

APLICAÇÃO DO MODELO DE VALIDAÇÃO DE RETENÇÃO DE CLIENTES: UM ESTUDO DE CASO EM UMA REVENDA DE AUTOPEÇAS

Aline Araújo PERINI (PG- FEA/USP)

Luciano Augusto TOLEDO (Universidade Presbiteriana Mackenzie - MACKENZIE)

Guilherme de Farias SHIRAISHI (Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da USP – FEA/USP)

RESUMO

O estudo apresentou por objetivo colocar em prática um modelo de validação de retenção de cliente pré-concebido. A empresa objeto do estudo é do setor de autopeças. A metodologia inicialmente utilizada foi a qualitativa exploratória e complementado como um estudo de caso. Neste estudo de caso os dados foram coletados, e assim aplicados no modelo de validação de retenção de clientes preconizados na literatura de Fader *et. al* (2010). O modelo foi validado em 33 meses, dos quais 21 meses foram utilizados na calibração do modelo de predição de compra de 12 meses seguintes. Os resultados encontrados na aplicação do modelo foram satisfatórios relativamente quando confrontados com dados reais, na simplicidade de aplicação e na geração de oportunidades na gestão da base de clientes comprometidas na entrega de valor econômico.

Palavras-chave: Ciclo de vida do cliente. Carteira de clientes. Valor de retenção.

1. INTRODUÇÃO

Dada a intensificação do ambiente competitivo mediante a globalização de mercados e os gerentes cada vez mais cobrados por resultados, o marketing assume a responsabilidade de identificar, desenvolver e assegurar as relações com os clientes. O marketing de relacionamento assumiu este papel após o marketing pós-guerra, e para este o foco era influenciar transações de curto prazo, pois o que se produzia era vendido. O marketing de relacionamento, por sua vez, assume papel fundamental com a maior oferta de produtos e serviços, mudando o foco da gestão de ativos internos antes na qualidade dos produtos agora na centralidade em clientes. Assim, as organizações passam a atuar na gestão de ativos de mercado que geram valor ao negócio e este posicionamento torna-se preponderante para a sustentabilidade dos negócios atuais (BAINES; FILL; PAGE, 2013; BARAN; GALKA, 2013; GRÖNROOS, 2007; PIERCY; EVANS, 2014).

O desempenho do marketing está atrelado à melhoria de métricas como conscientização, imagem da marca e nível de satisfação, e que muito raramente, se considera as relações destas

métricas com o valor da empresa, ou seja, é difícil apontar o retorno do volume de recursos gastos com estes programas à empresa. Raramente um executivo de marketing sabe explicar quanto vale um ponto extra de satisfação no valor da empresa. As empresas se voltaram para as métricas de satisfação e qualidade, no entanto, há lacunas entre a relação de valor entregue ao cliente e o valor entregue à empresa desfavorecendo a participação do marketing no *hall* das decisões estratégicas (BAINES; FILL; PAGE, 2013; BARAN; GALKA, 2013; GRÖNROOS, 2007; PIERCY; EVANS, 2014).

Os clientes são responsáveis pela totalidade ou pela maior parcela dos fluxos de caixa que remuneram e entregam o valor à empresa, aos acionistas os atores envolvidos na cadeia de valor. Empresas que relatam como estratégia do negócio entregar valor aos clientes monitorando métricas como fidelidade, satisfação e qualidade, acessar o valor econômico do cliente caracteriza-se um balizador de fluxo de valor, pois nem todos os clientes são igualmente lucrativos (BAINES; FILL; PAGE, 2013; BARAN; GALKA, 2013; GRÖNROOS, 2014; PIERCY; EVANS, 2014).

Neste contexto se estabeleceu o seguinte problema de pesquisa: *Qual o resultado esperado quanto à aplicação de um modelo de validação de retenção de clientes?*

Os trabalhos de pesquisa foram norteados pelo objetivo geral de *Validação de um modelo de predição de retenção de clientes*.

Esse objetivo geral foi desmembrado nos seguintes objetivos específicos:

- Aplicar o modelo de retenção de clientes em uma empresa do setor de autopeças;
- Analisar os benefícios do modelo aplicado;
- Investigar os gargalos do modelo aplicado.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 VALOR DO CLIENTE

As métricas de clientes podem ser segmentadas em métricas de percepções e métricas de comportamento de compra. As métricas de percepções refletem o que os clientes pensam em relação à empresa como satisfação, qualidade, lealdade e intenções de compra, enquanto que as métricas de comportamento de compra relacionam-se às atitudes do cliente refletindo o ciclo de vida (aquisição, retenção, expansão e descontinuidade). A contribuição da fidelização de clientes para os lucros é de até 30 vezes maior que da aquisição de novos clientes e até 3 vezes maior que o de corte de custos. A Fidelização de Atitude são de 50% a 120% mais rentáveis do que os que apresentam a Fidelização de Comportamento. (GUPTA; ZEITHAML, 2006; RUST *et al*, 2004)

As variáveis Recente, Frequente e Monetária (RFM) são encontradas amplamente nas pesquisas acadêmicas relacionadas ao marketing direto, na medida em que correspondem ao comportamento do consumidor. As variáveis RFM para a avaliação econômica de clientes são acompanhadas por modelos probabilísticos para identificar se o cliente está ativo ou não em cenários não contratuais com aproximação discreta do comportamento de compra dando mais robustez a análise. Poucos estudos descrevem a dificuldade em se obter dados individuais sobre clientes em relação ao tempo dedicado a esta tarefa, além da tendência das leis que protegem a privacidade dos clientes quanto ao uso destes registros, aumentando o desafio do acesso aos dados para a elaboração dos modelos.

