo -----	96
Figura 5.1 - Ilustração representativa dos dois níveis estudados -----	98
Figura 6. 1 - Grupos de associados divididos por limite de crédito -----	131
Figura 7.1 – Perfis de sobrevivência para dois associados da Administradora.-----	150
Figura 7.3 – Matriz de tomada de decisão em função da propensão ao cancelamento e lucratividade do cliente.-----	154

Lista de Tabelas

Tabela 1.1: Exemplo numérico do cálculo do VC e do VVC -----	18
Tabela 2.1 – Categoria de Modelos de Valor Vitalício do Cliente -----	41
Tabela 4.1 – Descrição das Variáveis no Modelo -----	93
Tabela 5.1 – Modelo Nulo -----	101
Tabela 5.2 – Modelo Condicional considerando o efeito da variável tempo como fixo---	105
Tabela 5.3 – Modelo Condicional considerando o efeito variável tempo como fixo -----	106
Tabela 5.4 – Modelo Condicional considerando o efeito da variável tempo como aleatório -----	108
Tabela 5.5- Tabela comparando os resultados dos Modelos B e C -----	110
Tabela 5.6 – Modelo com Tempo Segmentado e Tendência como o Efeito Fixo -----	111
Tabela 5.7 – Tabela comparando os resultados dos Modelos B e D -----	112
Tabela 5.8 - Modelo com Tendência Aleatória com Efeito Aleatório e Tempo Segmentado -----	113
Tabela 5.9 - Tabela comparando os resultados dos Modelos D e E -----	114
Tabela 5.10 - Modelo com Tendência Aleatória, Tempo Segmentado e Efeito de Semestres Pares -----	115
Tabela 5.11 - Tabela comparando os resultados dos Modelos E e F -----	115
Tabela 5.12 – Modelo Condicional com variáveis para explicação da variância da margem inicial -----	117
Tabela 5.13 – Tabela comparando os resultados dos Modelos G e F -----	118
Tabela 5.14 – Modelo Condicional com variáveis para explicação da variância da margem inicial -----	120
Tabela 5.15 : Tabela comparando os resultados dos Modelos H e G -----	121
Tabela 5.16 : Modelo Nulo -----	122
Tabela 5.17- Modelo condicional considerando o efeito da variável tempo como aleatório e a variável que considera os mês do cancelamento -----	124
Tabela 5.18 – Modelo Condicional considerando o efeito da variável tempo como aleatório e a variável que considera o mês do cancelamento. -----	126
Tabela 6.1 – Distribuição de Casos Censurados -----	129
Tabela 6.2 – Grupos divididos por limite de crédito em função de faixas -----	131
Tabela 6.3 – Agrupamento por faixa de idade do associado -----	132

Tabela 6.4 - Códigos das variáveis categóricas -----	133
Tabela 6.5 – Teste Omnibus dos Coeficientes do modelo-----	134
Tabela 6.6 - Covariáveis medias e padrão de valores -----	135
Tabela 6.7 Estimativa do modelo de probabilidades proporcionais de Cox -----	138
Tabela 6.8 Estatística de ajuste do modelo -----	139
Tabela 7.1 Avaliação do poder de previsão do modelo linear hierárquico -----	144
Tabela 7.2 Resultado do teste para as variáveis -----	146
Tabela 7.3 Dados utilizados para o cálculo do VVC -----	149
Tabela 7.4 – Exemplo numérico do cálculo do Valor Vitalício do Cliente -----	152

Lista de abreviatura, siglas e símbolos

CEP	-----	Código de endereçamento postal
CLV	-----	Valor Vitalício do Cliente
CPF	-----	Cadastro de Pessoa Física
GLS	-----	Mínimos Quadrados Generalizados (<i>Generalized Least-Squares</i>)
HLM	-----	Modelos Lineares Hierárquicos (<i>Hierarchical Linear Models</i>)
IGLS	-----	Mínimos Quadrados Generalizados Iterativos
MCM	-----	Modelos da Cadeia de Markov
ML	-----	<i>Maximum Likelihood</i>
MLH	-----	Modelos Lineares Hierárquicos
MLwiN	-----	Software estatístico
OLS	-----	-método da regressão linear por mínimos quadrados ordinários
SPSS	-----	Software Statistical Package for Social Sciences
VC	-----	Valor do cliente
VPL	-----	Valor Presente Líquido
VVC	-----	Valor Vitalício do Cliente

Sumário

Capítulo 1 - Introdução:	16
1.1 - Introdução:.....	16
1.2 – Delimitação do Problema	19
1.3 - Objetivos	21
1.4 – Formulação do Problema de Pesquisa:.....	22
1.5 - Contexto e relevância:.....	23
1.6 – Estrutura da Tese.....	31
Capítulo 2: Revisão da Literatura	33
2.1 – Introdução	33
2.2 - Utilização de modelos matemáticos nas questões de Marketing.....	34
2.3 - Modelo de Gestão através do Valor do Cliente ou Ativo em Clientes	36
2.4 - Valor Vitalício do Cliente	39
2.5 - Categorias de Modelos de Valor Vitalício do Cliente	41
2.6 – Modelo de cálculo proposto:	52
Capítulo 3: Modelo Proposto	53
3.1 - Introdução.....	53
3.2 - Modelo de Cálculo do Valor do Cliente	55
3.3 - Cálculo do Valor Vitalício do Cliente	56
3.4 – Fluxo de Caixa Futuro.....	57
3.5 - Modelos Lineares Hierárquicos.....	60
3.6 - Análise de sobrevivência.....	65
3.7 - Taxa de Desconto	68
Capítulo 4 - Fundamentos Metodológicos	71
4.1- Introdução.....	71
4.2 - Modelos Lineares Hierárquicos.....	71
4.3 - Análise de Sobrevivência.....	81
4.4 - Softwares utilizados:.....	88
4.5 - Métodos de estimação.....	88
4.6 - Dados de pesquisa:.....	90
4.7 - Descrição das variáveis	91
4.7 - Descrição da amostra	94
4.8 - Avaliação do Poder de Previsão do Modelo	96

Capítulo 5 - Desenvolvimento do Modelo Linear Hierárquico: Resultados e Discussão.....	98
5.1 – Introdução	98
5.2 Modelo Nulo (Modelo A).....	99
5.3 - Modelo condicional para análise da tendência no nível 1.....	102
5.4 - Modelo de Explicação da Variância da Margem Inicial dos Associados (Modelo G)...	115
5.5 – Modelo de Explicação da Variância da Tendência dos Associados (Modelo H).....	118
5.6 Estudo do comportamento dos cartões cancelados	121
5.7 Conclusão do capítulo	126
Capítulo 6 - Desenvolvimento do Modelo para Análise de Sobrevivência: Resultados e Discussão.....	128
6.1 – Introdução:	128
6.2 - Modelo de riscos proporcionais de Cox.....	129
6.3 - Transformação das variáveis	130
6.4 - Estimação do Modelo	133
6.5 - Curva de Referência.....	135
6.6 - Curvas de sobrevivência para cada família de produtos:	136
Referências Bibliográficas	156
Anexo A - Equação utilizada para o cálculo da Margem de Contribuição.....	165

Capítulo 1 - Introdução:

1.1 - Introdução:

Entre meados da década de 1990 e começo da de 2000, um grupo de pesquisadores (Rust, Zeithaml e Lemon, 2000; Blattberg, Getz e Thomas, 2001) propôs um novo modelo de estratégia de marketing baseada em gestão orientada pelo Valor do Cliente (*Customer Equity*), isto é, pelo retorno financeiro que os clientes trazem à empresa ao longo do tempo em que mantêm relacionamento comercial com ela (Rust, Zeithaml e Lemon, 2000). De acordo com essa proposta, os clientes devem ser considerados como ativos financeiros e devem ser gerenciados como tais. Portanto, o objetivo de longo prazo da empresa deve ser maximizar a lucratividade de seus ativos, ou seja, de sua base de clientes. Embora os principais conceitos utilizados por esse modelo não sejam novos, há originalidade na forma como o modelo os relaciona (Blattberg, Getz e Thomas, 2001).

As publicações que tratam do Valor do Cliente¹ (*Customer Equity*) e do Valor Vitalício do Cliente² (*Customer Lifetime Value*) tomaram múltiplas direções, sendo que nem sempre é clara a diferença entre os dois conceitos. Na literatura acadêmica, o Valor Vitalício do Cliente (CLV) também aparece sob os nomes de Valor do Cliente (*Customer Equity*) ou Lucratividade do Cliente (*Customer Profitability*) (Jain and Singh, 2002).

O Valor Vitalício do Cliente (*Customer Lifetime Value*) será definido temporariamente como a soma do fluxo de caixa, descontado por uma taxa apropriada, gerado por um cliente ao longo de todo período em que manterá relacionamento comercial com uma empresa (Berger e Nasr, 1998). Para quantificar o valor vitalício do cliente será utilizada a equação matemática que representa a relação entre o mencionado valor e as principais variáveis que interferem no seu cálculo. Existem diversos artigos que discutem as formas de calcular o Valor Vitalício do Cliente (Berger e Nasr, 1998; Blattberg e Deighton, 1996; Dwyer, 1989 e Pfeifer e Carraway, 2000). Neste estudo será utilizada provisoriamente a equação sugerida por Blattberg et al. (2000). Assumindo-se que $VVC_i(T)$ é o Valor Vitalício do Cliente até o período T, pode-se calcular esse valor em função da margem de contribuição gerada pelo

¹ O termo Customer Value é traduzido como Valor do Cliente (Rust et al., 2000) ou Ativo em Clientes (Peppers e Rogers, 2005)

² O termo Customer Life time Value é traduzido como Valor Vitalício do Cliente (Peppers e Rogers, 2005).

cliente i , $M(t)$, de $S_i(t)$, que é a probabilidade do cliente manter o relacionamento comercial com a empresa até o período T , e em função de uma taxa de desconto apropriada para os investimentos em marketing R .

Dessa forma, a equação básica do Valor Vitalício do Cliente até o período T será a seguinte:

$$VVC_i(T) = \sum_{t=0}^T S_i(t) * M_i(t) * (1 + R)^{-t}$$

O Valor do Cliente ou Ativo em Clientes (*Customer Equity*) será definido como a soma do Valor Vitalício de todos os clientes de uma empresa (Kumar, Ramani e Bohling, 2004).

$$VC = \sum_{i=0}^N VVC_i$$

Onde:

- VC é o Valor do Cliente ou Ativo em Clientes da empresa.
- VVC_i é o Valor Vitalício do Cliente i .
- N é o número de clientes da empresa.

Com o objetivo de ilustrar o cálculo do Valor Vitalício do Cliente e apresentar os principais conceitos nele envolvidos, será analisado o exemplo numérico hipotético apresentado na Tabela 1.1. Serão considerados no estudo 1.000 clientes de uma mesma safra (*cohort*), ou seja, clientes que adquiriram o seu cartão de crédito no mesmo período (Blattberg et al., 2000), no caso, o ano de 2.000. No cálculo do VVC recomenda-se considerar um tempo finito para análise, denominado horizonte (Pfeifer e Bang, 2005). Neste exemplo, será considerado um horizonte de dez anos.

O cálculo foi efetuado em 2006. Naquele momento a Administradora possuía um histórico do comportamento da sua base de clientes de cinco anos (2000 a 2005) e teria que prever o comportamento dos seus clientes por mais cinco anos (2006 a 2010).

Pode-se observar, na coluna II, que a cada ano foi menor o número de clientes ativos, isto é, os associados que mantiveram o seu cartão de crédito apto ao uso no período em análise. Vale observar que foram os clientes ativos que continuaram gerando margem de contribuição para a administradora. Com base no número de clientes ativos foi calculada a taxa de retenção no

período por meio da divisão do número de associados ativos no período, pelo número de associados ativos no período anterior. O resultado do cálculo é apresentado na coluna III.

Tabela 1.1: Exemplo numérico do cálculo do VC e do VVC

		Análise de Sobrevivência		Modelo Linear Hierárquico			
Coluna I Ano (t)	Coluna II Clientes Ativos	Coluna III Taxa de Retenção	Coluna IV Função de Sobrevivência S(t)	Coluna V Margem de Contribuição Unit. M(t)	Coluna VI VPL da Margem de Contribuição Unit.	Coluna VII VPL da Margem de Contribuição Total	Coluna VIII Taxa de Desconto R
H i s t ó r i c o	2000	1.000		1,000			
	2001	429	0,429	0,429	200,00	167,00	20% a.a.
	2002	265	0,617	0,265	750,00	521,00	20% a.a.
	2003	206	0,778	0,206	920,00	532,00	20% a.a.
	2004	178	0,864	0,178	1.000,00	482,00	20% a.a.
	2005	157	0,883	0,157	1.000,00	402,00	20% a.a.
P r e v i s ã o	2006	137	0,875	0,137	1.000,00	335,00	20% a.a.
	2007	122	0,887	0,122	1.000,00	279,00	20% a.a.
	2008	109	0,893	0,109	1.000,00	233,00	20% a.a.
	2009	98	0,896	0,098	1.000,00	194,00	20% a.a.
	2010	88	0,898	0,088	1.000,00	162,00	20% a.a.
Valor do Cliente (Customer Equity)						606.393,00	
Valor Vitalício do Cliente (Customer Lifetime Value)						606,39	

Cálculo de acordo com as características de cada cliente e não pela média

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de Malthouse e Blattberg (2006)

Uma técnica estatística apropriada para projetar o número de clientes ativos é a análise de sobrevivência (Blattberg et al., 2000). Como essa técnica será estudada em profundidade nos próximos capítulos, temporariamente definiremos a função de sobrevivência como a probabilidade de um associado se manter ativo em um dado período. Na coluna IV encontram-se os resultados da função para cada ano, sendo que para o período entre 2006 e 2010 é uma previsão.

Em cada período do estudo foi considerado um valor de margem de contribuição média, $M(t)$, gerada pelos associados no período. Esses valores são apresentados na coluna V. Vale observar que o custo de aquisição do cliente foi considerado no primeiro período (2000). A partir do quarto período a margem de contribuição média prevista estabilizou no valor de R\$1.000,00 e foi assumido que esse valor seria mantido no período entre 2006 e 2010.

O método do Valor Presente Líquido (VPL) calcula o valor presente de todos os fluxos de caixa futuros esperados, usando uma taxa de desconto (R) (Homgren, Sundem e Stratton,

2004). Neste estudo, a margem de contribuição média gerada em cada período foi descontada por uma taxa de 20% a.a., obtendo-se o seu valor presente líquido.

$$VPL_{deM}(T) = M(t) \cdot (1 + R)^{-t} = M(t) \cdot 1,2^{-t}$$

O VPL da margem de contribuição total é obtido através da multiplicação do VPL da margem de contribuição unitária pelo número de associados que permaneceram ativos no período. O resultado está apresentado na coluna VII.

O Valor do Cliente é o valor da soma ao longo dos dez anos do valor presente líquido da margem de contribuição total, no exemplo, R\$ 606.393,00.

Pode-se calcular o Valor Vitalício Médio para a base de clientes por meio da divisão do Valor do Cliente pelo número de clientes da safra em estudo (R\$ 606,39).

Vale observar que a metodologia utilizada neste exemplo, apesar de muito útil para ilustrar os principais conceitos envolvidos no cálculo, apresenta sérias limitações. Primeiramente, o cálculo do VVC pela média não permite a categorização da base de clientes, separando aqueles que merecem tratamento especial. Além disso, não houve um tratamento adequado para a explicação e previsão do valor da margem de contribuição gerada por cada associado e nem se levou em consideração as características do associado para explicar a variação. Por fim, a expectativa de tempo de relacionamento entre o associado e a Administradora varia em função das características de cada indivíduo e, mais uma vez, esse efeito não foi considerado.

1.2 – Delimitação do Problema

Blattberg et al. (2001) conceituam a Gestão do Valor do Cliente como um sistema integrado de marketing que utiliza técnicas de avaliação financeira, informações sobre os clientes e modelos estatísticos na tomada de decisão sobre a alocação dos investimentos de marketing. O sistema busca a maximização do valor do relacionamento entre empresa e cliente, ao longo do seu ciclo de vida.

O desenvolvimento da Gestão do Valor do Cliente é fundamentado nos seguintes pressupostos:

1. A estratégia de marketing será baseada no ciclo de vida dos clientes, supondo que o relacionamento entre o cliente e a empresa muda ao longo do tempo. Dessa forma, o ciclo de vida dos clientes substitui o ciclo de vida dos produtos na lista de prioridades da estratégia de marketing (Jain e Singh, 2002).
2. Para explicar e prever as mudanças no relacionamento com os clientes, as empresas precisam de um banco de dados longitudinal que possibilite a construção de modelos matemáticos (Dwyer, 1997; Libai, Narayandas e Humby, 2002; Reinartz e Kumar, 2000).
3. A eficiência na aplicação do modelo está relacionada com a capacidade de medir e modelar o Valor Vitalício do Cliente e Valor do Cliente.
4. O Valor do Cliente pode ser decomposto no resultado obtido a partir dos investimentos em aquisição, retenção e rentabilização dos clientes. Um modelo quantitativo pode ajudar a distribuição ótima para maximizá-lo.

A figura 1.1 ilustra o relacionamento entre os principais elementos do Modelo de Gestão do Valor do Cliente. A premissa básica é de que o cliente é um ativo financeiro que a empresa pode medir, gerenciar e maximizar (Blattberg et al., 2001). A empresa deverá sistematicamente seguir a seqüência de etapas sugeridas no diagrama. Dessa forma, a empresa alocará os seus recursos da melhor maneira possível, além de desenvolver ações de marketing apropriadas para aquisição e retenção de clientes, ações de venda cruzada, maximizando, assim, o retorno financeiro obtido com sua base de clientes (Berger et al., 2002).

O ponto de partida para a implantação do modelo é a criação de um banco de dados com informações dos clientes, capaz de apoiar a elaboração dos modelos matemáticos e estatísticos que ajudarão nas decisões estratégicas para cada um dos segmentos de clientes.

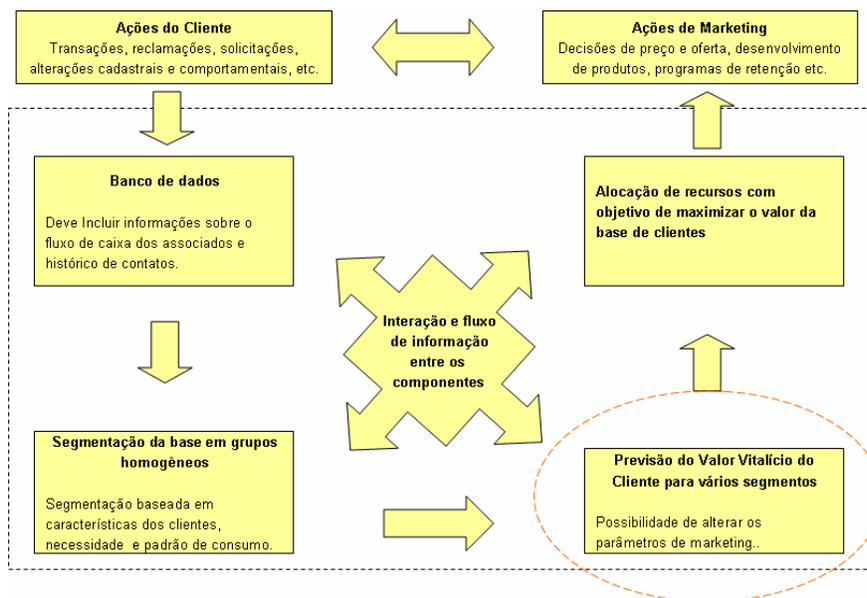


Figura 1.1 - Modelo para gestão de clientes como ativos financeiros
Fonte: Berger et al. (2002)

Vale observar que as ações de marketing da empresa influenciam o comportamento do cliente e é recomendado que o comportamento do cliente também interfira na estratégia da empresa, criando um círculo virtuoso.

Conforme observado anteriormente, a capacidade de entendimento, cálculo e previsão do Valor Vitalício do Cliente é crucial para a eficiência do modelo como um todo. Ele deverá definir os clientes que receberão tratamento diferenciado e, portanto, maior alocação de recursos.

1.3 - Objetivos

Objetivo geral

Investigar um modelo de cálculo do Valor do Cliente (*Customer Equity*) e do Valor Vitalício do Cliente (*Customer Lifetime Value*).

Objetivos específicos

- Comparar os modelos existentes para o Cálculo do Valor Vitalício do Cliente e analisar suas limitações.
- Estudar a aplicação das técnicas de análise de sobrevivência para o cálculo da expectativa de duração do relacionamento entre o cliente e a empresa.
- Elaborar um modelo exploratório capaz de prever e explicar o comportamento de variação na margem de contribuição gerada por um cliente ao longo do tempo, através da utilização de modelos lineares hierárquicos.
- Ilustrar o modelo proposto com a sua aplicação em uma Administradora de Cartões de Crédito.
- Desenvolver modelos que possam considerar a possibilidade de flexibilizar o entendimento e previsões, incorporando as características dos clientes ou grupo de clientes.
- Estudar a variação da margem de contribuição gerada pelo cliente da Administradora ao longo do seu ciclo de vida.
- Estudar a diferença na variação da margem de contribuição de clientes ativos e clientes cancelados por desistência e inadimplência

1.4 – Formulação do Problema de Pesquisa:

Como a técnica estatística de análise de sobrevivência pode ser utilizada para o cálculo do Valor Vitalício do Cliente?

Como o modelo linear hierárquico pode ser utilizado para entender, explicar e prever o comportamento da margem de contribuição gerada pelos clientes?

É possível construir um modelo para o cálculo do Valor Vitalício do Cliente que combine as técnicas estatísticas de análise de sobrevivência e modelos lineares hierárquicos e que leve em consideração características individuais dos clientes?

1.5 - Contexto e relevância:

1.5.1 - Orientação da Teoria de Marketing para o Cliente:

Embora os conceitos de marketing tenham refletido o ponto de vista do cliente desde a década de 60 (Kotler, 1967), há uma crescente orientação da teoria de marketing para o cliente (Vavra, 1997). Além disso, executivos e pesquisadores acadêmicos da área de marketing estão sendo cada vez mais pressionados a serem mais quantitativos e, dessa forma, mais precisos na apuração do retorno dos investimentos de marketing para os acionistas (Doyle, 2000). Dentro desse cenário, o estudo do Valor Vitalício do Cliente e as suas implicações na estratégia de marketing vêm ganhando grande destaque (Berger e Nasr, 1998; Mulhern, 1999).

Reinartz e Kumar (2000) atribuíram esse crescente interesse a três razões principais. Primeiramente, a prática de marketing migrou de uma estratégia centrada em produtos e orientada à transação para uma estratégia centrada no cliente e orientada ao relacionamento (Bechwati e Eshghi, 2005). Além disso, o *Marketing Science Institute* passou a considerar o tema como prioritário desde o biênio 2000-2002. Por fim, as evidências empíricas são escassas no domínio do Valor Vitalício do Cliente.

A economia de produtos tende a ser relativamente orientada à transações (Bechwati e Eshghi, 2005). Um típico consumidor de bens de consumo, que adquiriu um determinado produto, pode facilmente mudar de marca na próxima compra e ainda fazer uma nova escolha na seguinte. Portanto, nesse paradigma, a estratégia de marketing está naturalmente voltada para uma batalha constante para seduzir clientes, em vez de retê-los e é nesse campo de batalha que uma estratégia de marca reina suprema (Rust, Zeithaml e Lemon, 2001). O modelo de negócios para cartões de crédito é diferente. Um associado adquire o seu cartão e mantém negócios com a administradora ao longo do tempo. O associado não reconsidera a sua opção de cartão de crédito a cada transação, embora uma experiência ruim possa alterar a sua decisão. Como consequência, há uma mudança significativa na orientação da estratégia de marketing mudando o foco de transações de consumo para relacionamento de longo prazo com o associado (Rust, Zeithaml e Lemon, 2001).

1.5.2 - A importância da retenção de clientes:

Graças à revolução na tecnologia de informação, a prática de marketing sofreu uma mudança significativa de paradigma. A tecnologia da informação, na forma de sofisticados bancos de dados alimentados pelo comércio eletrônico, de dispositivos de pontos de venda, de caixas automáticos e outros pontos de contato com os clientes, está alterando os papéis do marketing e do gerenciamento de clientes (Swift, 2001). Os computadores passaram a ter uma capacidade quase ilimitada de processamento. Há grande integração nos sistemas e há capacidade quase infinita de armazenamento de informações sobre os clientes. Esses elementos permitiram a mudança da orientação das empresas, que passaram da transação para a relação cliente-empresa (Sheth, Eshghi e Krishnan, 2001).

Ao mesmo tempo as organizações estão aumentando o reconhecimento da importância da retenção de clientes e da fidelização para a lucratividade do negócio no longo prazo (Turchan e Mateus, 2001). Para uma administradora de cartões de crédito, reter o cliente é muito importante. O gerenciamento da relação com o cliente é, igualmente, muito importante e está no centro do pensamento da empresa. Embora haja a preocupação com a necessidade de atrair novos clientes, essa questão precisa competir pela atenção da gerência com questões como a retenção de clientes e vendas cruzadas (Rust, Zeithaml e Lemon, 2001).

Como consequência, as organizações estão se tornando cada vez mais orientadas ao cliente, focando o relacionamento do mesmo com a organização ao longo do tempo como um todo e não em apenas como uma transação específica (Reinartz e Kumar, 2000).

Sistemas, métricas e estratégias baseadas na visão de negócios centradas no produto ainda dominam grande parte das empresas (Rust, Zeithaml e Lemon, 2001). A mudança de paradigma provoca a necessidade de mais indicadores de desempenho para avaliar uma estratégia de marketing (Gupta e Lehmann, 2003). Assim, novos indicadores foram introduzidos, como por exemplo, Valor do Cliente, Valor Vitalício do Cliente, Satisfação do Cliente, Lealdade do Cliente e Retenção de Clientes (Bechwati e Eshghi, 2005).

1.5.3 - A importância de construir modelos quantitativos:

A partir dos anos 80 houve uma mudança significativa na tomada de decisão de marketing causada pelo uso intensivo de informação. Como consequência, importantes desenvolvimentos na obtenção de novas fontes de informação, assim como novas ferramentas, novos métodos e novos modelos ocorreram (Leeflang et al, 2000).

As ações de Marketing, anteriormente imunes, em grande parte, à exigente disciplina da mensurabilidade, passaram a ser julgadas por novas regras. O Marketing passou a ter que produzir resultados concretos e mensuráveis em termos de vendas e lucro. Em última análise, são os números que importam (Rosenwald, 2005). A definição de métricas e modelos para a quantificação dos esforços de marketing ganhou crescente destaque, o que refletiu na adoção desses temas como prioritários pelo “*Marketing Science Institute*” desde o biênio 2002/04. Entre os modelos que aplicam econometria às ações de marketing, o Valor do Cliente (*Customer equity*) e o Valor Vitalício do Cliente (*Customer Lifetime Value*) têm ganhado crescente importância como referência bibliográfica (Blattberg e Deighton, 1996 , Rust, Zeithaml e Lemon, 2000).

1.5.4 - A Natureza da Ciência do Marketing:

O escopo do Marketing é inquestionavelmente extenso (Hunt, 1976). Kotler (1972) propôs um conceito genérico para o Marketing afirmando que ele diz respeito a como as transações são criadas, estimuladas, facilitadas e valorizadas. No início da década de 80 vários debates concluíram que (Hunt, 1983):

1. O principal objeto de estudo da teoria de marketing é a relação de troca.
2. O marketing inclui tanto as organizações com fins lucrativos, quanto as sem fins lucrativos.
3. Todos os problemas, tópicos, teorias e pesquisa de marketing podem ser analisados através das três categorias (setor com fins lucrativos / setor sem fins lucrativos e micro / macro, positivo / normativo).

Dada a extensão da teoria de marketing, é necessário definir quais fenômenos devem ser explicados ou previstos. Utilizando a linguagem estatística, saberemos quais são as variáveis dependentes que devem ser estudadas (Hunt, 1983).

A Figura 1.2 apresenta os principais pilares da pesquisa na teoria de marketing. O primeiro conjunto indica que a ciência do marketing busca responder quais são as razões que levam os consumidores a comprar, onde eles compram, quando eles compram e como eles compram. O segundo grupo de fenômenos está relacionado ao comportamento do vendedor. Dado que a relação de troca é bilateral, não se deve ignorar a capacidade da empresa em intervir nesta relação. O presente estudo trata simultaneamente do comportamento do consumidor e do comportamento da empresa. Primeiramente busca o entendimento do comportamento dos consumidores no que diz respeito à manutenção do relacionamento comercial com a empresa e em relação à geração de margem de contribuição.

Além disso, a partir da elaboração de modelos matemáticos, fornece subsídios para a tomada de decisão da empresa quanto à alocação de investimentos de marketing. Portanto, de maneira inequívoca, a discussão apresentada nesse estudo está inserida no escopo da ciência do Marketing.

A Natureza da Ciência do Marketing		
Tema fundamental	Tópicos fundamentais	Problemas de Pesquisa
Relações de Troca	Comportamento do comprador	Quais compradores aceitarão a oferta? Onde comprarão? Quando comprarão? Como comprarão? Por que comprarão?
	Comportamento do vendedor	Por que as empresas produzem produtos e serviços? Qual deve ser o preço adequado? Qual deve ser a oferta? Onde vender?
	Modelo para a Instituição	Quando as instituições desenvolverão as funções ou atividades? Onde elas desenvolverão?
	Conseqüências para a sociedade do comportamento do comprador, comportamento de vendedor e modelo adotado pela Instituição	Que tipo de conseqüências são causadas pelo comportamento dos compradores e vendedores, instituições?

Figura 1.2 -Tópicos fundamentais da ciência de Marketing para pesquisa acadêmica
Fonte: Hunt, 1983

1.5.5 - Temas indicados para pesquisa acadêmica:

Kotler (1972) propõe um paradigma para a categorização dos problemas de marketing indicados para pesquisa acadêmica. Segundo ele, todos os fenômenos de marketing, tópicos e pontos relevantes podem ser categorizados com o uso de três categorias dicotômicas: organizações com fins lucrativos / organizações sem fins lucrativos, micro / macro e normativo e positivo. A figura 1.3 ilustra a classificação proposta por Kotler. De acordo com a proposta do autor serão categorizados como micro os temas que tratam de uma unidade, geralmente uma empresa ou domicílio. Em contrapartida, os temas macro sugerem um nível mais elevado de agregação, geralmente um sistema de marketing ou grupo de consumidores.

A dicotomia normativo / positivo fornece categorias relacionadas com o fato do foco da análise ser descritivo ou prescritivo. Entende-se por positivo um tema voltado à descrição, explicação, previsão e entendimento de fenômenos e atividades de marketing que já existem. Por outro lado, os temas normativos estão relacionados à discussão do que as organizações ou indivíduos devem fazer ou que tipo de sistema de marketing a sociedade deve possuir (Hunt, 1976). Hunt (1983) afirma que a estrutura deva ser o paradigma para guiar os esforços de pesquisa dos acadêmicos.

O Escopo do Marketing			
		Positivo	Normativo
Setor Com Fins Lucrativos	Micro	Comportamento individual do consumidor Estudos de caso de como as empresas determinam fatores como preço, produto, promoção e canal de distribuição.	Marketing gerencial, Decisões de Preço, Organização de Marketing, Decisões de Produto, Plano de Marketing, Marketing Internacional, Controle de Marketing.
	Macro	Abordagem Institucional para Marketing, Abordagem funcional para o Marketing, Abordagem ambiental para o Marketing, Aspectos jurídicos do Marketing, etc.	Como os sistemas de marketing podem ser mais eficientes? Os custos de distribuição são muito altos? Qual o papel do Marketing no desenvolvimento econômico?
Setor Sem Fins Lucrativos	Micro	Previsão de demanda para serviços públicos. Estudos de caso para bens e serviços públicos.	Marketing Social Como pode ser prevista a demanda por bens e serviços públicos?
	Macro	A propaganda política interfere nas eleições? A propaganda pública interfere no comportamento?	A sociedade deveria permitir que os políticos fizessem propaganda como pasta de dente? A demanda por serviços públicos deve ser estimulada?

Figura 1.3 – Temas indicados para a pesquisa acadêmica em Marketing
Fonte: Kotler, 1972

Dada a natureza do Valor Vitalício do Cliente, este estudo deve ser incluído na categoria Organização com fins lucrativos. Além disso, ele pode ser classificado como positivo na medida em que busca descrever, explicar, prever e entender um fenômeno de marketing que efetivamente existe. Por fim, ele procura resolver um problema referente a uma unidade individual, no caso uma empresa. Dessa forma, este problema de pesquisa se enquadra na categoria Empresa com Fins Lucrativos / Positivo / Micro.

1.5.6 - Tendência de desenvolvimento rotinas que sistematizam as aplicações

Leeflang et al. (2000) afirmam que, a partir dos anos 90, ocorreu uma tendência de desenvolvimento de rotinas que implantavam modelos de marketing. Bucklin et al., (1998) prevêem que nas próximas décadas, parte da decisão de marketing será automatizada. Esse fenômeno é decorrente da melhor qualidade dos dados e da aplicação de técnicas estatísticas (Shankar e Winer, 2006). Os sistemas de suporte à decisão estarão aptos a responder pelos problemas estruturados e tomarão decisão em escala (Bucklin et al.,1998). Por exemplo, a decisão de conceder um desconto na anuidade de um associado poderá ser tomada por um modelo que avalia qual o custo para a empresa caso ocorra o cancelamento daquele cartão. Na medida em que os sistemas de suporte à decisão ganharem mais relevância, aumentará a disponibilidade de tempo e o foco nos problemas não estruturados (Leeflang et al., 2000).

O modelo proposto está alinhado com essa tendência, na medida em que tem por objetivo sistematizar a tomada de decisão quanto à segmentação de clientes e alocação dos recursos de marketing entre os segmentos.

1.5.7 Modelos de Valor do Cliente e do Valor Vitalício do Cliente - A Necessidade de alinhar conceitos:

Knie-Andersen (2001) afirma que há consenso em que o valor vitalício do cliente é a soma dos valores futuros gerados pelo mesmo, descontados por uma taxa apropriada. Entretanto, há significativas variações no que deve ser considerado no cálculo dos valores futuros gerados.

Em outras palavras, não há precisão quanto à definição do conceito de contribuição do cliente ao longo do tempo. Malthouse e Blattberg (2005) propõem que a contribuição deva ser

entendida como qualquer medida aproximada do lucro atribuído às transações, sem a consideração de custos fixos. Os autores indicam que uma forma do cálculo é a soma das receitas brutas dos produtos e serviços, subtraídas do custo das mercadorias vendidas, custos de marketing direto, custo de processamento, etc. Mulhern (1999) relacionou sete termos utilizados na literatura para se referir à contribuição do cliente a ser considerada no modelo. Por exemplo, os termos lucro e contribuição marginal são utilizados para se referir aos valores gerados; entretanto, há diferenças significativas entre eles (Pfeirfer et. Al, 2005). Schultz (1995) afirma que imprecisão na definição de conceitos é o pior dos cenários para os estudos acadêmicos.

Neste estudo foram pesquisadas diversas proposições de conceito formuladas na literatura acadêmica e foi adotada a que melhor se adequou aos objetivos definidos. A análise dos conceitos, indicação das técnicas estatísticas e dos preditores será desenvolvida no Capítulo 3, o qual trata do modelo proposto.

1.5.8 – Uso das técnicas estatísticas de Análise de Sobrevivência (AS) e Modelos Lineares Hierárquicos (MLH):

Lutz (1979) destaca a importância dos modelos matemáticos e metodologias estatísticas no desenvolvimento da teoria de marketing. O objetivo da tecnologia de marketing é auxiliar os tomadores de decisão por meio do desenvolvimento de modelos e regras normativas. Esse desenvolvimento é possível devido a descobertas da ciência do marketing e ferramentas analíticas, como a matemática e a estatística (Hunt, 1983)

Este estudo propõe a utilização da combinação das técnicas de análise de sobrevivência e modelos lineares hierárquicos para o cálculo do valor do cliente.

Em especial, a introdução da técnica de modelos lineares hierárquicos na explicação, entendimento e previsão do comportamento da margem de contribuição gerada pelo cliente traz uma contribuição para o cálculo do valor vitalício do cliente. Bryk e Raudenbush (1992) citam cinco vantagens do uso de modelos multinível para analisar dados de medidas repetidas:

1. A possibilidade de curvas de crescimento diferentes para cada indivíduo.
2. A ausência de restrições a medidas repetidas em diferentes intervalos.
3. A possibilidade de modelagem da covariância entre as medidas repetidas.

4. A validade do uso de testes t e F quando os dados são balanceados.
5. Facilidade de inclusão de níveis mais elevados.

1.5.9 - Relevância da aplicação do modelo na Indústria de Cartões de Crédito

Os modelos que focam exclusivamente a geração de conhecimento não satisfazem o critério de definição de modelos de decisão (Leeflang et al, 2000). Portanto, de maneira exploratória e ilustrativa, o modelo proposto foi aplicado em uma das cinco principais Administradoras do Brasil.

A escolha da Indústria de Cartões de Crédito é um elemento que valoriza a contribuição do estudo. Essa Indústria representa um dos setores mais dinâmicos da economia brasileira, altamente exposto à competição e grande gerador de inovação tecnológica (Gazeta Mercantil, 2006). Pode-se dizer que a aplicação de modelos matemáticos é muito valorizada pelas Administradoras de Cartões de Crédito (Lyn, 2004). Entretanto, a sua utilização nas questões de negócios que envolvem marketing ainda é muito recente.

Em 2006, o Brasil manteve-se na terceira posição entre os maiores países emissores de cartões (débito e crédito) (Relatório Lafis, 2006). Segundo dados da Associação Brasileira de Cartões de Crédito e Serviços (Abecs) em 2006, o número de cartões de crédito atingiu um total de 78 milhões de unidades emitidas. O número de transações atingiu 2 bilhões e o faturamento foi de R\$ 150.1 bilhões (Variação positiva de 22% ante 2005).

