



Disponível em
<http://www.anpad.org.br/rac>

RAC, Rio de Janeiro, v. 21, n. 2,
pp. 269-285, Mar./Abr. 2017
<http://dx.doi.org/10.1590/1982-7849rac2017170025>



Artigo Tecnológico:

Gerenciamento do Ponto de Corte na Concessão do Crédito Direto ao Consumidor

Management of the Cutoff for Granting Consumer Credit

Hugo Crespi Júnior^{1,2}
Luiz Carlos Jacob Perera³
Roberto Borges Kerr³

Faculdades Metropolitanas Unidas¹
Serviço Nacional de Aprendizagem Comercial/SP²
Universidade Presbiteriana Mackenzie³

Artigo recebido em 13.10.2015. Última versão recebida em 16.07.2016. Aprovado em 10.08.2016.
Editor Associado: Prof. Gustavo da Silva Motta

Resumo

O crédito direto ao consumidor é concedido de forma massificada por meio de modelos informatizados de *credit scoring* que visam eliminar os maus pagadores, assim evitando prejuízos financeiros decorrentes da inadimplência. No entanto, ao recusarem os maus pagadores, esses modelos, balanceados por critérios meramente financeiros, também recusam um grande número de bons pagadores, o que pode reduzir o potencial de ganhos da empresa varejista. Esta pesquisa teve por objetivo mostrar que, incluindo a margem operacional para definir o ponto de corte para concessão de crédito, a rentabilidade da empresa pode melhorar. Foram utilizadas a medida estatística *Receiver Operating Characteristic* (ROC) e a abordagem de Stein (2005) para construir simulações em torno de valores reais praticados no mercado, as quais permitiram confirmar que, ao flexibilizar o ponto de corte levando em consideração a margem operacional, o resultado geral da empresa pode ser maximizado.

Palavras-chave: crédito ao consumidor; *credit scoring*; ponto de corte; análise de crédito; erros tipo I e tipo II.

Abstract

Credit issued directly to consumers is processed in volume through credit-scoring computer models that analyze a large number of potential clients in order to eliminate those that have poor payment histories. This avoids financial losses that arise from payment default. However, by refusing consumers who might default based on purely financial criteria, these models also refuse a large number of consumers with potentially good payment behavior, which can also reduce retailers' potential gains. The main objective of this paper is to verify whether corporate earnings can improve by considering the operating margin when defining the cutoff for direct lending to consumers. We used a statistical measure known as the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and the approach offered by Stein (2005) to build simulations around real market values, which allowed us to confirm that by being flexible and taking into account the operating margin, companies may improve net earnings.

Key words: consumer credit; credit scoring; cutoff; credit analysis; error type I and type II.

Introdução

Uma das mais importantes ferramentas de financiamento no varejo brasileiro é o crédito direto ao consumidor, oferecido nos estabelecimentos por ocasião da compra. Operado através de financeiras cativas ou parceiras, que avaliam apenas o aspecto financeiro da operação, o crédito é, normalmente, concedido ou negado sem que seja levado em conta seu efeito na lucratividade do varejista.

O crédito massificado analisa dados de um grande número de potenciais clientes e é concedido por meio de modelos informatizados que, ao recusarem os maus pagadores, também recusam uma quantidade bem maior de bons pagadores. Isso gera uma ineficácia no processo, pois, ao recusar bons pagadores pode reduzir a lucratividade da empresa. A ocorrência de bons e maus pagadores surge ao longo de todos os perfis de clientes e varia de acordo com a população em análise. Como as quantidades de bons e de maus pagadores são complementares, a única forma de reduzir a quantidade de bons pagadores recusados é aceitar um maior número de maus pagadores.

O ponto de corte é o valor limite que define a classificação binária do demandante de crédito, como bom ou mau pagador. Estabelecer o ponto de corte é encontrar a quantidade de maus pagadores **probabilisticamente aceitos** que causam prejuízo menor do que o lucro gerado pela quantidade correspondente de bons pagadores. Evidentemente, produtos com maior margem operacional permitem uma maior flexibilização do ponto de corte para a aceitação de um maior número de bons pagadores.