As diferentes abordagens de modelagens do CLV têm tratado negócios contratuais diferentemente de negócios não contratuais. A distinção entre contratual e não contratual

implicam no cerne desta pesquisa muito similar à classificação de Jackson's (1985 a e b) “*lost for good*” que caracteriza que o cliente uma vez perdido é perdido para sempre e “*always-a-share*” considerando o ambiente competitivo em que uma vez que o cliente que fez pelo menos uma compra existe sempre a chance dele voltar a fazer negócio com a empresa (RUST *et al*, 2004). A diferença principal encontra-se na fase de identificação do término da vida do cliente. Para empresas contratuais é mais seguro identificar quando será este atrito, ao contrário de empresas não contratuais, em que se torna complexo identificar e determinar o ponto no em que este cliente apresentará conflito com a empresa (FADER; HARDIE; LEE, 2005; FADER; HARDIE; SHANG, 2010; FADER; HARDIE, 2009).

O modelo BG/BB utilizado nesta pesquisa foi desenvolvido por Fader, Hardie e Shang (2010) com uma simplificação do modelo Pareto/NBD (SCHMITTLEIN; MORRISON; COLOMBO, 1987). Fader, Hardie, Lee (2005) desenvolveram o modelo BG/NBD também como uma alternativa ao modelo Pareto/NBD. A aplicação do modelo Pareto/NBD exige alta complexidade matemática e sofisticada programação sendo raros os casos aplicados e quando o são (AMBLER, 2005).

2.2 O MODELO DE CUSTOMER-BASE ANALYSIS IN A DISCRET-TIME

Fader *et. al.* (2010) por meio do modelo BG/BB analisaram a base de clientes com aproximação discreta do tempo, calculando expectativa de transações de clientes para o próximo período obtendo excelente performance. O modelo estocástico é congruente e incentivado quando comparativamente mais simples, de fácil aplicação, mais barato, obtendo qualidade satisfatória nas predições do que modelos estocásticos derivados de Schmittlein *et. al.* (1987), caracterizados pela difícil estimação de parâmetros, com a utilização de modelo de tempo Pareto (exponencial –gamma mixture), sendo a aplicação empírica um desafio dada a dificuldade de implementação, sobretudo no desenho da maximização da função de verossimilhança por inúmeras algoritmos e modelagem da distribuição Gaussiana hipergeométrica.

A eficiência e a congruência da aplicação empírica do modelo de Fader *et. al* (2010) em um estudo de caso real é a aproximação discreta da distribuição de frequência de compras de clientes não contratuais. A disponibilidade de dados da empresa bem como a simplificação do modelo em três variáveis (RFM), além de favorecer a aplicação, torna o modelo eficiente e mais barato com qualidade razoável de predição obtida. O modelo de Fader *et al.* (2010) é completamente dependente de ações efetivadas pelo cliente no momento da compra. Empresas gastam volumosos recursos na obtenção de informações e desenvolvimento de relacionamento de clientes, além de pesquisas de marketing adquirindo conhecimento no nível de intenção e expectativa. Nem sempre o que os clientes pensam, efetivam em atitudes e vice-versa. (GUPTA; ZEITHAML, 2006; RUST *et al*, 2004). Similarmente, Santanna e Ribeiro (2008) validaram o modelo em uma base de clientes de um supermercado brasileiro. Em ambas as pesquisas o modelo BG/BB demonstrou excelente habilidade em descrever e prever o processo de comportamento de compra da base de clientes. A configuração do modelo apresenta 2 métricas de grande aplicação gerencial:

- $P(x)$: a probabilidade de o cliente estar ativo em um determinado instante de tempo
- $E(x)$: quantidade esperada de meses em que ele estará ativo

O modelo tem 5 premissas, expostas a seguir. Dentre elas, as premissas (i) e (ii) estão associadas a distribuição Beta-Binomial (BB) e as premissas (iii) e (iv) estão relacionadas com a distribuição Beta-Geométrica (BG):

- (i) enquanto ativo, o consumidor compra em uma dada oportunidade com

probabilidade p

- (ii) A heterogeneidade em p através dos clientes segue uma distribuição Beta com densidades α e β :

$$f(p | \alpha, \beta) = \frac{p^{\alpha-1}(1-p)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)}, \quad 0 < p < 1.$$

- (iii) Um consumidor ativo se torna inativo no início da próxima oportunidade de compra com probabilidade q , de modo que o tempo de vida (não observado) é distribuído através das oportunidades de compra de acordo com uma distribuição geométrica (modificada),
- (iv) A heterogeneidade de q segue uma distribuição Beta:

$$f(q | \gamma, \delta) = \frac{q^{\gamma-1}(1-q)^{\delta-1}}{B(\gamma, \delta)}, \quad 0 < q < 1.$$

- (v) A probabilidade de transação p e a probabilidade de desligamento q variam independentemente ao longo dos consumidores

Conjugando as características do modelo BG/BB para um cliente com um fluxo passado de operações determinado pelo número x de operações durante um período de n oportunidades de transação e última transação na oportunidade m -th, a probabilidade de p e q é dada por:

$$L(p, q | x, n, m) = p^x (1-p)^{n-x} (1-q)^n + \sum_{i=0}^{n-m-1} p^x (1-p)^{m-x+i} q (1-q)^{m+i}$$

Enquanto α , β , γ e δ são definidos por:

$$\begin{aligned} L(\alpha, \beta, \gamma, \delta | x, n, m) &= \int_0^1 \int_0^1 L(p, q | x, n, m) f(p | \alpha, \beta) f(q | \gamma, \delta) dp dq \\ &= \frac{B(\alpha+x, \beta+n-x)}{B(\alpha, \beta)} \frac{B(\gamma, \delta+n)}{B(\gamma, \delta)} + \sum_{i=0}^{n-m-1} \frac{B(\alpha+x, \beta+m-n+i)}{B(\alpha, \beta)} \frac{B(\gamma+1, \delta+m+i)}{B(\gamma, \delta)}. \end{aligned}$$