Um dos principais problemas enfrentados pelas Administradoras de Cartões de Crédito é o cancelamento dos cartões pelos associados (Hamilton e Howcroft, 1995). A taxa de retenção entre as Administradoras brasileiras varia entre 50% e 80%, enquanto que a média latino-americana oscila entre 80% a 90% (Spielmann, Rodolfo G., XIV Congresso e Exposição de Tecnologia da Informação das Instituições Financeiras (Ciab 2004)).

A maioria dos artigos acadêmicos publicados na área de Cartões de Crédito trata de modelos estatísticos para a tomada de decisão de crédito (*credit scores*), ao invés de tratar da necessidade das Administradoras em identificar e reter os clientes mais rentáveis (Hamilton e Howcroft, 1995).

Apesar da relevância da Indústria, vale observar que o modelo não é específico para Administradoras de Cartões de Crédito, podendo ser aplicado em qualquer empresa que atenda aos pressupostos e restrições impostas. Como exemplo, empresas de telefonia celular e fixa, operadoras de TV a cabo, provedores de internet, bancos, seguradoras, etc.

1.6 – Estrutura da Tese

Este estudo está dividido em sete capítulos. Neste capítulo foi introduzido o tema e formulados os objetivos e justificativas, teóricas e práticas, que motivaram o estudo.

No segundo capítulo será desenvolvida uma revisão literária sobre o tema. O ponto de partida será o Modelo de Gestão através do Valor do Cliente. Um dos elementos mais importantes dessa abordagem é a capacidade da empresa calcular o Valor Vitalício do Cliente (VVC) e o Valor do Cliente (VC), portanto, os principais conceitos envolvidos nessa etapa serão apresentados e discutidos. Na literatura acadêmica existem diversos artigos que discutem alternativas de como se obter os valores do VC e VVC. No capítulo 2 serão apresentadas e discutidas as principais correntes e modelos.

O terceiro capítulo apresenta o modelo proposto para o cálculo. Este modelo introduz uma combinação original de técnicas estatísticas. Ao longo do capítulo serão discutidos os fundamentos envolvidos no cálculo e as vantagens da sua utilização.

No quarto capítulo serão discutidos os fundamentos metodológicos que sustentarão o estudo. Ali serão detalhadas as técnicas estatísticas e estimadoras do modelo. Além disso, serão apresentadas as informações sobre a amostra e definidas as variáveis utilizadas no cálculo.

No quinto capítulo será apresentada a aplicação do modelo linear hierárquico na amostra de clientes. Para ilustrar as possibilidades de utilização da técnica, serão discutidas questões relacionadas ao ciclo de vida dos clientes, como por exemplo, a variação no comportamento da margem para clientes novos e para clientes maduros, a mudança de comportamento no período em que ocorre o cancelamento e as diferenças entre o comportamento de clientes cancelados por inadimplência e desistência.

No sexto capítulo será apresentada a aplicação da técnica de análise de sobrevivência. Ali serão discutidas as variáveis que mais interferem no comportamento do cliente e apresentado

um estudo sobre a influência do tipo de cartão adquirido e na probabilidade de cancelamento do produto.

No último capítulo serão discutidas as principais conclusões do estudo e discutidas as limitações técnicas enfrentadas. Além disso, serão discutidas as implicações gerenciais decorrentes da aplicação do modelo e, por fim, apresentadas possíveis sugestões para estudos futuros.

Capítulo 2: Revisão da Literatura

2.1 – Introdução

A Figura 2.1 representa os principais pontos que serão abordados ao longo deste capítulo. O ponto de partida será o Modelo de Gestão Através do Valor do Cliente, ilustrado na parte superior da Figura 2.1, que foi apresentado no Capítulo 1.

Na parte inferior da Figura 2.1 é apresentada a seqüência de estudo do modelo, partindo-se da sua forma mais ampla e, em um processo de análise, serão discutidas as suas principais componentes. Alinhado com o objetivo da tese, inicialmente serão apresentados os conceitos e a importância do cálculo do Valor do Cliente (*Customer Equity*) e do Valor Vitalício do Cliente (*Customer Lifetime Value*). Em seguida serão apresentadas as diferentes correntes de estudo do VVC. Há, tanto na literatura acadêmica, quanto na literatura de negócios, diversos artigos que descrevem as alternativas para o cálculo do VVC. Entretanto, poucos artigos trazem recomendações de como estimar as informações necessárias para esse cálculo (Pfeifer e Bang, 2005). Dessa forma, serão apresentados os principais estimadores do VVC.

Vale observar que a apresentação do modelo proposto ocorrerá no Capítulo 3, quando serão discutidos os principais conceitos envolvidos, técnicas estatísticas utilizadas e estimadores.

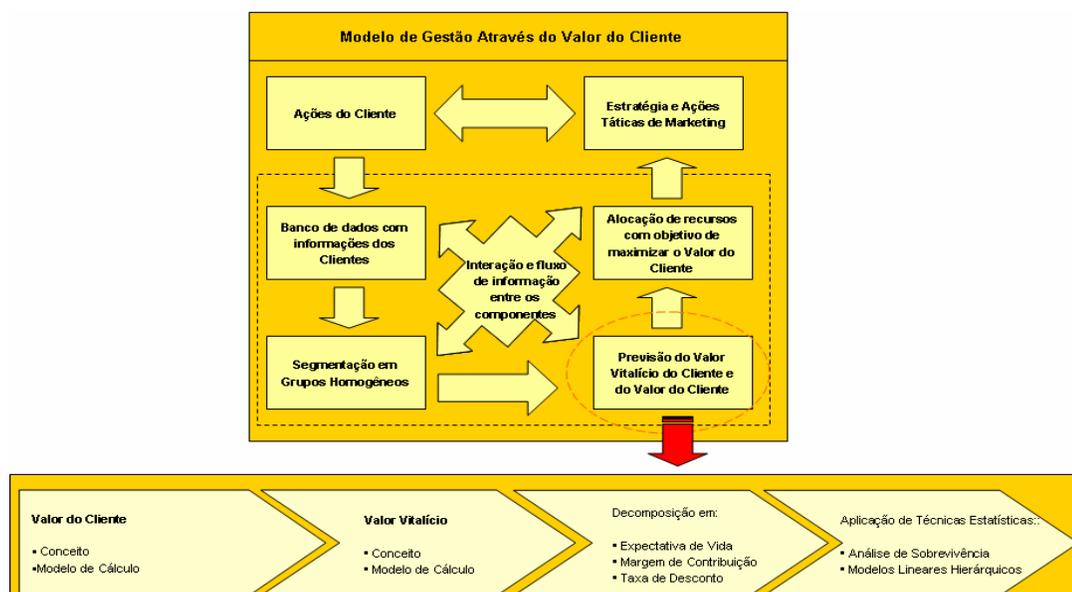


Figura 2.1 – Esquema ilustrativo da revisão teórica
 Fonte: Elaborado pelo autor a partir de Berger et al. (2002)

2.2 - Utilização de modelos matemáticos nas questões de Marketing

Rust et al (2001) afirmam que várias tendências amplas e inter-relacionadas tornaram inevitável à mudança de uma gestão centrada em produtos e marca para uma gestão com foco nos clientes e no relacionamento com eles. A base subjacente para todas as tendências é a drástica mudança em longo prazo de todas as economias desenvolvidas de bens para serviços (ver Figura 2.2). A teoria de produtos tende a ser relativamente orientada a transações (Bechwati e Eshghi, 2005). Na medida em que ocorre a mudança para serviços, há um deslocamento do foco de transações de consumo para relacionamento de longo prazo (Peppers e Rogers, 2005).

O gerenciamento da relação com o cliente é muito importante e deve estar no centro das atenções da empresa. Embora ainda haja grande interesse em atrair novos clientes, essa questão precisa competir pelos recursos com as ações voltadas a reter clientes e efetuar vendas casadas (Blattberg et al., 2001).



Figura 2.2 – Tendências Econômicas

Fonte: Rust et al. (2001)

Um dos elementos que provocou maior impacto nesta mudança e modificou de forma definitiva as organizações, foi a inovação tecnológica das últimas décadas (Nóbrega, 2004). Vale observar que a evolução dos modelos de gestão estratégica de marketing se mostrou intimamente relacionada com esse desenvolvimento tecnológico (Leeflang et al., 2000). No passado recente houve um aumento na qualidade e capacidade de armazenamento dos bancos de dados e o surgimento de ferramentas mais ágeis e intuitivas. Esse desenvolvimento gerou

no marketing uma tendência de utilização de modelos matemáticos para o entendimento do comportamento dos clientes e a previsão dos próximos movimentos (Kotler, 2001). Porém, transformar o conhecimento em resultado ainda não é uma meta trivial (Nóbrega, 2004).

O Marketing, anteriormente imune à exigente disciplina da mensurabilidade, passou a ser julgado através de critérios quantitativos (Peppers e Rogers, 2005). Ou seja, as ações de Marketing passaram a ser avaliadas através da sua capacidade de produzir resultados concretos e mensuráveis em termos de vendas e lucro. Em última análise, atualmente “são os números que importam” (Rosenwald, 2005).

A definição de métricas e modelos para a quantificação dos esforços de marketing ganhou destaque, o que refletiu na adoção desses temas como prioritários pelo “*Marketing Science Institute*” desde o biênio 2000/02. Entre os modelos que aplicam econometria às ações de marketing, o Valor do Cliente (*customer equity*) tem ganhado crescente importância entre os principais autores que se dedicam ao assunto (Blattberg e Deighton, 1996 , Rust, Zeithaml e Lemon, 2000).

Há pelo menos três desafios a serem vencidos para apurar a produtividade das ações de marketing (Rust et al., 2004). O primeiro está relacionado com o efeito de longo prazo das ações de marketing (Dekimpe e Hanssens, 1995). O segundo está relacionado à identificação dos efeitos de uma ação específica (Bonoma e Clark, 1988). Por fim, o uso de métodos puramente financeiros se mostrou inadequado para justificar os investimentos de marketing (Clark, 1999).

A alocação de recursos nas ações de marketing deve ser considerada como um investimento (Srivastava, Shervani e Fahey, 1998) que produz um incremento no Valor do Cliente (Customer Equity).

A Figura 2.3 mostra, de maneira ilustrativa, o modelo conceitual de criação do Valor do Cliente a partir de investimentos de marketing. Um aumento na alocação de recursos nas ações de marketing tende a melhorar a percepção dos clientes em relação à oferta de produtos e serviços da empresa (Simester et al. 2000). Caso o investimento seja feito em ações pertinentes, ocorrerá uma melhoria no desempenho dos processos de atração e retenção de

clientes (Donaher e Rust, 1996). Por fim, a melhoria de desempenho gerará incremento no Valor Vitalício do Cliente (Berger e Nasr, 1998) e Valor do Cliente (Blattberg e Deighton, 1996).

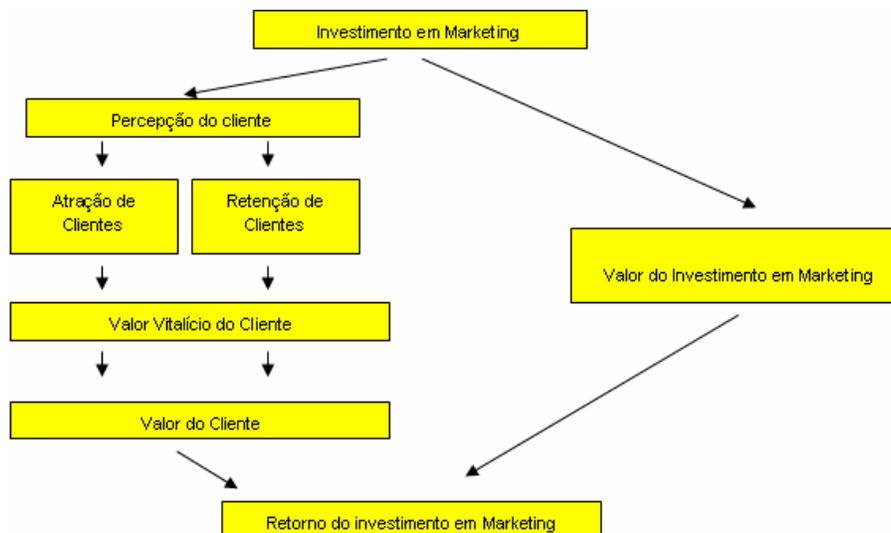


Figura 2.3 – Retorno do Investimento em Marketing
 Fonte: Rust, Lemon e Zeithaml (2004)

2.3 - Modelo de Gestão através do Valor do Cliente ou Ativo em Clientes (*Customer Equity*)

Segundo Blattberg (et al. 2000) o desenvolvimento do modelo de gestão através do Valor do Cliente (*Customer Equity*) se iniciou em 1995, quando ele tomou contato com o poder do conceito do Valor Vitalício (*Customer Lifetime Value*) do Cliente através da Baldwin-Cooke, uma pequena empresa americana. O modelo de negócios utilizado por aquela empresa tinha como objetivo a maximização do valor vitalício do cliente através de processos de retenção e aquisição de clientes. A estratégia de marketing da empresa não obedecia às orientações aplicadas ao marketing de massa, cujo foco é a diminuição do custo de transação com o cliente. Diferentemente, a orientação da empresa buscava um relacionamento de longo prazo com um cliente de perfil adequado.

Em 1996 foi publicado o primeiro artigo acadêmico com o conceito do Valor do Cliente (Blattberg e Deighton, 1996). Mantrala (2002) afirma que a abordagem sugerida neste artigo foi apenas o primeiro passo na pesquisa de modelos de tomada de decisão com base na margem de contribuição gerada pelo cliente.

Entretanto, foi a partir da contribuição de Getz e Thomas (Blattberg et al., 2000) que o Valor do Cliente (*Customer Equity*) transcendeu o conceito cuja origem foi o Valor Vitalício do Cliente (*Customer Lifetime Value*). O Valor do Cliente passou a ser mais do que um método de cálculo do valor do ativo que é o relacionamento comercial entre cliente e empresa para se transformar em um sistema de marketing integrado.

Quando se assume que há investimentos em Marketing (Figura 5.3), implicitamente assume-se que existem ativos de Marketing que os receberão e deve-se entender como esses ativos contribuirão para o resultado de curto e longo prazo da empresa (Rust, Ambler, Carpenter, Kumar e Srivastava, 2004).

O Modelo do Valor do Cliente propõe a utilização de técnicas de avaliação financeira e modelos estatísticos construídos a partir do banco de dados com informações dos clientes, para otimizar os processos de aquisição, retenção e rentabilização de clientes (Boyett e Boyett, 2003). O modelo integra conceitos e recomendações de marketing de relacionamento, mineração de banco de dados e satisfação de clientes. Um dos seus principais pressupostos é considerar o cliente como ativo financeiro que a empresa deve medir gerenciar e maximizar (Blattberg et al. 2000) e utiliza o Valor dos Clientes como principal indicador de desempenho da empresa (Leyland, Ewing e Berthon, 2000).

Blattberg et al. (2000) apontam seis mudanças propostas pelo modelo que o diferenciam em relação às estratégias convencionais de marketing:

- 1- A estratégia de marketing, táticas adotadas e execução são orientadas ao cliente e não ao produto.
- 2- A empresa gerencia o ciclo de vida do cliente. O composto de marketing muda a cada estágio do ciclo de vida.
- 3- A empresa equilibra os esforços nos processos de aquisição de novos clientes, retenção e venda casada de produtos aos clientes.
- 4- O resultado das ações de marketing é quantificável.
- 5- A empresa quantifica o ativo “base de clientes”.
- 6- A empresa é estruturada em função dos processos de aquisição, retenção e venda casada.

Benefícios da implementação da Gestão do Valor do Cliente:

- Aproximação das áreas de marketing e finanças: possibilita justificar os investimentos em marketing através de técnicas financeiras, isto é, espera que a área de marketing possa apresentar o retorno estimado sobre os seus investimentos (Rust, Zeithaml e Lemon, 2000).
- Aproximação das áreas de TI, finanças e marketing: em uma empresa que valoriza o cliente, o papel do gerenciamento da informação é elevado ao seu mais alto nível (Rust, et al., 2000).
- O modelo está alinhado com o pensamento moderno de contabilidade e finanças que sugere que benefícios de curto prazo exigem investimentos de curto prazo, e benefícios de longo prazo exigem investimentos de longo prazo (Rust et al., 2000). Por exemplo, uma administradora de cartões de crédito normalmente deseja manter relações de longo prazo com os seus clientes. Portanto, é correto fazer investimentos de longo prazo para estimular o relacionamento.
- O modelo fornece uma linguagem comum para Finanças, Marketing e TI (Blattberg et al., 2000).

Mitos sobre retenção de clientes:

Blattberg et al.(2001) afirmam que existem dois mitos sobre retenção de clientes que devem ser discutidos: as empresas devem lutar para que todos os clientes sejam retidos e que maximizar a retenção de clientes é o mesmo que maximizar lucros.

Na década de 80, as empresas tinham como objetivo a retenção de 100% de seus clientes (Reichheld, 1996). A teoria do Valor do Cliente rompe esse paradigma ao demonstrar que a empresa deve se preocupar em reter somente os clientes cujo valor financeiro é positivo ou cujo esforço para retenção não seja superior ao resultado que ele trará para a empresa no futuro (Blattberg et al., 2000). Portanto, assume que o Valor Vitalício do Cliente será um indicador fundamental para a tomada de decisão sobre os investimentos no processo de retenção de clientes. Pode parecer contra-intuitivo, em vista das grandes vantagens quanto aos altos índices de retenção de clientes, mas faz mais sentido tratar alguns tipos de clientes como

clientes de “transação”, em vez de clientes com os quais a empresa procura estabelecer um relacionamento de longo prazo (Boyett e Boyett, 2003).

Um segundo mito sobre a retenção é que aumentos incrementais nos níveis de retenção de clientes se traduzem em aumentos proporcionais nos lucros (Blattberg et al., 2000). A retenção de clientes tem um forte impacto no lucro da empresa (Reichheld, Sasser, 1990). Porém, caso a empresa maximize a retenção de clientes através de políticas agressivas de promoção de vendas (descontos nos preços ou concessão de incentivos financeiros) poderá desgastar a sua imagem e colocar em risco o seu resultado (Blattberg et al., 2000). A relação entre investimentos em retenção e lucros apresenta características de rendimentos decrescentes (Blattberg e Deighton, 1996). O resultado da empresa melhora na medida em que a taxa de retenção de clientes cresce, porém, existe um ponto em que os investimentos necessários para superar o padrão de desempenho na retenção superarão a margem gerada pelos clientes retidos e os esforços provocarão danos no resultado (Boyett e Boyett, 2003). Dada a restrição imposta aos investimentos em retenção é fundamental que a empresa adote uma estratégia de retenção segmentada, ou seja, deve investir mais nos clientes que lhe trarão maior retorno.

Vários estudos apontam a importância e relação da qualidade dos produtos e serviços para a sobrevivência da empresa em um ambiente competitivo (Zeithaml, Berry, Parasuraman, 1996). Blattberg et al. (2001) afirmam que os executivos acreditam que a satisfação do cliente em relação aos produtos e serviços da empresa é o fator determinante para a sua retenção (Reichheld, Sasser, 1990). Porém, segundo os mesmos, apesar de existirem evidências empíricas da relação entre as métricas de satisfação do cliente e a taxa de retenção, esse não é o principal fator. Não é regra para justificar que o incremento nos índices de satisfação dos clientes traz como consequência crescimento no lucro da empresa (Blattberg et al., 2000).

2.4 - Valor Vitalício do Cliente

A definição mais útil do valor individual de um cliente é o seu valor vitalício (*lifetime value*), ou seja, o valor presente líquido do fluxo de caixa futuro que uma empresa espera obter do

cliente (Peppers e Rogers, 2005). O Valor Vitalício do Cliente tem sido amplamente discutido tanto na literatura acadêmica, quanto na de negócios (Jain e Singh, 2002).

Valor Vitalício do Cliente é a diferença entre quanto custa adquirir, servir e reter o cliente e as receitas geradas deste cliente durante o seu ciclo de vida com a empresa (Berger e Nasr, 1998). Conforme observado anteriormente, a implantação do modelo de Gestão do Valor do Cliente pressupõe a capacidade da empresa de medir o Valor Vitalício do Cliente (Blattberg et al., 2000). O Valor Vitalício do Cliente (*Customer Lifetime Value*) será definido como a soma do fluxo de caixa, descontado por uma taxa apropriada, gerado por um cliente ao longo de todo período em que manterá relacionamento comercial com uma empresa (Berger e Nasr, 1998). Portanto, o VVC será calculado em unidades monetárias.

O modelo do Valor Vitalício do Cliente pode orientar a estratégia de marketing da empresa de várias maneiras:

- O VVC pode ser utilizado na identificação do perfil dos clientes que geram maior margem de contribuição para a empresa e a partir da construção do modelo orientar o processo de aquisição de novos clientes, tornando-o mais eficiente (Hansotia e Wang, 1997).
- O VVC pode ser utilizado na classificação da base de clientes, permitindo ofertas e níveis de serviço diferenciados a cada segmento (Benchwati e Eshgui, 2005).
- O VVC pode ser utilizado como indicador de desempenho da estratégia de marketing, uma vez que as ações de marketing serão consideradas eficientes na medida em que aumentarem o Valor Vitalício dos Clientes (Jain e Singh, 2002; Rust, Lemon e Zeithaml, 2001; Rust, Lemon e Zeithaml, 2004).

A Figura 2.4 ilustra a utilização do VVC no processo de gestão das ações de marketing em uma empresa. A estimativa do VVC obtida por meio do cadastro dos proponentes e VVC dos clientes irão definir o tipo e o grau de relacionamento que a empresa deve desenvolver com os seus clientes. Além disso, tem papel fundamental na tomada de decisão do composto de marketing e determina a alocação de recursos mais eficiente entre as diferentes ações de marketing e níveis de serviço oferecidos pela empresa (Mulhern, 1999).

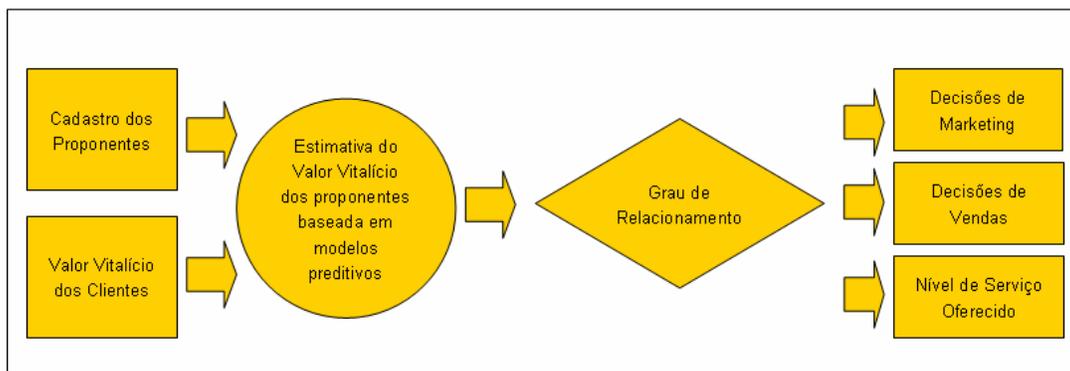


Figura 2.4 – Valor Vitalício com um motor para a gestão do relacionamento com clientes
Fonte: Sachdeva (2001)

2.5 - Categorias de Modelos de Valor Vitalício do Cliente

Vários modelos de Valor Vitalício do Cliente foram propostos na literatura acadêmica (Pfeifer e Bang, 2005). Os modelos apresentados na tabela 2.1 representam as principais correntes de pesquisa sobre o tema e estão classificados de acordo com as três categorias propostas por Jain e Singh (2002), as quais serão descritas a seguir.

Tabela 2.1 – Categoria de Modelos de Valor Vitalício do Cliente

Categoria	Estudo	Natureza do Estudo	Considerações sobre o Estudo
(A) Modelos de Cálculo do Valor Vitalício dos Clientes	(A1) Modelo Estrutural Básico	Berger e Nasr (1998)	Modelos baseados no valor presente líquido
	(A2) Modelo de Migração de Clientes	Dwyer (1997)	Considera a natureza probabilística do comportamento de compras dos clientes.
	(A3) Modelo para alocação de recursos	Blattberg e Deighton (1996)	Calcula a distribuição de recursos que otimiza o Valor do Cliente da empresa
	(A4) Modelo de relacionamento com clientes	Pfeifer e Carraway (2000)	Uso da Metodologia da Cadeia de Markov
(B) Modelos para análise da base de clientes	(B1) Modelo Pareto / NBD	Shimittlein, Morrison e Colombo (1967)	Calcula a probabilidade de uma cliente da base ainda estar ativo.
	(B2) Aplicação expandida do Modelo Pareto / NBD	Reinartz e Kumar (2000)	Calcula o tempo de relacionamento que traz lucro para a empresa onde não há contrato formal
(C) Modelos Normativos do Valor Vitalício do Cliente	(C1) Modelo do Valor do Cliente	Blattberg e Thomas (2000)	Calcula a distribuição de recursos que otimiza o Valor do Cliente da empresa
	(C2) Modelo de precificação dinâmica	Blattberg e Thomas (1997)	Indicado para estratégia de preços

Fonte: Jain e Singh (2002)

2.5.1- Modelos para o cálculo do Valor Vitalício do Cliente:

Essa categoria inclui os modelos que foram desenvolvidos com o objetivo de calcular o valor vitalício dos clientes da empresa ou para o estudo da alocação de recursos que maximizará o valor vitalício dos clientes (Jain and Singh, 2002). Dentro dessa categoria serão incluídos quatro tipos de modelos: modelo estrutural básico, modelo de migração de clientes, modelo de alocação de recursos e modelo de relacionamento de clientes.

2.5.1.1 - Modelo Estrutural Básico:

O modelo estrutural básico de cálculo é fundamentado no conceito de Valor Presente Líquido (Jain and Singh, 2002). Nesta abordagem, o Valor Vitalício do Cliente é definido como a soma do fluxo de caixa, descontado por uma taxa apropriada, gerado por um cliente ao longo de todo o período em que manterá relacionamento comercial com uma empresa (Berger e Nasr, 1998).

.A equação básica proposta pelo modelo é:

$$VVC = \sum_{t=1}^n \frac{(R_t - C_t)}{(1+d)^{t-0,5}}$$

Onde:

- VVC é o Valor Vitalício do Cliente. No original CLV.
- R_t é a receita gerada pelo cliente no período t.
- C_t são os custos necessários para a geração da receita R_t no período t.
- d é uma taxa de desconto apropriada.
- n é o número de períodos previstos para a duração do relacionamento cliente empresa.

Considerações sobre o modelo:

- ✘ Assume que as receitas e custos são gerados em um único momento no período.
- ✘ O modelo é aplicado apenas para clientes ativos, não considerando clientes que mantiveram relacionamento com a empresa no passado ou que manterão no futuro.
- ✘ Não é considerado o custo de aquisição do cliente.

Limitações:

- ✦ Não há indicação clara de como deverá ser projetado o fluxo de caixa futuro, bem como o número de períodos previstos para a duração do relacionamento comercial entre cliente e empresa. Esses parâmetros são definidos de maneira estocástica.

2.5.1.2 - Modelo de Migração de Clientes:

Dwyer (1989) descreveu um modelo de migração de clientes para a análise do valor vitalício. Neste estudo são propostas duas categorias dicotômicas para a classificação dos clientes: “*always a share*” e “*lost for goods*”. Na primeira categoria estão os clientes que contam com vários vendedores e podem alternar as suas compras entre eles. Na segunda categoria estão os clientes que concentram os seus pedidos em uma única empresa e a mudança de fornecedor não é uma decisão trivial, podendo gerar custos.

Para a categoria “*lost for goods*” é proposto uma variação do modelo estrutural básico. Entretanto, para a categoria de clientes “*always-a-share*”, é proposto um modelo de migração de clientes. Esse modelo apresenta uma vantagem em relação ao modelo estrutural básico ao considerar a natureza probabilística do comportamento de compras do cliente. Baseado no histórico do cliente as probabilidades de compra são atualizadas. Dessa forma, um cliente deve ser considerado retido pela empresa mesmo quando ele não efetua compras em um período específico. O modelo de migração calcula a probabilidade de um cliente deixar a empresa em um período e uma probabilidade menor de retornar no período seguinte. Se o cliente deixar a empresa por dois períodos seguidos, uma probabilidade menor ainda será calculada.

Considerações sobre o modelo:

- ✦ Assumir a natureza probabilística do comportamento de compras e considerar um cliente que faz transações intermitentes ao longo do tempo torna o modelo de Dwyer mais próximo da realidade (Jain e Singh, 2002).
- ✦ Esse modelo é simples o suficiente para ser usado na prática.

Limitações:

- ✦ Os períodos analisados são fixos e assume-se que as compras e fluxo de caixa ocorrem sempre no mesmo momento em todos os períodos.

2.5.1.3 - Modelo para a alocação de recursos de marketing:

Blattberg e Deighton (1996) propõem um modelo capaz de orientar as decisões de alocação dos investimentos de marketing. Segundo os autores, o esforço de marketing pode ser dividido entre as ações que buscam atrair novos clientes e as ações que tem por objetivo de reter os atuais. Dessa forma, o modelo estimará a melhor combinação de investimentos em aquisição de clientes e retenção de clientes, tendo como critério a maximização do Valor do Cliente para a empresa (Jain e Sing, 2002).

No modelo assume-se o pressuposto de que se o investimento no fluxo de aquisição de novos clientes fosse aumentado, provavelmente a taxa de conversão de proponentes em clientes seria maior. De forma análoga, se os esforços para a retenção dos clientes atuais fossem aumentados, o desempenho da empresa nesse indicador melhoraria. Um pressuposto essencial do modelo é de que o traçado de uma hipotética curva representando a taxa de sucesso na aquisição de novos clientes, em função do investimento no processo de aquisição, segue uma forma logarítmica que tenderia a um provável valor máximo para o índice, conforme pode ser observado no Gráfico 2.1 (Blattberg e Deighton, 1996). Esse pressuposto faz com que, conhecidos dois pontos da curva, seja possível traçá-la. Primeiramente, através da análise do banco de dados da empresa é possível identificar quais foram os gastos com aquisição de clientes no último período e qual foi a taxa de sucesso com esse nível de investimento. Além disso, pode-se inferir uma taxa de sucesso máximo, com base no histórico desse índice.

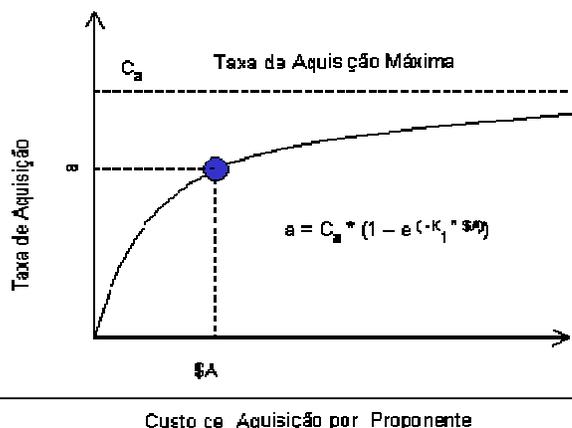


Gráfico 2.1- Taxa de aquisição por proponente em relação ao custo de aquisição
Fonte: Blattberg e Deighton (1996)

A equação da margem de contribuição líquida segue a lei dos rendimentos decrescentes e, portanto, haverá uma combinação de gastos por proponente e taxa de sucesso a partir da qual a contribuição marginal irá decrescer. A partir da identificação da equação que correlaciona a taxa de aquisição com o custo de aquisição por proponente e da equação do valor do cliente no primeiro período é possível otimizar o sistema, o que resulta na obtenção do ponto de inflexão da curva (Gráfico 2.2), que é a informação do investimento por proponente que maximizará a margem de contribuição dos clientes. Conforme observado no início do capítulo, a partir desse ponto novos investimentos acarretarão perda de desempenho na empresa.

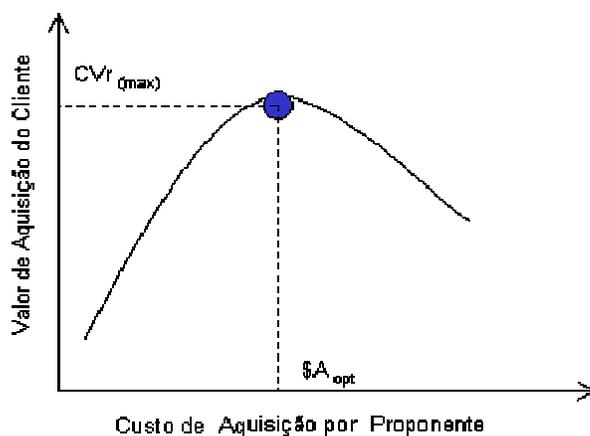


Gráfico 2.2 - Valor de Aquisição em relação ao custo de aquisição por proponente
 Fonte: Blattberg e Deighton (1996)

De maneira análoga é possível traçar a curva que caracteriza a relação entre investimentos e retorno no processo de retenção da companhia.

Caso a empresa não tivesse restrição orçamentária, a solução para a otimização desse sistema seria a otimização dos dois fluxos isoladamente. Todavia, as empresas trabalham com restrições orçamentárias e a distribuição deverá obedecer a solução que otimiza o sistema de equações.

2.5.1.4 - Modelo de Relacionamento com Clientes:

Pfeifer e Carraway (2000) propuseram que a classe geral de modelos matemáticos chamados de Modelos da Cadeia de Markov (MCM) são apropriados para modelar o relacionamento com clientes. Os autores acreditam que os modelos MCM são flexíveis e podem ser utilizados tanto para o estudo de retenção de clientes, como para a migração de clientes. Na maioria dos

modelos de valor vitalício, quando um cliente se torna inativo ele é tratado como um cliente cancelado e, caso volte a efetuar transações no seu retorno, como um novo cliente. Nesses modelos não há provisão para os clientes ficarem inativos por algum tempo e ainda assim serem considerados clientes retidos.

A migração de clientes refere-se à situação onde um cliente deve ficar inativo por alguns períodos e ainda assim continua a ser tratado como um cliente retido.

A natureza probabilística do MCM permite “accounting for the inherent stochasticity in customer relationships”.

2.5.2 - Modelos para a análise da base de clientes:

Modelos para analisar informações da base de clientes e construção de modelos preditivos do comportamento futuro dos clientes.

Estes modelos levam em conta o comportamento de compra da base de clientes para prever a probabilidade de compras para o período seguinte.

Estes modelos levam em consideração o comportamento estocástico dos clientes nas suas compras e então é observada a individualidade do cliente para o cálculo da probabilidade de compras para o próximo período.

2.5.2.1 - Modelo de Pareto / NBD

Schmittlein, Morrison e Colombo (1987) propuseram um modelo, chamado de Pareto / NBD, que calcula a probabilidade de um cliente continuar ativo.

Esse modelo requer a informação do número de clientes e quando os clientes fizeram as transações anteriores como entrada do modelo.

Os autores demonstraram que esse modelo pode ser usado para responder a questão acerca do número de clientes retidos de uma empresa, o crescimento da base de clientes no ano anterior, quais indivíduos da base parecem ativos e quais parecem inativos e qual o nível de transações pode ser esperado para o próximo período, tanto para o grupo quanto individualmente.

O modelo de Pareto / NBD é aplicável quando não se tem domínio da informação de que o cliente se tornou inativo e o cliente pode fazer uma nova compra a qualquer momento. Esse modelo é muito útil para empresas que tem clientes antigos.

O cálculo do valor vitalício do cliente implica na determinação do número de clientes que continuarão ativos nos períodos subsequentes à análise. Esse modelo proporciona uma maneira sofisticada de se obter essas probabilidades.

2.5.2.2 - Aplicação estendida do modelo de Pareto / NBD

Reinartz e Kumar (2000) apresentaram um modelo para identificação da probabilidade de duração do relacionamento entre o cliente e a empresa em uma situação em que não há um contrato formal que deve ser rompido.

Quando não há um contrato formal, uma nova compra depende exclusivamente do comportamento do cliente.

Reinartz e Kumar (2000) estenderam o modelo proposto por Schmittlein et al. (1987) através da transformação da estimação da probabilidade contínua de um cliente continuar ativo em uma medida dicotômica (vivo / morto).

2.5.3 – Modelos Normativos para o Valor Vitalício do Cliente

São considerados como normativos, os modelos voltados à discussão do que as organizações devem fazer ou que tipo de sistema de marketing a sociedade deve possuir. Em contraponto, são considerados como positivos os modelos que procuram descrever, explicar, entender e prever os fenômenos e atividades de marketing que já existem (Hunt, 1976).

Os modelos classificados nesta categoria têm um escopo mais amplo do que os classificados nas categorias anteriores. Um exemplo de problema de pesquisa discutido por esses modelos diz respeito à crença de que clientes mais antigos são mais rentáveis. Vários pesquisadores e praticantes forneceram diversas razões para suportá-la. Entretanto vários estudos empíricos contradizem essa crença. (Jain e Singh, 2002).

Entre os estudos normativos, as abordagens propostas por Rust (et al., 2000) e por Blattberg (2000) são as que mais ganharam destaque. Embora as duas correntes defendam que os

clientes devam ser tratados como ativos financeiros, elas diferem na análise dos elementos componentes do valor do cliente e em como o valor do cliente deve ser calculado (Boyett e Boyett, 2003).

2.5.3.1 - Modelo de Gestão através do Valor do Cliente

Esse é modelo está servindo de fio condutor para a investigação do modelo de cálculo, objeto de estudo desta tese. Conforme observado anteriormente, Blattberg considera que o modelo do Valor do Cliente deixou de ser uma extensão do modelo estrutural básico para o cálculo do VVC dos clientes para se tornar um sistema integrado de marketing a partir da contribuição de Getz e Thomas (Blattberg et al., 2000).