Neste ponto, é relevante esclarecer que em crédito, na modelagem estatística, classificar um mau pagador como bom é considerado erro Tipo I (causar prejuízo com a operação) e classificar um bom pagador como mau é considerado erro Tipo II (deixar de lucrar com a operação).

Sem prejuízo da adoção das melhores técnicas para construção de modelos de *Credit Scoring* (CS), esta pesquisa teve por objetivo mostrar que a rentabilidade no varejo brasileiro pode ser aumentada levando-se em consideração a margem operacional no critério utilizado para concessão de crédito direto ao consumidor. Utilizando a medida estatística conhecida como curva ROC e a abordagem oferecida por Stein (2005), construíram-se simulações em torno de valores reais praticados no mercado, que permitiram confirmar, através de um novo balanceamento dos erros Tipo I e Tipo II, que a maximização do resultado ocorre quando as margens operacionais do varejo também são levadas em consideração na determinação do ponto de corte em modelos de crédito direto ao consumidor.

Este artigo está estruturado da seguinte forma: a segunda seção discute o contexto da realidade abordada; a terceira seção, os aspectos relevantes do problema investigado; a quarta seção aprofunda a análise por meio de simulações e, evidenciando os resultados alcançados, indica como o problema pode ser abordado; finalmente, a última seção destaca como a contribuição tecnológica apresentada pode contribuir para o aumento do lucro empresarial.

Contexto e a Realidade Investigada

No final da década passada, enquanto o mundo assistia às perdas no mercado americano de crédito *subprime*, o Brasil começava a viver outra realidade. Em pouco mais de uma década, viu-se o volume percentual do crédito, em relação ao Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro, mais que dobrar, partindo de 25% em 2001 para cerca de 55% em meados de 2013. No mesmo período, o crédito ao consumidor elevou-se de 9% para 25% do PIB (Banco Central do Brasil, 2013a; Ragir & Maurer, 2011). Perera (2013) salientou que medidas governamentais estimulando o crédito, via repasses para a Caixa Econômica e o Banco do Brasil, alavancaram o PIB de 2009, ajudando o país a superar a forte crise econômica mundial, acentuada a partir de 2007/2008.

Ainda nesse período, a estabilização e o amadurecimento da economia brasileira trouxeram o aumento da internacionalização, os processos de consolidação de empresas e o interesse de grupos financeiros pelo mercado consumidor do país. Como exemplo, temos a fusão de Pão de Açúcar, Casas Bahia e Ponto Frio e, na sequência, a consolidação dessas empresas pelo grupo francês Cassino. Por outro lado, as instituições financeiras, no afã de crescer nesse mercado emergente, direcionaram-se ao varejo através de parcerias com redes varejistas, incluindo a aquisição de suas financeiras cativas.

O vigoroso aumento do crédito para as pessoas físicas no Brasil propiciou o ingresso expressivo de novos consumidores oriundos das classes mais baixas. Face às novas características do ambiente econômico, a concessão de crédito ao consumidor tem representado novas oportunidades, desafiando as instituições financeiras e o comércio a ajustarem suas taxas de juros aos novos padrões de risco, em ambiente de intensa concorrência.

Embora a proporção varie bastante entre os diferentes segmentos do comércio, as vendas a prazo representam cerca da metade do faturamento do varejo no Brasil (Serasa Experian, 2011, 2012), e, por isso, merecem atenção especial quanto às suas especificidades de volume, preço, disponibilidade e prestação de serviços.

Com raízes nos carnês ou cadernetas de compra a crédito, ainda bastante utilizados por compradores de baixa renda (Prahalad, 2010), o crédito direto ao consumidor no Brasil apresenta características próprias da cultura local, às quais os modelos de *credit scoring*, utilizados por instituições financeiras de mercados mais desenvolvidos, vêm se adaptando.