O número esperado de transações futuras para um horizonte de tempo finito a partir de m por um cliente com o relacionamento passado descrito por x, n e m pelo modelo BG/BB é obtido por $EX(X^* | n, x, n, m, \alpha, \beta, \gamma, \delta)$, conforme segue:

$$\begin{aligned} E(X^* | n^*, x, n, m, \alpha, \beta, \gamma, \delta) &= \frac{B(\alpha+x+1, \beta+n-x)}{B(\alpha, \beta)} \\ &\times \frac{B(\gamma-1, \delta+n+1) - B(\gamma-1, \delta+n+n^*+1)}{B(\gamma, \delta)} \bigg/ L(\alpha, \beta, \gamma, \delta | x, n, m). \end{aligned}$$

A atratividade deste modelo é a visão de longo prazo no cálculo da base de clientes, dada a configuração do padrão desenhado pelas equações no cenário não contratual onde as oportunidades das transações ocorrem em intervalos discretos. Neste é uma enorme vantagem a facilidade de estruturação de dados, podendo assumir diferentes números de clientes, aumentando ou diminuindo consideravelmente a base de dados utilizando a mesma ferramenta.

A ferramenta proporciona também maior conhecimento dos fatos do histórico de relacionamento, mostrando elementos que podem ser utilizados na tomada de decisão em

marketing quanto a melhorar a retenção do cliente, desenvolver ações de marketing de retenção quando o cliente está próximo a ser tornar inativo, identificar clientes mais rentáveis dentre outros fatores observados no nível do cliente individual e no nível agregado por segmento, até a característica do cliente padrão e a diferenciação dos segmentos, melhorando a inteligência de marketing nas decisões econômicas (FADER; HARDIE; LEE, 2005; FADER; HARDIE; SHANG, 2016; FADER; HARDIE, 2009).

Sobre a limitação dos modelos, os modelos de regressão baseados em métricas observáveis podem não ser adequados para se realizar projeções do comportamento futuro do(s) cliente(s), pois o futuro não é um perfeito espelho do passado. Embora apontado por eles que os modelos probabilísticos sejam a melhor alternativa, em sua maioria são baseados em métricas observáveis que estas são governadas por características latentes que devem ser consideradas por empresas que levam a sério a avaliação de seus clientes. No entanto, a modelagem destas características ainda configura um dos grandes desafios para este campo de pesquisa (SCHULZE; SKIERA; WIESEL, 2012; STAHL; MATZLER; HINTERHUBER, 2003). Tais limitações foram consideradas motivações a serem superadas em futuras investigações.

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O papel da metodologia da pesquisa é guiar um sistema de procedimentos. Um método é um conjunto de processos pelos quais se torna possível estudar uma determinada realidade (LAKATOS; MARCONI, 2008; RAMPAZZO, 2005). Caracteriza-se, ainda, pela escolha de procedimentos sistemáticos para descrição e explicação de uma determinada situação sob estudo.

Conjecturou-se utilizar o método do estudo de caso em função do seu caráter qualitativo. O estudo de caso é adotado quando se colocam questões do tipo “como” e “por que”, quando o pesquisador tem pouco controle sobre os acontecimentos e quando no foco se encontram fenômenos contemporâneos inseridos em algum contexto da vida real.

Foram precisas apenas 3 (três) informações de cada um dos clientes: a quantidade de meses em que o cliente efetuou compras (x), o último mês em que ele comprou (n) e o total de meses onde ele poderia ter efetuado compras (m).

Pelo fato de não se aplicar o conceito corriqueiro de amostra, o presente trabalho utiliza como premissa, a Unidade de Análise (FLYVBJERG, 2006; MCCORCLE; BELL, 1986; YIN, 2001). Assim sendo, a Unidade de Análise deste estudo resume-se nas atividades da empresa investigada relacionadas às atividades de retenção de clientes. Para essa pesquisa, utilizou-se o estudo de caso único. A empresa objeto é do setor de autopeças.

Os dados foram exportados a uma planilha Microsoft Excel semiestruturada à análise de dados do cliente em individual, e na sumarização dos resultados, agregou-se dados por segmento de clientes, simplificando a abordagem estrutural de modelos não contratuais, conforme preconizado na literatura de Fader *et.al.* (2010).

Em seguida, os dados foram submetidos a validação do modelo de retenção de clientes (*Customer-Base Analysis in a Discret-Time*) utilizando a distribuição **(BG/BB) Beta-Geométrica/Beta-Bernoulli** no desenho de identificação de clientes ativos e frequência residual futura dos meses de compra, consideradas variáveis independentes e heterogêneas com distribuição discreta e a distribuição Gama-Gama na predição do valor econômico de cada compra, conforme modelo.

Esta metodologia, de forma mais simples e básica, transpõe as taxas médias obtidas na configuração do modelo, no modelo de predição residual da frequência de compra,

confrontado a qualidade de predição a dados reais na verificação da qualidade do modelo a este estudo de caso.

4. RESULTADOS

A empresa de autopeças, objeto desse estudo, atua como atacado e varejo distribuindo peças para outras autopeças, concessionárias, mecânicas e atendendo também o consumidor final no balcão de vendas. Fundada há cerca de 50 anos, possui uma forte relação de fidelidade com a carteira de clientes, cuja identidade foi preservada. Foram analisados 33 meses, de abril de 2012 a dezembro de 2014 utilizados na calibração dos parâmetros do modelo para então projetar as operações no ano total de 2015. O corte apresentou um total de 1.589 clientes que realizaram a primeira compra entre abril a dezembro de 2012 com chance de se manterem ativos nos meses dos anos seguintes de 2013 e 2014, totalizando 52.437 observações (33 x 1.589). Após a calibração do modelo obtida projetou-se o ano de 2015 nos 12 meses completos, e confrontou-se o modelo de projeção com a realidade da empresa no ano de 2015, validando a qualidade do modelo de predição.