De acordo com esse modelo, o Valor do Cliente deve ser decomposto em função do Valor de Aquisição (V_A), Valor de Retenção (V_R) e Valor de Venda Casada (V_{VC}). Os recursos da empresa devem ser divididos entre o processo de adquirir novos clientes, reter os já conquistados e vender mais para eles. Dessa forma, o principal objetivo da empresa deve ser atingir o nível ideal de gastos em cada um desses processos para maximizar o valor total do tempo de vida dos clientes da empresa (Blattberg et al., 2000).

Blattberg et al. (2000) definem aquisição do cliente como as interações que ocorrem entre a empresa e o cliente desde o momento do primeiro contato até o momento que o cliente retorna para comprar. Observa-se que essa perspectiva de processo difere da tradicional perspectiva transacional, segundo a qual a aquisição termina com a primeira compra.

Para produtos com um ciclo de aquisição curto, a retenção de um cliente ocorre quando o mesmo continua a adquirir o produto ou serviço da empresa no período posterior (Blattberg et al., 2000).

Blattberg et al. (2000) distinguem o conceito de venda casada³ (*ad-on selling*) do conceito de venda cruzada (*crossselling*):

³ O conceito proposto pelos autores não tem relação com o conceito de venda casada proibido pela legislação brasileira.

A maioria dos gerentes confunde venda casada com venda cruzada. Contudo, a venda casada é mais ampla do que a venda cruzada: ela inclui a venda cruzada, mas não se limita a ela. A venda cruzada depende de interações ou relacionamentos específicos entre produtos. A venda casada não. Vender impressoras juntamente com computadores pessoais é um exemplo de venda cruzada. A venda casada está mais próxima do conceito de venda de base instalada, que de modo tão eficaz a IBM utilizou, nas décadas de 1950 e 1960, quando exigia que sua força de vendas vendesse produtos adicionais para sua base de clientes. A venda casada é a atividade associada à venda de qualquer produto e serviço extra aos clientes atuais.

Equação básica:

$$VC_s = VC_{A_s} + VC_{R_s} + VC_{VC_s}$$

Cálculo do Valor dos Clientes:

O cálculo do Valor dos Clientes de uma safra requer uma equação matemática que represente a relação existente entre as variáveis chaves e o valor dos clientes. Essa equação deve ainda permitir a análise de como o composto de marketing afeta as variáveis chaves no longo prazo. A equação fundamental do Valor dos Clientes é a seguinte:

$$CE_{(t)} = \sum_{i=0}^I N_{i,t} \alpha_{i,t} (S_{i,t} - c_{i,t}) - N_{i,t} B_{i,\alpha,t} + \sum_{k=1}^{\infty} N_{i,t} \alpha_{i,t} \rho_{i,y+k} (S_{i,t+k} - c_{i,t+k} - B_{i,r,t+k} - B_{i,AO,t+k}) \left(\frac{1}{1+d} \right)^k$$

$$CE = \sum_{k=0}^t CE_{t-k}$$

Onde:

$CE_{(t)}$ é o valor do cliente adquirido no período t.

$N_{i,t}$ é o número de potencial de clientes no período t para o segmento i.

$\alpha_{i,t}$ é a probabilidade de aquisição no período t para o segmento i.

$\rho_{i,t}$ é a probabilidade de retenção no período t para o segmento i.

$B_{i,\alpha,t}$ é o custo por proponente com ações de marketing cujo objetivo era a aquisição de clientes no período t para o segmento i.

$B_{i,r,t}$ é o custo com ações de marketing cujo objetivo era a retenção de clientes no período t para o segmento i.

$B_{i,AO,t}$ é o custo com ações de marketing cujo objetivo era a venda casada de produtos no período t para os clientes para o segmento i.

d é a taxa de desconto.

$S_{i,t}$ é a receita com vendas de produtos e serviços no período t para o segmento i.

$c_{i,t}$ é o custo dos produtos vendidos no período t para o segmento i.

I é o número de segmentos.

i é a designação do segmento.

k é o número de períodos decorridos desde a aquisição.

2.5.3.2 – Modelo de Rust

Rust, Zeithaml e Lemon (2000) desenvolveram um modelo conceitual capaz de ajudar na reformulação da maneira pela qual as empresas abordam a estratégia corporativa. O modelo provê uma estrutura conceitual para auxiliar as empresas a maximizarem o seu ativo mais importante, o Valor dos Clientes.

O estudo originou-se de duas pesquisas paralelas. Em primeiro lugar observou-se a necessidade de uma estrutura estratégica ampliada pela qual as empresas pudessem nortear as iniciativas corporativas. Fundamentado no conceito de Valor dos Clientes proposto por Blattberg e Deighton (1996), buscou-se um modelo ampliado de retenção de clientes que pudesse ser usado para direcionar a estratégia.

Simultaneamente, Rust e Zeithaml desenvolveram um estudo sobre segmentação de mercado baseada na lucratividade do consumidor (a pirâmide de clientes). Os dois projetos se uniram quando se observou que a lucratividade do cliente e o valor vitalício do cliente poderiam ser usados para direcionar a estratégia, através do reconhecimento dos fatores que influenciam a retenção de clientes e a troca de marcas.

A proposição deste modelo é de que o Valor do Cliente pode ser decomposto em três partes: valor de mercado, valor da marca e valor de retenção. A análise de cada um dos componentes e dos fatores que o influenciam é vital para a empresa definir a sua estratégia. A empresa deverá determinar qual componente é mais relevante para a empresa ou setor e alocar mais recursos neste fator. Vale observar que tanto no modelo proposto por Blattberg (et al., 2000),

quanto no de Rust (et al., 2000) a decomposição do Valor do Cliente tem como principal objetivo auxiliar a empresa na alocação de recursos. A seguir será desenvolvida uma breve descrição de cada um dos componentes do Valor do Cliente.

Valor de Mercado

A escolha dos clientes é influenciada por percepções de valor, que são formadas principalmente por percepções de qualidade, preço e conveniência. Essas percepções tendem a ser relativamente cognitivas objetivas e racionais (Rust et al., 2000). As empresas podem aumentar o valor de mercado de duas maneiras. Primeiro elas podem oferecer aos clientes mais do que eles desejam em comparação com as ofertas das empresas ou marca concorrente. Como exemplo, uma Administradora de Cartões pode oferecer anuidades mais baixa ou melhor serviço na central de atendimento. Uma segunda maneira é reduzir o que os clientes têm que dar para realizar negócios com empresa. Como exemplo, a Administradora pode simplificar a lista de documentos exigidos para a contratação do serviço ou tornar o processo mais rápido fazendo com que o cliente gaste menos tempo.

Valor da Marca

Os clientes também podem ter percepções de uma marca que não são explicadas pelos atributos objetivos da empresa. Essas percepções tendem a ser relativamente emocionais, subjetivas e irracionais (Rust et al., 2000). A percepção de marca inclui esforços da empresa para se comunicar com os clientes da sua base ou para atrair novos clientes (Boyett e Boyett, 2003).

Valor de Retenção

Valor obtido com a implantação de programas de retenção de desenvolvimento de relacionamentos (Rust et al., 2000). Como exemplos, podem ser citados os programas de milhagem e os programas de recompensa.

Cálculo do Valor Vitalício e do Valor do Cliente

Apesar dos autores (Rust et al., 2000) reconhecerem que a modelagem matemática forma a base para grande parte daquilo que descrevem em seu livro, ela não foi aprofundada. Em 2004 foi publicado um artigo (Rust et al., 2004) que, segundo os autores, complementa o trabalho de 2000. O artigo traz a análise estatística e os detalhes para a implantação do modelo. Vale observar que as técnicas estatísticas propostas no artigo são inconsistentes com a única equação matemática proposta no livro (Rust et al., 2004).

2.6 – Modelo de cálculo proposto:

No próximo capítulo será discutido o modelo escolhido, que é fortemente influenciado pelos conceitos propostos por Blattberg et al. (2000).

Capítulo 3: Modelo Proposto

3.1 - Introdução

O principal objetivo de um gestor é o de maximizar o valor das ações de sua empresa (Brigham, Gapenski e Ehrhardt, 2001). Para que a empresa se mantenha competitiva, é preciso que ela descubra como manter os seus clientes por mais tempo, como fazer com que gastem mais com o seu produto e se tornem mais lucrativos e como atendê-los mais eficientemente (Peppers e Rogers, 2005). Cada cliente proporciona um determinado Valor Vitalício para a empresa, o qual deve ter o seu cálculo estimado e, a partir dessa informação, deverão ser planejadas diferentes ações de marketing de acordo com o valor de cada cliente (Kumar, Ramani e Bohling, 2004).

O valor baseia-se nos fluxos de caixa e nos lucros que a empresa irá obter com esse cliente no futuro (Brigham, Gapenski e Ehrhardt, 2001). O modelo de cálculo proposto tem como objetivo auxiliar os gestores a estimar os fluxos de caixa futuros orientá-los nos atos que terão maior probabilidade de aumentar o Valor Vitalício do Cliente (Brigham, Gapenski e Ehrhardt, 2001).

Neste estudo será investigado um modelo de cálculo aderente às recomendações de Blattberg et al. (2000), porém, com a introdução da técnica de modelos lineares hierárquicos para a estimação da margem de contribuição gerada pelo cliente.

Vale lembrar que o modelo quantitativo proposto por Blattberg (et all 2001) é aplicado a empresas que possuem um banco de dados longitudinal de seus clientes, o que é o caso das Administradoras de Cartões de Crédito brasileiras. Outra característica dessas empresas é a de se relacionar com seus clientes por meio de um contrato, o qual é iniciado e é rompido de maneira formal. Em outras palavras, o início do ciclo de vida do cliente na companhia, bem como o seu término, são bem definidos.

Conforme foi visto nas seções anteriores, na literatura acadêmica existem diversos modelos para o cálculo do Valor Vitalício (Berger e Nasr, 1998; Blattberg e Deighton, 1996; Dwyer, 1989 e Pfeifer e Carraway, 2000). Esses modelos utilizam como variáveis dependentes taxa

de retenção, margem de contribuição por transação ou por período, taxa de cancelamento, taxa de desconto, tempo de relacionamento com a empresa, etc. (Pfeifer e Bang, 2005).

Neste capítulo será apresentado o modelo estrutural básico sob estudo e discutidos os seus principais componentes. Propõe-se apresentar o modelo de cálculo primeiramente no seu nível mais agregado e em seguida analisar cada um dos seus componentes. Dessa forma, o capítulo será dividido em cinco seções. Na primeira seção será discutido o cálculo do Valor do Cliente. Em seguida, será apresentado o modelo de cálculo do Valor Vitalício do Cliente, propondo-se a decomposição do modelo. Na sequência, serão estudados os três principais componentes que explicam o Valor Vitalício: a função da distribuição da probabilidade de um cliente manter o seu relacionamento comercial com a Administradora até um determinado período, o fluxo de caixa futuro gerado pelo cliente e a taxa de desconto utilizada para calcular o valor presente do fluxo de caixa futuro.

Apesar de na literatura acadêmica existirem diversos artigos descrevendo o cálculo do Valor Vitalício do Cliente, poucos sugerem técnicas estatísticas que poderiam ser úteis para este fim. Ao final de cada seção serão indicadas as técnicas e estimadores utilizados no modelo proposto, bem como a justificativa da escolha. O detalhamento do uso das técnicas será desenvolvido no próximo capítulo que trata dos fundamentos metodológicos da pesquisa.

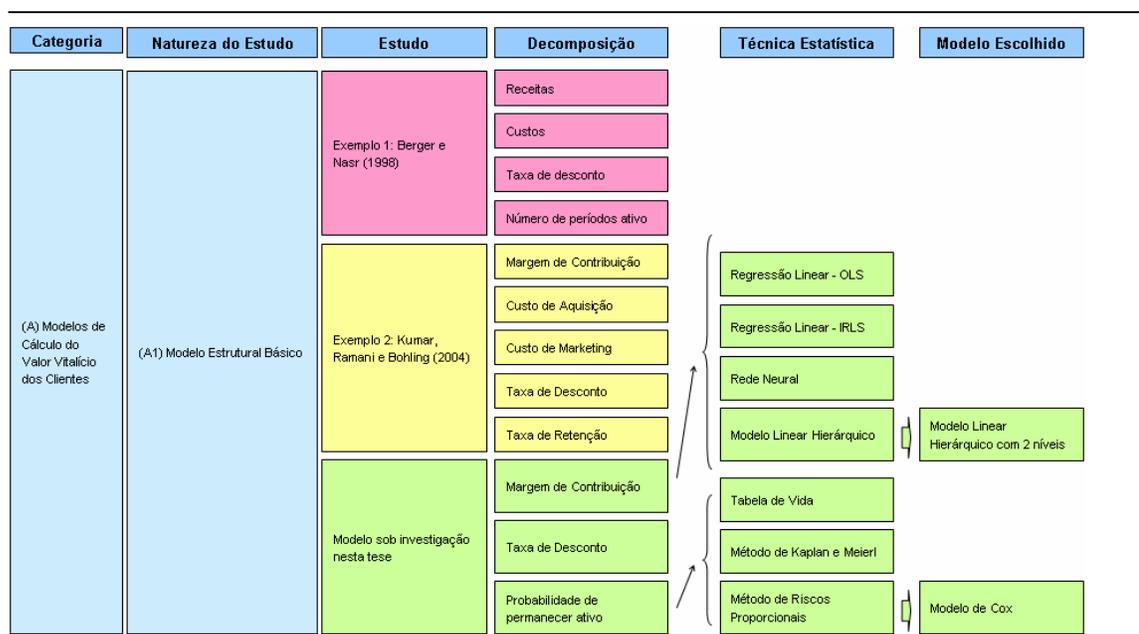


Figura 3.1 – Ilustração dos níveis do modelo de cálculo do modelo proposto.

Fonte: elaborado pelo autor

A figura 3.1 mostra, de maneira ilustrativa, que há cinco níveis de decisão envolvidos na escolha do modelo de cálculo do Valor Vitalício do Cliente: categoria, natureza do estudo, forma de decomposição, técnicas estatísticas utilizadas e método de estimação.

Nas seções seguintes serão desenvolvidos e analisados esses níveis.

3.2 - Modelo de Cálculo do Valor do Cliente

Um modelo é uma representação dos principais elementos do mundo real (Leeflang et al., 2000). Geralmente, os problemas de marketing não são nem estritamente quantitativos, nem estritamente qualitativos. Dessa forma, tanto a abordagem quantitativa, quanto a qualitativa são necessárias (Leeflang et al., 2000). As técnicas quantitativas são ferramentas para o entendimento, explicação e previsão dos fenômenos de marketing (Hunt, 1976). Modelos construídos de maneira apropriada podem fornecer discernimento sobre as relações estruturais entre as variáveis de marketing (Leeflang et al., 2000). Segundo a classificação proposta por Jain e Singh (2002), o modelo sob investigação neste estudo pode ser considerado como pertencente à categoria de modelos que tem por objetivo calcular o valor vitalício dos clientes da empresa ou para o estudo da alocação de recursos que maximizará o valor vitalício dos clientes. Dentro dessa categoria são incluídos quatro tipos de modelos: modelo estrutural básico, modelo de migração de clientes, modelo de alocação de recursos e modelo de relacionamento de clientes.

O Valor do Cliente ou Ativo em Clientes (*Customer Equity*) será definido como a soma do Valor Vitalício de todos os clientes de uma empresa (Kumar, Ramani e Bohling, 2004).

$$VC = \sum_{i=0}^N VVC_i$$

Onde:

- VC é o Valor do Cliente ou Ativo em Clientes da empresa.
- VVC_i é o Valor Vitalício do Cliente i .
- N é o número de clientes da empresa.

3.3 - Cálculo do Valor Vitalício do Cliente

No modelo estrutural básico o Valor Vitalício do Cliente é definido como a soma do fluxo de caixa, descontado por uma taxa apropriada, gerado por um cliente durante todo o período em que manterá relacionamento comercial com uma empresa (Berger e Nasr, 1998).

O cálculo do Valor Vitalício requer uma equação matemática que represente a relação existente entre as variáveis chaves e o valor dos clientes. Essa equação deve ainda permitir a análise de como o composto de marketing afeta as variáveis chaves no longo prazo.

O valor de um ativo financeiro é simplesmente a soma dos valores presentes dos fluxos líquidos individuais de caixa (Ross, Westerfield e Jaffe, 1995). O conceito de valor do dinheiro no tempo define a relação entre um montante hoje e um montante, possivelmente incerto, no futuro (Ross, Westerfield e Jaffe, 1995). O valor de um projeto é obtido multiplicando-se o fluxo líquido de caixa pelo fator apropriado de valor presente (Brigham, Gapenski e Ehrhardt, 2001). Um projeto cria valor para os acionistas da empresa se, e somente se, o valor presente líquido dos fluxos de caixa incrementais for positivo (Horngren, Sundem e Stratton, 2001).

O passo mais importante, mas também o mais difícil, no cálculo do valor presente líquido, é a estimativa dos fluxos de caixa (Brigham, Gapenski e Ehrhardt, 2001). Portanto, o cálculo do valor presente líquido implica no conhecimento do fluxo líquido de caixa e na definição de uma taxa apropriada de desconto. A equação básica do Valor Vitalício do Cliente até o período T será a seguinte:

$$VVC_i(T) = \sum_{t=0}^T S_i(t) * M_i(t) * (1 + R)^{-t}$$

Onde:

- $VVC_i(T)$ é o Valor Vitalício do Cliente até o período t.
- $M(t)$ é a margem de contribuição gerada pelo cliente i no período t.
- $S_i(t)$ é a probabilidade do cliente manter o relacionamento comercial com a empresa até o período t.

— R é uma taxa de desconto apropriada para trazer o fluxo de caixa a valor presente.

Vale observar que a técnica estatística escolhida para modelar a margem de contribuição gerada e analisar a curva de sobrevivência permitirá considerar as características individuais de cada associado no cálculo.

3.4 – Fluxo de Caixa Futuro

No cálculo do Valor Vitalício do Cliente, o uso do modelo do fluxo de caixa ajuda a eliminar algumas das questões mais complexas que, de outro modo, teriam de ser apresentadas pela empresa em seus investimentos de capital, sua depreciação e amortização. O modo mais preciso para lidar com essa situação é considerando a margem de contribuição do associado (Peppers e Rogers, 2005).

3.4.1 – Conceito de Margem de Contribuição

A margem de contribuição unitária pode ser definida como a diferença entre a receita e o custo variável de cada produto (Brigham, Gapenski e Ehrhardt, 2001). Ela deve ser entendida como o valor que cada unidade comercializada efetivamente traz à empresa de sobra entre sua receita e o custo que de fato provocou e lhe pode ser imputado sem erro (Martins, 1982). O conceito de margem de contribuição é definido e estudado pelas áreas de contabilidade, finanças e economia.

Na contabilidade o conceito de margem de contribuição é definido como a diferença aritmética entre as receitas e os custos associados, em regime de competência e não de caixa (Martins, 1982). Os contadores tendem a visualizar retrospectivamente as finanças da empresa, pois é sua função manter sob controle os ativos e passivos, bem como avaliar as performances do passado (Pindyck, Rubinfeld, 1994). Economistas tratam os custos de forma diferente dos contadores, os quais estão preocupados com os demonstrativos financeiros da empresa. Os economistas tendem a visualizar as possibilidades futuras da empresa. Eles se preocupam com os custos que poderão ocorrer no futuro e com os critérios que serão utilizados pela empresa para reduzir seus custos e melhorar a sua lucratividade. Deverão, portanto, estar preocupados com custos de oportunidade, ou seja, os custos associados com as

oportunidades que serão deixadas de lado, caso a empresa não empregue seus recursos em sua utilização de maior valor (Pindyck, Rubinfeld, 1994).

Pfeifer et al,(2005) afirmam que o uso da palavra valor em Valor Vitalício do Cliente é mais próximo ao uso da palavra valor nas finanças, como é o caso da avaliação de ativos financeiro através da determinação do seu valor presente líquido.

Frequentemente são confundidas as expressões “margem de contribuição” e “margem bruta” (Pfeifer et al., 2005). A margem bruta, também chamada de lucro bruto, é o excesso das vendas sobre o custo dos produtos vendidos, isto é, o custo da mercadoria adquirida ou manufaturada e vendida. Esse é um conceito amplamente usado, particularmente no setor varejista (Horngren, Sundem e Stratton, 2004).

A margem de contribuição focaliza em vendas com relação a todos os custos variáveis, enquanto a margem bruta focaliza em vendas com relação ao custo dos produtos vendidos (Horngren, Sundem e Stratton, 2004).

3.4.2 - Custos Fixos versus Custos Variáveis

Os custos indiretos, principalmente os fixos, provocam uma dificuldade na apropriação. Existem dois tipos de dificuldade: A primeira refere-se ao fato de serem, no total, independentes dos produtos e volumes e isso faz com que seu valor por unidade dependa diretamente da quantidade elaborada. A segunda dificuldade está relacionada com o critério de rateio, já que, dependendo do que for escolhido, pode ser apropriado um valor diferente para cada unidade de cada produto (Martins, 1982).

Os analistas financeiros frequentemente classificam os custos em dois tipos: custos variáveis e custos fixos (Ross, Westerfield e Jeffrey, 1995). Definindo-se um direcionador de custos como qualquer medida de produção que gera custos, isto é, que ocasiona o consumo de recursos onerosos, pode-se conceituar o custo variável como aquele que muda em proporção direta às mudanças no nível do direcionador de custos. Em contraste, um custo fixo não é imediatamente afetado pelas mudanças no nível do direcionador de custos (Horngren, Sundem e Stratton, 2004). Os custos fixos geralmente são medidos como gastos por unidade de tempo, tal como um aluguel mensal ou salário anual (Ross, Westerfield e Jeffrey, 1995).

Naturalmente, os custos fixos não são fixos para sempre. Eles são fixos apenas por um período determinado.

A finalidade principal do emprego do conceito de custeio variável na execução dos procedimentos da contabilidade de custos parece ser a revelação da margem de contribuição ou contribuição marginal.

3.4.3 Vantagens e desvantagens da adoção do conceito de Margem de Contribuição

A desvantagem de se alocar os custos totais quando se define o valor vitalício do cliente é que muitos dos custos incorridos por uma empresa não podem ser razoavelmente atribuídos a clientes individuais. Em vez disso, eles devem ser alocados de acordo com algum critério ou fórmula de rateio.

Outro meio de avaliar o valor de um cliente específico é calculando seu custo para a empresa se ele simplesmente desaparecer da base de clientes, enquanto tudo mais se mantiver constante.

O modo mais preciso de se lidar com essa situação é pensar na sua contribuição financeira marginal.

O cálculo do ativo de clientes, acumulado a partir da contribuição de um grupo de clientes, não deve ser realizado pela adição aritmética do valor vitalício dos clientes individuais, mas pela agregação da contribuição marginal dos clientes, contabilizando-se aí os custos anteriormente não alocados, à medida que essa agregação reúna grupos de clientes cada vez maiores. Um custo que não possa ser atribuído com mínimo de lógica a um único cliente pode ser facilmente atribuído a um grupo.

Quando se considera o ativo de clientes de um determinado grupo, custos anteriormente “não alocados” devem ser acrescentados aos cálculos de acordo com uma regra simples: gastos não alocados são aqueles que seriam ainda assim efetuados mesmo se aquele cliente, ou grupo de clientes, fosse excluído da base de clientes, enquanto o resto permanecesse constante.

Talvez o cálculo mais direto e economicamente preciso do valor vitalício do cliente seja aquele que tem por base o fluxo de caixa livre. O fluxo de caixa livre é o método mais utilizado e a valoração econômica mais aceita no que diz respeito às operações de uma empresa ou negócio (Peppers e Rogers, 2005).

Um cálculo de fluxo de caixa de valor vitalício do cliente pode ter como base, tanto fluxos de caixa totalmente alocados, quanto fluxos de caixa marginais.

A vantagem mais importante do modelo de fluxo de caixa, entretanto, quer seja marginal ou totalmente alocado, é que não seria mais necessário reconciliar contas de capital e de depreciação, seja para a própria empresa ou para qualquer grupo de clientes dentro dela. Entre outras coisas, isso significa que os efeitos diretos de qualquer investimento destinado a fortalecer o relacionamento com clientes serão captados com mais precisão em um modelo de fluxo de caixa de valor vitalício do cliente.

3.5 - Modelos Lineares Hierárquicos

Este estudo propõe a introdução da técnica estatística de modelos lineares hierárquicos na explicação e entendimento do comportamento da margem de contribuição gerada pelo cliente, que por sua vez, traz uma contribuição para o cálculo do valor vitalício do cliente.

3.5.1 - Histórico do desenvolvimento da teoria estatística para modelos lineares:

O modelo utilizado nesse estudo aparece na literatura acadêmica sob vários nomes (Bryk e Raundenbush, 1992). Na Sociologia o modelo é denominado de modelo linear multinível (Goldstein, 1995). O termo multinível refere-se a uma estrutura de dados agrupados ou hierarquizados, geralmente pessoas dentro de grupos organizacionais, entretanto o agrupamento pode estar relacionado à medidas repetidas (Hox, 2002).

Na área de Biomédicas, os termos modelos de efeito misto e modelos de efeitos aleatórios também são comuns (Laird e Ware, 1982).

Há também referência de modelos de regressão com coeficientes aleatórios na Econometria que na literatura estatística são denominados de modelos de componentes de covariância (Dempster, Rubin e Tsutakawa, 1981).

Bryc e Raundenbush (1992) adotaram o termo modelos lineares hierárquicos porque o julgaram conveniente para caracterizar a natureza da estrutura dos dados ao qual o modelo se aplica. O termo foi introduzido por Lindley e Smith (1972) e Smith (1973) como parte da

contribuição para a estimação Bayesiana de modelos lineares. Dentro desse contexto, os autores elaboraram um modelo geral para dados agrupados como uma estrutura complexa de erro (Bryk e Raundebush, 1992).

Dempster et al. (1981) demonstraram a aplicabilidade do modelo para estrutura hierárquica de dados. Laird e Ware (1982) e Strenio, Weisberg e Bryk (1983) aplicaram o mesmo conceito no estudo de crescimento.

Os modelos acima não são exatamente os mesmos, entretanto, todos assumem que existe uma hierarquia no conjunto de dados observados, consideram uma única variável resposta, a qual é medida no nível mais baixo e variáveis explicativas em todos os níveis hierárquicos (Hox, 2002).

Considerando-se a natureza dos dados, podem-se utilizar modelos lineares hierárquicos (Hofmann, 1997), os quais permitem investigar a influência das características de cada nível da hierarquia no comportamento de uso do cartão pelos associados e na diferenciação entre os indivíduos, por exemplo, e, ainda, separar a variabilidade nos resultados associada aos indivíduos da variabilidade para um mesmo indivíduo, associadas ao tempo decorrido desde a aquisição do cartão (Bryk e Raundebush, 1992). Muito comuns no exterior (Deadrick, Bennett e Russell, 1997), modelos que empregam MLH passaram a ser utilizados no Brasil na área de Educação desde os anos finais da década de 90 (Soares e Mendonça, 2000). Mais recentemente a técnica de HLM também passou a ser utilizada no estudo de temas relacionados à administração de empresas (Moraes, 2005).

3.5.2 - Principais Alternativas para o Estudo de Dados em Múltiplos Níveis:

No caso em que existem variáveis em mais de um nível de análise, há três alternativas principais para o estudo dos dados (Hofmann, 1997).

A primeira alternativa consiste em desagregar os dados de tal forma que cada unidade de nível inferior assume o mesmo valor das variáveis explicativas, oriundo do nível superior na qual ela é agrupada. Em outras palavras, os dados são desagregados e é associado a cada caso de um mesmo grupo o mesmo valor, oriundo do nível superior. Isto equivale, por exemplo, em um modelo de dois níveis (associado – nível 1 e tipo de cartão adquirido – nível 2), atribuir a um mesmo cliente (nível inferior) de um mesmo tipo de produto (nível superior) o mesmo valor de uma variável explicativa que caracteriza o tipo de produto, por exemplo, as características do programa de fidelidade ou o valor da anuidade. A partir dessa passagem, pode-se utilizar um modelo não hierárquico para a análise dos casos individuais, por exemplo, um modelo de regressão múltipla convencional. O problema com essa solução é que vários indivíduos estão no mesmo nível e, conseqüentemente, estão expostos ao mesmo estímulo. Dessa forma, não é satisfeita a condição da independência das observações, que é necessária para a aplicação dos métodos estatísticos tradicionais (Bryk e Raundebush, 1992). A desobediência a essa condição faz com que as estimativas dos erros padrão nos testes estatísticos convencionais sejam subestimadas e obtêm-se muitos resultados equivocadamente significantes (Hox, 2002). Em um artigo clássico, Moulton (1990) apresenta um exemplo em que os erros padrão de variáveis desagregadas do nível superior são subestimados em 3 a 5 vezes a sua magnitude.

A segunda alternativa é agregar as unidades do nível inferior e investigar as relações no nível agregado de análise. Por exemplo, estudando a margem média dos clientes (nível inferior) e buscando explicar esta margem média a partir de uma característica tipo de cartão adquirido pelo cliente (nível superior). A desvantagem dessa alternativa é que o significado potencial da variância do nível individual é ignorado. Essa análise pode ser particularmente importante quando há razões teóricas para apoiar a heterogeneidade das unidades do nível inferior, por exemplo, quando há fortes tendências de mudança da margem de um momento para o outro.

O modelo linear hierárquico representa a terceira alternativa para se lidar com estruturas de agrupamentos hierárquicos de dados. Apesar de essa técnica ser amplamente utilizada em

estudos da área de Educação, a sua aplicação no campo da Administração é recente e pouco freqüente (Hoffman, 1977).

3.5.3 - Vantagens da aplicação de técnicas de análise multinível.

MLH é uma técnica analítica especialmente desenvolvida para analisar modelos com diversos níveis (Bryk e Raudenbush, 1992). Concretamente, isso se reflete na especificação do modelo multinível, por exemplo, da seguinte forma: para o modelo de regressão clássico o intercepto e o coeficiente de inclinação são parâmetros fixos, enquanto que para o modelo multinível o intercepto e o coeficiente de inclinação são considerados parâmetros aleatórios, dependentes da influência do nível hierárquico mais alto (Soares e Mendonça, 2000).

Os modelos estatísticos convencionais assumem a independência das observações. Caso este pressuposto seja violado, a estimativa do erro padrão dos testes estatísticos será muito pequena, o que acarretará problemas de significância (Hox, 2002). O MLH assume explicitamente que indivíduos de um mesmo grupo devem ser mais parecidos entre si do que com os indivíduos pertencentes a grupos distintos. Em outras palavras, se analisarmos a amostra considerada no presente estudo, o modelo considerará que as diversas observações de um mesmo associado podem tender a serem mais homogêneas entre si do que quando são analisadas observações de diferentes indivíduos. Dessa forma, o modelo assume que as observações não são independentes (Bryk, Raudenbush, 1992).

O modelo linear hierárquico identifica resíduos relacionados com o indivíduo e resíduos relacionados com o grupo, reconhecendo, dessa forma, a interdependência parcial dos indivíduos de um mesmo grupo. Isso contrasta com o método da regressão linear por mínimos quadrados ordinários (OLS), onde os resíduos no nível do indivíduo e no nível do grupo não são estimados separadamente.

Bryk e Raudenbush (1992) citam cinco vantagens do uso de modelos multinível para analisar dados de medidas repetidas:

6. A possibilidade de curvas de crescimento diferentes para cada indivíduo.
7. A ausência de restrições a medidas repetidas em diferentes intervalos.
8. A possibilidade de modelagem da covariância entre as medidas repetidas.
9. A validade do uso de testes t e F quando os dados são balanceados.

10. Facilidade de inclusão de níveis mais elevados.

Hox (2002) cita, também, a facilidade para incluir variáveis estáveis ou transientes, isto é, que mudam ao longo do tempo.

3.5.4 - Modelo Proposto

Não há um único sistema de notação (Hox, 2002, Bryk e Raundebush, 1992; Goldstein, 1995). Neste estudo será utilizada a notação que se segue:

Nível 1:

$$M_{ii} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * T_{ii} + e_{ii}$$

Uma vez que é assumido que os coeficientes de inclinação e intercepto variam entre indivíduos, eles são chamados de coeficientes aleatórios (Snijders e Bosker, 2003). Vale observar que entre todos os associados os coeficientes da regressão seguirão uma distribuição com média e variância (Hox, 2002).

Uma vez definido o nível 1, o próximo passo no modelo linear hierárquico é explicar a variação nos coeficientes β_{0i} e β_{1i} através da introdução de variáveis explicativas no nível do indivíduo, como se segue:

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + \gamma_{01} * \chi_i + u_{0i}$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + \gamma_{11} * \chi_i + u_{1i}$$

Nas equações acima, não é assumido que os coeficientes da regressão γ_{00} , γ_{01} , γ_{10} e γ_{11} variam entre os indivíduos. Dessa forma, estes coeficientes são assumidos como fixos.

Pode-se observar nas equações acima que as características do indivíduo agem como variáveis moderadoras na relação entre a margem de contribuição e a idade da conta, sendo que a relação varia de acordo com as mudanças nos valores da variável moderadora.

Substituindo as equações do nível 2 na equação do nível 1 temos:

$$M_{ii} = \gamma_{00} + \gamma_{10} * T_{ii} + \gamma_{01} * \chi_i + \gamma_{11} * T_{ii} * \chi_i + u_{1i} * T_{ii} + u_{0i} + e_{ii}$$

3.6 - Análise de sobrevivência

O termo Análise de Sobrevivência refere-se ao estudo problemas envolvendo o tempo decorrido até a ocorrência de um evento de interesse onde os dados são censurados (Kleinbaum, 1995). Neste estudo, a análise de sobrevivência será utilizada para calcular a distribuição de probabilidade associada à duração do relacionamento comercial entre o associado e a Administradora de Cartões de Crédito. A aplicação dessa técnica, particularmente na área da medicina e engenharia (Lawless, 2003), é amplamente utilizada, porém, a sua aplicação na área de marketing é recente (Cohen, 2004; Reinartz e Kumar, 2000).

3.6.1 - Definições

A análise de sobrevivência é definida como um conjunto de procedimentos estatísticos no qual a variável dependente é o tempo decorrido até que um determinado evento de interesse ocorra (Kleinbaum, 1995). Alguns autores (Borges, Colosimo, Freitas, 1996) referem-se ao termo “análise de confiabilidade” para se referir ao conjunto de técnicas utilizadas para estudar o tempo de vida de equipamentos colocados sob teste.

O tempo é medido em anos, meses, semanas ou dias, a partir do início da observação até o momento em que o evento ocorre (Kleinbaum, 1995; Lawless, 1982).

Por evento entende-se um fenômeno de interesse específico que deve ocorrer com o indivíduo (Kleinbaum, 1995; Lawless, 1982). Falha também é uma forma usual de se referir ao evento. No modelo proposto, o evento de interesse é o cancelamento do cartão de crédito, isto é, o momento em que uma das partes, associado ou administradora, cancela o contrato formal que existia.

A censura ocorre quando temos informações sobre o indivíduo. Entretanto, não se sabe quando o evento ocorreu exatamente (Kleinbaum, 1995). Em outras palavras, alguns indivíduos poderão ser retirados da amostra antes do término do estudo e, conseqüentemente, não será possível determinar se o evento ocorreu ou quando ocorreu.

Kleinbaum (1995) propõe três situações onde ocorre censura:

- (1) O evento não ocorreu até o término do período de observação.
- (2) Perde-se o contato com o indivíduo observado, sendo que isso pode ocorrer por perda do registro.
- (3) O indivíduo é retirado do estudo em razão de uma reação adversa ao tratamento clínico, ou por falecimento (não sendo a morte o evento de interesse).

3.6.2 - Estimação das Funções:

A escolha do modelo estatístico a ser utilizado dependerá dos objetivos do estudo, das variáveis estudadas e da maneira pela qual foram coletados e categorizados os dados (Teixeira, Faerstein e Latorre, 2002).

Neste estudo, o modelo de riscos proporcionais será utilizado para avaliar os principais fatores que influem na alteração da forma das curvas de sobrevivência e risco. Em 1972, Cox desenvolveu um modelo de regressão semi-paramétrico, também conhecido como modelo de riscos proporcionais de Cox, modelo de Cox ou regressão de Cox (Cox, 1972). Essa técnica é indicada quando se deseja estudar sobrevivência sob o prisma de causalidade ou da predição, pois fornece as estimativas das razões de risco dos fatores estudados, podendo-se avaliar o impacto de alguns fatores de risco no tempo até a ocorrência do evento de interesse (Kleinbaum, 1996). O tempo de ocorrência de um determinado evento pode ser influenciado por diversos fatores. Neste trabalho serão analisadas as seguintes variáveis: idade do cliente, sexo, estado civil, limite de crédito e profissão (Blazco e Komi, 2002).

A existência de efeito de algum fator permite retificar os modelos de análise, tornando as previsões mais precisas. O modelo de riscos proporcionais de Cox é um modelo matemático usado para analisar expectativa de vida (Lawless, 1982). A Análise de Sobrevivência utiliza a Regressão de Cox, que leva em conta as observações censuradas.

O Modelo de Cox ou Modelo de Riscos Proporcionais assume que o risco (*hazard*) entre dois indivíduos é proporcional ao longo do tempo (Kleinbaum, 1995). Isto é, a Regressão de Cox é baseada na hipótese de Risco Proporcional, por assumir que a razão entre as funções de risco de dois grupos é constante. Por exemplo, tomando-se dois indivíduos, um que adquiriu um cartão de crédito que oferece um programa de milhagem e outro que adquiriu um cartão que não oferece um programa de retenção, sabe-se que a expectativa do primeiro associado é menor, devido à natureza do produto adquirido. Isto quer dizer que o risco (*hazard*) para esses indivíduos é maior, porém, proporcional ao longo do tempo.