A crescente profissionalização dos setores econômicos trouxe a terceirização da carteira de crédito para o setor de comércio. Esse movimento vem ganhando força no Brasil desde a década de 90, quando começaram as parcerias entre as financeiras e os varejistas, inicialmente para emissão de cartões de crédito *co-branded*, e, a seguir, com a terceirização da área de crédito ao consumidor. Os comerciantes passaram, então, a receber à vista o que antes eram vendas a prazo, transferindo o risco e o provimento de recursos para empresas financeiras. Com a transferência do risco, paulatinamente, a decisão sobre a concessão de crédito ao consumidor foi deslocada do gerenciamento comercial das empresas, para a gestão tecnocrata das financeiras (Camargos, 2006; Romão, 2009). Até mesmo as financeiras cativas passaram a ser independentes.

Diagnóstico da Situação Problema

O ponto de corte na operação de crédito ao consumidor

O objetivo comum de sistemas de CS é avaliar o risco de inadimplência de uma operação de crédito a partir das características do cliente e da operação. Saunders e Allen (2002) explicam que a ideia é pré-identificar certos fatores-chaves que possam determinar a probabilidade de *default*, e ponderá-los em uma pontuação quantitativa. Em alguns casos, o score pode ser interpretado literalmente como uma probabilidade de *default*; em outros, pode ser usado como um sistema de classificação que coloca o potencial cliente no grupo de bons ou de maus pagadores. A Figura 1 exemplifica o possível ponto de corte em uma pontuação referencial, a partir de distribuições de probabilidade de bons e maus pagadores.

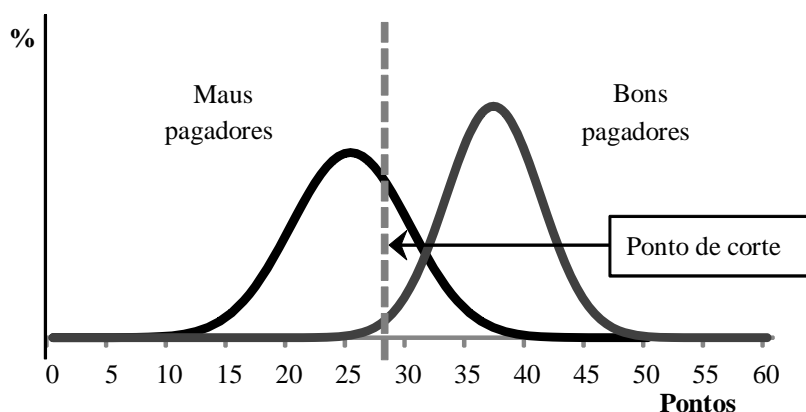


Figura 1. Distribuição de Bons e Maus Pagadores segundo sua Pontuação de CS

O ponto de corte é calculado levando-se em consideração as probabilidades de pagamento vinculadas aos escores do sistema utilizado pela empresa. Esse critério identifica o ponto de equilíbrio estatístico entre as faixas (baseado na curva ROC), mas não tem como objeto definir as condições sob as quais uma determinada operação encontrará a melhor rentabilidade.

É importante lembrar que o CS é um algoritmo preditivo de inadimplência, e não do valor em risco. Para se estimar o custo inerente ao risco de crédito, devem ser observados os outros elementos que o definem. O custo do risco de crédito, de acordo com Allen e Saunders (2003), advém de seus três componentes básicos: a exposição ao risco de inadimplência (*Exposure at Default*, EAD), a probabilidade de inadimplência (*Probability of Default* [PD]) e a perda gerada pela inadimplência (*Loss Given Default* [LGD]). Embora alguns estudos empíricos indiquem que existe correlação entre esses componentes, e deles com a taxa de juros, cada um é objeto de pesquisas e modelagens independentes (Bhatia, 2006).

A análise de crédito busca identificar os prováveis maus pagadores para negar-lhes crédito. No entanto, como não existe a certeza quanto ao futuro, dois erros podem ocorrer: o primeiro, que no tratamento estatístico seja normalmente enquadrado como erro Tipo I, o qual se refere à concessão de crédito a um mau pagador; o segundo, normalmente tratado como erro Tipo II, refere-se à rejeição do crédito para quem viria a ser um bom pagador (Sobehart & Keenan, 2001). Daí a necessidade de encontrar-se o custo de tais erros.