Dado que o modelo de compra não é contínuo, o comportamento de compra é necessariamente discreto e é claramente incorreto modelar o número de transações utilizando a distribuição de Poisson. Desta forma foi apropriada a aproximação da modelagem do momento da compra pela variável discreta utilizando a distribuição de Bernoulli, modelando o número de transações em um dado período determinado de tempo conforme modelo de Fader *et. al.* (2010). Os resultados obtidos com o modelo de projeção de transações, claramente convergem com a realidade da empresa, proporcionando qualidade no cálculo do valor do cliente individual, a valoração de segmentos e o valor total da base de clientes. Sugere-se também uma análise de elasticidade na extensão do horizonte de análise a menor valor de cada transação pela análise mensal e não anual. A relação entre as variáveis RFM claramente são não lineares, a realização de novos estudos verificando a relação e a elasticidade destas variáveis pode contribuir com informações sensíveis à gestão e a criação de valor econômico à empresa.

A agregação de dados no modelo original foi de horizonte de análise de 6 (seis) anos, ou seja, seis oportunidades totais de compra, nossa matriz foi um pouco mais complexa com agregação de dados mensais, em 33 meses totais de oportunidades de compra. Diferentemente da amostra do modelo original de Fader *et. al.* (2010), a autopeças possui finalidade econômica de natureza privada, enquanto que a amostra do modelo original não. O modelo original de Fader *et al.* (2010) foi aplicado na modelagem do mercado B2C, de consumidor final de doadores, enquanto que a aplicação deste estudo de caso deu-se em 80% do comportamento de compra de personalidade jurídica, B2B. Os dados Monetário no modelo original de Fader *et. al.* (2010), foram utilizadas as Receitas, neste estudo foi utilizado o Resultado Líquido por cliente, descontando o custo de aquisição da peça, custo de vendas, custo logístico, impostos, abatimentos e descontos. Não foram incluídos despesas financeiras e risco de crédito, sendo oportunidade de refinamento da variável monetária nos parâmetros do modelo em comparação com a variável Receita Bruta. Pesquisas adicionais acerca do volume de receita envolvida nas transações comerciais podem proporcionar valores monetários diferentes dos obtidos neste estudo de caso.

Desta forma, o estudo de caso desenvolveu o modelo original de Fader *et. al* (2010), aumentando a amplitude do tempo no horizonte de oportunidade de compra, diminuindo os valores absolutos de receita em cada oportunidade de compra. Igualmente ao modelo original, a trajetória de compras desde o mês/ano da última transação, não importa. A cada novo ano/mês existe uma nova possibilidade de compra, independente dos meses/anos anteriores. A frequência de compra e o valor monetário, formam um padrão único. É melhor a existência de

qualquer frequência mensal, à existência de valor monetário sem a compra no determinado mês, Quando há frequência, há valor.

Antes do desenvolvimento do modelo foi realizada análise de correlação de Pearson entre as variáveis Receita Líquida, Número de notas fiscais emitidas, Frequência de compra, Número de itens distintos e Recência. A correlação mais significativa foi entre as variáveis Frequência e Recência de 0,69. O modelo BG/BB assume independência entre as variáveis. O modelo foi configurado em planilha de Excel com a utilização do solver para maximização da função de verossimilhança. Foram inseridos 1 nos parâmetros iniciais de alpha, beta, gamma e delta e após o uso do solver foram obtidos os valores destacados na Tabela 1:

Tabela 1 - Calibração do Modelo

Verossimilhança	Configuração	Otimização
Alpha	1,000	0,36
Beta	1,000	1,06
Gamma	1,000	63,11
Delta	1,000	3.406,46
B (alpha,beta)	1,000	2,73
B (gamma,delta)	1,000	0,0000
LL	-27.166,07	-24.728,87

Fonte: Dados da Pesquisa

No gráfico 1 é possível verificar a qualidade do modelo em capturar o comportamento da carteira de clientes versus a realidade da carteira de clientes da empresa de autopeças. No eixo x estão destacados os 33 meses para a configuração dos parâmetros do modelo e no eixo y o número acumulado de clientes que fizeram sua última compra naquele respectivo mês. Por exemplo, no primeiro mês, 275 clientes compraram por uma única vez enquanto o modelo indica 118, configurando o maior erro absoluto de 157 clientes, conforme demonstrado no gráfico 1. No último mês, no entanto, houveram 38 clientes que realizaram compra enquanto o modelo apontou 7.