3.6.3 - Forma geral da regressão para a função de risco:

O modelo dos riscos proporcionais de Cox é geralmente escrito a partir da função de risco abaixo:

$$h_i(t, X) = h_0(t) * e^{\beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_p * X_p}$$

onde:

- $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ é o vetor das p variáveis explicativas (fatores).
- $h_0(t, X)$ é o risco referencial para o tempo t.
- p é o número de covariáveis.
- “ $\beta(j)$ ” é o valor do j^{ésimo} coeficiente da regressão.
- X_{ij} é o valor do i^{ésimo} caso da j^{ésima} covariável.

Este modelo fornece a expressão para o risco no instante t para um indivíduo com características fornecidas através de um conjunto de variáveis explicativas \mathbf{X} . Em outras palavras, o conjunto de variáveis explicativas \mathbf{X} é modelado com o objetivo de prever o risco de um indivíduo.

A expressão proposta pelo modelo de Cox se subdivide em duas partes. A primeira é chamada de função de risco referencial (*baseline hazard*). A segunda é uma expressão que “corrige” a função de risco referencial em função das características \mathbf{X} do indivíduo.

Vale observar que a função de risco referencial (*baseline hazard*) varia em função apenas do instante “t”, não envolvendo dessa forma as variáveis explicativas. Por outro lado, a expressão exponencial incorpora apenas as informações do indivíduo, não envolvendo o instante “t”. Diz-se nesse caso que **X** independe do tempo.

Todavia, é possível utilizar variáveis que envolvam “t”, isto é, dependam do tempo. Nesse caso, o modelo de Cox pode ser utilizado, porém, a condição de riscos proporcionais não será atendida. Esse último modelo é chamado de modelo de Cox estendido.

Variáveis dependentes do tempo, como é o caso de “idade”, podem ser tratadas como variáveis fixas, se os seus valores não se alteram muito ao longo do tempo ou se os efeitos dessa variação no risco de sobrevivência dependem essencialmente do valor de uma única mensuração (Kleinbaum, 1995).

O modelo de Cox tem como propriedade o fato de que a função $h_0(t)$ não precisa ser especificada. Esta é a propriedade que faz com que o modelo seja considerado não paramétrico.

$$S_i(t) = e^{-\int_0^t [h_0(t)]^{\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p} dt}$$

Onde $S_i(t)$ é a probabilidade do $i^{\text{ésimo}}$ caso sobreviver até o tempo t .

O método de Cox é considerado “robusto” devido ao fato de que os resultados obtidos com esse modelo se aproximam muito dos obtidos através dos modelos paramétricos (Kleinbaum, 1995).

3.7 - Taxa de Desconto

O método do Valor Presente Líquido (VPL) calcula o valor presente de todos os fluxos de caixas futuros esperados, usando uma taxa de retorno mínimo desejado. Essa taxa também é chamada de taxa de desconto ou taxa de atratividade (Horngren, Sundem e Stratton, 2004). A taxa de desconto é um parâmetro que quantifica a preferência que uma empresa tem em receber dinheiro à vista, comparada a receber o dinheiro no futuro. A decisão de qual taxa de desconto será aplicada no cálculo do valor vitalício do cliente deve levar em conta o custo de capital da

empresa, as tendências gerais da economia e a taxa de inflação esperada. Entretanto, além disso, a avaliação deve levar a uma componente subjetiva de risco (Peppers e Rogers, 2005).

Uma unidade monetária a ser recebida no futuro vale menos do que uma unidade monetária recebida no presente, por dois motivos (Ross, Westerfield e Jaffe, 1995). Em primeiro lugar, há a simples questão do valor do dinheiro no tempo, numa situação sem risco. Se dispuser de uma unidade monetária, agora, a empresa poderá aplicá-la em um banco e receber mais que uma unidade monetária em alguma data futura. Em segundo lugar, uma unidade monetária com risco vale menos do que uma unidade monetária sem risco (Brigham, Gapenski e Ehrhardt, 2001). Quando é estimado um fluxo de caixa futuro, existe o risco de que as receitas não cheguem a ser tão altas quanto às previstas e que os custos sejam ainda mais altos do que o esperado (Peppers e Rogers, 2005). Quanto maior o risco, maior a taxa (Horngren, Sundem e Stratton, 2004).

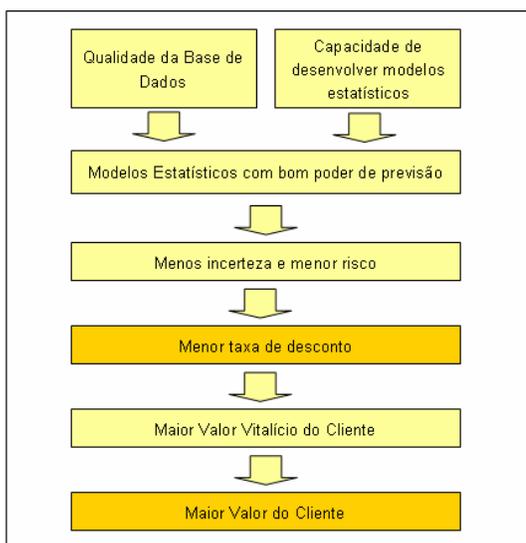


Figura 3.2 – Modelo conceitual da relação entre taxa de desconto e Valor do Cliente
Fonte: Elaborado pelo autor a partir de Peppers e Rogers (2005)

A figura 3.2 mostra, de maneira ilustrativa, a relação entre a capacidade de a empresa entender e prever o comportamento de seus clientes e a taxa de desconto a ser aplicada no cálculo do valor presente do fluxo de caixa. Caso o modelo de cálculo apresente bom poder de previsão, haverá menor incerteza e menos risco para a tomada de decisão, conseqüentemente uma menor taxa de

desconto poderá ser aplicada. Isso implica em um maior Valor Vitalício do Cliente e Valor do Cliente.

Portanto, quanto melhor for o entendimento da base de clientes, maior será capacidade da empresa de gerenciá-la. Os modelos estatísticos desempenham papel fundamental neste fluxo, uma vez que são responsáveis pelo entendimento, explicação e previsão do fluxo de caixa futuro gerado pelos clientes (Leeflang et al, 2000).

Nos próximos capítulos as técnicas estatísticas e os seus estimadores serão discutidos com maior profundidade.

Capítulo 4 - Fundamentos Metodológicos

4.1- Introdução

Uma vez que a natureza do problema já foi caracterizada, neste capítulo serão detalhadas as técnicas estatísticas descritas anteriormente e abordados os fundamentos metodológicos que sustentarão esta pesquisa. Primeiramente serão discutidos os métodos, técnicas e estimadores adotados para cada modelo. Em seguida, serão descritas as variáveis operacionais do modelo, os procedimentos amostrais e as especificidades das informações coletadas.

4.2 - Modelos Lineares Hierárquicos

4.2.1 - A Lógica do Modelo Linear Hierárquico:

A lógica do MLH será desenvolvida a partir da técnica de regressão linear simples.

4.2.1.1 - Regressão Linear Simples

O Gráfico 4.1 apresenta o diagrama de dispersão dos dados observados, onde nota-se uma tendência crescente, bem como valores repetidos da margem de contribuição para cada unidade de tempo.

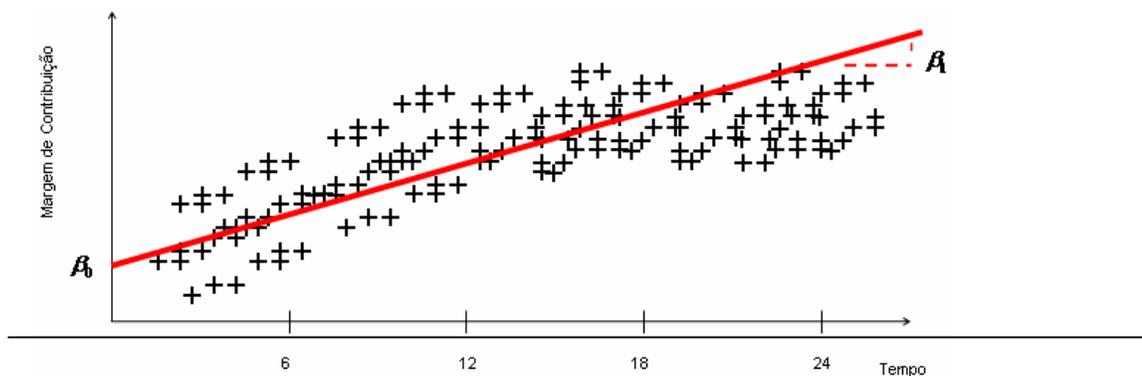


Gráfico 4.1 – Diagrama de dispersão da margem dos clientes de um hipotético produto ao longo do tempo.
Fonte: Elaborado pelo autor

Dado que a margem de contribuição (M) e o tempo (T) são duas variáveis quantitativas, a esperança condicional de M, dado que T=t, denotada por $E(M / t)$, é uma função de t (Bussab e Morettin, 2005), ou seja:

$$E(M / t) = \mu(t)$$

Uma definição similar vale para $E(T / m)$ que será uma função de m. Está-se considerando na definição o caso em que M e T são definidas sobre uma mesma população. Por exemplo, M é a margem de contribuição do associado de um hipotético produto de uma administradora de cartões de crédito e T é o tempo decorrido desde a aquisição do cartão. A análise dos dados observados sugere a existência de uma relação forte entre as duas variáveis e que pode ser modelada por (Bussab e Morettin, 2005):

$$m_{ij} = \mu_i + \varepsilon_{ij}, \quad i=1,2,3,\dots,t \text{ e } j=1,2,3,4, \dots,n$$

Onde:

- μ_i é a média da margem de contribuição dos associados com tempo decorrido desde a aquisição do cartão igual a i.
- Pode-se pensar que o fator tempo decorrido desde a aquisição do cartão determina subpopulações ou estratos em P (população) e de lá se escolhe amostras aleatórias de tamanhos n.

Pode-se criar um modelo alternativo para m_{ij} , dada a relação entre M e T. Um modelo razoável para $E(M / t)$ pode ser (Bussab e Morettin, 2005):

$$— E(M / t) = \mu(t) = \beta_0 + \beta_1 * t$$

Ou seja, a margem de contribuição média do associado é uma função linear do tempo decorrido desde a aquisição do cartão de crédito. Dessa forma, a equação da regressão para os dados é:

$$M_i = \beta_0 + \beta_1 * T + e_i$$

Onde:

- O intercepto β_0 é definido como a margem de contribuição esperada no mês de aquisição do cartão de crédito.
- A inclinação β_1 é definida como a mudança esperada na margem de contribuição do associado a cada mês transcorrido do seu relacionamento com a administradora de cartões de crédito.
- O termo e_i representa o único efeito associado ao adquirente do cartão. Geralmente, assume-se que e_i segue uma distribuição normal com média zero e variância σ^2 , isto é, $e_i \approx N(0, \sigma^2)$.

4.2.1.2 - Estudo comparativo da margem de contribuição dos associados de dois produtos hipotéticos de uma mesma administradora de cartões de crédito.

O Gráfico 4.2 representa o diagrama de dispersão dos dados observados a partir da margem de contribuição dos associados de dois produtos distintos de uma mesma administradora de cartões de crédito. Conforme observado anteriormente, pode-se utilizar cada uma das regressões como modelos razoáveis para a margem de contribuição de cada um dos dois produtos.

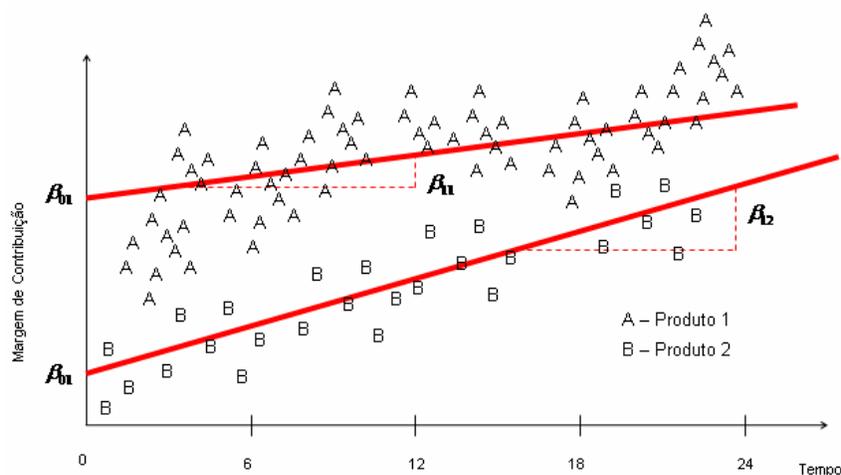


Gráfico 4.2 – Diagrama de dispersão da margem de contribuição dos associados de dois hipotéticos produtos de uma administradora de cartões de crédito ao longo do tempo.

Fonte: elaborado pelo autor

Pode-se observar que as duas linhas que representam as observações dos produtos 1 e 2 apresentam duas diferenças. Primeiramente, é fácil observar que a margem de contribuição no momento da aquisição do cartão de crédito é maior para os associados que adquiriram o produto 1. Esta diferença é observada e refletida nos dois interceptos, isto é, $\beta_{01} > \beta_{02}$.

Além disso, pode-se observar que a margem de contribuição dos associados que adquiriram o produto 2 é menos previsível que a dos associados que adquiriram o produto 1, isto é, $\beta_{11} < \beta_{12}$.

Caso a escolha dos associados considerados na amostra tenha sido aleatória, pode-se inferir que os associados que adquiriram o produto 1 possuem comportamento mais homogêneo e aparentemente são mais rentáveis para a administradora.

4.2.1.3 - Estudo comparativo da margem de contribuição dos associados de J produtos hipotéticos de uma mesma administradora de cartões de crédito.

Se considerarmos toda a população de clientes de uma administradora de cartões de crédito, caso haja um número grande de diferentes produtos, a análise das diferentes regressões se torna muito difícil.

A equação que descreve a relação entre a margem de contribuição e o tempo decorrido desde a aquisição do cartão de crédito para os J diferentes produtos é a seguinte:

$$M_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} * T_i + e_{ij}$$

Onde:

- $E(\beta_{0j}) = \gamma_0$: é a média das médias de cada produto, para a população de produtos.
- $E(\beta_{1j}) = \gamma_1$: é a inclinação média da linha margem de contribuição – idade da conta para a população.
- $VAR(\beta_{0j}) = \tau_{00}$: é a variância da população entre as médias dos produtos.
- $VAR(\beta_{1j}) = \tau_{11}$: é a variância da população entre as inclinações.

— $COV(\beta_{0j}, \beta_{1j}) = \tau_{01}$: é a covariância da população entre os interceptos e as inclinações.

Será assumido que o termo e_{ij} segue uma distribuição normal com média zero e variância σ^2 , isto é, $e_{ij} \approx N(0, \sigma^2)$.

Valores positivos para τ_{01} implicam que os produtos com altas médias tendem também a apresentar inclinações elevadas.

O conhecimento dessas variâncias e covariâncias levarão diretamente à formula para o cálculo da correlação entre as médias e inclinações para a população:

$$\rho(\beta_{0j}, \beta_{1j}) = \frac{\tau_{01}}{(\tau_{00} * \tau_{11})^{\frac{1}{2}}}$$

Geralmente, os parâmetros verdadeiros da população introduzidos ($\gamma_0, \gamma_1, \tau_{11}, \tau_{00}, \tau_{01}$) são desconhecidos. Tampouco são conhecidos os valores médios de cada produto e as suas inclinações. Portanto, esses valores são estimados a partir dos dados disponíveis.

Relação entre as médias e inclinações das regressões de cada produto.

Podem-se utilizar as características de cada produto, como por exemplo, benefícios que oferece, canal de distribuição e valores de taxas e tarifas, para a construção de um modelo capaz de prever β_{0j} e β_{1j} . Por exemplo, pode-se introduzir uma variável W_j que assuma o valor 0 para os produtos que ofereçam benefício de posse e 1 para os produtos que ofereçam benefício de uso.

Pode-se representar essas duas hipóteses através das equações a seguir:

— $\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01} * W_j + u_{0j}$

— $\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11} * W_j + u_{1j}$

Onde:

- γ_{00} é a média atingida pelos produtos que oferecem benefício de posse;
- γ_{01} é a diferença na média entre produtos com benefício de posse e benefício de uso, em outras palavras, é a vantagem atingida pelos produtos com benefício de posse.
- γ_{10} é a média das inclinações da reta margem de contribuição – idade do cartão para os produtos com benefício de posse.
- γ_{11} é a diferença média entre as inclinações das retas margem de contribuição – idade do cartão entre os produtos com benefício de posse e benefício de uso, em outras palavras, é a vantagem em homogeneidade obtida pelos produtos com benefício de posse.
- u_{0j} é o efeito na média do produto J associado à variável W_j .
- u_{1j} é o efeito na inclinação na reta margem de contribuição - idade do cartão do produto J associado à variável W_j .
- Será assumido que u_{0j} e u_{1j} são variáveis aleatórias com média zero e variância τ_{00} e τ_{11} , respectivamente, e covariância τ_{01} .

Vale observar que os componentes de variância e covariância passam a ser componentes de variância e covariância condicionais ou residuais. Isto é, elas representam a variabilidade em β_{0j} e β_{1j} remanescente após o controle da variável W_j .

Não é possível estimar diretamente os parâmetros dessas equações, uma vez que as saídas (β_{0j} e β_{1j}) não são observáveis.

Substituindo as equações tem-se:

$$M_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10} * T_{ij} + \gamma_{01} * W_j + \gamma_{11} * T_{ij} * W_j + u_{0j} + u_{1j} * X_{ij} + r_{ij}$$

A equação acima não tem a mesma forma das equações lineares consideradas pelas técnicas de mínimos quadrados convencionais. As hipóteses testadas, baseadas nos mínimos quadrados, requerem que o erro aleatório seja independente, normalmente distribuído e com variância constante.

A componente de erro da equação acima apresenta uma forma mais complexa: " $u_{0j} + u_{1j} * X_{ij} + r_{ij}$ ". Dessa forma, a componente de erro depende de cada produto, ou seja, as componentes u_{0j} e u_{1j} são comuns a todos os associados que possuem o mesmo tipo de cartão.

A componente de erro também possui variância distinta, porque " $u_{0j} + u_{1j} * X_{ij} + r_{ij}$ " depende de u_{0j} e u_{1j} , os quais variam de acordo com o tipo de cartão de crédito, e de X_{ij} que varia de associado para associado.

Portanto, a análise de regressão convencional não é apropriada. Esses modelos podem ser estimados por técnicas de máxima verossimilhança interativa.

Vale observar que caso u_{0j} e u_{1j} sejam nulos para todos os "j", a equação acima é equivalente ao modelo de regressão OLS.

4.2.2 - Tipos de Modelos Lineares

Quando se utilizam fatores com seus níveis para classificar determinado conjunto de dados, o que se busca é determinar quanto os diferentes níveis de um fator afetam a variável de interesse, ou seja, o interesse está em identificar qual o "efeito" do nível de um fator na variável de interesse (Moraes, 2005). Os efeitos de um fator são basicamente de dois tipos: fixos e aleatórios.

4.2.2.1 - Modelos de Efeitos Fixos:

Nos modelos de efeitos fixos os níveis de cada um dos fatores se apresentam como um conjunto finito e suficiente para o estudo. Quando todos os fatores são fixos, o modelo é denominado de Modelo de Efeitos Fixos, Modelo Fixo ou Modelo Tipo I (BARBIN, 1993).

4.2.2.2 - Modelos Aleatórios

Quando os dados apresentados representam apenas uma amostra da população de interesse. Por exemplo, se os níveis de um determinado fator representassem uma amostra escolhida aleatoriamente na população, para que os resultados da pesquisa fossem utilizados para inferir o comportamento do resto da população, esse fator seria considerado aleatório. Portanto, quando se tem um número grande ou até mesmo infinito de níveis em um fator, este fator é caracterizado por apresentar um efeito aleatório.

Se todas as variáveis do modelo forem de efeito aleatório, ele é denominado Modelo de Efeito Aleatório, Modelo Aleatório ou Modelo Tipo II (BARBIN, 1993). A principal característica dos modelos aleatórios é permitir que se façam inferências sobre a população que eles representam.

4.2.2.3 - Modelos Mistos

Os modelos que possuem tanto fatores fixos quanto aleatórios são denominados Modelos Mistos ou Modelos Tipo III (BARBIN, 1993).

4.2.3 - Característica dos dados utilizados no estudo:

Os dados deste estudo caracterizam-se como medidas repetidas, ou seja, o valor da variável de interesse é mensurado para um mesmo caso (associado da administradora de cartões de crédito) em diferentes momentos (diferentes meses ao longo do relacionamento com a administradora). Uma forma de analisar dados com esta natureza é considerar a série de observações repetitivas no nível 1 do modelo e os indivíduos no nível dois.

Uma vez que o modelo multinível não requer dados balanceados (Hox, 2002), pode-se trabalhar com frequência e quantidades de observações distintas para cada associado.

As medidas longitudinais podem ser feitas tanto de forma fixa, quanto de forma ocasional. Neste estudo as medidas foram efetuadas mensalmente, sendo que os dados foram agregados semestralmente.

Uma vez que os dados foram coletados para analisar a mudança no padrão de comportamento dos clientes ao longo do tempo, o construto sob estudo deverá ser medido em uma escala compatível em cada ocasião (Hox, 2002 citando Plewis, 1985, 1996). Para períodos curtos de tempo essa preocupação não é tão relevante (Hox, 2002). No período em que os dados foram coletados para este estudo, não houve alteração significativa nas condições tanto do macro ambiente, quanto do micro ambiente da empresa.

Outra consideração a ser feita, é que as medidas devem ser obtidas em intervalos de tempo suficientemente espaçados, de tal forma que não ocorra efeito de memória (Hox, 2002).

4.2.4 Curvas de crescimento

É possível, ainda, analisar a trajetória das medidas repetidas ao longo do tempo, por meio da modelagem de curvas de crescimento (SINGER; WILLET, 2003). Esta é uma das mais importantes aplicações de modelos hierárquicos para dados longitudinais. No nível 1 (medidas repetidas), inclui-se o tempo como variável independente, o que permite estudar a tendência da margem ao longo do tempo.

Uma única tendência pode ser estimada para todos os clientes (nível 2), caso em que se têm uma tendência como efeito fixo e as trajetórias de cada cliente diferem entre si, apenas pelo intercepto, como no Gráfico 4.3.

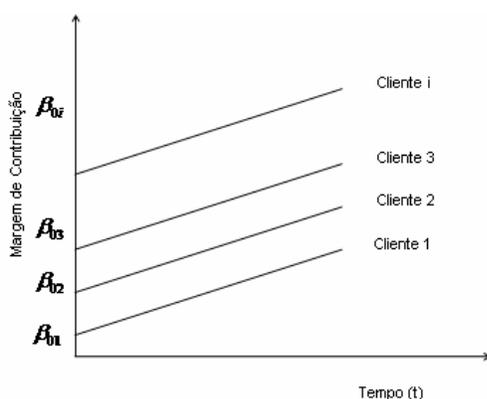


Gráfico 4.3 – Curvas de crescimento com tendência fixa
Fonte: elaboração do autor a partir de Singer e Willet (2003)

As curvas de crescimento dos clientes podem ser distintas entre si, também no que se refere à tendência. Alguns clientes podem ter aumentos mais rápidos na sua margem enquanto outros apresentam valores mais estáveis e, ainda, outros têm sua margem reduzida ao longo do tempo. Nesta abordagem, estima-se a tendência média de todos os indivíduos e um desvio desta tendência média para cada cliente. Neste caso, a tendência é tratada como efeito aleatório. Assim, as curvas de crescimento diferem em seu intercepto e tendência, como no Gráfico 4.4.

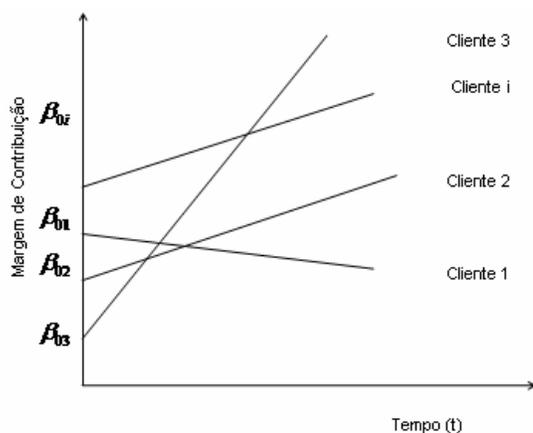


Gráfico 4.4 – Curvas de crescimento com tendência aleatória
 Fonte: elaboração do autor a partir de Singer e Willet (2003)

A variância existente entre as inclinações das curvas de crescimento (tendências) pode ser explicada por características dos indivíduos. Ou seja, além de analisar diferenças entre as margens médias dos indivíduos, é possível explicar as diferenças em suas tendências. Esta é outra contribuição relevante dos modelos hierárquicos que não é acessível na regressão múltipla tradicional (SINGER; WILLET, 2003).

Como ilustração das possibilidades metodológicas dos modelos hierárquicos, propõe-se, a seguir, um modelo para explicação da variância da margem financeira e da tendência desta margem ao longo do tempo para clientes de uma administradora de cartões de crédito.

4.3 - Análise de Sobrevida

4.3.1 - Funções utilizadas na Análise de Sobrevida:

Seja T o tempo decorrido até que um evento ocorra, haverá, então, três maneiras comuns para descrever a variável aleatória T na análise de sobrevida (Lyn, 2004):

- Função de densidade $f(t)$
- Função de sobrevida $S(t)$
- Função de risco $h(t)$

4.3.1.1 - Função de Densidade

Para uma variável aleatória discreta, a função de probabilidade $f(t)$ fornece a probabilidade de que a variável aleatória assuma um valor particular. Com variáveis contínuas, a contraparte da função de probabilidade é a função de densidade de probabilidade $f(t)$. A área sob o gráfico de $f(t)$ que corresponde a um dado intervalo fornece a probabilidade de que a variável aleatória contínua t assuma um valor no intervalo.

Desde que seja definida a função de densidade $f(t)$, pode-se obter a probabilidade da variável aleatória assumir valores no intervalo (a,b) , isto é:

$$P(a < T < b) = \int_a^b f(x) dx$$

4.3.1.2 - Função Sobrevida:

A proporção cumulativa de sobrevida define a forma com que os eventos são distribuídos ao longo do tempo (Cohen, 2004). Dado que t representa o tempo decorrido até o evento de interesse e T representa a variável aleatória *Idade da Conta*, define-se a função sobrevida S como a probabilidade de sobrevida acima de “ t ” unidades de tempo (Lawless, 1982), de acordo com a fórmula:

$$S(t) = \text{Pr ob}(T > t) = 1 - f(t)$$

Em outras palavras, a função de sobrevivência mede a probabilidade de que um cliente mantenha o seu relacionamento comercial além de um determinado intervalo de tempo arbitrado para a falha.

Características da função sobrevivência (Kleinbaum, 1995):

- (i) A distribuição teórica desta função é uma curva monotonicamente decrescente.
- (ii) No momento “ $t=0$ ”, $S(t) = S(0) = 1$, isto é, no instante em que se inicia o estudo, o evento ainda não ocorreu, logo a probabilidade dele ocorrer após esse momento é igual a 1.
- (iii) No momento “ $t= \infty$ ”, $S(t) = S(\infty) = 0$, isto é, se o estudo continuasse sem limites, o evento ocorreria para todos os indivíduos.

Teoricamente a curva de sobrevivência é representada por uma curva suave conforme ilustrado no Gráfico 4.5. Porém, na prática o seu gráfico é uma “função escada” (*step function*) (Kleinbaum, 1995).

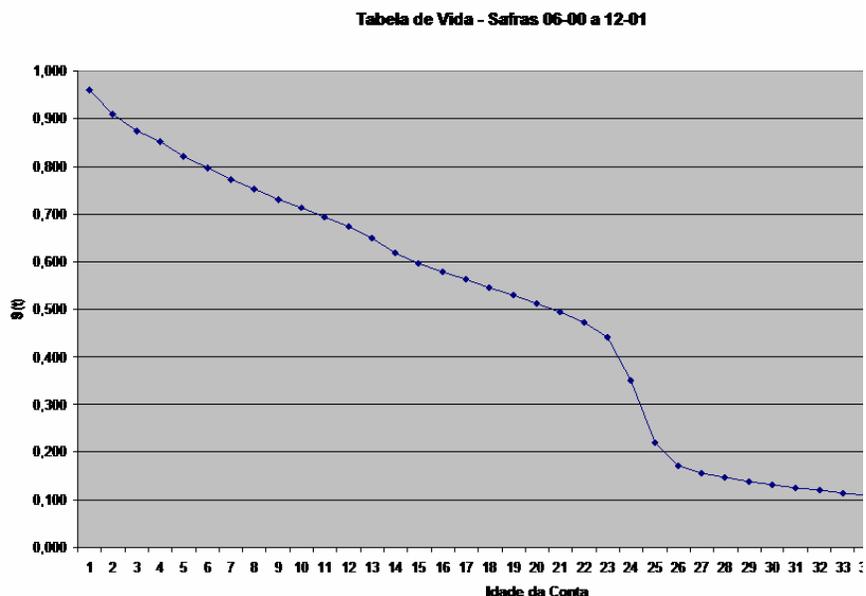


Gráfico 4.5 – Curva de sobrevivência
Fonte: Elaborado pelo autor

4.3.1.3 - Função de Risco:

Considerando que o associado não rompeu o seu relacionamento com a Administradora dentro do período t , é possível especificar a probabilidade de que isto ocorra no instante “ $t+1$ ” pela função de risco. Em outras palavras, a função de risco estima a velocidade de ocorrência de eventos por unidade de tempo, dado que ele tenha sobrevivido até o momento t . A função de risco é obtida pela fórmula:

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T \leq t + \Delta t / T \geq t)}{\Delta t} = \frac{-S'(t)}{S(t)}$$

A função de risco ($h(t)$) fornece o potencial de risco instantâneo por unidade de tempo de que o evento ocorra, dado que o indivíduo sobreviveu ao instante “ t ” (Kleinbaum, 1995).

A taxa instantânea de risco corresponde a $\Delta t \rightarrow 0 \cong \delta t$ infinitesimal. Esta taxa é expressa por unidades de tempo (ou seja, a taxa mensal e a anual terão valores numéricos distintos). Sendo uma taxa, seus valores não estão limitados a 1 e podem mudar de direção. A única restrição é que os valores da taxa de risco não podem ser negativos.

Vale observar que, enquanto a função sobrevivência representa a probabilidade de que o evento não ocorra, a função risco estuda a falha, isto é, na ocorrência do evento (Borges, Colosimo, Freitas, 1996).

Características da função risco (Kleinbaum, 1995):

- (i) Ela sempre é positiva, isto é, igual ou superior a zero ($h(t) \geq 0$).
- (ii) Ela não possui limite superior

As funções de risco e sobrevivência podem assumir diversas formas. No anexo I serão apresentados alguns tipos de funções de risco.

4.3.1.4 - Relação entre as funções de taxa de risco e de sobrevivência:

A função sobrevivência parece descrever com mais naturalidade a expectativa de vida dos indivíduos de uma safra (*cohort*). Entretanto, a função de risco também é importante pelas seguintes razões (Kleinbaum, 1995):

- (i) Ela fornece uma estimativa das taxas de falha condicional (*conditional failure rates*);
- (ii) Ela pode ser utilizada para identificar um modelo específico a ser utilizado (Exponencial, Weibull ou Lognormal).
- (iii) Os modelos matemáticos de análise de sobrevivência são desenvolvidos a partir da função de risco.

4.3.2 - Objetivos da análise de sobrevivência:

- (1) Estimar e interpretar a função sobrevivência e a função de risco, a partir dos dados fornecidos.
- (2) Comparar a função sobrevivência e a função de risco.
- (3) Avaliar a relação entre características dos associados da Administradora e o seu tempo de sobrevivência.

4.3.3 - Estimação das Funções:

Na prática, o conjunto de dados amostrais de tempos até a ocorrência do evento apresenta censura, o que requer técnicas estatísticas especializadas para acomodar a informação contida nestas observações (Borges, Colosimo, Freitas, 1996). As observações censuradas nos dão somente parte da informação sobre o tempo de falha dos itens sob teste. Em outras palavras, a observação censurada informa que o tempo até a ocorrência do evento é maior do que aquele onde a censura foi registrada. Por exemplo, uma amostra obtida na base de dados de uma Administradora traria diversos clientes ativos, sendo que, para eles, sabe-se apenas que romperão o relacionamento no futuro.

Uma alternativa para aumentar o poder de previsão no uso das técnicas de análise de sobrevivência é considerar a heterogeneidade entre os indivíduos (Jamal e Bucklin, 2006).

Dessa forma, são introduzidas outras variáveis, denominadas independentes, preditoras ou covariáveis, cujo relacionamento com a variável dependente é o objetivo do estudo do tempo de relacionamento entre cliente e a empresa (Teixeira, Faerstein e Latorre, 2002).

4.3.3.1 - Método Semi-Paramétrico: Modelo de Riscos Proporcionais de Cox (Regressão Múltipla de Cox)

O modelo de riscos proporcionais de Cox é um modelo matemático muito utilizado na Análise de Sobrevivência (Kleinbaum, 1995). Na literatura acadêmica existem alguns artigos que tem por objetivo o estudo da aplicação do Modelo de Riscos Proporcionais para explicar e prever o tempo de relacionamento comercial entre um cliente e a empresa (Bolton, Lemon e Verhoef, 2004; Dover e Murthi, 2006). Entretanto, a aplicação desses modelos na área de Marketing ainda é escassa (Shankar e Winer, 2006). Assim como outras técnicas de Análise de Sobrevivência, a Regressão de Cox leva em conta o efeito de observações censuradas. O modelo de Cox será utilizado nesse estudo pela sua característica de utilizar variáveis independentes para entender, explicar e prever a forma das curvas de sobrevivência e risco (Kleinbaum, 1995). O tempo até a ocorrência de um determinado evento de interesse pode ser influenciado por diversos fatores, sendo que nessa tese serão analisadas as seguintes variáveis: idade do cliente, sexo, estado civil, renda e profissão (Blazco e Komi, 2002). As suposições feitas são as de que diferentes indivíduos têm funções de riscos proporcionais entre si e que essas funções de risco não variam no tempo (Dover e Murthi, 2006).

O Modelo de Cox ou Modelo de Riscos Proporcionais assume que o risco (*hazard*) entre dois indivíduos é proporcional ao longo do tempo (Kleinbaum, 1995). Isto é, assume-se que a razão entre as funções de risco de dois grupos é constante.

Quando, durante o período de estudo, a proporcionalidade dos riscos não é constante, deve-se utilizar uma variação do modelo convencional com a introdução da variável tempo-dependente (Cox e Oakes, 1984). A descrição detalhada dos modelos de Cox, convencional e com variável tempo dependente pode ser estudada em Cox (1972), Lawless (1982), Cox e Oakes (1984) e Kleinbaum (1995).

Forma geral da regressão para a função de risco:

A função de risco é uma medida do risco potencial do evento de interesse ocorrer em um período específico t , dado que o evento não tenha ocorrido até aquele período (Kleinbaum, 1995). Valores altos para a função de risco indicam que o evento de interesse apresenta grande potencial para ocorrer (Lawless, 1982).

O modelo dos riscos proporcionais de Cox é geralmente escrito a partir da função de risco abaixo:

$$h(t, X) = h_0(t) * e^{\beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_p * X_p}$$

onde $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ é o vetor das p variáveis explicativas (fatores).

Este modelo fornece a expressão para o risco no instante t para um indivíduo com características fornecidas através de um conjunto de variáveis explicativas X . Em outras palavras, o conjunto de variáveis explicativas X é modelado com o objetivo de prever o risco de um indivíduo.

A expressão proposta pelo modelo de Cox se subdivide em duas partes. A primeira parte é chamada de função de risco referencial (*baseline hazard*). A segunda componente é uma expressão que “corrige” a função de risco referencial em função das características X do indivíduo.

Vale observar que a função de risco referencial (*baseline hazard*) varia em função apenas do instante “ t ”, não envolvendo dessa forma as variáveis explicativas. É ela que define a forma da função de risco. Por outro lado, a expressão exponencial incorpora apenas as informações do indivíduo, não envolvendo o instante “ t ”. Diz-se nesse caso que X independe do tempo e define a magnitude do risco.

Todavia, é possível utilizar variáveis que envolvam “ t ”, isto é, dependam do tempo. Nesse caso, o modelo de Cox pode ser utilizado, porém, a condição de riscos proporcionais não será atendida. Esse último modelo é chamado de modelo de Cox estendido.

Variáveis dependentes do tempo, como é o caso de “idade”, podem ser tratadas como variáveis fixas, se os seus valores não se alteram muito ao longo do tempo ou se os efeitos dessa variação no risco de sobrevivência dependem essencialmente do valor de uma única mensuração (Kleinbaum, 1995).

O modelo de Cox tem como propriedade o fato de que a função $h_0(t)$ não precisa ser especificada. Esta é a propriedade que faz com que o modelo seja considerado não paramétrico. No modelo de Cox a função de sobrevivência é apresentada como:

$$S_i(t) = e^{-\int_0^t [h_0(t)]^{\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p} dt}$$

Onde $S_i(t)$ é a probabilidade do i ésimo caso sobreviver até o tempo t .

O método de Cox é considerado “robusto” devido ao fato que os resultados obtidos com esse modelo se aproximam muito dos obtidos através dos modelos paramétricos (Kleinbaum, 1995).

Aceitação e uso do modelo de Cox:

Kleinbaum (1995) considera o modelo como muito utilizado, principalmente pelos seguintes fatores:

- O modelo não especifica uma função para $h_0(t)$.
- O modelo fornece estimativas razoavelmente boas para os coeficientes da regressão e para a proporção entre os riscos.
- Pode-se obter um ajuste da curva de sobrevivência para uma grande variedade de situações.