O ponto de corte que maximiza o equilíbrio entre os erros tipo I e tipo II depende da relação entre o ganho esperado em uma operação bem sucedida e a perda gerada por uma eventual inadimplência. Uma das formas de aprimorar o gerenciamento do crédito com foco em resultado é o *risk based pricing* (RBP), abordado a seguir.

Discussão sobre o *risk-based pricing* (RBP)

Friedman (1962) afirmou que a responsabilidade social da empresa é maximizar seus lucros para reinvesti-los, gerando novos negócios e novos empregos. Jorion (2000), apesar do lapso de tempo, no mesmo diapasão, lembra que as empresas estão no negócio de correr riscos. Com base nessas assertivas, quando se trata de gestão de riscos e rentabilidade, cabe o questionamento: qual é o cliente ideal, o que apresenta o menor risco, ou o que traz o maior potencial de lucro?

Juntando as duas pontas, Anderson (2007, p. 513) responde parcialmente à indagação: “Embora o risco de inadimplência influencie o lucro, é apenas um dos fatores que concorrem para a sua formação”. Concordando com o raciocínio de Anderson, seria válido supor que o gerenciamento dos demais elementos, relacionados ao crédito, pode alterar favoravelmente a relação custo/benefício.

Bhatia (2006) propôs que **administrar** é diferente de **gerenciar** o risco de crédito: enquanto a administração engloba a limitação da exposição a riscos, garantias e condições restritivas (*covenants*), o gerenciamento requer, entre outras medidas adicionais, a distinção de classes de ativos de risco e a diferenciação na sua precificação.

Esses conceitos estão alinhados com a ideia embutida no modelo de precificação de ativos *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), de Sharpe (1964), um dos pilares das finanças modernas. No entanto, é surpreendente que, no âmbito da gestão do risco de crédito ao consumidor, ainda se encontre pouca aplicação de modelos baseados em lucro por instituições financeiras, e que a literatura disponível sobre o *risk-based pricing* e a modelagem de lucro seja tão restrita (Anderson, 2007; Stewart, 2011). Os mesmos autores procuraram explicar resumidamente esse paradoxo, por meio das dificuldades causadas pela quantidade de variáveis envolvidas, horizonte temporal das observações, complexidade dos modelos e qualidade dos dados disponíveis nas instituições.

“No *risk-based pricing* (RBP), nós deslocamos o foco do risco para a lucratividade” (Thomas, Edelman, & Crook, 2002, p. 174). O RBP é a prática em que se ajusta o preço, ou taxa de juros oferecida, para refletir a percepção de risco ou de lucro potencial para a organização. No caso dos bancos, para compensar o maior risco de inadimplência, estes oferecem condições menos favoráveis aos consumidores com pobre histórico de crédito, do que àqueles que tenham históricos mais consistentes.

Gerenciando o crédito ao consumidor com o RBP

A preocupação com a análise de crédito está intimamente ligada ao custo e à margem de rentabilidade que o produto permite. Por exemplo: se um produto tem um custo marginal de 90%, basta que um em cada dez produtos vendidos deixe de ser pago para que seu lucro seja anulado; porém, um produto que tenha custo marginal de 10% suporta a falta de pagamento de até nove vendas em cada dez realizadas, para que deixe de ser lucrativo.

Outro exemplo clássico: um programa de computador vendido pela internet por R\$100,00 carece de análise de crédito, porque o programa é perecível (tem vida curta) e o custo de distribuição é desprezível. Com uma relação custo/benefício estimada em 1/100, não compensa ao comerciante o risco de perder vendas e o *timing* do negócio.

Apesar da reconhecida relevância da análise de crédito para o comerciante, quando feita de forma estanque por uma financeira associada ou cativa, a margem de contribuição operacional do produto acaba por ser desconsiderada na análise de crédito. A decisão do financiamento passa a ser lastreada somente na capacidade de se obter lucro frente à taxa de inadimplência esperada.

Quando um cliente que tem seu crédito aprovado se torna inadimplente, ocorrem perdas na operação financeira; porém, quando um bom pagador tem seu crédito negado, o varejista perde o lucro que aquele cliente proporcionaria. Dessa forma, a decisão sobre o ponto de corte afeta tanto o resultado financeiro quanto o operacional. Esta situação está demonstrada esquematicamente na Figura 2.