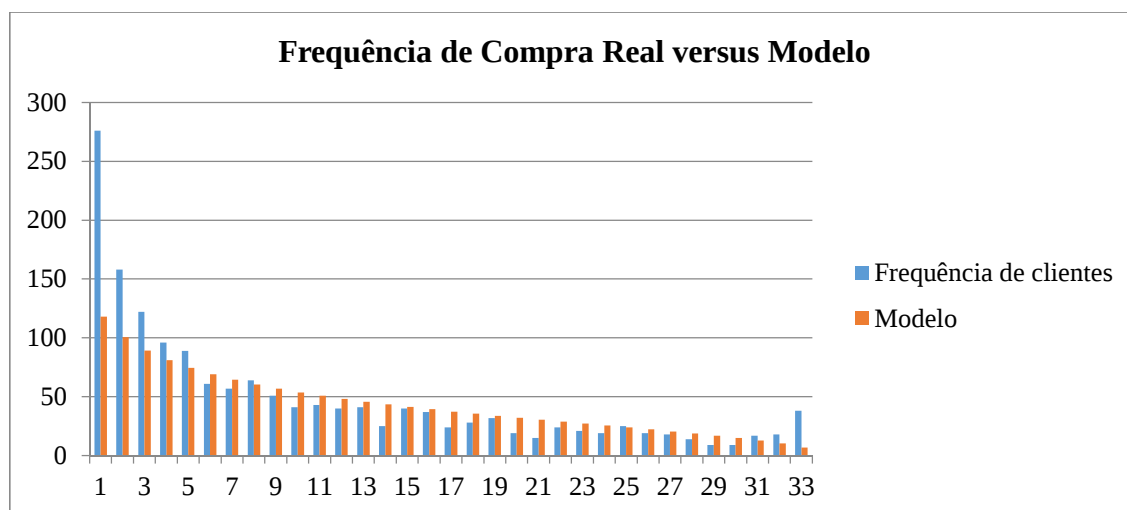


Gráfico 1 - Verificação da qualidade do modelo

Fonte: Dados da Pesquisa

No gráfico 2 foi destacado o erro absoluto mês a mês durante o período analisado. Pôde-se notar que o modelo apresenta maior erro nos 3 primeiros meses, quando o histórico analisado não é suficiente, impactando na qualidade da projeção. De acordo com a ilustração 3 é possível apontar a estabilização a partir do 3º mês.

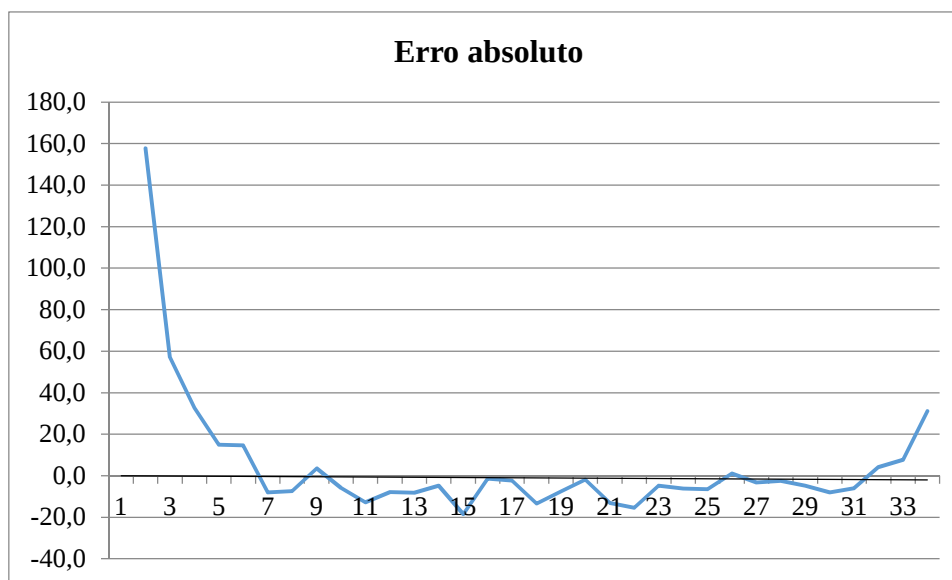


Gráfico 2 - Erro absoluto modelo BG/BB

Fonte: Dados da Pesquisa

Na Tabela 2 estão dispostos os diferentes $E(x)$ para cada combinação de recência no eixo horizontal e frequência no eixo vertical.

Tabela 2 - Diferentes $E(x)$ de acordo com as diferentes combinações entre frequência e recência

DIFERENTES TAXAS DE TRANSAÇÕES E(x) PARA RECÊNCIA E FREQUÊNCIA																																						
		RECÊNCIA																																				
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33				
F R E Q U Ê N C I A	1	0,0	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,2	0,2	0,2	0,2																											
	2		0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,1	0,2	0,2	0,2	0,2	0,3	0,3	0,3	0,3	0,4	0,4	0,4	0,5	0,5	0,5		0,6	0,6	0,6	0,6	0,6	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7			
	3			0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,1	0,2	0,2	0,2	0,3	0,3	0,4	0,4	0,5	0,5	0,6	0,6	0,7	0,7	0,8	0,8	0,9	0,9	0,9	0,9	1,0	1,0	1,0	1,0			
	4					0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,2	0,2	0,3	0,3		0,5	0,6	0,6	0,7	0,8	0,9		1,0	1,1	1,1		1,2	1,3	1,3	1,3	1,4				
	5							0,0				0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,2	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,9	1,0	1,1	1,2	1,3	1,3	1,4	1,5	1,5	1,6	1,6	1,7			
	6							0,0	0,0		0,0	0,0	0,0	0,0	0,0		0,1		0,2	0,3	0,4		0,7		1,0	1,1	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7	1,8	1,9	1,9	2,0			
	7								0,0	0,0		0,0			0,0			0,1	0,1			0,4		0,8	1,0		1,4	1,5	1,7	1,9	2,0	2,1	2,2	2,2	2,3			
	8												0,0				0,0	0,0	0,1	0,1		0,3	0,4	0,6	0,9	1,1		1,6	1,9	2,1	2,2	2,3	2,5	2,5	2,6			
	9										0,0			0,0			0,0	0,0	0,0		0,1		0,3		0,7	1,0	1,3	1,7	2,0	2,2	2,4	2,6	2,7	2,8	2,9			
	10													0,0	0,0	0,0		0,0	0,0	0,0	0,1	0,1		0,3	0,6			1,6	2,0	2,4	2,6	2,9	3,0	3,1	3,2			
	11												0,0					0,0		0,0	0,0	0,1	0,1	0,2	0,4		1,1	1,5	2,0	2,4	2,8	3,1	3,3	3,4	3,5			
	12																		0,0				0,1	0,1	0,3	0,5	0,9	1,4		3,0	3,3	3,6	3,7	3,8				
	13														0,0	0,0	0,0	0,0			0,0	0,0					0,7	1,2	1,8	2,5	3,1	3,5	3,8	4,0	4,1			
	14																			0,0		0,0					0,5		1,6			3,7	4,1	4,3	4,5			
	15																		0,0						0,1	0,1			1,4	2,3	3,2	3,9	4,3	4,6	4,8			
	16																								0,1	0,2			1,2	2,1		4,0	4,6	4,9	5,1			
	17																				0,0	0,0				0,0		0,4			3,1		4,8	5,2	5,4			
	18																										0,1		0,7			4,2	5,0	5,5	5,7			
	19																						0,0			0,0		0,2				4,2	5,2	5,8	6,0			
	20																							0,0	0,0		0,0					4,1	5,4	6,0	6,3			
	21																											0,0				3,9	5,5	6,3	6,6			
	22																													0,5	1,6	3,7	5,6	6,6	6,9			
	23																										0,0	0,0				3,3	5,7	6,8	7,3			
	24																										0,0						5,6	7,1	7,6			
	25																											0,0			0,5		5,5	7,3	7,9			
	26																												0,0					7,5	8,2			
	27																															1,2			8,5			
	28																															0,7		7,9	8,8			
	29																																3,3		9,1			
	30																																		9,4			
	31																																	7,5	9,7			
	32																																		10,0			
	33																																					