O método de Cox é considerado “robusto” devido ao fato que os resultados obtidos com esse modelo se aproximam muito dos obtidos através dos modelos paramétricos (Kleinbaum, 1995).

Um grande desafio para o desenvolvimento e aplicação de um modelo capaz de prever a probabilidade de um cliente se manter ativo é o fato das empresas só armazenarem informações cadastrais e transacionais de seus clientes. Uma alternativa seria obter informações de outra natureza por meio de pesquisas. Essa solução seria útil para aumentar o poder de explicação, entretanto, não seria útil para aumentar o poder de previsão, pois as informações requeridas pelo modelo não estariam disponíveis (Dover e Murthi, 2006).

4.4 - Softwares utilizados:

Neste trabalho foi utilizado o pacote estatístico SPSS versão 13 para a análise descritiva dos dados, transformação das variáveis e desenvolvimento da análise de sobrevivência. Para o desenvolvimento do modelo linear hierárquico foram utilizados dois softwares especialmente desenvolvidos para este fim, o WSTATATA (StataCorp) e o MLwiN.

Optou-se pelo MLwiN porque ele é considerado o pacote mais amplo desenvolvido para o estudo de modelos lineares hierárquicos (Snijders e Bosker, 2003). O pacote foi desenvolvido por um grupo pesquisadores do *London Institute of Education* (Rasbash e Woodhouse, 1995 e Goldstein et al., 1998).

4.5 - Métodos de estimação

4.5.1 - Estimação do modelo de análise de Sobrevivência

Os parâmetros do Modelo de Cox são estimados por máxima verossimilhança (*maximum likelihood* – ML) e são representados por $\hat{\beta}_i$. O estimador proposto para os parâmetros do modelo de Cox deriva da maximização da função de verossimilhança. Essa função é uma expressão matemática que descreve a probabilidade conjunta (*joint probability*) de se obter a informação observada como uma função de parâmetros desconhecidos (β 's) no modelo considerado (Kleinbaum, 1995).

A equação para a máxima verossimilhança do modelo de Cox é considerada uma função de verossimilhança parcial (Kleinbaum, 1995). Os motivos que levam a essa afirmação são os seguintes:

- A equação só considera a probabilidade das observações em que o evento ocorreu.

- A equação não considera a probabilidade das observações onde houve censura.

Portanto, não são consideradas as probabilidades de todas as observações, dessa forma o modelo é considerado parcial.

A verossimilhança parcial pode ser escrita como um produto de várias verossimilhanças, uma para cada ocorrência do evento ($L = L_1 \times L_2 \times L_3 \times \dots \times L_k$, onde k é o número de eventos).

Uma vez que a função de verossimilhança é definida para um dado modelo, o próximo passo é maximizá-la. Isto geralmente é feito através da maximização do log natural de L (natural log of L).

4.5.2 - Modelos Lineares Hierárquicos

Há dois tipos principais de estimação por máxima verossimilhança dos componentes de variância em modelos hierárquicos: máxima verossimilhança plena (*Full Maximum Likelihood*) e máxima verossimilhança restrita (*Restricted Maximum Likelihood*). A principal diferença entre as duas consiste nos graus de liberdade. Na estimação dos componentes de variância por máxima verossimilhança plena não são descontados os graus de liberdade consumidos na estimação dos efeitos fixos. Isto pode implicar a subestimação dos componentes de variância. Já a estimação por máxima verossimilhança restrita considera adequadamente os graus de liberdade. As diferenças nos resultados são relevantes, no entanto, apenas para amostras pequenas e os estimadores por máxima verossimilhança plena são assintoticamente não-enviesados (SINGER, WILLETT, 2003).

Já a estimação por Mínimos Quadrados Generalizados (*Generalized Least-Squares – GLS*) é uma extensão dos Mínimos Quadrados Ordinários – na medida em que busca a minimização dos quadrados dos resíduos - que permite a estimação de modelos com premissas mais complexas sobre a distribuição de probabilidade dos resíduos (autocorrelação e heteroscedasticidade). A estimação por Mínimos Quadrados Generalizados Iterativos (IGLS) implementa o procedimento de GLS iterativamente, re-estimando a matriz de covariância dos erros, que leva a novas estimativas dos efeitos fixos. Ao contrário dos métodos baseados em máxima verossimilhança, os estimadores por GLS são robustos a desvios da normalidade dos resíduos (SINGER, WILLETT, 2003).

4.6 - Dados de pesquisa:

4.6.1 - Delimitação da população:

4.6.1.1 - Definição da Unidade de Análise:

A unidade de análise é o objeto ou entidade sobre a qual se procura obter informações (Bolfarine e Bussab, 2000). Neste estudo foi escolhido o titular do cartão como unidade amostral. O titular do cartão é o indivíduo responsável pelo relacionamento com a administradora. O sistema utilizado pela Administradora de Cartões utilizada como base para o estudo impede que um mesmo cliente adquira dois cartões de um mesmo produto, ou seja, não possível que a combinação CPF do titular e código de produto seja repetida. Em outras palavras, não é permitido que um mesmo associado seja titular de dois cartões Varig ou de dois cartões Ipiranga. Entretanto, é permitido que o mesmo indivíduo adquira dois cartões de produtos diferentes, por exemplo, um cartão Varig e um cartão Ipiranga. Neste caso, as informações sobre o histórico da margem de contribuição foram agrupadas no CPF do titular.

4.6.2 - População alvo: associados de administradoras de cartões de Crédito.

4.6.3 - População de referência:

As fontes que descrevem o universo a ser investigado forma o chamado sistema de referência (Bolfarine e Bussab, 2000). No presente estudo, a população de referência são os associados de uma das cinco maiores Administradoras de Cartões de Crédito do Brasil. A empresa possui uma oferta de cartões bastante diversificada e possui uma base de, aproximadamente, 6 milhões de cartões e 4,5 milhões de clientes.

4.6.4 - População amostrada:

Para esse estudo, foi selecionada uma amostra com 76.579 clientes de diversos tipos de produtos, representando 1,7% do universo total de clientes da empresa na época da extração da amostra.

4.6.5 - Censura

Tanto no desenvolvimento do modelo linear hierárquico, quanto na análise de sobrevivência, houve censura quando as informações sobre os associados foram parciais. A seguir serão relacionadas às situações onde ocorreu censura:

- (1) As contas foram abertas antes do período de observação e, portanto, parte do histórico se perdeu.
- (2) As contas permaneceram ativas após o término do período de observação.
- (3) Perde-se o contato com o associado observado, sendo que isso pode ocorrer por perda do registro.
- (4) O associado foi retirado do estudo em razão de uma condição adversa.

Associados retirados do estudo:

- (1) Associados cuja situação da conta fosse diferente de ativa, cancelada por desistência ou cancelada por inadimplência.
- (2) Foram desconsiderados os casos com idade da conta superior a 60 meses.

4.7 - Descrição das variáveis

4.7.1: Descrição da variável dependente, Margem de Contribuição.

Na base considerada neste estudo a variável Margem de Contribuição foi obtida de forma agregada, entretanto, vale observar alguns critérios considerados no seu cálculo para um melhor entendimento dos resultados obtidos ao longo do estudo. A receita de tarifas (RT_i) é obtida através de várias tarifas pagas pelos associados, sendo que entre elas duas são mais representativas a tarifa de anuidade e a tarifa de intercâmbio.

Tarifa de Anuidade:

A tarifa de anuidade possui uma característica de sazonalidade muito importante. Para os cartões em estudo ela é cobrada em três parcelas consecutivas ao longo do ano. Os meses em que ocorre a cobrança das parcelas variam de cliente para cliente, em função da data de aquisição do cartão e período de carência para pagamento. Além disso, o valor da anuidade,

tanto para os cartões da categoria *gold* (R\$ 186,00), quanto para a categoria *international* (R\$ 117,00), é muito significativo quando comparado com o valor médio da margem (R\$ 33,50). Essas duas características justificariam um estudo isolado para essa variável, entretanto, as informações necessárias para um estudo longitudinal não estavam disponíveis.

Tarifa de Intercâmbio:

Uma Administradora de cartões de crédito recebe uma tarifa da bandeira correspondente a um percentual dos gastos efetuados pelos seus associados. Portanto, quanto maior for o gasto com o cartão, maior será a receita obtida pela Administradora. Entretanto, o produto que está sendo estudado é um cartão *co-branded* onde o associado ganha milhas proporcionais ao seu gasto. Dado que a receita de intercâmbio é totalmente revertida para o programa de milhagem, a utilização do cartão e a margem de contribuição gerada deixam de ser diretamente proporcionais.

Critério para apropriação das receitas e despesas:

O critério adotado pela Administradora em estudo para a apropriação das receitas e despesas não leva em consideração o seu pagamento por parte do associado. Para um associado que não efetuar o pagamento da fatura, a Administradora apropria perdas conforme a recomendação da legislação que trata das provisões para perda por inadimplência.

4.7.2 - Descrição das variáveis:

Para um melhor entendimento das variáveis, é feita uma breve descrição de cada uma delas na tabela 4.1.

Tabela 4.1 – Descrição das Variáveis no Modelo

Variável	Definição	Escala
M_{it}	Margem de contribuição média mensal do associado i no período t (em R\$).	Intervalar
$(Data_Aquisição)_i$	Mês e ano de aquisição do cartão de crédito do cliente i	Intervalar
T	Tempo transcorrido desde o início do relacionamento com a Administradora do cartão de crédito em meses. No caso da observação da margem de contribuição, o intervalo entre medições é de seis meses.	Intervalar
$Semestre$	Semestre a que se refere a margem de 1/2001 a 2/2004.	Nominal
$(Produto)_i$	Variável categórica que define o tipo de cartão de crédito adquirido pelo associado i . Uma administradora oferece diversos produtos de cartões institucionais, co-branded e de afinidade. Exemplos: Cartão Unibanco Varig, Cartão Unibanco Abridq, Cartão Múltiplo Unibanco e Cartão Sênior.	Nominal
$(Sexo)_i$	Variável dummy que toma valor 0 (zero) se o cliente i for do sexo masculino e 1 caso seja do sexo feminino.	Nominal
$(Idade)_i$	A idade do associado i à época da extração da amostra foi considerada em anos completos.	Intervalar
$(Debito_Automático)_i$	Essa variável foi codificada, assumindo o valor 0 (zero) para associados que não pagam suas faturas de cartão de crédito através de débito em conta corrente e 1 para associados que optaram pelo pagamento através de débito em conta corrente.	Nominal
$(Limite)_i$	O limite de crédito do associado i no momento da extração da amostra foi considerado em reais.	Intervalar
$(Seguros / Assistências)_i$	A informação referente à aquisição de seguros e assistências oferecidos pela administradora ao associado foi codificada, assumindo o valor 0 (zero) para associados que não adquiriram os produtos e valor 1 para associados que adquiriram seguros ou assistências.	Nominal
$(Cartão_Adicional)_i$	A informação sobre a existência de dependentes, ou seja, cartões adicionais na conta foi codificada, assumindo valor 0 (zero) para associados que não possuem cartões adicionais nas contas e 1 para associados que possuem 1 cartão adicional e 2 para cliente que possuem mais de 2 cartões adicionais.	Nominal
$(Estado_Civil)_i$	A informação sobre o estado civil do associado.	Nominal
$(Cep)_i$	Cep do endereço principal do associado. Essa variável será agrupada no cálculo do modelo linear hierárquico	Intervalar

Variável	Definição	Escala
$(Data_Aquisição)_i$	Data em que o associado adquiriu o cartão. Mais precisamente, é a data em que o registro foi criado no sistema produto. Essa informação será utilizada para o cálculo do tempo do relacionamento do cliente com a administradora e para a classificação das contas de acordo com a safra.	Intervalar
$(Data_Encerramento)_i$	Data em que ocorreu o término do relacionamento do associado com a administradora. Os principais motivos para o cancelamento são a desistência do associado e a inadimplência.	Intervalar
$(Status_da_Conta)_i$	Foram considerados três status: - Contas ativas - Contas canceladas por inadimplência - Contas canceladas por desistência	Nominal

4.7 - Descrição da amostra

Devido às restrições quanto ao armazenamento de dados, a Administradora de Cartões em estudo tomou a decisão de manter no ambiente de informação as variáveis que permitem o detalhamento do último período de transações do associado. Também está disponível no banco de dados o saldo acumulado semestral da margem desde janeiro/2002.

Vale observar a forma como a variável de interesse é armazenada. Conforme pode ser observado na Figura 4.1, para um cliente que no mês de referência possuía o seu cartão há 7 meses o valor acumulado do primeiro semestre de 2005 representa o valor da margem de contribuição do primeiro mês de relacionamento e, portanto, sabe-se qual foi esse valor. Entretanto, as informações referentes à margem gerada do segundo ao sétimo mês são armazenadas de maneira acumulada. Dessa forma, só é possível conhecer o valor da margem de contribuição média mensal, do segundo ao sétimo mês.

Outra característica importante é a atribuição de R\$ 1,00 para o valor do limite de crédito no momento do cancelamento. Dado que essa variável se mostrou muito importante para a construção da curva de sobrevivência e estudo da margem, uma vez que esta informação não estava disponível em todos os registros, foram utilizadas diferentes amostras para a construção dos modelos. Como consequência, nos próximos capítulos serão apresentadas as características da amostra utilizada na construção de cada modelo.

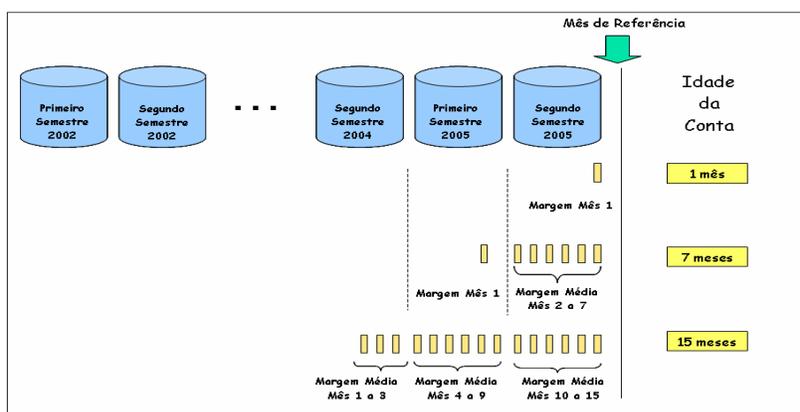
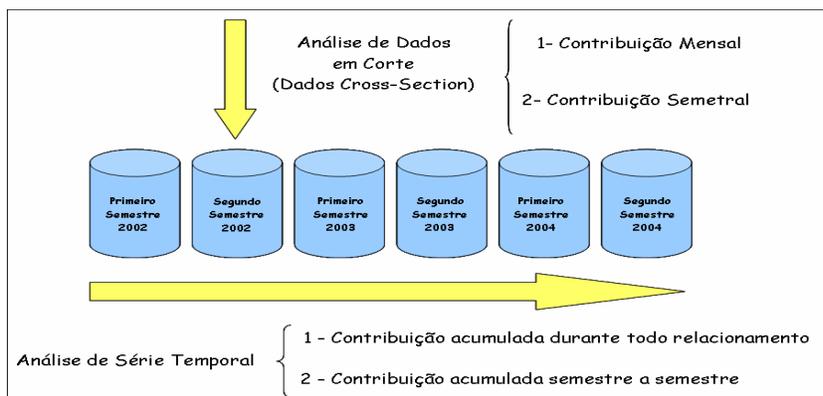


Figura 4.1 – Figura ilustrando a forma de armazenamento dos dados pela Administradora
Fonte: elaborado pelo autor

Dada à característica do banco de dados, havia duas alternativas para modelar a margem de contribuição financeira (Figura 4.2): estudo utilizando técnicas de análise de dados longitudinais ou estudo de dados transversais. As duas alternativas foram exploradas e, devido aos resultados obtidos, optou-se pela primeira técnica.



Figuras 4.2 – Alternativas para a construção do modelo da margem
Fonte: elaborado pelo autor

4.8 - Avaliação do Poder de Previsão do Modelo

A utilização do VVC ou preditores do VVC como critério para a alocação dos investimentos em ações de marketing assume que é possível estimar os valores futuros com exatidão. Este pressuposto é raramente discutido e há pouca evidência empírica sobre a sua avaliação (Malthouse e Blattberg, 2005). Conforme afirmado anteriormente, entre os objetivos deste estudo está a elaboração de um modelo exploratório capaz de prever o comportamento de variação na margem de contribuição gerada por um cliente ao longo do tempo. A capacidade de previsão do modelo irá se situar entre dois extremos. De um lado está a situação em que o comportamento futuro do associado pode ser previsto com precisão, a partir do histórico de comportamento e estímulos futuros provocados por ações de marketing. Essa situação corresponderia, segundo testes aplicados às regressões, a um $R^2=1$. No outro extremo, está a situação em que o comportamento futuro do associado independe do histórico ou estímulos de marketing, ou seja, $R^2=0$. Mulhern (1999) afirma que modelos que incorporam previsão do comportamento futuro dos clientes estão sujeitos a erros de previsão, entretanto, o autor não quantifica o tamanho desse erro.

Para avaliar o poder de previsão do modelo, neste estudo será utilizado o processo recomendado por Malthouse e Blattberg (2005) e ilustrado na Figura 4.3. Foram utilizados sete semestres para a construção do modelo e o resultado da previsão foi comparado com o oitavo semestre.

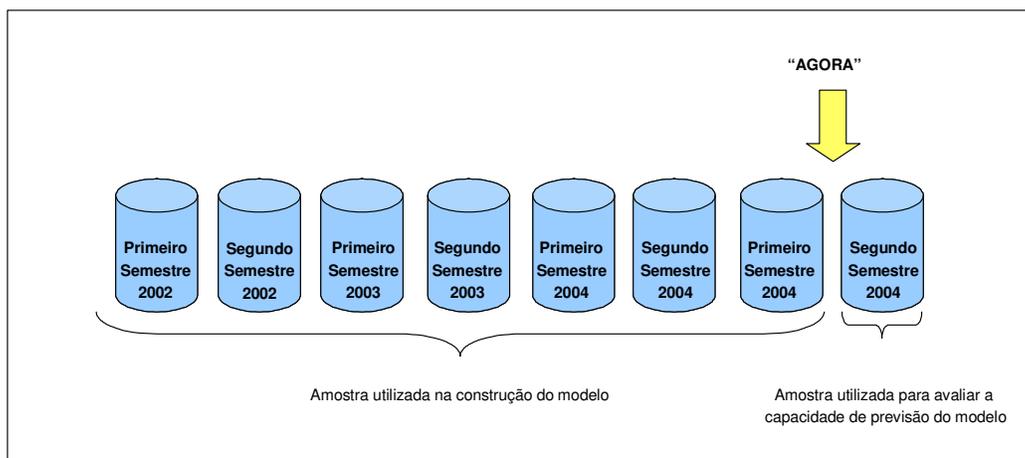


Figura 4.3 – Ilustração do modelo conceitual de avaliação do poder de previsão do modelo.
 Fonte: elaborado pelo autor

Malthouse e Blattberg (2005) propõem que os clientes devam ser separados em duas categorias, de acordo com o seu VVC: melhores clientes e cliente normais. Assumindo que a empresa não pode prever o comportamento do associado com precisão, a aplicação do modelo pode gerar dois tipos de erro. Uma situação possível, é que um cliente normal seja incluído entre os melhores clientes. Outra ocorrência possível é que um cliente que deveria ser incluído no grupo dos melhores clientes, por erro de previsão, seja incluído na categoria de clientes normais. Há custos envolvidos nos dois tipos de erro. No primeiro caso, haveria mau uso dos recursos de marketing, uma vez que seria feita uma oferta de serviços inadequada ao perfil do cliente. No segundo caso, a quantificação do custo é mais difícil, pois, a empresa poderia deixar de reter os seus melhores clientes. Os custos envolvidos nos erros de classificação não foram quantificados, tanto pela literatura acadêmica, quanto pelas empresas (Malthouse e Blattberg, 2005).

Capítulo 5 - Desenvolvimento do Modelo Linear Hierárquico: Resultados e Discussão

5.1 – Introdução

Como ilustração das possibilidades metodológicas dos modelos hierárquicos, propõe-se seguir um modelo para a explicação da margem de contribuição média mensal⁴ e da tendência desta margem ao longo do tempo, para os clientes de uma Administradora de Cartões de Crédito. Uma das principais vantagens dessa técnica estatística consiste em permitir a introdução de variáveis independentes que caracterizam os clientes para a explicação da variância de sua margem no início do relacionamento com a empresa. Além disso, o uso dessa ferramenta permite modelar a variação da margem de cada associado, ao longo do tempo, prevendo a sua tendência individual.

Embora seja possível utilizar diversos níveis nos modelos hierárquicos, como, por exemplo, medidas repetidas de margem agrupadas por clientes e estes, por sua vez agrupados por tipos de cartões, aqui apenas pretende-se ilustrar algumas possibilidades de aplicação dos modelos hierárquicos e optou-se por um modelo mais parcimonioso, com apenas dois níveis.

Conforme pode ser observado na Figura 5.1, no nível 1 se incluem as medidas repetidas de margem ao longo do tempo, ou seja, as margens do mesmo cliente em diferentes semestres. Neste nível, o interesse principal recai sobre a análise da tendência da margem. No nível 2 estão os diferentes clientes e o foco são as diferenças entre as margens iniciais. A variável dependente a ser analisada é a margem média mensal de cada cliente em cada semestre.

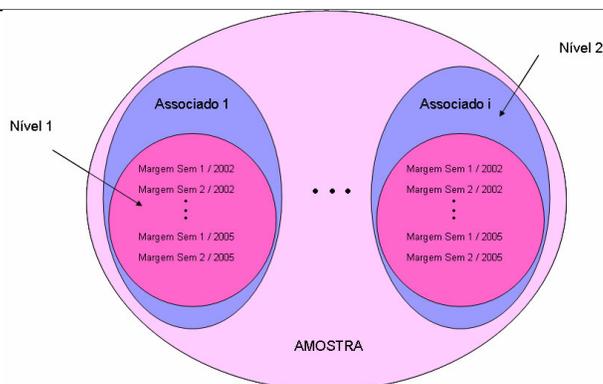


Figura 5.1 – Ilustração representativa dos dois níveis estudados.
Fonte: Elaborado pelo autor

⁴ O termo “margem de contribuição média mensal” será tratado simplesmente como margem.

O estudo será dividido em três partes. Primeiramente será estudada a melhor forma de analisar e prever a margem inicial e a variação da margem de cada associado ao longo do tempo. A tendência de cada cliente e sua margem inicial serão estimadas a partir das margens observadas. Entretanto, não será possível explicar porque as margens de alguns clientes têm taxas de crescimento maiores ou menores. Isto será feito na segunda parte do capítulo, quando serão introduzidas variáveis independentes para explicar a variância entre as tendências e margens iniciais dos associados.

Por fim, será desenvolvido um estudo exploratório para analisar se há mudança no comportamento, no que diz respeito à margem, no semestre em que ocorre o cancelamento. Com esse objetivo, serão estudadas tanto amostras de associados que cancelaram o seu cartão por desistência, quanto amostras de associados que tiveram o seu cartão cancelado por motivo de inadimplência.

Vale ressaltar que o modelo final será estimado em etapas (Modelos A, B,), de maneira a discutir a contribuição incremental de cada termo adicionado.

5.2 Modelo Nulo (Modelo A)

Por motivo de prevenção à fraude, a Administradora atribui o valor de R\$ 1,00 para o limite de crédito quando ocorre um cancelamento por fraude ou inadimplência. Como essa variável se mostrou importante em um estudo exploratório, tomou-se a decisão de se utilizar uma amostra de cartões ativos durante a análise das características dos clientes. A amostra foi censurada à direita, de maneira a incluir apenas clientes com até 60 meses de relacionamento com a Administradora e à esquerda, abrangendo clientes com 18 meses ou mais de relacionamento. Por fim, a base de dados foi estruturada por caso-período, ou seja, cada linha representa um cliente em um semestre, sendo consideradas 73.685 observações.

O modelo nulo não considera tendência e não inclui variáveis explicativas. A trajetória de cada cliente difere apenas pelo seu intercepto, como no Gráfico 5.2. Sua utilidade é a de analisar a fração da variância entre os dois níveis, tempo e indivíduo, ou seja, identificar se há mais variação entre as margens médias dos clientes ou entre as margens de um mesmo cliente ao longo do tempo.

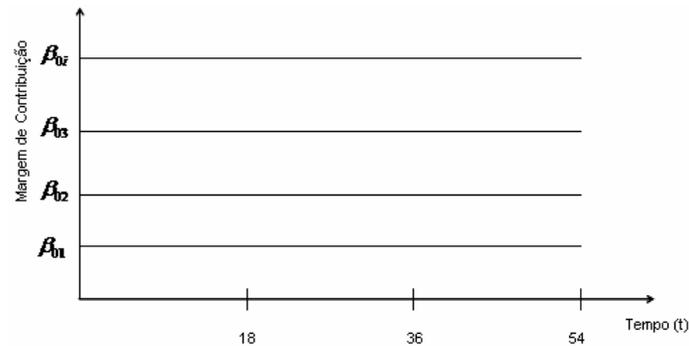


Gráfico 5.2 – Ilustração do modelo nulo.
Fonte: Elaborado pelo autor

O modelo nulo a ser estimado pode ser formalizado como segue:

Nível 1

$$M_{it} = \beta_{0i} + e_{it}$$

Onde:

- M_{it} é a margem do indivíduo i no período t .
- β_{0i} é a margem média para o indivíduo i . Vale observar que o intercepto apresenta o índice i , o que permite cada indivíduo possuir o seu próprio intercepto.
- e_{it} é o desvio da margem para cada indivíduo i no período t . Parte-se da premissa que o termo e_{it} segue uma distribuição normal com média zero e variância σ^2 , isto é, $e_{it} \sim N(0, \sigma^2)$.
- σ^2 é variância na margem de contribuição de um indivíduo ao longo do tempo. É importante lembrar que esta variância não tem índice, ou seja, é considerada homogênea para todos os indivíduos.

Nível 2:

No nível dois do modelo, se analisa a margem de contribuição média de cada indivíduo, β_{0i} :

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + u_{0i}$$

Onde:

- γ_{00} representa a média das margens iniciais dos indivíduos, isto é, a média dos interceptos.
- u_{0i} representa o desvio da margem inicial do indivíduo i em relação ao previsto pelo modelo. O desvio $u_{0i} \sim N(0, \tau_{\pi})$.

Conforme observado nos fundamentos metodológicos, neste estudo a estimação dos coeficientes fixos é realizada através do método dos mínimos quadrados generalizados iterativos. Para tanto, foi utilizado o software MLwiN 2.0. A medida de ajuste do modelo utilizada foi a estatística de *deviance*, definida por: $D = -2\text{LOG}(L)$. Onde L é o valor da função de verossimilhança, maximizada segundo os valores dos parâmetros do modelo, nos valores observados da variável dependente e das variáveis explicativas (Bryk e Raudenbush, 1992).

A Tabela 5.1 apresenta os resultados da estimados para o modelo nulo.

Tabela 5.1 – Modelo Nulo

Preditor	Coefficiente	Erro Padrão do Estimador
γ_{00}	30,09*	0,344
Parte aleatória		
σ^2	1.563,28*	21,58
$\text{VAR}(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	1.556,61*	9,22
$-2\log \text{likelihood}$	777.850,40	

Fonte: Elaborado pelo autor.

* Indica significância a 1%.

De acordo com a tabela 5.1, a margem média dos clientes, representada por γ_{00} , é de R\$ 30,09.

O modelo nulo descrito acima pode ser utilizado para estimação do coeficiente de correlação intra-classe, ou a fração da variância total associada à diferença entre os associados:

$$\rho = \frac{\tau_{00}}{\sigma^2 + \tau_{00}} = \frac{1.563,28}{1.556,61 + 1.563,28} = 0,501$$

Esse coeficiente toma valores no intervalo $[0,1]$ e, quanto maior o seu valor, maior será a proporção da variância que é devida ao segundo nível. Seu cálculo é usado para justificar o emprego de um modelo multinível ao invés de um modelo de regressão clássico

Por sua vez, a fração da variância associada ao tempo é calculada pela fórmula:

$$\rho = \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + \tau_{00}} = \frac{1.556,61}{1.556,61 + 1.563,28} = 0,499$$

Portanto, aproximadamente 49,9 % da variância da margem ocorrem ao longo do tempo em cada indivíduo (nível 1), enquanto 50,1 % da variância referem-se à diferenças entre indivíduos. Isto indica que há importantes diferenças entre as margens médias de distintos indivíduos e que há grandes mudanças na margem de cada indivíduo ao longo do tempo, o que poderia ocorrer, por exemplo, com uma tendência de crescimento da margem, na medida em que o cliente utiliza o cartão por um período de tempo maior.

Uma vez identificada a existência de variância significativa tanto no nível 1 (tempo) quanto no nível 2, (indivíduos), o passo seguinte consiste em analisar variáveis independentes que permitam explicar parte da variância em cada nível, o que é realizado por meio de um modelo condicional.

5.3 - Modelo condicional para análise da tendência no nível 1

O modelo hierárquico deste trabalho busca estudar dois tipos de questões. No nível 1 serão estudadas as questões relativas à mudança em cada indivíduo ao longo do tempo e no nível 2 as questões referentes às diferenças entre indivíduos em termos de sua margem média e de seu comportamento ao longo do tempo. Para a explicação da variância no nível 1 (ao longo do tempo), utiliza-se a análise de curvas de crescimento (SINGER; WILLET, 2003). Neste tipo de análise, considera-se o tempo como variável independente e busca-se modelar uma trajetória temporal para cada indivíduo. É possível utilizar uma ampla gama de formas funcionais da relação entre a margem e o tempo, entre as quais a tendência linear é a mais

simples. Não há razões teóricas, no presente estudo, para fundamentar a utilização de formas funcionais mais complexas e, assim sendo, a linear será adotada.

Uma vez escolhida esta forma funcional, é necessário definir se os parâmetros que definem a trajetória da margem serão tratados como fixos ou aleatórios. Numa primeira abordagem, considera-se o tempo como efeito fixo, ou seja, estima-se uma trajetória média, igual para todos os indivíduos. Isto significa que a variância dos coeficientes das trajetórias dos indivíduos é restrita a zero.

Uma decisão relevante é a definição da variável que representa o tempo (t), da qual depende a interpretação dos resultados do modelo. Se ela for definida como o tempo transcorrido desde o início do relacionamento com a administradora do cartão, o intercepto β_{0i} passa a representar não mais a margem média do indivíduo i , mas a margem do indivíduo i no momento em que $t=0$, ou seja, a sua margem inicial. Por outro lado, se t fosse centrado em torno do ponto médio do tempo de relacionamento com a administradora, passaria a indicar a margem do indivíduo i no ponto intermediário do seu ciclo de vida. Neste trabalho, adota-se a primeira alternativa, em que t representa o tempo transcorrido desde o início relacionamento com a administradora do cartão, em meses.

5.3.1 –Modelo com a tendência linear como efeito fixo (Modelo B)

Neste modelo é estimada uma trajetória para cada indivíduo. Entretanto, todas as trajetórias terão o mesmo coeficiente de inclinação, diferindo, portanto, apenas em seu intercepto, conforme pode ser observado no Gráfico 5.3.

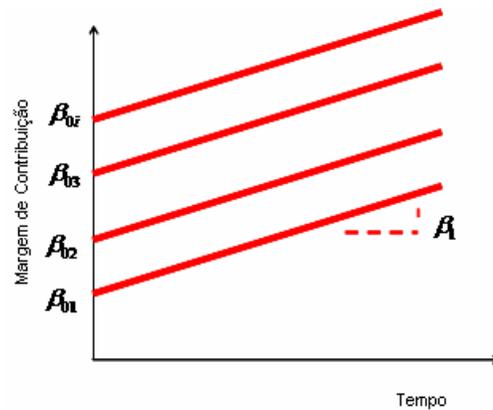


Gráfico 5.3 – Gráfico ilustrativo da curva de crescimento da margem de contribuição considerando-se o tempo como fixo.

Fonte: Elaborado pelo autor

A curva de crescimento da margem do indivíduo i passa a ser modelada da seguinte forma:

Nível 1:

$$M_{it} = \beta_{0i} + \beta_1 * (t)_{it} + e_{it}$$

Onde:

— β_1 é a tendência linear. É a variação esperada na margem de contribuição dos indivíduos a cada mês transcorrido do seu relacionamento com a administradora de cartões de crédito.

O nível 2, diferentemente do modelo nulo, inclui agora, além do intercepto (β_{0i}), o coeficiente de tendência linear (β_1). Não há termo aleatório na equação de β_1 , mas apenas um parâmetro fixo γ_{10} , o que indica que a tendência é tratada como efeito fixo.

Nível 2:

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + u_{0i}$$

$$\beta_1 = \gamma_{10}$$

Onde:

— γ_{10} é a inclinação média da reta que representa a variação da margem ao longo do tempo para a população.

A tabela 5.2 apresenta os resultados da estimação do modelo que inclui o tempo (t), como efeito fixo, no nível 1.

Tabela 5.2 – Modelo Condicional considerando o efeito da variável tempo como fixo

Preditor	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t
$E(\beta_{0i}) = \gamma_{00}$	25,26	0,419	60,29
$\beta_1 = \gamma_{10}$	0,28	0,014	20,00
Parte aleatória			
σ^2	1.548,28	9,17	168,84
$VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	1.557,96	21,53	72,36
$-2\log likelihood$	777.441,30		

Fonte: Elaborado pelo autor

Além dos componentes de variância (σ^2 e τ_{00}) e do efeito fixo γ_{00} , estima-se, agora, um efeito fixo adicional que não estava presente no modelo nulo, ou seja, γ_{10} , o coeficiente do tempo, que representa a tendência linear média da margem.

A interpretação de β_1 indica que a cada período (mês) decorrido desde a aquisição do cartão, há, em média, uma variação positiva na margem de contribuição do associado de R\$ 0,28. O elevado valor da estatística t indica que este coeficiente é significativo. Em termos substantivos, em 18 meses, o incremento previsto na margem é de R\$ 5,04, valor significativo frente à margem média observada no modelo nulo (R\$ 30,09).

Analogamente aos modelos de regressão tradicionais, é possível calcular o poder explicativo do modelo (R^2). Isto é feito comparando-se a variância do resíduo em um modelo frente à variância dos resíduos em um modelo com menos variáveis ou o modelo nulo.

A introdução da variável tempo decorrido desde a aquisição do cartão melhorou, um pouco, o modelo. Isto pode ser observado na tabela 5.3, que compara a variação entre o modelo nulo (A) com o modelo que considera o efeito da variável tempo como fixo (B). Há tanto uma redução de 0,959 % na variância no nível 1, quanto na redução do *-2loglikelihood*, que foi de 409,10, significativa a 1%.

Conforme definido anteriormente, a redução em *-2loglikelihood* é denominada *Deviance*. É um teste que avalia o ajuste do modelo com variáveis adicionais em comparação com o modelo que não as inclui. Valores elevados de *Deviance* sugerem uma melhoria no modelo com a introdução da variável em questão. Para modelos aninhados, estimados com o mesmo conjunto de observações, a diferença de *Deviance* possui uma distribuição chi-quadrado com graus de liberdade iguais à diferença no número de parâmetros que são estimados nos dois modelos.

Tabela 5.3 – Modelo Condicional considerando o efeito variável tempo como fixo

	Modelo A	Modelo B	Variação
σ^2	1.563,28	1.548,28	15,00
<i>-2loglikelihood</i>	777.850,04	777.441,30	409,10

Fonte: elaborada pelo autor

A fração da variância explicada pela tendência linear fixa pode ser estimada pela redução de σ^2 entre o modelo A e B, aproximadamente 0,959% (Tabela 5.3), o que indica que há, ainda, grande dispersão das margens observadas em torno das trajetórias previstas. Isto sugere que uma única tendência linear fixa não representa satisfatoriamente as curvas de crescimento.

5.3.2 Modelo condicional com a tendência linear como efeito aleatório (Modelo C)

Neste modelo será estimada uma tendência para cada indivíduo, isto é, o intercepto e a inclinação das equações estimadas poderão ser diferentes entre os indivíduos. O Gráfico 5.4 ilustra o modelo proposto.

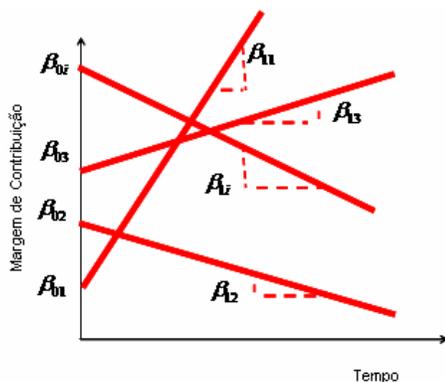


Gráfico 5.4 – Gráfico ilustrativo da curva de crescimento da margem de contribuição considerando-se o efeito da variável tempo como aleatório.
Fonte: Elaborado pelo autor.

Nível 1:

$$M_{it} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * (t)_{it} + e_{it}$$

Onde:

— β_{1i} é definida como a mudança esperada na margem do indivíduo i a cada mês transcorrido do seu relacionamento com a administradora de cartões de crédito.

Nível 2:

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + u_{0i}$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + u_{1i}$$

Onde:

- γ_{10} é a inclinação média da reta que representa a variação da margem de contribuição ao longo do tempo para toda a população.
- u_{1i} é o desvio na inclinação da reta que representa a variação da margem do indivíduo i em relação à inclinação da reta que representa a variação média da margem de todos os indivíduos da população. O desvio $u_{1i} \sim N(0, \tau_{10})$.
- $VAR(\beta_{1i}) = \tau_{11}$ é a variância entre as inclinações.
- $VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$ é a variância entre os interceptos.
- $COV(\beta_{0i}, \beta_{1i}) = \tau_{01}$ representa a covariância da população entre os interceptos e as inclinações.

Diferentemente do que ocorreu no modelo da tendência como efeito fixo, β_{1i} é o resultado não apenas de um parâmetro fixo (γ_{10}), mas também de um erro aleatório (u_{1i}) associado a cada indivíduo. Este modelo não restringe a variância entre os coeficientes de tendência a zero como no modelo de efeito fixo.

Tabela 5.4 – Modelo Condicional considerando o efeito da variável tempo como aleatório

Preditor	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t
$E(\beta_{0i}) = \gamma_{00}$	23,94	0,42	57
$E(\beta_{1i}) = \gamma_{10}$	0,406	0,021	19,33
Parte aleatória			
σ^2	1.259,04	8,22	153,17
$VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	1.549,24	32,21	48,10
$VAR(\beta_{1i}) = \tau_{11}$	2,42	0,066	36,67
$COV(\beta_{0i}, \beta_{1i}) = \tau_{01}$	-15,85	1,247	-12,71
$-2 \log likelihood$	773.228,8		

Fonte: elaborada pelo autor

Se a variância entre os desvios, ou seja, a variância de u_{it} não fosse significativa, seria possível concluir que uma única tendência representa de maneira satisfatória as curvas de crescimento de todos os indivíduos. A variância destes desvios ($VAR(\beta_{it}) = \tau_{11} = 2,42$), no entanto, é significativa a 1%, o que indica que há diferenças entre as tendências das margens dos clientes e que o tempo deve ser tratado como efeito aleatório (coeficiente do tempo variando entre clientes).

Quando se considera a tendência como efeito aleatório, há um novo ponto a ser analisado – a relação entre margem inicial e tendência. É possível, por exemplo, que clientes com margens iniciais maiores tenham uma tendência de aumento mais lento da margem ao longo do tempo. Isto pode ser analisado pela covariância entre margem inicial e coeficiente de tendência.

Os resultados da estimação do modelo C encontram-se na Tabela 5.4. O coeficiente γ_{00} indica a margem média inicial dos indivíduos (R\$ 23,94). A tendência linear média é representada por γ_{10} (R\$ 0,406) e indica um aumento da margem de R\$ 0,41 ao mês. A variância entre coeficientes da tendência linear (τ_{11}) é significativa, o que indica que os indivíduos apresentam distintas trajetórias em termos de mudança da margem ao longo do tempo. Isto confirma que tratar a tendência como efeito aleatório é mais adequado que como efeito fixo.

A interpretação do sinal negativo da $Cov(\beta_{0it}, \beta_{1it}) = \tau_{01}$ indica que os associados que no primeiro período apresentam uma margem maior, tendem a apresentar um crescimento mais lento ao longo do tempo.

A análise da Tabela 5.5 confirma que a alteração introduzida melhorou o modelo. A variância no nível 1 apresentou uma redução de 18,7% em relação ao modelo que considera a tendência como efeito fixo (Modelo B) e o $-2\log likelihood$ se reduziu em 4.212, variação significativa a menos de 1%. Portanto, o poder explicativo deste modelo é superior ao que considera a tendência como efeito fixo.

Tabela 5.5- Tabela comparando os resultados dos Modelos B e C

	Modelo B	Modelo C	Variação
σ^2	1.548,28	1.259,04	289,24
$-2\log likelihood$	777.441,30	773.228,8	4.212,50

Fonte: elaborada pelo autor

Há razões, no entanto, para crer que o ritmo de variação da margem não seja o mesmo durante todo o período de relacionamento, o que poderia ser analisado pela segmentação do tempo nas curvas de crescimento (SINGER; WILLET, 2003).

5.3.3 Segmentação da tendência (Modelo D)

O Gráfico 5.5 mostra a evolução da margem média mensal em relação ao tempo decorrido desde a aquisição do cartão. Uma análise exploratória sugere que não há uma tendência linear única de variação ao longo do tempo. Nos primeiros meses, a taxa de crescimento é maior, mas, depois, sofre uma tendência de redução e se estabiliza.

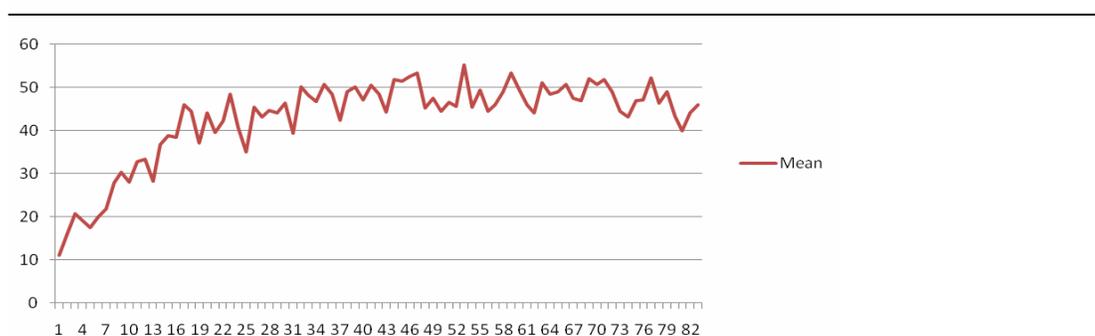


Gráfico 5.5 – Evolução da margem mensal média ao longo do tempo

Fonte: análise do autor

Uma alternativa para modelar este tipo de curva de crescimento é a segmentação do tempo, a partir do ponto em que a tendência se modifica. Com base na análise exploratória, divide-se o tempo em dois segmentos: o primeiro até 18 meses (3 semestres) e o segundo a partir do mês 18 (Gráfico 5.6). Estas duas tendências são obtidas incluindo-se, no modelo, além da variável t , a variável t_{18} , que soma 0 até o período $t=18$ e valor igual a t para $t>18$. O coeficiente estimado para t_{18} mostra a mudança na tendência da margem no segundo intervalo de tempo analisado.

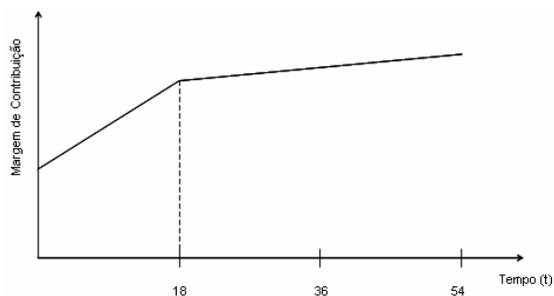


Gráfico 5.6 – Segmentação do tempo em curvas de crescimento

Fonte: elaborado pelo autor a partir de Singer e Willet (2003)

O tempo, segmentado em dois períodos, até 18 meses e entre 18 e 60 meses, será a variável explicativa no nível 1. A diferença do Modelo D em relação ao Modelo B consiste na inclusão do termo $\beta_2 * (t - 18)_{ii}$, que permite a segmentação da tendência.

Nível 1:

$$M_{ii} = \beta_{0i} + \beta_1 * (t)_{ii} + \beta_2 * (t - 18)_{ii} + e_{ii}$$

Assim, nos 18 primeiros meses, o coeficiente de tendência linear é igual a β_1 , já que $(t - 18)_{ii} = 0$. A partir do mês 18, o coeficiente de tendência linear passa a ser $\beta_1 + \beta_2$.

Nível 2:

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + u_{0i}$$

Tabela 5.6 – Modelo com Tempo Segmentado e Tendência como o Efeito Fixo

Preditor	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t
$E(\beta_{0i}) = \gamma_{00}$	21,91	0,52	42,13
β_1	0,659	0,04	16,48
β_2	-0,306	0,03	-10,20
Parte aleatória			
σ^2	1.543,77	9,15	168,72
$VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	1.562,95	21,54	72,56
$-2 \log likelihood$	777.322,50		

Fonte: Elaborada pelo autor

O coeficiente do tempo (t), β_1 , foi estimado em 0,659, o que indica que, nos 18 primeiros meses, a margem cresce, em média, R\$ 0,66 ao mês (Tabela 5.6). Pode-se observar que o coeficiente de t_{18} , β_2 , é negativo e significativo, confirmando a redução da tendência de crescimento da margem. A estimativa do coeficiente β_2 foi de -0,306. Isto significa que a partir do mês 18, a margem passa a incrementar-se em um menor ritmo, R\$ 0,35 ao mês (R\$ 0,659 – R\$ 0,306). Isto confirma a análise exploratória inicial (Figura 5.3) que sugeria uma redução da taxa de crescimento a partir do mês 18.

A variância no nível 1 (σ^2) se reduz de 1.548,28 no modelo com a tendência não-segmentada como efeito fixo (B) para 1.543,77 no modelo D. Ou seja, a segmentação da tendência linear fixa permite explicar apenas 0,3% da variância no nível 1 (Tabela 5.7). A mudança de *Deviance* (118,80) é significativa a 1%.

Tabela 5.7 – Tabela comparando os resultados dos Modelos B e D

	Modelo B	Modelo D	Varição
σ^2	1.548,28	1.543,77	4,51
$-2\log\text{likelihood}$	777.441,30	777.322,50	118,80

Fonte: elaborada pelo autor

5.3.4 – Modelo E – Modelo com Tempo segmentado e Tendência como Efeito Aleatório.

No modelo D, uma tendência segmentada fixa foi estimada para todos os indivíduos. O modelo E, discutido a seguir, permite que seja estimada uma tendência segmentada para cada indivíduo:

$$M_{ii} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * (t)_{ii} + \beta_2 * (t_{-18})_{ii} + e_{ii}$$

Nível 2:

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + u_{0i}$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + u_{1i}$$

A principal diferença do modelo E em relação a D consiste em que, no primeiro, há uma única tendência para todos os clientes ($\beta_1 = \gamma_{10}$) e no segundo, o termo aleatório u_{it} é introduzido, de maneira que $\beta_{it} = \gamma_{10} + u_{it}$, ou seja, em E, a tendência de cada cliente, no período de 0 a 18 meses, pode apresentar um desvio em relação à tendência média. O coeficiente β_2 (fixo para todos os clientes), representa a mudança na taxa de crescimento a partir do mês 18. Esta mudança é considerada igual para todos os indivíduos.

O valor esperado do coeficiente β_{it} representa a tendência média nos 18 primeiros meses para toda a amostra. Já o coeficiente β_2 indica a variação desta tendência a partir do mês 18.

Tabela 5.8 - Modelo com Tendência Aleatória com Efeito Aleatório e Tempo Segmentado

Preditor	Coeficiente	Erro Padrão	Estatística t
$E(\beta_{0i}) = \gamma_{00}$	20,88	0,496	42,10
$E(\beta_{1i}) = \gamma_{10}$	0,749	0,037	20,24
β_2	-0,301	0,026	-11,58
σ^2	1.255,75	8,20	153,14
$VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	1.547,04	32,15	48,12
$VAR(\beta_{1i}) = \tau_{11}$	2,41	0,066	36,52
$COV(\beta_{0i}, \beta_{1i}) = \tau_{01}$	-15,52	1,24	-12,52
$-2\log likelihood$	773.097,4		

Fonte: elaborada pelo autor

Uma vez mais, o poder explicativo do modelo é analisado pela redução da variância dos resíduos em relação ao modelo anterior. A variância no nível 1 (σ^2) se reduz de 1.543,77 no modelo D para 1.255,75 no modelo E (Tabela 5.9). Isto indica que a tendência linear aleatória permite explicar aproximadamente 18,7% da variância da margem ao longo do tempo.

Tabela 5.9 - Tabela comparando os resultados dos Modelos D e E

	Modelo D	Modelo E	Varição
σ^2	1.543,77	1.255,75	288,02
$-2\log likelihood$	777.322,50	773.097,4	4.225,10

Fonte: elaborada pelo autor

Finalmente, é possível analisar o efeito de mudanças ao longo do tempo que não são específicas a cada indivíduo, mas comum a todos eles. Por exemplo, as margens nos semestres pares podem ser diferentes daquelas observadas nos semestres ímpares, em função da concentração de pagamentos de anuidades.

5.3.5 – Modelo F – Modelo com Tempo segmentado, Tendência como Efeito Aleatório e efeito de Semestres pares.

A variável *dummy* semestre par é introduzida no nível 1 e captura diferenças nas margens médias entre indivíduos em semestres pares em relação aos semestres ímpares.

Nível 1:

$$M_{it} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * (t)_{it} + \beta_2 * (t_{-18})_{it} + \beta_3 * (semestre_par)_{it} + e_{it}$$

Nível 2:

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + u_{0i}$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + u_{1i}$$

De acordo com a Tabela 5.10, o efeito desta variável é significativo e positivo, com um incremento de R\$ 1,61 na margem neste período do ano.

Tabela 5.10 - Modelo com Tendência Aleatória, Tempo Segmentado e Efeito de Semestres Pares

Preditor	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t
$E(\beta_{0j}) = \gamma_{00}$	20,14	0,51	39,49
$E(\beta_{1i}) = \gamma_{10}$	0,74	0,037	20,00
β_2	-0,307	0,026	-11,81
β_3	1,61	0,27	5,96
σ^2	1.254,30	8,19	153,15
$VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	1.548,98	32,16	48,16
$VAR(\beta_{1i}) = \tau_{11}$	2,41	0,066	36,52
$COV(\beta_{0i}, \beta_{1i}) = \tau_{01}$	-15,53	1,24	-12,52
$-2\log likelihood$	773.059,3		

Fonte: elaborada pelo autor

No entanto, seu poder explicativo é extremamente pequeno, já que a introdução desta variável reduz a variância no nível 1 em apenas 0,1%.

Tabela 5.11 - Tabela comparando os resultados dos Modelos E e F

	Modelo E	Modelo F	Varição
σ^2	1.255,75	1.254,30	1,45
$-2\log likelihood$	773.097,4	773.059,3	38,10

Fonte: elaborada pelo autor

5.4 - Modelo de Explicação da Variância da Margem Inicial dos Associados (Modelo G).

Os modelos acima buscaram explicar parte da variância da margem dos associados ao longo do tempo (nível 1), por meio de diferentes curvas de crescimento. Nesta seção, o foco de análise desloca-se para a variância entre margens iniciais dos associados, pela inclusão de variáveis explicativas no nível 2.

O modelo aqui estimado é, no nível 1, análogo ao anterior, incluindo a tendência aleatória segmentada e a variável *semestre_par*.

Nível 1:

$$M_{ii} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * (t)_{ii} + \beta_2 * (t - 18)_{ii} + \beta_3 * (\textit{semestre_par})_{ii} + e_{ii}$$

As principais diferenças encontram-se no nível 2, em são introduzidas variáveis que caracterizam os indivíduos, como aquelas relativas a grupos de CEP, Safra, Limite e Estado Civil

A variável de segmentação geográfica divide todos os CEPs nacionais em 37 grupos, levando em consideração, tanto a proximidade geográfica quanto similaridades no nível de desenvolvimento sócio-econômico.

Todos os oito algarismos do CEP (região, sub-região, setor, sub-setor e identificadores de distribuição) foram utilizados para a segmentação. As variáveis sociais e econômicas foram obtidas da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios do IBGE de 2005.

Nível 2:

$$\begin{aligned} \beta_{0i} = & \gamma_{00} + \beta_4 CEP_14 + \beta_5 CEP_17 + \beta_6 CEP_28 \\ & + \beta_7 CEP_31 + \beta_8 CEP_32 + \beta_9 CEP_33 + \beta_{10} CEP_34 + \\ & \beta_{11} safra_5 + \beta_{12} safra_8 + \beta_{13} limite + \beta_{14} solteiro + u_{0i} \end{aligned}$$

Tabela 5.12 – Modelo Condicional com variáveis para explicação da variância da margem inicial

Preditor	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	Variável
$E(\beta_{0i}) = \gamma_{00}$	36,22	0,81	44,72	
β_1	0,73	0,04	18,25	T
β_2	-0,31	0,03	-10,33	t_18
β_3	1,81	0,27	6,70	Semestre Par
β_4	-8,11	2,82	-2,88	Grupo CEP 14
β_5	-3,19	1,93	-1,65	Grupo CEP 17
β_6	-6,57	1,35	-4,87	Grupo CEP 28
β_7	-13,52	5,17	-2,62	Grupo CEP 31
β_8	10,11	4,65	2,17	Grupo CEP 32
β_9	-20,99	5,45	-3,85	Grupo CEP 33
β_{10}	-9,93	1,71	-5,81	Grupo CEP 34
β_{11}	-6,34	1,09	-5,82	Safra 5
β_{12}	-12,17	0,76	-16,01	Safra 8
β_{13}	-0,00139	0,00006	-23,17	Limite
β_{14}	-4,14	0,76	-5,45	Solteiro
Parte aleatória				
σ^2	1.259,53	8,22	153,23	
$VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	1.538,30	32,03	48,03	
$VAR(\beta_{1i}) = \tau_{11}$	2,34	0,064	36,56	
$COV(\beta_{0i}, \beta_{1i}) = \tau_{01}$	-18,43	1,24	-14,86	
$-2\log likelihood$	772.345,4			

Fonte: elaborado pelo autor.

A Tabela 5.12 apresenta o resultado da estimação do modelo. Os coeficientes indicam a mudança na margem inicial para cada unidade de variação das variáveis explicativas. O coeficiente β_{13} , por exemplo, indica que, para cada R\$ 1,00 de incremento no limite de

crédito do cartão, a margem inicial se reduz em R\$ 0,00139. Outra observação interessante é que os solteiros, em média, possuem uma margem inicial R\$ 4,72 menor que os demais clientes.

Quando analisamos a variável safra, que agrupa os associados de acordo com o semestre de aquisição do cartão, verifica-se que não há homogeneidade entre os diferentes períodos. Os associados que adquiriram o cartão no primeiro semestre de 2004 (safra 8), em média, têm uma margem inicial R\$ 13,53 inferior a dos demais clientes.

O CEP dos associados é uma variável que pode diferenciá-los em termos de margem. Comparando os associados que moram na região cujo CEP pertence ao Grupo 33 com os do Grupo 32, observa-se que há uma variação, em média, de R\$ 31,10 entre os grupos ($\beta_7=10,11$ e $\beta_8=-20,99$).

O poder explicativo das variáveis introduzidas é, também, estimado comparando-se a variância do resíduo do Modelo G em relação ao modelo anterior (Modelo F). Portanto com os pressupostos assumidos neste modelo temos uma explicação de aproximadamente 0,4 % da variância entre indivíduos.

Tabela 5.13 – Tabela comparando os resultados dos Modelos G e F

	Modelo G	Modelo F	Varição
σ^2	1.254,30	1.259,53	5,23
$-2\log likelihood$	773.059,3	772.345,4	713,90

5.5 – Modelo de Explicação da Variância da Tendência dos Associados (Modelo H).

Até aqui as tendências de cada associado foram estimadas a partir apenas das margens observadas e não foi possível explicar porque as margens de alguns associados têm taxas de crescimento maiores ou menores. Isto será feito nesta seção quando serão estudadas algumas variáveis independentes que podem explicar parte da variância de tendências entre os associados.

A principal diferença deste modelo para os estudados até aqui é a inclusão de variáveis explicativas no nível 2. Agora, parte da variância entre tendências pode ser explicada por essas variáveis e parte segue como resíduo não-explicado (u_{1i}).

Para explicar a variância entre indivíduos, serão introduzidas no modelo as variáveis segmento geográfico, safra, limite de crédito e estado civil solteiro como efeitos fixos. Vale observar que foram estudadas outras variáveis disponíveis na base, entretanto, elas não se mostraram significantes em nenhum modelo. Para explicar a variância ao longo do tempo, foi mantido o modelo segmentado em dois períodos: até 18 meses e de 18 meses em diante.

Nível 1:

$$M_{it} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * (t)_{it} + \beta_{2i} * (t - 18)_{it} + \beta_{3i} * (\text{semestre} - \text{par})_{it} + e_{it}$$

Nível 2:

$$\begin{aligned} \beta_{0i} = & \gamma_{00} + \beta_4 CEP_14 + \beta_5 CEP_17 + \beta_6 CEP_28 \\ & + \beta_7 CEP_31 + \beta_8 CEP_32 + \beta_9 CEP_33 + \beta_{10} CEP_34 + \\ & \beta_{11} safra_5 + \beta_{12} safra_8 + \beta_{13} limite + \beta_{14} solteiro + u_{0i} \end{aligned}$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + \beta_{16} limite_i + \beta_{17} solteiro_i + \beta_{18} CEP_33 + u_{1i}$$

Tabela 5.14 – Modelo Condicional com variáveis para explicação da variância da margem inicial

Preditor	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	Variável
$E(\beta_{0i}) = \gamma_{00}$	30,98	0,87	35,61	
β_1	1,15	0,04	28,75	t
β_2	-0,27	0,03	-9,00	t_18
β_3	1,74	0,27	6,44	Semestre Par
β_4	-8,05	2,82	-2,85	Grupo CEP 14
β_5	-3,09	1,93	-1,60	Grupo CEP 17
β_6	-6,47	1,35	-4,79	Grupo CEP 28
β_7	-13,19	5,17	-2,55	Grupo CEP 31
β_8	10,29	4,65	2,21	Grupo CEP 32
β_9	-8,24	7,77	-1,06	Grupo CEP 33
β_{11}	-9,70	1,71	-5,67	Grupo CEP 34
β_{12}	-6,55	1,08	-6,06	Safra 5
β_{13}	-11,83	0,76	-15,57	Safra 8
β_{14}	-0,00070	0,00007	-10,00	Limite
β_{15}	-2,19	0,94	-2,33	Solteiro
Variáveis explicativas da tendência				
β_{16}	-0,000055	0,000003	-18,33	Limite
β_{17}	-0,16	0,045	-3,56	Solteiro
β_{18}	-1,13	0,504	-2,24	CEP_33
Parte aleatória				
σ^2	1.260,97			
$VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	1.533,33	31,89	48,08	
$VAR(\beta_{1i}) = \tau_{11}$	2,199	0,062	35,47	
$COV(\beta_{0i}, \beta_{1i}) = \tau_{01}$	-17,55	1,22	-14,39	
$-2\log likelihood$	772.044,1			

Fonte: elaborado pelo autor.

A Tabela 5.14 apresenta os resultados da estimação do modelo. Os coeficientes representam o efeito sobre a tendência mensal da margem da alteração de uma unidade na variável independente. O coeficiente β_{16} , por exemplo, indica que, para cada R\$ 1,00 de incremento no limite de crédito do cartão, a tendência mensal de crescimento se reduz em R\$ 0,000055.

Outra observação interessante é de que os solteiros, em média, têm uma tendência mensal de variação da margem de R\$ 0,16 menor que os demais clientes.

O CEP do endereço dos associados é uma variável que pode diferenciá-los. Comparando os associados que moram na região cujo CEP pertence ao Grupo 33 com os demais, observa-se que a sua taxa de crescimento mensal tende a ser reduzida em R\$ 1,13.

O poder explicativo do modelo é, agora, analisado a partir da redução da variância entre tendências $VAR(\beta_{it}) = \tau_{11}$ e não mais entre interceptos.

Tabela 5.15 : Tabela comparando os resultados dos modelos H e G

	Modelo H	Modelo G	Varição
$VAR(\beta_{it}) = \tau_{11}$	2,41	2,34	0,07
$-2\log likelihood$	773.059,3	772.345,4	713,9

A inclusão das variáveis explicativas da tendência reduz a variância entre tendências de 2,41 para 2,34, permitindo a explicação de aproximadamente 3% desta variância. A mudança de *deviance* é significativa a 1%.

5.6 Estudo do comportamento dos cartões cancelados

Uma empresa de cartões de crédito poderá revisar cuidadosamente o banco de dados de transações comerciais de seus clientes, com o intuito de descobrir anomalias que podem indicar que o usuário está fazendo dívidas acima de sua capacidade (Peppers e Rogers, 2005).

A técnica de modelos lineares hierárquicos pode ser uma ferramenta muito útil na análise da possível diferença no comportamento da margem de clientes cancelados. Com o objetivo de ilustrar a sua aplicação, será desenvolvido um estudo exploratório que se propõe a investigar a

mudança no comportamento da margem, em função do tipo de cancelamento, no mês em que ocorre o cancelamento e durante o período em que o associado mantém relacionamento comercial com a Administradora.

Para este estudo foi utilizada uma base de dados estruturada por caso-período, ou seja, cada linha representa um cliente em um semestre, sendo consideradas 157.662 observações. A variável *status* define se o cartão permaneceu ativo durante o período de análise ou se ele foi cancelado. Foram considerados no estudo, cartões cancelados por inadimplência e aqueles cancelados por desistência do associado.

5.6.1 – Modelo I – Modelo Nulo

A Tabela 5.16 apresenta os resultados da estimação do Modelo Nulo. Verifica-se que quando é considerada a base completa, incluindo cartões cancelados, tanto a variância no nível 1, quanto a variância do nível 2 crescem muito, quando comparadas aos modelos que tratam da base de cartões ativos.

Tabela 5.16 : Modelo Nulo

Preditor	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t
γ_{00}	41,84	0,344	121,642
Parte aleatória			
σ^2	3.618,323	31,912	113,384
$VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	3.313,384	14,667	225,907
$-2\log likelihood$	1.795.142		

Fonte: elaborado pelo autor

Decomposição da Variância:

O coeficiente de “intra-correlação”, então, é calculado como se segue:

$$\rho = \frac{\tau_{00}}{\sigma^2 + \tau_{00}} = \frac{3.313,384}{3.313,384 + 3.618,323} = 0,478$$

Por sua vez, a fração da variância associada ao nível 1 é calculada pela fórmula:

$$= \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + \tau_{00}} = \frac{3.618,323}{3.313,384 + 3.618,323} = 0,522$$

Observa-se que quando se considera os cartões cancelados, aproximadamente, 52,2 % da variância da margem dá-se ao longo do tempo em cada indivíduo (nível 1), enquanto 47,8 % da variância refere-se a diferenças entre indivíduos.

5.6.2: Estudo do comportamento do cliente no semestre do cancelamento:

As necessidades e expectativas dos clientes tendem a ser diferentes de acordo com o estágio do seu relacionamento com a empresa. Blattberg (et alli 2000) sugere que o ciclo de vida do cliente é a estrutura mais adequada para entender e gerir essas diferenças. Com o objetivo de avaliar se há mudança significativa no comportamento do cliente no momento do cancelamento do cartão será introduzida uma variável dummy no nível 1, (*Semestre_Cancelamento*), que indica se a observação ocorreu no mês do cancelamento do cartão.

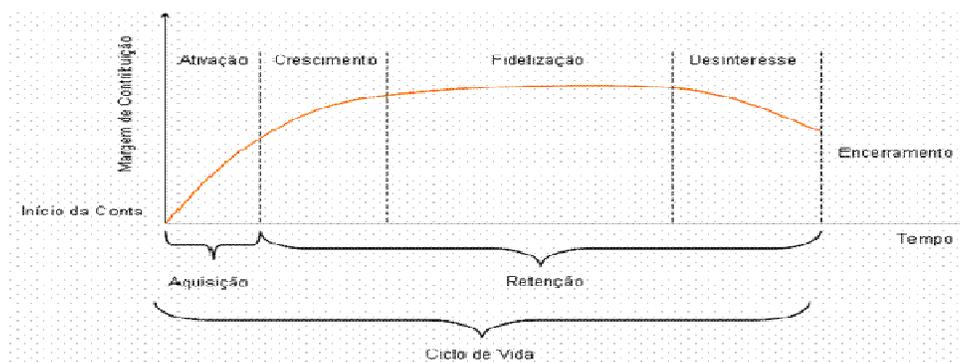


Figura 5.6 – Ciclo de Vida do Associado

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de Blattberg et al.(2001)

A Figura 5.6 representa, de forma ilustrativa, as fases do ciclo de vida de um associado. O que se pretende neste momento do estudo é investigar, de maneira exploratória, se a queda na margem, no momento em que o associado perde seu interesse pelo produto, é significante. Para tanto será estudado o Modelo J, que considera o efeito da variável tempo como aleatório e a variável que considera o mês do cancelamento como segue:

Nível 1:

$$M_{ii} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * (t)_{ii} + \beta_2 (\text{Semestre_Cancelamento})_{ii} + e_{ii}$$

Nível 2:

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + u_{0i}$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + u_{1i}$$

A Tabela 5.17 apresenta os resultados da estimação do Modelo J. A inclusão da variável que considera o semestre de cancelamento melhora o modelo. Essa variável, isoladamente, explica 1,79% da variância total. O coeficiente calculado para a variável associada ao semestre de cancelamento, β_2 , é significativo e significante, indicando que a média mensal cresce para R\$30,80 neste momento.

Diferentemente da representação teórica (Figura 5.17), quando consideramos, tanto os cartões cancelados por desistência, quanto os cancelados por inadimplência, no momento do cancelamento da conta há um acréscimo na margem. Mais à frente será demonstrado que esse efeito é decorrente do comportamento dos associados que foram cancelados por inadimplência.

Tabela 5.17- Modelo condicional considerando o efeito da variável tempo como aleatório e a variável que considera os mês do cancelamento.

Preditor	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t
β_{0i}	19,69	0,276	71,359
β_{1i}	1,02	0,024	42,413
β_2	30,80	0,56	55,005
Parte aleatória			
σ^2	2.671,982	11,826	225,941
$VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	143,821	18,240	7,885
$VAR(\beta_{1i}) = \tau_{11}$	8,906	0,124	71,822
$COV(\beta_{0i}, \beta_{1,i}) = \tau_{01}$	30,534	1,205	25,339
$-2\log likelihood$	1.764.353		

Fonte: Elaborado pelo autor

5.6.3: Estudo para apurar a diferença entre clientes cancelados por inadimplência e desistência no semestre de cancelamento.

O Modelo K terá por objetivo estudar se há diferença entre o comportamento dos associados que tiveram o seu cartão cancelado por desistência e os que tiveram o cartão cancelado por inadimplência. No Modelo K serão introduzidas duas variáveis dummy, sendo que uma estará relacionada com os clientes cancelados por desistência (*Cancelamento _ Desistência*) e a outra com os clientes cancelados por inadimplência (*Cancelamento _ Inadimplência*).

Modelo K:

$$M_{ii} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * (t)_{ii} + \beta_2(\text{Cancelamento _ Desistência})_{ii} + \beta_3(\text{Cancelamento _ Inadimplência})_{ii} + e_{ii}$$

$$\beta_{0i} = \gamma_{00} + u_{0i}$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + u_{1i}$$

A Tabela 5.18 apresenta os resultados da estimação do Modelo K. A variável que trata o semestre de cancelamento por desistência não se mostrou nem significativa (o erro padrão é 0,621), nem significativa (coeficiente $\beta_2 = R\$ 0,24$).

Entretanto, a variável que trata o semestre de cancelamento por inadimplência se mostrou significativa e muito significativa. Neste período há um acréscimo de R\$ 123,112 na margem de contribuição média. Uma explicação para o aumento é o critério utilizado pela administradora para o cálculo da margem, o qual considera as receitas no momento em que as transações são efetuadas e não no pagamento da fatura. Em outras palavras, o associado que passa por dificuldade financeira utiliza o cartão para financiar as suas compras e, ainda que ele não pague a sua fatura, as receitas provenientes de encargos financeiros serão consideradas na sua margem. Nos dois meses subsequentes ao não pagamento haverá cobrança de encargos por atraso e, após esse período, o congelamento do saldo. Após o vencimento, será apropriada uma provisão para perdas, conforme critério legal. Vale observar que nos primeiros meses a provisão é relativamente baixa.

Tabela 5.18 – Modelo Condicional considerando o efeito da variável tempo como aleatório e a variável que considera o mês do cancelamento.

Preditor	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t
$E(\beta_{0i}) = \gamma_{00}$	19,91	0,277	71,899
β_{1i}	0,99	0,022	45,045
β_2 : cancelamento desistência	-0,24	0,621	-0,390
β_3 : cancelamento inadimplência	123,11	1,043	118,036
Parte aleatória			
σ^2	2.517,284	11,131	226,150
$VAR(\beta_{0i}) = \tau_{00}$	283,822	18,425	15,404
$VAR(\beta_{1i}) = \tau_{11}$	7,258	0,107	67,832
$COV(\beta_{0i}, \beta_{1,i}) = \tau_{01}$	27,313	1,136	24,043
$-2 \log likelihood$	1.754.074		

Fonte: Elaborado pelo autor

5.7 Conclusão do capítulo

Os modelos lineares hierárquicos permitem de maneira ampla e flexível a análise de dados aninhados em diferentes níveis, particularmente de medidas repetidas. A utilização dessa técnica estatística torna possível prever e explicar o comportamento de variáveis dependentes, como por exemplo, a margem de contribuição dos clientes, levando-se em consideração as características individuais de cada cliente.

O uso da técnica permite a construção de um modelo tanto para o “associado médio”, quanto para um associado em particular. Essa é uma grande contribuição do estudo, uma vez que a análise da amostra demonstrou que há grande diferença no comportamento da margem entre os associados.

Observa-se que a variabilidade na margem ocorre tanto entre clientes, como para um mesmo cliente ao longo do tempo.

A análise do ciclo de relacionamento do cliente com a Administradora mostra que o comportamento da margem nos primeiros 18 meses é diferente dos demais períodos. Utilizou-se uma tendência segmentada, representada por dois segmentos de tendência linear, um até 18 meses e outro a partir desse momento. O comportamento da margem para cartões cancelados mostra-se muito diferente no semestre do cancelamento. Particularmente, para os casos de inadimplência, há um aumento muito elevado da margem no último semestre do ciclo de vida.

Embora diversas variáveis apresentem correlações significantes com a margem, tanto no nível 1 quanto no nível 2, o poder explicativo dos modelos se mostrou limitado. Isto se deve, principalmente, à decisão de se utilizar exclusivamente variáveis cadastrais. Outros estudos podem lançar mão da metodologia aqui discutida com outras variáveis comportamentais, obtendo, eventualmente, resultados melhores.

Capítulo 6 - Desenvolvimento do Modelo para Análise de Sobrevivência: Resultados e Discussão

6.1 – Introdução:

Todos os associados possuem um ciclo de vida com as Administradoras, sendo que um dos objetivos dessas empresas é prolongar o tempo de relacionamento por meio de programas de retenção. Durante muito tempo os pesquisadores concentraram os estudos sobre a retenção de clientes na análise da taxa de retenção em cada período, por exemplo, em cada mês. Entretanto, a retenção de clientes não é um fenômeno relacionado a um período específico, mas sim por todo o relacionamento (Li, 1995).

Como ilustração das possibilidades metodológicas das técnicas de Análise de Sobrevivências, propõe-se seguir um modelo para a explicação da duração do relacionamento comercial entre o associado e a Administradora de Cartões de Crédito. Conforme afirmado no Capítulo 3, o modelo escolhido é a Regressão de Riscos Proporcionais de Cox. Uma das principais vantagens da introdução dessa técnica estatística consiste em permitir a introdução de covariáveis⁵ que caracterizam os clientes para a explicação da probabilidade do cliente manter-se ativo. Além disso, a técnica não estabelece, à priori, qualquer hipótese sobre a forma de distribuição dos dados.

No modelo de Cox, a variável dependente é o tempo decorrido até que um determinado evento de interesse ocorra (Kleinbaum, 1995). Por definição, o tempo decorrido até o evento de interesse é denominado tempo de falha (Kleinbaum, 1995; Lawless, 1982). O tempo de falha é constituído de três elementos: o tempo inicial, a escala de medida e o evento de interesse. O tempo inicial representa o momento a partir do qual se mede o tempo de falha do indivíduo. Neste estudo, o tempo inicial é a data de aquisição do cartão de crédito. O evento de interesse é o cancelamento do cartão de crédito por motivo de inadimplência ou desistência do associado. Por fim, a escala foi medida em meses contados a partir da aquisição do cartão. A variável “idade da conta”, que representa a quantidade de meses entre a aquisição do cartão de crédito e o cancelamento do cartão, foi utilizada para quantificar o tempo de relacionamento entre o associado e a Administradora.

⁵ Em análise de sobrevivência as variáveis explicativas são denominadas covariáveis

Tabela 6.1 – Distribuição de Casos Censurados

Casos	N	Percentual
Evento ^(a)	9.693	16,2 %
Censurados	50.233	83,8 %
Total	59.926	100,0%

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme pode ser observado na Figura 5.1, o evento de interesse ocorreu para 9.693 (16,2%) casos e, conseqüentemente, 50.233 (83,8%) casos foram censurados. Conforme exposto anteriormente, esses casos representam clientes que não cancelaram o seu cartão durante o período de estudo. Os casos censurados não são utilizados no cálculo dos coeficientes da regressão, entretanto são utilizados na apuração do risco de referência.

6.2 - Modelo de riscos proporcionais de Cox

Embora a função de sobrevivência seja matematicamente equivalente⁶ à função densidade de probabilidade e à função de risco, na maioria das vezes a distribuição da variável aleatória associada ao evento de interesse é caracterizada pela última (Martins, 2003). O modelo dos riscos proporcionais de Cox é geralmente escrito a partir da função de risco. No modelo proposto, a função de risco no período t é dada pela fórmula abaixo:

$$h(t, X) = h_0(t) * e^{\beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_p * X_p}$$

Onde:

- $h_0(t)$ representa a função de risco onde $\mathbf{X}=0$, ou seja, não são consideradas variáveis explicativas.
- $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ é o vetor das p variáveis explicativas (fatores).
- P é o número de variáveis explicativas consideradas no modelo.

⁶ O termo “matematicamente equivalente” refere-se ao fato de que uma função possibilita a derivação das demais, e vice-versa.