Fonte: Dados da Pesquisa

Observando a Tabela 2, verifica-se que quanto mais recente a última compra, maior será a chance de o cliente efetivar compra nos meses seguintes. Relacionando a dependência da variável “recência” e a probabilidade do cliente se manter ativo nos meses seguintes.

Clientes que realizaram frequência de compras de 3 meses sendo o 18º o último mês de compra, apresentou um potencial de 0,5 mês num total de oportunidade de 12 para o próximo período. Já clientes que também realizaram compras em 3 meses, porém o último mês de compra foi o 31º, apresentaram potencial de 1 mês na oportunidade de 12 meses do próximo período. Assim, os clientes que compraram 3 meses da oportunidade de 33 e o período de recência passa de 18º para 31º mês, possui um aumento de 50% no número de meses que clientes com este perfil realizarão compras.

O aumento de oportunidade de compra para o próximo período se intensifica com o aumento da frequência de compra. Ou seja, para clientes que apresentaram recência no 31º mês e frequência de 3 meses dos 33 meses analisados, possuem 1,3 oportunidades de compra nos próximos 12 meses ao passo que se a frequência aumenta de 3 para 18 mantendo a recência no 31 mês, o perfil destes clientes passou a apresentar um potencial de compra de 5 meses para o próximo período com aumento de quase 300%.

Esta análise evidencia a importância do desenvolvimento de estratégias comerciais que aumentem a frequência de compra mensal do cliente, pois a maior frequência passada implica num potencial maior de compra futura no próximo período.

Verificou-se a existência de um relacionamento não linear entre as variáveis de recência e frequência, sugerindo que clientes que remanescem ativos possuem frequências de compra maiores.

Por se tratar de um modelo de projeção, com o aumento do histórico disponível aumenta-se a qualidade da projeção, diminuindo consequentemente os erros conforme demonstrado na confrontação dos dados do primeiro período usado para a calibração do modelo e do período 2 para a verificação da qualidade. Em relação às taxas de transação obtidas, foi possível identificar comportamentos mais elásticos em relação à frequência de compra, embora o efeito nem sempre seja positivo.

O maior valor encontrado na matriz foi 10,4, ou seja, o cliente que realizou 33 compras no total de 33 oportunidades mensais, possui a possibilidade de realizar 10,4 compras numa oportunidade total de 12. Estas informações aumentam o conhecimento acerca das atitudes de compra dos clientes, permitindo a gerencia fazer campanhas específicas em determinados períodos a clientes que perfazem um padrão estável de compra com a empresa. Melhor uma oportunidade de compra efetivada, do que a mínima intenção.

Ainda em relação à tabela 2 quando se leva em consideração que o aumento da frequência aumenta o potencial do número de transações para o período futuro estabelecendo uma correlação positiva, nem sempre isto é verdade.

Por exemplo, na recência no 30º mês apresentou uma tendência de aumento de oportunidades de compra futura clientes que apresentaram frequência de até 20 vezes. Assim, para os clientes que compraram mais de 20 meses num total de 33 meses sendo a última compra no 30º mês apresentam menos chance de comprarem nos próximos meses do que aqueles que compraram menos de 20 vezes. Logo, a inatividade de 3 meses para clientes que vinham comprando regularmente pode ser apontado como uma hipótese a ser considerada para o desenvolvimento de estratégias comerciais na tentativa de manter este cliente ativo e aumentando o valor potencial no período futuro. Esta análise torna-se mais impactante quando se considera o número de clientes com cada um destes quadrantes conforme indica a Tabela 3, exposta a seguir.

Tabela 3 – Número total de clientes por combinação de recência e frequência

[illegible]

Fonte: Dados da Pesquisa

A Tabela 3 dispõe a relação da recência de frequência com o total de clientes por quadrante indicando que há maior concentração de clientes que apresentam baixa frequência de compra sendo 276 clientes realizaram compra em apenas 1 mês, 158 clientes realizaram compra em 2 meses e 122 clientes realizaram compra em 3 meses do total de 1590 clientes da carteira. Ou seja quase 35% dos clientes analisados apresentaram frequência de compra menor ou igual a 3 meses numa oportunidade de 33 meses, apresentando também oportunidade de desenvolvimento de estratégias comerciais para converter clientes ocasionais em clientes fidelizados. Em relação à recência, foi possível observar uma concentração maior de clientes que realizaram a última compra em períodos mais recentes, pois mais de 35% do total dos clientes da base realizaram pelo menos uma compra nos últimos 3 meses analisados, 104 realizaram a última compra no 31º mês, 129 clientes realizaram a última compra no 32º e 344 no último mês analisado.