Dado que t representa o intervalo de tempo sobre o qual se deseja inferir a probabilidade de ocorrer o cancelamento do cartão e X representa o vetor de variáveis explicativas composto por variáveis cadastrais e comportamentais dos associados, é possível estimar a função de sobrevivência pela fórmula:

$$S_i(t) = e^{-\int_0^t [h_0(t)]^* \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_p * X_p}$$

6.3 - Transformação das variáveis

Com o objetivo de simplificar a análise da influência das variáveis no modelo, os dados da amostra foram submetidos à transformações e análises através do pacote estatístico SPSS for Windows. Foi utilizada a técnica estatística exploratória CHAID (*Chi-Squared Automatic Interaction Detection*), que é um desdobramento da AID (*Automatic Interaction Detection*) (KASS,1980). Esta técnica estatística procura dividir as unidades em grupos que mais se diferenciam com relação a variável resposta de interesse. Inicia-se investigando qual o fator que, aplicado ao grupo todo, obtém partições que mais diferenciam o tempo de relacionamento entre o cliente e a administradora de cartões de crédito. Obtida a primeira divisão (ramos da árvore), move-se para cada novo grupo (às vezes chamado de nó) e procura-se obter uma nova partição. O processo continua até que algumas regras de parada sejam atingidas. Como limite de crescimento das árvores de classificação, optou-se por usar para o grupo (nó) gerador (*parent node*), um número mínimo de casos equivalente a 10% do tamanho da amostra, e para os grupos gerados (*Child Node*), a metade desse valor.

Para um melhor entendimento do procedimento, será descrita a partição obtida para a variável dependente “limite de crédito” baseada nos valores da variável independente “idade da conta”. A Figura 6.1 apresenta os grupos obtidos a partir da técnica descrita acima. Observa-se que quanto maior o limite de crédito do cliente, maior será a expectativa de tempo de relacionamento dele com a administradora. Enquanto que a média para os valores da variável “idade da conta” é 12,25 meses para indivíduos com limite de crédito menor que R\$ 235,00, para indivíduos com limite de crédito entre R\$ 235,00 e R\$ 440,00 ela é de 19,09 meses. Para indivíduos com limite de crédito superior a R\$2780,00, a expectativa de tempo de

relacionamento com a administradora é de 68,79 meses. Resumindo, seis grupos foram definidos de acordo com o tempo de relacionamento do cliente com a administradora.

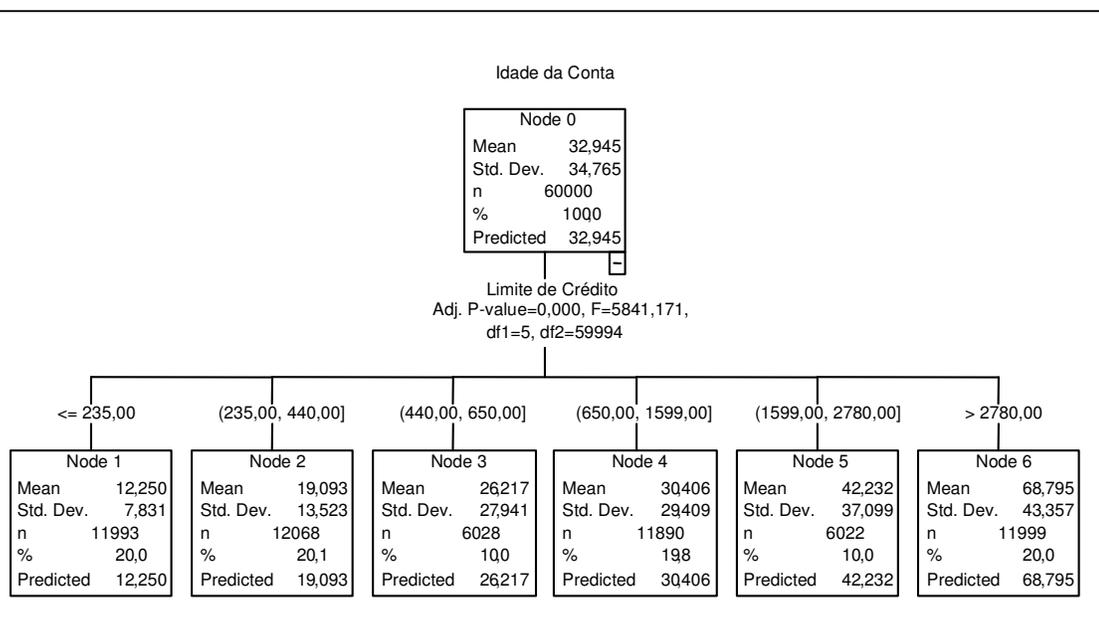


Figura 6.1 – Grupos de associados divididos por limite de crédito

Fonte: Elaborado pelo autor

A aplicação dessa técnica permite a transformação da variável contínua “limite de crédito” na variável discreta “faixa de limite de crédito”, apresentada na Tabela 6.2.

Tabela 6.2 – Grupos divididos por limite de crédito em função de faixas

Faixa de Limite de Crédito	Frequência	Percentual	Faixa de Limite (R\$)
1	11.990	20,0	< 235
2	12.050	20,1	235 – 440
3	6.010	10,0	440 – 650
4	11.867	19,8	650 – 1.599
5	6.017	10,0	1.599 – 2.780
6	11.992	20,0	> 2.780

Fonte: Elaborada pelo autor

Utilizando-se a mesma técnica, a variável contínua Idade do Cliente foi transformada na variável categórica Faixa de Idade do Cliente e foi codificada conforme os valores da Tabela 6.3.

Tabela 6.3 – Agrupamento por faixa de idade do associado

Grupo (Faixa de Idade)	Intervalo (anos)	Frequência	Percentual (%)
1	< 27	6.225	10,4
2	27 - 39	17.214	28,7
3	39 - 52	18.139	30,2
4	52 - 58	6.500	10,8
5	> 58	11.922	19,9

Fonte: Elaborado pelo autor

A variável Produto foi transformada na variável Família de Produtos e codificada, assumindo os valores 1 para os cartões institucionais, exceção aos produtos Cartão Sênior e Cartão Múltiplo e para o produto *co-branded* Cartão Unibanco Varig. Para o produto Cartão Múltiplo a variável assumiu valor 2 e para o produto Cartão Sênior o valor 3. Os cartões *co-branded*, exceção ao Cartão Unibanco Varig, e os cartões afinidade, foram codificados com o valor 4.

A tabela 6.4 apresenta os valores assumidos pelas variáveis categóricas, que serão muito úteis na interpretação dos coeficientes, particularmente para as variáveis dicotômicas.

Tabela 6.4 - Códigos das variáveis categóricas

		Frequência	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Assistências	0 - Não	42.504	1				
	1 - Sim	17.422	0				
Debito	0 - Não	56.117	1				
	1 - Sim	3.809	0				
Sexo	1 - Homens	31.050	1				
	2 - Mulheres	28.876	0				
Cartão Adicional	0 - Não possuem	43.785	1	0			
	1 - Um cartão adicional	6.693	0	1			
	2 - Dois ou mais cartões	9.448	0	0			
Faixa Limite	1 - Limite menor que R\$ 235	11.990	1	0	0	0	0
	2 - Limite entre R\$ 236 e R\$ 440	12.050	0	1	0	0	0
	3 - Limite entre R\$ 441 e R\$ 650	6.010	0	0	1	0	0
	4 - Limite entre R\$ 651 e R\$ 1599	11.867	0	0	0	1	0
	5 - Limite entre R\$ 1600 e R\$2780	6.017	0	0	0	0	1
	6 - Limite maior que R\$ 2781	11.992	0	0	0	0	0
Estado Civil	1 - Solteiro	23.857	1	0	0		
	2 - Casado	20.305	0	1	0		
	3 - Separado	8.879	0	0	1		
	4 - Outros	6.885	0	0	0		
Idade Associado	1 - Menos que 27 anos	6.221	1	0	0		
	2 - Entre 27 e 39 anos	17.194	0	1	0		
	3 - Entre 39 e 58 anos	24.600	0	0	1		
	4 - Mais de 58 anos	11.911	0	0	0		
Produto	1 - Cartões institucionais e Varig	13.952	1	0	0		
	2 - Cartão Múltiplo	15.214	0	1	0		
	3 - Cartão Sênior	9.872	0	0	1		
	4 - Co-branded e Afinidade	20.888	0	0	0		

Fonte: Elaborado pelo autor

6.4 - Estimação do Modelo

O modelo foi estimado com a utilização do pacote estatístico SPSS for Windows, utilizando-se o método *Forward Stepwise* com a estatística *Wald*. Nesse método, o modelo inicia em sua forma básica (*baseline*), ou seja, sem covariáveis. Em seguida, todas as covariáveis são analisadas individualmente, sendo adicionadas ao modelo, se corresponderem a um critério de seleção baseado num valor p determinado a priori. O valor de inclusão (*default*) do SPSS é 0,05 (5%).

A medida que uma nova variável é adicionada, as variáveis já existentes no modelo são avaliadas para exclusão. O valor p (nível de significância) utilizado para efeito de exclusão é 0,10 (10%). Quando não houver variáveis a serem incluídas ou excluídas no modelo, ou quando o modelo for idêntico ao anterior, o algoritmo para.

A tabela 6.5 apresenta o resultado da aplicação do “*Omnibus Test*” para os coeficientes. Este teste é uma medida da qualidade de desempenho do modelo. A mudança no chi-quadrado em relação à etapa anterior é a diferença no valor de *-2 Log Likelihood* do modelo em relação à etapa anterior.

Tabela 6.5 – Teste Omnibus dos Coeficientes do modelo

Etapa	-2 Log Likelihood	Total			Variação em relação etapa anterior			Variação em relação ao bloco anterior		
		Chi-quadrado	df	Sig	Chi-quadrado	df	Sig	Chi-quadrado	df	Sig
0	200.772,172									
1 ^a	195.076,851	5.927,428	5	0,0	5.695,321	5	0,0	5.695,321	5	0,0
2 ^b	193.976,512	7.026,129	8	0,0	1.100,339	3	0,0	6.795,660	8	0,0
3 ^c	193.709,973	7.457,466	11	0,0	266,540	3	0,0	7.062,200	11	0,0
4 ^d	193.506,513	7.634,464	13	0,0	203,460	2	0,0	7.265,660	13	0,0
5 ^e	193.424,237	7.690,343	14	0,0	82,275	1	0,0	7.347,935	14	0,0
6 ^f	193.378,130	7.706,501	17	0,0	46,108	3	0,0	7.394,043	17	0,0
7 ^g	193.345,574	7.743,987	18	0,0	32,556	1	0,0	7.426,598	18	0,0
8 ^h	193.333,999	7.758,074	19	0,0	11,575	1	0,0	7.438,173	19	0,0

a- Introduzida variável Faixa de Limite

b- Introduzida variável Produto

c- Introduzida variável Idade do Associado

d- Introduzida variável Dependente

e- Introduzida variável Assistências

f- Introduzida variável Estado Civil

g- Introduzida variável Sexo

h- Introduzida variável Débito em Conta

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme pode ser observado na Tabela 6.4 todas as variáveis incluídas melhoraram o poder de explicação do modelo e, portanto, optou-se pela sua inclusão.

6.5 - Curva de Referência

A curva de sobrevivência de referência (Figura 6.1) é uma representação gráfica para o modelo preditor do tempo decorrido até o cancelamento do cartão de crédito para o “cliente médio”. A Tabela 6.6 apresenta os valores das covariáveis para o cliente médio.

Tabela 6.6 - Covariáveis medias e padrão de valores

	Mean	Pattern			
		1	2	3	4
Assistências	,709	,709	,709	,709	,709
Debito	,936	,936	,936	,936	,936
Sexo	,518	,518	,518	,518	,518
Depende(1)	,731	,731	,731	,731	,731
Depende(2)	,112	,112	,112	,112	,112
FaixaLimite(1)	,200	,200	,200	,200	,200
FaixaLimite(2)	,201	,201	,201	,201	,201
FaixaLimite(3)	,100	,100	,100	,100	,100
FaixaLimite(4)	,198	,198	,198	,198	,198
FaixaLimite(5)	,100	,100	,100	,100	,100
NovoEstadoCivil(1)	,398	,398	,398	,398	,398
NovoEstadoCivil(2)	,339	,339	,339	,339	,339
NovoEstadoCivil(3)	,148	,148	,148	,148	,148
IdadeAssoc(1)	,104	,104	,104	,104	,104
IdadeAssoc(2)	,287	,287	,287	,287	,287
IdadeAssoc(3)	,411	,411	,411	,411	,411
NovoProd(1)	,233	1,000	,000	,000	,000
NovoProd(2)	,254	,000	1,000	,000	,000
NovoProd(3)	,165	,000	,000	1,000	,000

Fonte: Elaborado pelo autor

Vale observar que o cliente “médio” não existe, ou seja, nenhum cliente da base apresentará uma combinação próxima das sugeridas pelas médias.

O eixo vertical mostra a probabilidade de sobrevivência. Qualquer ponto da curva de sobrevivência representa a probabilidade de que o “cliente médio” mantenha o seu cartão até aquele momento. Conforme pode ser observado no Gráfico 6.1, após 170 meses a curva de sobrevivência se torna menos alisada. Há poucos clientes que mantêm o seu relacionamento com a empresa após esse período, portanto, há menos informação disponível, e, conseqüentemente, a curva é interrompida.

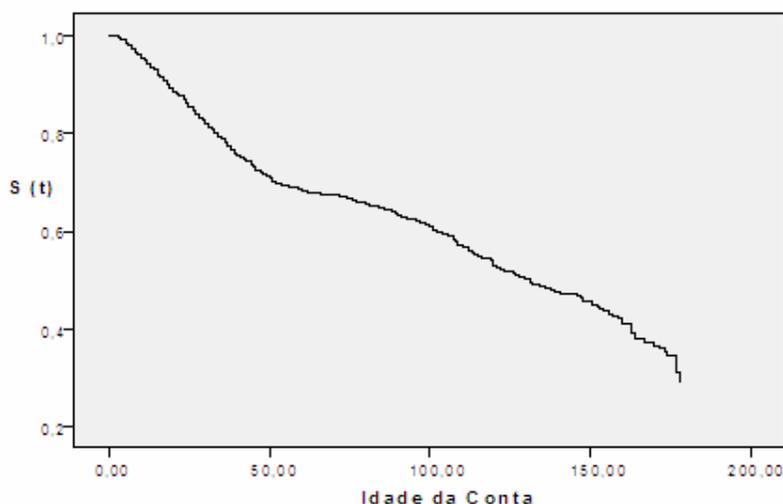


Gráfico 6.1 - Função de sobrevivência S(t) para o “cliente médio”

Fonte: Elaborado pelo autor

6.6 - Curvas de sobrevivência para cada família de produtos:

Entre as possibilidades do uso das técnicas de análise de sobrevivência, está o agrupamento de indivíduos por meio de uma covariável que seja importante. Neste estudo a variável escolhida foi o produto, ou seja, o tipo de cartão, escolhido pelo cliente. A curva de sobrevivência para cada grupo de produtos, ilustrada no Gráfico 6.2, é uma representação gráfica do efeito que a covariável grupo de produto provoca na probabilidade de manutenção do relacionamento entre cliente e empresa.

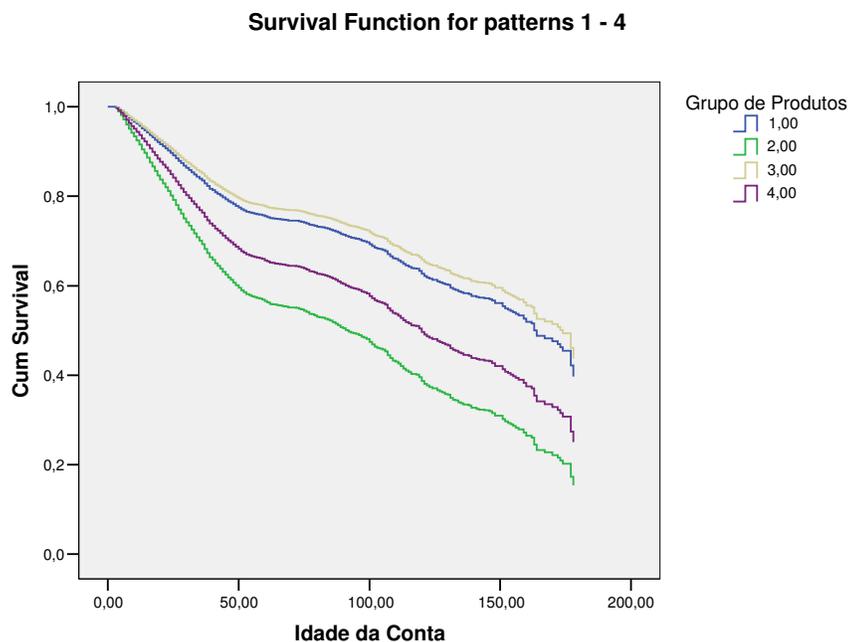


Gráfico 6.2 – Função de sobrevivência para cada família de produtos

Fonte: Elaborado pelo autor

Pode-se observar, através do gráfico, por exemplo, que a família de Cartões “Múltiplo” (representada na cor verde) possui uma menor probabilidade de sobrevivência em relação aos demais produtos da Administradora.

Por outro lado, os cartões “Sênior” (cor marrom) são os que apresentaram a maior probabilidade de sobrevivência entre os grupos estudados. Isso indica que os aposentados apresentam tendência à manutenção do relacionamento com a Administradora.

Estimativa do modelo de probabilidades proporcionais de Cox:

A tabela 6.7 apresenta os coeficientes e testes do modelo proposto. $\text{Exp}(B)$ é a mudança prevista no risco para cada unidade acrescentada no preditor. Considerados os clientes da amostra, estima-se que os clientes que não pagam mensalmente seguros e assistências, através do seu cartão de crédito são 1,247 vezes mais propensos a cancelá-lo do que aqueles que

possuem seguros e assistências. Portanto, a venda de seguros e assistências é elemento que ajuda a reter a base de clientes. O mesmo efeito é observado em relação ao débito em conta. Clientes que não utilizam esse serviço para pagamento de seu cartão de crédito são 1,174 vezes mais propensos ao cancelamento.

O risco entre os homens é 1,132 vezes maior do que entre as mulheres. O efeito da idade do associado é bastante interessante. Indivíduos com idade entre 27 e 39 anos são 1,863 vezes mais propensos a cancelar o seu cartão, em relação àqueles que ainda não completaram 27 anos. Essa relação cai para 1,144 vezes entre os indivíduos entre 39 e 58 anos. Entretanto, após os 58 anos os indivíduos apresentam um risco de 0,946 em relação aos jovens abaixo de 27 anos.

Tabela 6.7 - Estimativa do modelo de probabilidades proporcionais de Cox

	B	SE	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Seguros e Assistências	0,221	,025	78,766	1	,000	1,247
Debito Automático	,161	,048	11,063	1	,001	1,174
Sexo	,124	,021	33,838	1	,000	1,132
Cartão Adicional			125,641	2	,000	
Cartão Adicional (1)	-,317	,031	106,753	1	,000	,728
Cartão Adicional (2)	-,084	,038	4,779	1	,029	,920
Limite de Crédito			2779,147	5	,000	
Limite de Crédito(1)	2,268	,046	2440,648	1	,000	9,663
Limite de Crédito (2)	1,839	,045	1674,236	1	,000	6,292
Limite de Crédito (3)	1,432	,048	889,326	1	,000	4,189
Limite de Crédito (4)	1,229	,042	836,775	1	,000	3,418
Limite de Crédito (5)	,825	,049	281,841	1	,000	2,281
Estado Civil			44,737	3	,000	
Estado Civil (1)	,244	,040	37,962	1	,000	1,276
Estado Civil (2)	,182	,039	21,733	1	,000	1,200
Estado Civil (3)	,292	,049	36,204	1	,000	1,340
Idade do Cliente			347,446	3	,000	
Idade do Cliente (1)	,622	,045	194,022	1	,000	1,863
Idade do Cliente (2)	,134	,036	13,592	1	,000	1,144
Idade do Cliente (3)	-,056	,033	2,801	1	,094	,946
Grupo de Produtos			670,472	3	,000	
Grupo de Produtos (1)	-,404	,034	141,927	1	,000	,668
Grupo de Produtos (2)	,304	,026	134,788	1	,000	1,356
Grupo de Produtos (3)	-,514	,043	142,430	1	,000	,598

Fonte: Elaborado pelo autor

O valor de $\text{Exp}(B)$, para os clientes que possuem um cartão adicional em sua conta, significa que o risco de cancelamento da conta é inferior, em relação aos que não possuem dependentes.

A variável que mais interfere no comportamento dos clientes é o limite de crédito concedido pela administradora, que está intimamente ligado à sua capacidade de pagamento e renda. Os clientes mais propensos ao cancelamento são os que possuem limites na faixa entre R\$ 236,00 e R\$ 440,00. Nesse grupo o risco é 9,663 vezes maior do que entre aqueles cujo limite é inferior a R\$ 235,00. Na medida em que há uma movimentação para as faixas mais altas o risco tende a diminuir, fazendo com que os associados classificados nos dois extremos da tabela sejam os com menor propensão ao cancelamento.

Teste do modelo proposto.

No teste global do modelo de regressão, a hipótese nula é de que todos os parâmetros são nulos. A tabela 6.8 mostra a comparação entre os valores das log probabilidades ($-2 \text{ Log Likelihood}$) do modelo inicial e do modelo final.

Tabela 6.8 – Estatística de ajuste do modelo

	Modelo Nulo	Modelo Proposto	Varição
- 2 Log Likelihood	200.772	193.333	7.439

Fonte: Elaborado pelo autor

Conclusão:

No presente estudo, foi desenvolvido um modelo capaz de prever e explicar a probabilidade de um cliente manter um relacionamento comercial com a Administradora. Destaca-se particularmente a contribuição do estudo em relação à estimativa do tempo decorrido até que o cliente venha a cancelar o seu cartão de crédito.

A utilização da técnica de análise de sobrevivência e, em especial, da regressão de Cox permite calcular os impactos das variáveis presentes no modelo e comprovar importantes efeitos.

Uma outra possibilidade trazida pela técnica é a definição do nível de agregação do modelo. Conforme ilustrado neste capítulo, pode-se tanto construir um modelo para o “associado médio”, quanto construir uma curva para um associado em particular. Vale observar que essa é uma grande contribuição do estudo, pois, a inclusão das características do associado no algoritmo permite que a tomada de decisão seja feita levando-se em conta cada cliente em particular. No modelo desenvolvido, optou-se por utilizar covariáveis que podem ser obtidas nos primeiros estágios do relacionamento. Como consequência, o modelo de decisão poderá orientar as ações por todo o ciclo de vida dos clientes.

Do ponto de vista gerencial, o conhecimento do tempo até o cancelamento do cartão, em função das variáveis propostas, permite estimar a rentabilidade do cliente e fornece um possível indicador de avaliação dos esforços de retenção de clientes.

Dada a limitação das variáveis disponíveis, não foi possível incluir informações comportamentais dos clientes. Julga-se relevante avaliar tais questões em estudos futuros sobre a retenção de clientes de Administradoras de Cartões de Crédito.

Capítulo 7: Conclusões, Implicações Gerenciais, Limitações da Pesquisa e Sugestões para desenvolvimentos futuros.

7.1 - Introdução

Identificou-se que a aplicação de técnicas estatísticas e financeiras nos modelos de tomada de decisão em Marketing se apresenta muito abaixo do seu potencial (Rust, Lemon e Zeithaml, 2004). Dentro deste cenário, o presente estudo propôs e discutiu a utilização de uma nova combinação de técnicas estatísticas para o cálculo para o Valor Vitalício do Cliente (VVC) e do Valor do Cliente (VC). Apesar de, na literatura acadêmica, existirem diversos artigos descrevendo o cálculo do VVC e VC, poucos sugerem métodos de estimação que poderiam ser utilizados para este fim. O modelo linear hierárquico foi introduzido com o objetivo de entender, explicar e prever o comportamento da variação na margem de contribuição gerada por cada cliente. De maneira complementar, a análise de sobrevivência foi utilizada no cálculo da probabilidade de um cliente manter o seu relacionamento comercial com a empresa. A combinação das duas técnicas resultou em um modelo robusto e inovador para o cálculo do valor vitalício que considera as características individuais de cada cliente. Em caráter ilustrativo, o modelo foi aplicado nos dados de 76.579 clientes de uma das cinco maiores Administradoras de Cartões de Crédito do Brasil.

O presente capítulo está dividido em cinco seções, além desta introdução. Na primeira serão abordadas as limitações deste estudo. Em seguida, serão discutidos os resultados da aplicação do modelo linear hierárquico e da análise de sobrevivência por meio da regressão de Cox. Na terceira seção será apresentado o Modelo do Valor do Cliente e do Valor Vitalício do Cliente para a amostra estudada. Em seguida serão apresentadas as contribuições da pesquisa sob o ponto de vista gerencial. Finalmente serão apresentados caminhos para futuras pesquisas.

7.2 – Limitações do Estudo

Em razão da natureza exploratória do estudo, suas conclusões se restringem à análise da amostra: todavia, podem se constituir em um ponto de partida para estudos futuros mais aprofundados. A aplicação ocorreu em um setor específico, a Indústria de Cartões de Crédito. Entretanto, a metodologia de cálculo e as proposições teóricas sugeridas podem ser aplicadas

a outros segmentos de atividade econômica com características semelhantes, como é o caso de telefonia, provedores de internet, bancos, seguradoras e financeiras, entre outros.

É importante observar que este estudo considera a perspectiva de uma empresa específica, ao invés de uma visão geral em que o valor total de um cliente está relacionado com todas as empresas que atuam em um dado mercado (Kumar, Ramani e Bohling, 2004). Portanto, caso esse novo pressuposto fosse adotado, poder-se-ia utilizar o conceito de *share of wallet*, isto é, analisar todos os gastos de um cliente.

O modelo de cálculo proposto é especialmente recomendado para empresas que possuem bancos de dados com informações de seus clientes. Esse pressuposto é aderente à tendência observada nos estudos de Valor do Cliente e do Valor Vitalício do Cliente que se concentram em empresas que utilizam marketing direto, uma vez que esse tipo de atividade permite o acesso à informação dos clientes (Jain e Singh, 2002). Entre as informações necessárias destacam-se a série histórica de margem de contribuição e o conhecimento do momento em que o associado cancela o relacionamento com a Administradora.

Não foram consideradas variáveis do macroambiente da empresa. Vale ressaltar que durante o período em análise os fatores externos, como por exemplo, as ações da concorrência e indicadores econômicos, se mantiveram relativamente estáveis. Dessa forma, adotou-se um modelo mais parcimonioso.

Deve-se mencionar a grande limitação em relação aos dados disponíveis para análise. A variável de interesse no estudo da margem de contribuição só estava disponível na sua forma agregada, o que dificultou os estudos de tendência e sazonalidade. Além disso, o estudo ficou muito concentrado na análise de variáveis conhecidas a priori. Acredita-se que a inclusão de variáveis comportamentais do cliente permitiria o desenvolvimento de um modelo mais robusto.

Por fim, as limitações das amostras cedidas pela Administradora impediram que fosse utilizado o mesmo conjunto de dados no estudo da análise de sobrevivência e na construção do modelo linear hierárquico. Conforme observado nos capítulos anteriores, em cada aplicação é caracterizado o conjunto de dados utilizado.

7.3 - Conclusões finais

7.3.1 – Sobre a aplicação dos Modelos Lineares Hierárquicos:

Uma das principais contribuições deste estudo consiste na proposta de aplicação dos modelos hierárquicos para a análise do Valor Vitalício do Cliente e do Valor do Cliente. Uma de suas principais vantagens consiste em permitir a introdução de variáveis independentes que caracterizam os clientes para a explicação da variabilidade de sua margem no início do relacionamento com a Administradora, tratando adequadamente a estrutura hierárquica dos dados. Mais além, permitem modelar a variação da margem de cada cliente ao longo do tempo, prevendo a sua tendência individual.

Os resultados obtidos na análise empírica indicaram que a variância entre as margens médias dos associados é da mesma magnitude que aquela entre as margens de um mesmo associado ao longo do tempo. Em outras palavras, ocorre variabilidade na margem tanto entre os associados, quanto para um mesmo associado ao longo do tempo. Isto destaca a importância da evolução temporal na margem de cada cliente. Uma mudança na tendência da margem, a partir do terceiro semestre de relacionamento com a Administradora, foi identificada, com uma redução da tendência de crescimento a partir do décimo oitavo mês. Isto significa que no início do relacionamento ocorre uma variação mais acelerada no comportamento da margem. A partir do terceiro semestre esta variabilidade se torna um pouco mais suave.

Além disso, foi possível verificar também, que os clientes apresentam tendências de margem marcadamente diferentes entre si. As variáveis dependentes utilizadas se mostraram correlacionadas com a margem inicial.

Por fim, o estudo do comportamento dos associados que cancelaram o seu cartão de crédito mostrou que, especialmente quando o motivo do cancelamento foi inadimplência, há grande diferença em relação aos clientes ativos. Essa característica pode ser observada tanto no semestre do cancelamento, quanto ao longo do período em que o indivíduo manteve relacionamento com a empresa. No caso de cartões cancelados por desistência do associado, as diferenças no comportamento são menos sensíveis.

Tabela 7.1 - Avaliação do poder de previsão do modelo linear hierárquico

Margem Calculada		Margem Observada					Total
		≤ 3,88	3,89 – 11,06	11,07 – 17,63	17,64 – 38,16	≥ 38,17	
≤ 20,70	# Registros	3.956	3.180	2.829	2.176	1.177	13.318
	Percentual	29,7	23,9	21,2	16,2	8,9	20,0
	% do Total	5,9	4,8	4,2	3,3	1,8	20,0
20,71-27,09	# Registros	3.452	3.051	2.766	2.366	1.680	13.315
	Percentual	25,9	22,9	20,8	17,6	12,7	20,0
	% do Total	5,2	4,6	4,2	3,6	2,5	20,0
27,10-32,29	# Registros	2.747	2.757	2.825	2.690	2.298	13.317
	Percentual	20,6	20,7	21,2	20,1	17,4	20,0
	% do Total	4,1	4,1	4,2	4,0	3,5	20,0
32,30-37,32	# Registros	2.009	2.479	2.555	3.004	3.269	13.316
	Percentual	15,1	18,6	19,2	22,4	24,7	20,0
	% do Total	3,0	3,7	3,8	4,5	4,9	20,0
≥ 37,33	# Registros	1.163	1.836	2.341	3.176	4.800	13.316
	Percentual	8,7	13,8	17,6	23,7	36,3	20,0
	% do Total	1,7	2,8	3,5	4,8	7,2	20,0
Total	# Registros	13.327	13.303	13.316	13.412	13.224	66.582
	Percentual	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
	% do Total	20,0	20,0	20,0	20,0	20,0	100,0

Fonte: Elaborado pelo autor

Diversos trabalhos buscam identificar a taxa de acerto na previsão dos 20% de clientes que apresentam a maior margem (Malthouse e Blattberg, 2005). Com o intuito de permitir comparações com estas pesquisas, os valores observados foram divididos em quintis, assim como os valores previstos (Tabela 7.1). Se o modelo não tivesse qualquer poder de previsão, os valores da diagonal principal deveriam aproximar-se de 20%. No entanto, observa-se na primeira linha e primeira coluna (clientes com as menores margens - primeiro quintil de valores observados e previstos) que 29,7% dos clientes no primeiro quintil da margem são corretamente classificados. Já na quinta linha e quinta coluna (clientes com as maiores margens – quinto quintil de valores observados e previstos) é possível perceber que 36,3% dos clientes são classificados adequadamente. Isto sugere que, embora o modelo tenha um poder de explicação limitado, no que se refere a indicadores relativos à explicação da variância, ele apresenta um poder preditivo maior nos valores extremos de margem. Este

achado é positivo quando se considera que, mais do que analisar a variância da margem entre clientes próximos da média, é relevante, para as estratégias de marketing, prever quais são os melhores e os piores clientes.

7.3.2 - Sobre a aplicação da técnica de Análise de Sobrevivência:

A técnica de análise de sobrevivência se mostrou muito útil na construção de modelos que levem em consideração a dimensão tempo no cálculo do valor do cliente. Dessa forma, ao invés de uma análise transacional, focada no curto prazo, o tomador de decisão dos investimentos de marketing terá uma visão orientada ao relacionamento com o cliente, ou seja, uma decisão de longo prazo.

Uma alternativa para o uso da técnica de análise de sobrevivência é a previsão de quando um cliente irá cancelar o seu cartão de crédito. Neste estudo, o desempenho do poder de previsão da função de sobrevivência foi avaliado pela curva ROC (*receiver operating characteristic*). Essa técnica avalia a probabilidade de um cliente indicado pelo modelo como propenso ao cancelamento ter efetivamente cancelado o seu cartão de crédito. No eixo indicado como *sensitivity*, tem-se o percentual de clientes que a análise de sobrevivência indicou que cancelariam e que realmente cancelaram o cartão. Já o eixo *specificity* corresponde ao percentual de clientes que o modelo previu que cancelariam e que não cancelaram.

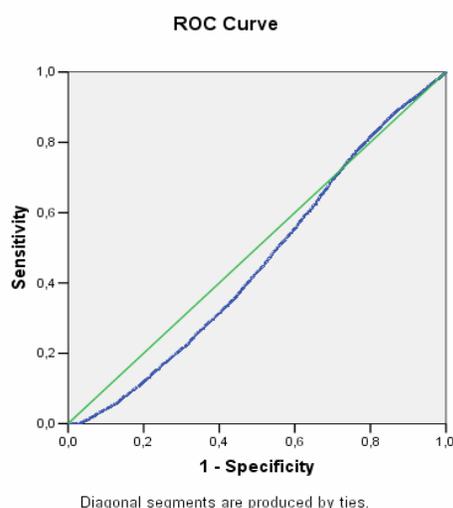


Gráfico 7.1 – Curva ROC para o teste da análise de sobrevivência.

Fonte: elaborado pelo autor

A área sob a curva ROC, apresentada no Gráfico 7.1 na cor azul, representa a probabilidade de que o resultado do modelo para uma escolha aleatória positiva exceda uma escolha aleatória negativa. Pode-se observar na Tabela 7.2 que a probabilidade é 0,459. Uma vez que a significância foi inferior a 0,05, a utilização do modelo foi aceita como mais eficiente do que uma escolha aleatória.

Tabela 7.2 – Resultado do teste para as variáveis

Área	Erro Padrão	Significância	Intervalo de Confiança (95%)	
			Limite inferior	Limite Superior
0,459	0,004	0,000	0,452	0,466

Fonte: Elaborado pelo autor

Observou-se que, para a amostra estudada, a variável limite de crédito interfere muito no risco de cancelamento do cartão de crédito. Um cliente com valor do limite de crédito entre R\$235,00 e R\$400,00 é 9,66 vezes mais propenso a cancelar o seu cartão de crédito em relação a um cliente que possui limite de crédito inferior a R\$ 235,00. As outras variáveis utilizadas no modelo contribuíram para o seu desempenho, entretanto, o impacto provocado por cada uma isoladamente é sensivelmente menor.

No modelo de análise de sobrevivência só foram consideradas variáveis conhecidas a priori, ou seja, não foram consideradas variáveis de comportamento do cliente. Essa característica tem como consequência a possibilidade de aplicar o modelo para a segmentação de proponentes, o que é muito bom. Entretanto, o desempenho do modelo acaba sendo muito prejudicado pela limitação das informações.

7.4 – Sobre a aplicação do Modelo de Valor do Cliente e do Valor Vitalício do Cliente

7.4.1 – Modelo Proposto

Para quantificar o Valor Vitalício de um cliente será utilizada a equação matemática que representa a sua relação com a função de sobrevivência associado ($S_i(t)$), com o modelo linear hierárquico utilizado para a previsão da margem ($M_i(t)$) e com a taxa de desconto aplicada (R). A equação do Valor Vitalício do Cliente até o período t é a seguinte:

$$VVC_i(T) = \sum_{t=0}^T S_i(t) * M_i(t) * (1 + R)^{-t}$$

O modelo utilizado para a função de sobrevivência é a Regressão de Cox. A expressão proposta pelo modelo de Cox se subdivide em duas partes. A primeira parte é chamada de função de risco referencial (*baseline hazard*). A segunda componente é uma expressão que “corrige” a função de risco referencial em função das características \mathbf{X} do indivíduo. A função de sobrevivência até o período t é a seguinte:

$$S_i(t) = e^{-\int_0^t [h_0(t)] * \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_8 * X_8}$$

Onde:

- X_1 representa a informação de que o cliente aceitou o seguro ou assistência oferecidos pela Administradora.
- X_2 representa a informação de que o cliente efetuará o pagamento da fatura através de débito em conta corrente.
- X_3 representa o sexo do associado.
- X_4 representa a informação de quantos cartões adicionais o associado possui.
- X_5 representa a faixa de limite de crédito do associado.
- X_6 representa o estado civil do associado.
- X_7 representa a faixa de idade do associado.
- X_8 representa o tipo de cartão adquirido.

Apesar da utilização das técnicas de análise de sobrevivência, para a apuração da probabilidade de um cliente manter o relacionamento com a empresa ativo, é comum a determinação de um horizonte para o cálculo do Valor Vitalício do Cliente (Blattberg et al., 2000). Como as taxas de desconto são relativamente altas, depois de um determinado número de períodos ocorre uma baixa contribuição dos resultados apurados para o associado. Por exemplo, utilizando-se uma taxa de desconto de 20% a.a., a contribuição do resultado obtida após 5 anos deveria ser multiplicada por 0,401 $[(1/1.2)^5]$, ou seja, cada unidade monetária de contribuição no futuro equivaleria a 40% do seu valor no presente.

O modelo linear hierárquico utilizado para o cálculo da margem apresenta dois níveis. No nível 1, são consideradas as medidas repetidas de margem ao longo do tempo, ou seja, as margens de um mesmo associado em diferentes períodos. No nível 2, estão os diferentes associados e foco de interesse são as suas características.