Após a projeção do número de transações de compra, multiplicou-se pelo resultado líquido real de 2015 de cada cliente em que os resultados foram agregados por segmento de clientes, conforme tabela 4.O resultado real do ano de 2015 dos clientes que realizaram a primeira compra em 2014 e se mantiveram ativos até 2015 obtiveram um resultado líquido de quase R\$

248 mil enquanto que o modelo projetou um pouco mais de R\$ 148 mil com um erro global de previsão de 40%. Tal fato pode ser atribuído ao boom do setor de 2009 e 2015. O ticket-médio real de 2014 a 2009 foi de R\$ 201,15 para R\$ 297,98 em 2015 com aumento de um mais de 48% o que pode justificar parte do erro da modelo previsão que não contempla externalidades.

Tabela 4 – Valor de retenção do próximo período

SEGMENTO	N Clientes	Receita 2015	Soma de CLV	ERRO ABSOLUTO	ERRO SEGMENTO
CONSUMIDOR FINAL - PF	365	47.699,05	30.266,63	17.432,42	37%
AUTO PEÇAS	298	41.310,31	24.204,14	17.106,17	41%
OFICINA MECANICA	140	31.196,89	16.207,37	14.989,52	48%
TRANSPORTADORA MATERIAL	123	21.144,23	11.854,04	9.290,19	44%
CONSTRUÇÃO	122	20.118,21	13.367,91	6.750,30	34%
CONSUMIDOR PJ	156	20.282,80	13.492,30	6.790,50	33%
USINA	105	16.337,96	9.781,86	6.556,10	40%
ORGAO PUBLICO	32	16.924,56	8.131,75	8.792,81	52%
INDÚSTRIA	78	11.905,79	7.747,69	4.158,10	35%
AUTO CENTER	45	5.834,74	3.347,59	2.487,15	43%
OUTROS	126	15.240,38	9.927,93	5.312,45	35%
Total Geral	1.590	247.994,94	148.329,21	99.665,73	40%

Fonte: Dados da Pesquisa

Com base no valor dos segmentos para o próximo período é possível definir volume de investimentos a serem alocados de modo a proporcionar otimização da aplicação dos recursos, sempre tão escassos às empresas que primam pela excelência na gestão de seus ativos. Também uma análise da elasticidade quanto à utilização da receita bruta em detrimento do resultado líquido e utilização de parâmetros em períodos de tempo menor, proporcionando a análise de valor quanto à validade da taxa de retenção frente ao volume de capital envolvido na transação, proporcionando maior eficiência do marketing.

Neste estudo de caso, o modelo como uma primeira análise do banco de dados com o objetivo de inferir informação e analisar taxa de retenção, a aproximação discreta do modelo BG/BB configura uma boa iniciativa à organização de orientar a aplicação dos recursos alinhando os ativos de marketing à estratégia organizacional na geração de valor econômico.

5. CONCLUSÃO

Os resultados obtidos com as condições de aplicação do modelo BG/BB foram satisfatórios quanto a capacidade preditiva de meses de compra do período seguinte de 12 meses. Este resultado acreditado de valor econômico explica e prioriza a direção da gestão por valor com base em clientes, favorecendo o marketing no hall das decisões estratégicas de oportunidade de investimentos. A aplicação do modelo claramente possui a capacidade de predição da frequência de compra futura da base de clientes que apresentam expectativa de retorno no curto e longo prazo.

Dentre as oportunidades geradas da aplicação empírica do modelo, o aproveitamento de dados já disponível no banco de dados da empresa, são variáveis latentes que efetivamente completaram e explicam o fenômeno de compra pelo modelo estocástico de determinado período futuro. Configura-se a disponibilidade de recursos gerenciais, simplicidade de

aplicação no design da modelagem tempo da frequência de compra por distribuição discreta e orientação estratégica do negócio voltada a atitudes latentes de clientes, sendo facilmente implementada em uma planilha da Microsoft Excel.

As contribuições gerenciais assinala-se o cenário não contratual e a maior incerteza frente às escolhas dos clientes e segmentos pelos gerentes. Nossa análise demonstrou excelente habilidade de suporte a tomada de decisão de curto e longo prazo, prescrevendo tendências futuras do comportamento da base de clientes. Esta análise, agregada e favorece a gestão de campanhas de marketing comprometidas com o resultado econômico e financeiro de curto e longo prazo, aprimorando o aumento de fidelização e retenção de clientes com a movimentação de quadrantes mais povoados ao lado direito (recência) e abaixo (maior número de transações). Na melhor análise desta decisão é preciso integrar a variável monetária ou resultado líquido de cada cliente e agrega-lo em segmento, proporcionado à análise econômica dos dados obtidos, criando comprometimento das decisões de marketing a geração de valor a empresa com a retenção.

O coração do negócio orientado a modelo de subscrição a transações comerciais, é a noção da taxa de retenção. Melhor a mínima ação, do que a melhor intenção. Os resultados encontrados na aplicação do modelo foram satisfatórios quanto à capacidade preditiva de 12 meses futuros de compras, confrontados a dados reais. O momento da transação de compra dado em determinado período, indicam o melhor momento a determinado programa e/ou ação de marketing. Tal fato sintoniza a melhor alocação de recursos pelos gerentes ao passo que melhora a performance das tomadas de decisões.

O problema prático na identificação do cliente ativo em cenários não contratuais, ou a modelagem da taxa de churn, configuram-se desafios atuais aos gerentes de marketing, pois precisam demonstrar quais clientes e em que momento apresentam risco de se tornarem inativos. Com a finalidade de antecipar tendências e aprimorar a gestão de fidelização de marketing. Também se torna mandatório a inclusão de co-variáveis como risco de crédito e custo financeiro da venda, podem apresentar ganhos estratégicos em economias onde o crédito é escasso e faz parte da estratégia do negócio. A relação das variáveis RFM claramente é não linear. O desenho da variável Monetário, pode impactar decisivamente o cálculo do valor do cliente. Pesquisas adicionais identificando o efeito e a elasticidade desta variável no modelo, podem contribuir com informações sensíveis à tomada de decisão.