Nível 1:

$$M_{it} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * (t)_{it} + \beta_{2i} * (t - 18)_{it} + \beta_{3i} * (\text{semestre} - \text{par})_{it} + e_{it}$$

Nível 2:

$$\begin{aligned} \beta_{0i} = & \gamma_{00} + \beta_4 CEP_14 + \beta_5 CEP_17 + \beta_6 CEP_28 \\ & + \beta_7 CEP_31 + \beta_8 CEP_32 + \beta_9 CEP_33 + \beta_{10} CEP_34 + \\ & \beta_{11} safra_5 + \beta_{12} safra_8 + \beta_{13} \text{limite} + \beta_{14} \text{solteiro} + u_{0i} \end{aligned}$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + \beta_{16} \text{limite}_i + \beta_{17} \text{solteiro}_i + \beta_{18} CEP_33 + u_{1i}$$

No modelo proposto a taxa de desconto foi assumida com fixa. Quando é feita uma previsão de um fluxo de caixa existe sempre o risco de que as receitas fiquem aquém do previsto e que as despesas sejam ainda maiores do que o esperado. A taxa de desconto tem a ver com o modo como a empresa avalia esse risco. No exemplo a seguir, a taxa de desconto aplicada será de 22,42% a.a. (taxa utilizada pela Administradora para a análise de projetos).

Com o objetivo de ilustrar o cálculo do Valor Vitalício do Cliente, serão utilizadas as equações do modelo para o cálculo de dois clientes da Administradora que adquiriram o cartão de crédito na mesma safra. Os dados dos dois clientes são apresentados na Tabela 7.3.

Tabela 7.3 – Dados utilizados para o cálculo do VVC

Informação	Cliente 1	Cliente 2	Observação
Assistências e Seguros	1	1	1= Adquiriu o seguro
Débito em Conta	1	1	1= Débito em conta
Sexo do Associado	0	0	0 = Homens
Cartão Adicional	1	1	1 = 1 cartão Adicional
Limite de Crédito	4.400	100	Em R\$
Faixa de Limite de Crédito	6	1	1 = Limite inferior a 235 6 = Limite superior a 2781
Estado Civil	1	1	1 = Solteiro
Faixa de Idade do Associado	3	3	3 = Entre 39 e 58 anos
Tipo de Produto Adquirido	1	1	1 = Cartão de Varig
Cep Residencial	Grupo 32	Grupo 33	
Safra	3	3	

Fonte: Administradora de Cartões de Crédito

A estimativa para a função de sobrevivência para cada um dos clientes pode ser obtida pelas equações abaixo:

$$\text{— Cliente 1: } \hat{S}_1(t, X_1) = \left[\hat{S}_0(t) \right]^{e^{\sum \hat{\beta}_i * X_i}} = \left[\hat{S}_0(t) \right]^{e^{-1,57537}}$$

$$\text{— Cliente 2: } \hat{S}_2(t, X_2) = \left[\hat{S}_0(t) \right]^{e^{\sum \hat{\beta}_i * X_i}} = \left[\hat{S}_0(t) \right]^{e^{0,58445}}$$

Onde $\left[\hat{S}_0(t) \right]$ representa a função de sobrevivência para a amostra, quando não são consideradas as variáveis explicativas de cada cliente.

A probabilidade de um cliente manter o seu relacionamento comercial com a empresa pode ser descrita graficamente. A título de ilustração, a Figura 7.1 mostra a curva de sobrevivência de dois clientes da Administradora.

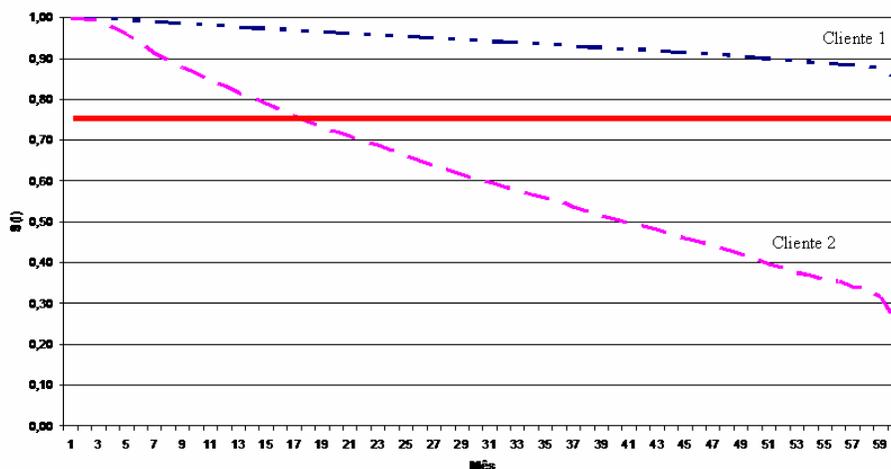


Figura 7.1 – Perfis de sobrevivência para dois associados da Administradora.

Fonte: elaborado pelo autor

Na tabela 7.3 verifica-se que os dois clientes apresentam várias características em comum, entretanto diferem significativamente em relação ao limite de crédito e CEP residencial. Essas diferentes características fazem com que, enquanto a curva do cliente 1 mostra o perfil de sobrevivência de um cliente com baixo risco de cancelamento do seu cartão, a curva do cliente 2 mostra o perfil de um cliente cujo risco de romper o relacionamento com a Administradora é significativamente maior (Figura 7.1).

Vale observar que o uso da análise de sobrevivência permite, não apenas quantificar a probabilidade de um associado cancelar o seu cartão, mas também prever quando isso ocorrerá. No exemplo em estudo, assumindo-se que a Administradora tomou a decisão de estruturar ações específicas de retenção para associados com probabilidade de sobrevivência inferior a 70%, o cliente 2 deveria ser acionado a partir do vigésimo segundo mês de relacionamento.

A estimativa para a margem de contribuição para cada um dos clientes pode ser obtida pelas equações abaixo:

Cliente 1

Nível 1:

$$M_{ii} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * (t)_{ii} + \beta_2 * (t_{-18})_{ii} + \beta_3 * (\text{semestre}_{-par})_{ii} + e_{ii}$$

$$M_{i1} = 36,000 + 0,748 * (t_{i1}) - 0,270 * (t_{-18})_{i1} + 1,740 * (\text{semestre}_{-par})_{i1}$$

Nível 2:

$$\begin{aligned} \beta_{0i} = & \gamma_{00} + \beta_4 CEP_{-14} + \beta_5 CEP_{-17} + \beta_6 CEP_{-28} \\ & + \beta_7 CEP_{-31} + \beta_8 CEP_{-32} + \beta_9 CEP_{-33} + \beta_{10} CEP_{-34} + \\ & \beta_{11} safra_{-5} + \beta_{12} safra_{-8} + \beta_{13} limite + \beta_{14} solteiro + u_{0i} \end{aligned}$$

$$\beta_{01} = 30,98 - 0,0007 * 4400 - 2,19 * 1 + 10,29 * 1 = 36,000$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + \beta_{16} limite_i + \beta_{17} solteiro_i + \beta_{18} CEP_{-33} + u_{1i}$$

$$\beta_{11} = 1,15 - 0,000055 * 4400 - 0,16 * 1 - 1,13 * 0 = 0,748$$

Cliente 2

Nível 1:

$$M_{ii} = \beta_{0i} + \beta_{1i} * (t)_{ii} + \beta_2 * (t_{-18})_{ii} + \beta_3 * (\text{semestre}_{-par})_{ii} + e_{ii}$$

$$M_{i2} = 20,480 - 0,145 * (t_{i2}) - 0,270 * (t_{-18})_{i2} + 1,740 * (\text{semestre}_{-par})_{i2}$$

Nível 2:

$$\begin{aligned} \beta_{0i} = & \gamma_{00} + \beta_4 CEP_{-14} + \beta_5 CEP_{-17} + \beta_6 CEP_{-28} \\ & + \beta_7 CEP_{-31} + \beta_8 CEP_{-32} + \beta_9 CEP_{-33} + \beta_{10} CEP_{-34} + \\ & \beta_{11} safra_{-5} + \beta_{12} safra_{-8} + \beta_{13} limite + \beta_{14} solteiro + u_{0i} \end{aligned}$$

$$\beta_{02} = 30,98 - 0,0007 * 100 - 2,19 * 1 - 8,24 * 1 = 20,480$$

$$\beta_{1i} = \gamma_{10} + \beta_{16} limite_i + \beta_{17} solteiro_i + \beta_{18} CEP_{-33} + u_{1i}$$

$$\beta_{12} = 1,15 - 0,000055 * 100 - 0,16 * 1 - 1,13 * 1 = -0,145$$

A Tabela 7.4 apresenta, de forma ilustrativa, o cálculo do Valor Vitalício para os dois clientes recém adquiridos pela Administradora. Na coluna I estão estimados os valores para a função de sobrevivência para os 60 primeiros meses de relacionamento de cada cliente. Na coluna II foram calculadas as margens previstas para o mesmo período. O método do Valor Presente Líquido (VPL) calcula o valor presente de todos os fluxos de caixa futuros esperados, usando uma taxa de desconto (R) (Homgren, Sundem e Stratton, 2004). Neste estudo, a margem de contribuição média gerada em cada período foi descontada por uma taxa de 22,42% a.a., obtendo-se o seu valor presente líquido (coluna III).

$$VPL_{deM}(T) = M(t) \cdot (1 + R)^{-t} = M(t) * 1,017^{-(t-1)}$$

Tabela 7.4 – Exemplo numérico do cálculo do Valor Vitalício do Cliente

MÊS	Cliente 1			Cliente 1		
	Função de Sobrevivência (I)	Margem de Contribuição Unit. (II)	VPL da Margem de Contribuição Unit. (III)	Função de Sobrevivência (I)	Margem de Contribuição Unit. (II)	VPL da Margem de Contribuição Unit. (III)
1	1,000	36,00	36,00	1,0000	20,48	20,48
2	0,9996	36,75	36,12	0,9964	20,33	19,92
3	0,9992	37,50	36,22	0,9927	20,19	19,38
4	0,9972	38,24	36,26	0,9962	20,04	18,60
5	0,9953	38,99	36,28	0,9596	19,90	17,85
6	0,9927	39,74	36,26	0,9383	19,75	17,04
56	0,8868	120,77	42,38	0,3523	6,07	0,85
57	0,8834	122,26	42,02	0,3413	5,78	0,77
58	0,8815	123,76	41,73	0,3349	5,49	0,70
59	0,8757	125,26	41,26	0,3165	5,20	0,62
60	0,8563	126,75	40,14	0,2605	4,91	0,47
Valor Vitalício do Cliente			2.556,09	Valor Vitalício do Cliente		416,93

Fonte: Elaborado pelo autor

Portanto o Valor Vitalício do cliente 1 é R\$ 2.556,09, enquanto que para o cliente 2 é de R\$416,14. Caso o cálculo fosse repetido para todos os associados da Administradora, a soma do Valor Vitalício de todos os clientes representaria o Valor do Cliente da Empresa.

7.5 - Implicações Gerenciais

As empresas se tornam bem sucedidas pela sua capacidade de adquirir novos clientes, reter os clientes que já estão na base e aumentar as vendas por meio de vendas casadas (Blattberg et al., 2005). Em outras palavras, para que uma empresa se mantenha competitiva, é preciso que ela descubra como manter os seus clientes por mais tempo, como fazer com que gastem mais com os produtos por ela oferecidos e se tornem mais lucrativos (Peppers e Rogers, 2005).

O processo de aquisição de clientes é extremamente importante para a empresa, interferindo diretamente no seu desempenho (Dorsch, Carlson, Reymond e Ranson, 2001). Poucas empresas adotam uma estratégia de aquisição seletiva, isto é, assumem que nem todo proponente justifica um investimento para a sua aquisição (Blattberg et al., 2000). O modelo proposto apresenta-se como uma alternativa para a empresa desenvolver um processo de atração seletiva de clientes. Da mesma forma que se calcula a expectativa de vida de uma pessoa ao nascer, em função das suas características, como por exemplo, local de nascimento ou classe social, calculou-se a probabilidade de um cliente manter o seu relacionamento com a Administradora ao longo do tempo, em função de suas características pessoais. Além disso, estimou-se uma curva de variação na margem, em função das suas variáveis cadastrais, melhorando, dessa forma, a capacidade de tomada de decisão sobre o investimento na sua aquisição.

O Marketing de Relacionamento assume que as empresas podem ser mais lucrativas caso elas identifiquem os seus clientes mais lucrativos e invistam, proporcionalmente, mais recursos nesses clientes (Malthouse e Blattberg, 2005). O modelo proposto permite a segmentação dos clientes, em função do seu Valor Vitalício, possibilitando a implantação de estratégias diferenciadas para cada segmentação. Há casos de segmentação da base de clientes segundo a lucratividade e a propensão ao cancelamento na Indústria de Cartões de Crédito (Cohen, 2004). A Figura 7.3 mostra as ações que devem ser adotadas pela Administradora, dependendo do quadrante em que o associado está classificado. Os associados que geram alta

rentabilidade e apresentam grande probabilidade de cancelamento devem receber maior atenção e justificam investimentos de marketing em ações de retenção. O segmento com baixa propensão ao cancelamento e alta lucratividade devem sofrer ações de manutenção. Os associados com baixa propensão ao cancelamento e baixa lucratividade devem sofrer ações de rentabilização, como por exemplo, oferta de vendas casadas. Por fim, associados que não geram resultado e que demonstram propensão ao cancelamento, não devem sofrer ações de retenção.

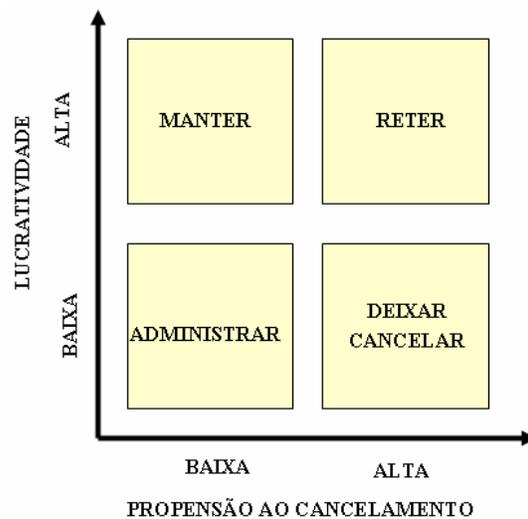


Figura 7.3 – Matriz de tomada de decisão em função da propensão ao cancelamento e lucratividade do cliente.

Fonte: Cohen, 2004

O problema é que quanto mais o foco de uma empresa se concentra no curto prazo, maior será a probabilidade de que sejam tomadas decisões que irão comprometer o resultado de longo prazo. Dessa forma, obter uma visão compreensiva dos associados no longo prazo se constitui em um diferencial competitivo para a empresa.

Por fim o modelo permite o acompanhamento do desempenho da estratégia de marketing ao longo do tempo. O cálculo do Valor Vitalício e do Valor do Cliente deve ser repetido periodicamente e, caso haja variação positiva, haverá aumento no valor da Empresa.

7.6 - Direcionamento para pesquisas futuras

Todos os modelos propostos para o cálculo do Valor Vitalício do Cliente apresentam limitações. Uma componente chave do modelo é a previsão de frequência e valor das transações futuras. O Modelo Linear Hierárquico se mostrou robusto e flexível; entretanto, um maior aprofundamento da técnica se faz necessário.

A restrição imposta pela escassez de informações fez com que não fosse possível fazer generalizações sobre os resultados obtidos. Acredita-se que a inclusão de variáveis de comportamento e do macroambiente da empresa poderiam trazer um maior poder de previsão ao modelo.

No modelo de cálculo em estudo, a taxa de desconto foi considerada como fixa. Um caminho interessante seria torná-la variável, em função de risco e características do macroambiente da empresa.

Há necessidade de validação empírica para o modelo. Pretende-se, no futuro, utilizar a mesma combinação de técnicas em outras indústrias com as mesmas características, por exemplo, Bancos e Seguradoras.

Finalmente, o estudo comparativo entre cartões ativos e cancelados se mostrou muito rico. Para a amostra estudada, a afirmação de que clientes mais antigos são mais rentáveis não se confirmou. Para um segmento representativo da amostra ocorreu redução na margem relativa ao longo do tempo. Um estudo mais aprofundado do comportamento do cliente ao longo do ciclo de relacionamento com a empresa seria muito oportuno.

Referências Bibliográficas

Livros:

- ANDERSON, David R.; SWEENEY, Dennis J. e WILLIAMS, Thomas A. *Estatística Aplicada à Administração e Economia*. 2.ed. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2003.
- BASILE, Max I. E *o Dinheiro Virou Plástico: Desafio de Um Novo Universo de Negócios*. 1.ed. São Paulo: Editora Cultura, 2000.
- BEST, J. Roger. *Strategiers for Growing Customer Value and Profitability*. 2.ed. New Jersey: Prentice-Hall, 2000.
- BLATTBERG, Robert C. ; GETZ, Gary e THOMAS, Jacquelyn S.. *Customer Equity – Building and Managing Relationships as Value Assets*. 1.ed. Boston, Massachusetts: Harvard Business School Press, 2001.
- BLAZCO, Andre e KOMI, Rui Lyu. *Modelo de Expectativa de Alto Relacionamento e Valor Presente Líquido do Cliente*, 2002. Unibanco - Documento interno.
- BOLFARINE, Heleno e BUSSAB, Wilton de O. Elementos de Amostragem. 1.ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.
- BORGES, Wagner S.; COLOSIMO, Enrico A. e FREITAS, Marta A. *Métodos Estatísticos e Melhoria da Qualidade: Construindo Confiabilidade em Produtos*. São Paulo: ABE – Associação Brasileira de Estatística, 1996.
- BOYETT, Joseph H. e BOYETT, Jimmie T. *The Guru Guide to Marketing*. 1.ed. New York: John Wiley & Sons, Inc, 2003.
- BRIGHAM, Eugene F.; GAPENSKI, Louis C. e EHRHARDT, Michael C. *Administração Financeira: Teoria e Prática*. 3.ed. São Paulo: Editora Atlas S.A., 2001.
- BRYK, Anthony S. e RAUDENBUSH, Stephen W. *Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods*. 2.ed. Thousand Oaks: Sage Publications, 2002
- BUSSAB, Wilton de O. e MORETTIN, Pedro A. *Estatística Básica*. 5.ed. São Paulo: Editora Saraiva, 2005.

- CHIANG, Alpha C. *Matemática para economistas*. 1.ed. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1982.
- CLANCY, Kevin J. e KRIEG, Peter C. *Marketing contra-intuitivo: como atingir grandes resultados usando o senso incomum*. 1.ed. Rio de Janeiro: Campus, 2002.
- CLEMEN, R. T. . *Making Hard Decisions*. 1.ed. London: E. Duxbury Press, 1996.
- COBRA, M. *Marketing de Serviço Financeiro*. 1.ed. São Paulo: Cobra Editora & Marketing, 2000.
- COHEN, Eric D. *Lealdade e Trocas Relacionais no Crédito ao Consumidor do Varejo Hipermercadista*. Tese (Doutorado em Administração de Empresas) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2004.
- DAY, Laura. *Intuição: como utiliza-la para o sucesso*. 1.ed. Rio de Janeiro: José Olympio, 2000.
- DOYLE, Peter, Value-Based Marketing. New York: John Wiley & Sons, 2000.
- FERREL, O. C.; HARTLINE, Michael D.; LUCAS, George H. e LUCK, David *Marketing Strategy*, 1. ed. Orlando: The Driden Press, 1998.
- GOLDSZMIDT, Rafael G. B. *Variância de Desempenho: Uma Abordagem Exploratória Multinível*. Dissertação (Mestrado em Administração de Empresas) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2007.
- GOODWIN, P e WRIGHT, G. *Decision Analysis for Management Judgement*. 1.ed. New York: John Wiley & Sons, 1991.
- HOFFMAN, K. Douglas e BATESON, John E. G. *Princípios de marketing de serviços: conceitos, estratégias e casos*. 1.ed. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2003.
- HORNGREN, Charles T.; SUNDEM, Gary L. e STRATTON, William O. *Contabilidade Gerencial*. 12 ed. São Paulo: Prentice Hall, 2004.
- HOX, Joop. *Multilevel Analysis: Techniques and Applications*. Lawrence Erlbaum Associates, 2002.
- HUNT, Shelby D. *Marketing Theory: Conceptual Foundations of Research in Marketing*. 1.ed. Columbus: Copyright Grid, Inc, 1976.
- HUNT, Shelby D. *Marketing Theory: The Philosophy of Marketing Science*. 1.ed. Texas: Richard D. Irwin, 1983.
- JACKSON, B. e WANG, P. *Strategic database marketing*. Chicago: NTC Publishing Group, 1995.
- KLEINBAUM, D. *Survival Analysis: a self-learning text*. 1.ed. New York: Springer-Verlag, 1995.

- KOTLER, Philip. *Managerial Marketing: Planning, Analysis and Control*. Prentice Hall, 1967.
- KOTLER, P. *Marketing para o século XXI: como criar, conquistar e dominar mercados*. 4.ed. São Paulo: Editora Futura, 1999.
- LAUDON, Jane P.E LAUDON, Kenneth C. *Sistemas de informação gerenciais: administrando a empresa digital*. 5.ed. São Paulo: Prentice-Hall, 2004.
- LAWLESS, J. *Statistical Models and Methods for Lifetime Data*. New York: John Wiley and Sons, 1982.
- MANLY, Bryan F. J. *Multivariate Statistical Methods*. London: Chapman & Hall, 1991.
- MARTINS, Eliseu. *Contabilidade de Custos*. 1.ed. São Paulo: Editora Atlas 1982
- MARTINS, Marcio S. *A Previsão de Insolvência pelo Modelo de Cox: Uma Contribuição para a Análise de Companhias Abertas Brasileiras*. Dissertação (Mestrado em Administração de Empresas) – Escola de Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2003
- MANTRALA, Murali K., *Allocating Marketing Resources*, Handbook of Marketing, Eds. Barton A. Weitz and Robin Wensley, Sage Publications, forthcoming, 2002.
- MIRSHAWKA, Vitor. *Probabilidade e Estatística para Engenharia*. São Paulo: Nobel, 1981.
- MORAES, Edmilson Alves de. *Análise da Decomposição do Desempenho de Empresas Brasileiras Utilizando Modelos Lineares Mistos e de Componentes de Variância*. Tese (Doutorado em Administração de Empresas) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2005.
- NOBREGA, C. *A ciência da gestão – Marketing, inovação, estratégia: um físico explica a gestão – a maior inovação do século XX – como uma ciência*. 1. ed. Rio de Janeiro: Editora Senac, 2004.
- PEPPERS, Don, ROGERS, Martha. **Return on customer**. Random House, Inc. 2005.
- PINDYCK, Robert S. e RUBINFELD, Daniel L. *Microeconomia*. 1.ed. São Paulo: Makron Books, 1994.
- ROSENWALD, Peter J. *Accountable Marketing – Otimizando Resultados dos Investimentos em Marketing*. 1. ed. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2005.
- ROSS, Stephen A., WESTERFIELD, Randolph W. e JAFFE, Jeffrey F. *Administração Financeira – Corporate Finance*. 2. ed. São Paulo: Editora Atlas S.A, 1995.
- RUST, Roland T., ZEITHAML, Valerie, LEMON, Katherine N. *O Valor do Cliente – Customer Equity*. 1.ed. São Paulo: Editora BOOKMAN, 2000.

- RUST, Roland T; LEMON, Katherine N., NARAYANDAS, D. *Customer Equity Management*, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice-Hall, 2005.
- SHETH, Jagdish, ESHGHI, Abdolreza E KRISHNAN, Balaji. *Marketing na Internet*. 2 ed. São Paulo: Thompson Learning, 2001
- SETH, Jagdish N.; GARONER, David M. e GARRETT, Dennis E. *Marketing Theory: Evolution and Evaluation*. John Wiley & Sons, Inc, 1988.
- SINCICH, T *Business Statistics by Example*. 5.ed. New Jersey: Prentice-Hall, 1995.
- SOARES, José F. e COLOSIMO, Enrico A *Métodos Estatísticos na Pesquisa Clínica*. Ribeirão Preto, 1995.
- STICKNEY, Clyde P. e WEIL, Roman L. *Financial Accounting: An Introduction to Concepts, Methods, and Uses*. 8. ed. Orlando: The Driden Press, 1997.
- SWIFT, Ronald. *CRM: O Revolucionário Marketing de Relacionamento com o Cliente*. 10.ed. Editora Campus, 2001.

Periódicos:

- ARREGLE, Jean-Luc; HÉBERT, Louis; BEAMISH, Paul W . *Mode of International Entry: The Advantages of Multilevel Methods*. *Management International Review*. v.46, n.5; p.597-618, 2006.
- BECHWATI e ESHGHI. *Customer Lifetime Value Analisis: Challenges and Words of Caution*. *Marketing Management Journal*, 2005
- BERGER, P. D.; NASR, N. *Customer Lifetime Value: Marketing Models and Applications*. *Journal of Interactive Marketing*, v.12, p. 17-30, 1998.
- BERGER, P. D.; BOLTON, R. N.; BOWMAN, D.; BRIGGS, E.; ELETEN, V.; KUMAR, V.; PARSURAMAN, A.; TERRY, C. *Marketing Actions and the Value of Customer Assets: A Framework for Customer Asset Management*. *Journal of Service Research*, v.5, p. 39-54, 2002.
- BLATTBERG, Robert C. e DEIGHTON, John. *Manage Marketing by the Customer Equity Test*, *Harvard Business Review*, Jul/Aug 96, p. 136-144, 1996.
- BLATTBERG, Robert C.; GETZ, Gary; THOMAS, Jacquelyn S. *Managing Customer Acquisition*. *Journal of Direct Marketing*, v.64, 2001.
- BOLTON, Ruth N.; LEMON, Katherine N. e VERHOEF, Peter C., *The Theoretical Underpinnings of Customer Asset Management: A Framework and Propositions for*

- Future Research.*** Journal of Academy of Marketing Science, v. 32, n.3, p. 271-292, 2004.
- BONOMA, T.V. e CLARK, B.H., ***Measuring Performance Assessment.*** Harvard Business Review 1998
- CLARK, Bruce H, Marketing Performance Measures: History and Interrelationships. Journal of Marketing Management, 15/November, 711-32, 1999
- COX, David R. ***Regression Models and Life-Tables.*** Journal of the Royal Statistic Society. "B"Series, N.34, p. 187-220, 1972.
- DANAHER, Peter J. e RUST, Roland T. ,, ***Indirect Financial Benefits from Service Quality.*** Quality Management Journal, 3 (2), 63-75, 1996
- DEADRICK, Diana L.; BENNETT, Nathan e RUSSELL, Craig J. ***Using Hierarchical Linear Modeling to Examine Dynamic Performance Criteria Over Time.*** Journal of Management, v.23, n.6, p.745-758, 1997.
- DEKIMPE, Marnik G. e HANSSENS, Dominique M. ***Sustained Spending and Persistent Response: A New Look at Long-Term Marketing Profitability.*** Journal of Marketing Research, v.36, p.397-412, 1999.
- DEKIMPE, Marnik G. e HANSSENS, Dominique M. ***Time-Series Models in Marketing: Past, Present and Future.*** Journal of Research in Marketing, v.17, p.183-193, 2000.
- DWYER, F. R. ***Customer Lifetime Valuation to Support Marketing Decision Making.*** Journal of Direct Marketing, v.11, p. 6-13, 1989.
- GUPTA, Sunil, LEHMANN e STUART, Jennifer A. ***Valuing costumers.*** Working Paper 01-119, Marketing Science institute, 2003.
- HAMILTON, Robert e HOWCROFT, J. Barry. ***A Practical Approach to Maximizing Customer Retention in the Credit Card Industry.*** Journal of Marketing Management, v. 11, p. 151-163, 1995.
- HILLMAN, A.J; WAN, W.P. ***The determinants of MNE subsidiaries' political strategies: evidence of institutional duality.*** Journal of International Business Studies, v.36, p.322-340, 2005.
- HOUGH, Jill R. ***Business Segment Performance Redux: A multilevel approach.*** Strategic Management Journal, v.27, p.45-61, 2006.
- HUNT, Shelby D. ***General Theories and the Fundamental Explananda of Marketing.*** Journal of Marketing, v.47, p.9-17, 1983.

- JAIN, Dipak; SINGH, Siddhartha S. *Customer lifetime value research in marketing: A review and future directions*. Journal of Interactive Marketing, v.16 n. 2, p.34-46, 2002.
- KUMAR, V.; RAMANI, Girish e BOHLING, Timothy. *Customer Lifetime Value Approaches and Best Practice Applications*. Journal of Interactive Marketing. v.18, n.3, p.60-72.
- LEEFLANG, Peter S.H., WITTINK, Dick R., WENDEL, Micjhael e NAERT, Philippe A. *Building Models for Marketing Decisions*. Klumer Academic Publishers, 2000.
- LEYLAND, F, EWING Michael T, BERTHON, Pierre, *Turning Competitive Advantage into Equity*, Business Horizons, 00076813, Sep/Oct 2000, vol 43, Issue 5, 2000
- LI, Shaomin, *Survival Analysis: Just as in Life, Customers are “born” and “they die”*. *Here’s how to prevent their premature demise*. Marketing Research, v7-N4, p 17-23, 1995.
- LIBAI, Barak; DAS NARAYANDAS e HUMBY, Clive. *Toward an Individual Customer Profitability Model: A Segment-Based Approach*. **Journal of Service Research**. v.5, p.69-76.
- LYN, Thomas, *Structural Models in Consumer Credit*, Escola de Administração de Empresas de São Paulo (EAESP), 2004.
- MALTHOUSE, Edward C. e BLATTBERG, Robert C. *Can We Predict Customer Lifetime Value?* Journal of Interactive Marketing, v.19, p.2-15, 2005.
- MCNAMARA; Gerry , DEEHOUSE; David L , LUCE; Rebecca A. *Competitive positioning within and across a strategic group structure: The performance of core, secondary, and solitary firms*. Strategic Management Journal, v.24, n.2, p.161, 2003.
- MISANGYI, Vilmos F.; ELMS, Heather; GRECKHAMER, Thomas; LEPINE, Jeffrey. *A new perspective on a fundamental debate: A multilevel approach to industry, corporate, and business unit effects*. Strategic Management Journal, v.27, p.571-590, 2006a.
- MISANGYI, Vilmos; LEPINE, J.A.; ALGINA, James; GOEDDEKE Jr., Francis. *The adequacy of repeated-measures regression for multilevel research*. Organizational Research Methods, v.9, n.1, p.5-28, jan. 2006b.
- MITHAS, Sunil; RAMASUBBU; Narayan , KRISHNAN, M S , FORNELL, Claes . *Designing Web Sites for Customer Loyalty Across Business Domains: A Multilevel Analysis*. Journal of Management Information Systems, v.23, n. 3; pg. 97, inverno, 2006-2007.

- MOULTON, B.R. *An illustration of a pitfall in estimating the effects of aggregate variables on micro units*. The Review of Economics and Statistics, v.72, n.2, p. 334-338, 1990.
- MULHERN, F. J. *Customer Profitability Analysis: Measurement, Concentration, and Research Directions*. *Journal of Interactive Marketing*, v. 13, p.25-40, 1999.
- NAVEH, Eitan; MARCUS, Alfred. *Achieving competitive advantage through implementing a replicable management standard: Installing and using ISO 9000*. *Journal of Operations Management*, v.24, n.1; dez. 2005.
- PALMATIER, Robert W.; GOPALAKRISHNA, Srinath; HOUSTON, Mark B. *Returns on Business-to-Business Relationship Marketing Investments: Strategies for Leveraging Profits*. *Marketing Science*, v.25, n.5; p. 477-495, Set/Out. 2006.
- PFEIFER, Phillip E.; CARRAWAY, R.L. *Modeling Customer Relationships Using Markov*. *Journal of Interactive Marketing*, v.14, p. 43-55, 2000.
- PFEIFER, Phillip E.; BANG, Heejung. *Non-Parametric Estimation of Mean Customer Lifetime Value*. *Journal of Interactive Marketing*, v.19, p. 48-66, 2005.
- PRADO, Guilherme de Almeida. *O Retorno sobre Aplicações em Marketing*. *Jornal Meio & Mensagem*. 6 de Fevereiro de 2006.
- REICHHELD, F.F. e SASSER, W.E. *Zero Defections: Quality Comes to Services*. *Harvard Business Review*, September- October pp 105-111, 1990.
- REINARTZ, W.; KUMAR, V. *On the Profitability of Long Lifetime Customers: An Empirical Investigation and Implications for Marketing*. *Journal of Marketing*, v. 64, p. 17-32, 2000.
- REINARTZ, W.; KUMAR, V. *The Impact of Customer Relationship Characteristics on Profitable Lifetime Duration*. *Journal of Marketing*, v.67, p.77-99, 2003.
- REINARTZ, W.; THOMAS, Jacquelyn S. e KUMAR, V. *Balancing Acquisition and Retention Resources to Maximize Customer Profitability*. *Journal of Marketing*, v.69, p.63-79, 2005.
- RUST, Roland T., LEMON, Katherine N., ZEITHAMI, Valerie A. *Return on Marketing: Using Customer Equity to Focus Marketing Strategy*. *Journal of Marketing*, v. 68, p. 109-127, 2004.
- RUST, Roland T., AMBLER, Tim, CARPENTER, Gregory S., KUMAR, V. e SRIVASTAVA, Rajendra K. *Measuring Marketing Productivity: Current Knowledge and Future Directions*. *Journal of Marketing*, v. 68, p. 76-89, 2004.

- SCHMITTLEIN, D. C.; MORRISON, D.G. e COLOMBO, R. *Counting Your Customer: Who Are They and What Will They Do Next?* Journal of Management Science, v.33, p.1-24, 1987.
- SHANKAR, Venkatesh e WINER, Russel S. *When Customer Relationship Management Meets Data Mining.* Journal of Interactive Marketing. Volume 20/number 3-4 Summer/ Autumn 2006.
- SHORT, J. C.; KETCHEN, D. J.; BENNETT, N.; du TOIT, M. *An examination of firm, industry, and time effects on performance using random coefficients modeling.* Organizational Research Methods, v.9, n.3, p.256-284, jul. 2006.
- SIMESTER, Ducañ., JOHN R. Hauser, WERNERFELT, Birger e RUST, Roland T. *Implementing Quality Improvement Programs Designed to Enhance Customer Satisfaction: Quasi-Experiments in the United States and Spain.* Journal of Marketing Research, 37 (February), 102-112, 2000.
- SMITH, A. F. M. *A General Bayesian Linear Model.* Journal of The Royal Statistical Society. Series B (Methodological). Vol 35, n° 1 p.p. 67-75, 1973.
- SRIVASTAVA, Rajendra K., SHERVANI, Tasadduq A., FAHEY, Liam. *Market-Based Assets and Shareholder Value: A Framework for Analysis.* Journal of Marketing, 62 (January), 2-18, 1998.
- STEENKAMP, Jan-Benedict E. M.; HOFSTEDE, Frenkelter; WEDEL, Michel. *A cross-national investigation into the individual and national cultural antecedents of consumer innovativeness.* Journal of Marketing, v.63, n.2; pg. 55-70, abr 1999.
- TEIXEIRA, Maria Teresa B.; FAERSTEIN, Eduardo e LATORRE, Maria do Rosário. *Técnicas de Análise de Sobrevida.* Cad. Saúde Pública, Rio de Janeiro, 18 (3): 579-594, mai-jun, 2002.
- TURCHAN, M. e MATEUS, P. *The Value of Relationships.* Journal of Business Strategy, Nov/Dec, 29-32, 2001
- VAVRA, Terry G. *Improving Your Measurement of Customer Satisfaction.* ASQ Quality Press, 1997.
- VENKATESAN, Raj; MEHTA, Kumar e BAPNA, Ravi . *Understanding the confluence of retailer characteristics, market characteristics and online pricing strategies.* Decision Support Systems, v.42, n. 3; pg. 1759, dez. 2006.
- ZEITHAML, V.A.; BERRY, L.L., PARASURAMAN, A. *The Behavioral Consequences of Service Quality.* Journal of Marketing, 1-12 46, April, 1996

Congressos e Eventos:

BUSSAB, W. O.; FERREIRA, E. C. *Técnicas de Análise de Sobrevivência: Quantificando o Valor do Cliente na Indústria de Cartões de Crédito do Brasil*. EMA-ANPAD, 2006.

SPIELMANN, Rodolfo G., *XIV Congresso e Exposição de Tecnologia da Informação das Instituições Financeiras*. Ciab, 2004.

Anexo A - Equação utilizada pela Administradora para o cálculo da Margem de Contribuição

$$M_{ii} = RT_{ii} + RF_{ii} + RIMP_{ii} - DVM_{ii} - CPMF_{ii} - ODO_{ii} - ISS_{ii} - Custos_{ii}$$

Onde:

- ✘ M_{ii} é a margem de contribuição do associado i no período t.
- ✘ RT_{ii} é o valor das receitas de tarifas do associado i no período t.
- ✘ RF_{ii} é o valor das receitas financeiras do associado i no período t.
- ✘ $RIMP_{ii}$ é o valor das receitas de impostos do associado i no período t.
- ✘ DVM_{ii} é o valor das despesas devidas às bandeiras Visa e Mastercard referentes ao associado i no período t.
- ✘ $CPMF_{ii}$ é o valor do CPMF (Contribuição Provisória sobre Movimentação Financeira) gerado a partir da movimentação financeira do associado i no período t.
- ✘ ODO_{ii} é o valor das outras despesas operacionais diretas geradas para o associado i no período t.
- ✘ ISS_{ii} é o valor do ISS (imposto sobre serviços gerado a partir da movimentação financeira do associado i no período t.
- ✘ $Custo_{ii}$ é o valor de outros custos diretos gerados para o associado i no período t.

Conforme pode ser observado pela equação acima a variável margem de contribuição apresenta-se em uma forma muito agregada e é necessário desenvolver algumas considerações sobre a sua formação para um melhor entendimento dos resultados que serão discutidos nos próximos capítulos.

A receita de tarifas (RT_{ii}) é obtida através de várias tarifas pagas pelos associados, sendo que entre elas duas são mais representativas a tarifa de anuidade e a tarifa de intercâmbio.

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](#)