Os modelos de regressão baseados em métricas observáveis podem não ser adequados para se realizar projeções do comportamento futuro do(s) cliente(s), pois o futuro não é um perfeito espelho do passado. Embora apontado por eles que os modelos probabilísticos sejam a melhor alternativa, em sua maioria são baseados em métricas observáveis que estas são governadas por características latentes que devem ser consideradas por empresas que levam a sério a avaliação de seus clientes (FADER; HARDIE; LEE, 2005; FADER; HARDIE; SHANG, 2016; FADER; HARDIE, 2009). No entanto, a modelagem destas características ainda configura um dos grandes desafios para este campo de pesquisa (SCHULZE; SKIERA; WIESEL, 2012; STAHL; MATZLER; HINTERHUBER, 2003).

O *boom* do setor automobilístico conforme relatado pela Departamento Nacional de Trânsito [DENATRAN] com a venda recorde de 2015 para 2011, fechando a frota nacional em torno de 68 milhões de veículos. A Associação Nacional de Fabricantes de Veículos Automotores [ANFAVEA] informaram em seu boletim que o setor contribui cerca de 20% para o PIB, passando para uma contribuição crescente nos últimos anos. Sob este cenário, o modelo pode integrar variáveis de risco e oportunidades macroeconomias do Mercado de crédito e PIB e RENDA.

Oportunidades de pesquisas futuras podem contemplar a relação de não-linearidade entre recência e frequência bem como comparação de desempenho com outros modelos como o

BG/BNB e métodos de cálculo da variável monetária, de forma a continuar a analisar possíveis cenários gerenciais e tomadas de decisão em relação a base de clientes. O modelo deste artigo com estudo de caso único, capturou o comportamento de compra dos clientes de forma simplificada e objetiva na predição do comportamento futuro por meio de métricas observáveis em bando de dados já disponíveis na empresa. A agregação de dados por segmento pode atribuir ganhos customizados em relação a segmentos distintos.

6. REFERÊNCIAS

- AMBLER, T. Maximizing Profitability and Return on Investment: A Short Clarification on Investment in Marketing. **Journal of Marketing**, 2005 .
- ASSOCIACAO NACIONAL DOS FABRICANTES DE VEICULOS AUTOMOTORES (2011). Disponível em < <http://www.anfavea.com.br/Index.html> > Acesso em 11/01/2016.
- BAINES, P.; FILL, C.; PAGE, K. **Essentials of Marketing**. OUP Oxford, 2013.
- BARAN, R. J.; GALKA, R. J. **CRM: The Foundation of Contemporary Marketing Strategy**. Routledge, 2013.
- Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social. Panorama Geral do Setor de Autopeças (2000). Rio de Janeiro 11(3), 71-86.
- DEPARTAMENTO NACIONAL DE TRANSITO, DENATRAN (2011). Disponível em <<http://www.denatran.gov.br>>. Acesso em 11/01/2016.
- FADER, P. S.; HARDIE, B. G. S. Probability Models for Customer-Base Analysis. **Journal of Interactive Marketing**, 2009.
- FADER, P. S.; HARDIE, B. G. S.; LEE, K. L. RFM and CLV: Using Iso-Value Curves for Customer Base Analysis. **Journal of Marketing Research**, v.57, n. Nov, p.415–430, 2005.
- FADER, P. S.; HARDIE, B. G. S.; SHANG, J. Customer-Base Analysis in a Discrete-Time Noncontractual Setting. **Marketing Science**, v. 29, n. 6, p. 1086–1108, 2010.
- FADER, P. S.; HARDIE, B. G. S.. Probability Models for Customer-Base Analysis, 27th **Annual Advanced Research Techniques Forum** June 26–29, 2016.
- FLYVBJERG, B. Five Misunderstandings About Case-Study Research. **Qualitative Inquiry**, 2006.
- GRÖNROOS, C. **Service Management and Marketing**. John Wiley & Sons, Ltd, 2007.
- GUPTA, S.; ZEITHAML, V. Customer Metrics and Their Impact and Financial Performance. **Marketing Science**, n. 25, p. 687-717, jun. 2006.
- LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. D. E. A. **Fundamentos De Metodologia Científica**. ATLAS, 2008.
- MCCORCLE, M. D.; BELL, E. L. Case study research: Design and methods : by Robert K. Yin. Beverly Hills, CA: **Sage Publications**, 1984, 160pp. v. 9, n. 4, p. 373–374, 1986.
- PIERCY, N.; EVANS, M. **Managing Marketing Information (RLE Marketing)**, 2014.
- RAMPAZZO, L. **Metodologia científica**. Edições Loyola, 2005.
- REINARTZ, THOMAS, KUMAR. **Journal of Marketing**, v.69, n. Oct, p.153–154, 2005.
- SCHMITTLEIN, D.C.; MORRISON, D.G.; COLOMBO, R. Counting Your Customers: Who-Are They and What Will They Do Next? **Management Science**, v.33, n.1, p.1–24, 1987.
- SCHULZE, C.; SKIERA, B.; WIESEL, T. Linking Customer and Financial Metrics to Shareholder Value: The Leverage Effect in Customer-Based Valuation. **Journal of Marketing**, v. 76, n. 2, p. 17–32, 2012.
- STAHL, H. K.; MATZLER, K.; HINTERHUBER, H. H. Linking customer lifetime value with shareholder value. **Industrial Marketing Management**, v. 32, n. 4, p. 267–279, 2003.
- YIN, R. K. **Estudo de caso: planejamento e métodos**. Bookman, 2001.