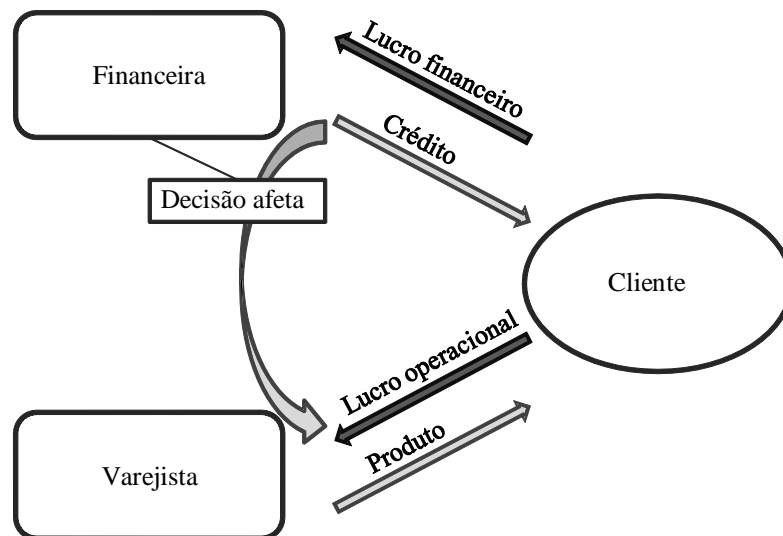


Figura 2. Decisão de Crédito Afetando tanto o Lucro Financeiro quanto o Lucro Operacional da Operação

A motivação desta pesquisa baseou-se na lógica do RBP e no contexto da concessão de crédito para vendas a prazo no varejo brasileiro. Discute como os pontos de corte nos sistemas de CS podem ser gerenciados, não apenas para limitar a inadimplência, mas também, a partir de uma visão holística das operações de venda a prazo, aumentar as vendas e o lucro operacional e financeiro na atividade. No sentido contrário da prática mais comum – que visa ajustar o preço ótimo a determinado risco –, esta pesquisa procura ajustar o risco ótimo (ponto de corte) a determinado preço (ganho financeiro e operacional).

A utilização do RBP considera, na operacionalização do modelo, a perda esperada pela inadimplência, porém também considera perda esperada pela rejeição de bons pagadores no processo discriminatório. Desta forma, procura identificar a pontuação do CS que maximiza o retorno total de uma operação por meio da análise conjunta dos erros Tipo I e Tipo II e seu consequente resultado, ou seja, a interação do resultado financeiro e operacional.

Análise da Situação Problema e Recomendação

Nesta pesquisa, foi utilizada a técnica de simulação matemática não estatística, tendo como parâmetros, os valores produzidos por um *scorecard* e variáveis independentes baseadas em valores usuais de mercado. O desenvolvimento das simulações apoiou-se no trabalho inovador de Stein (2005), que foi aplicado sobre modelo de CS previamente desenvolvido e com bom grau de discriminação.

A base de dados, com 9.852 observações, é representativa de uma população de pessoas físicas que demandaram crédito ao consumidor e foi fornecida pela Serasa Experian; dentro desse total, havia 5.801 adimplentes (100% dos bons pagadores) e 4.051 inadimplentes (100% dos maus pagadores). A base de dados contém um conceito binário de inadimplência atrelado à pontuação do seu modelo interno de CS. O *scorecard* distribuiu a população em 20 faixas e demonstrou excelente grau de discriminação ($KS \geq 0,58$; $AUROC \geq 0,87$; $Gini \geq 0,75$).

A Tabela 1 apresenta as faixas de escores e acumula os resultados. Para auxiliar sua interpretação, admite-se a escolha do escore 7 como hipotético ponto de corte; nessa hipótese, os indivíduos com escores de 1 a 7 seriam rejeitados. Assim, 35% dos clientes analisados teriam seu crédito negado, dentre os quais estariam 69,3% do total de maus pagadores; mas, ao afastar esse grupo, também seriam preteridos 11,1% do total de bons pagadores.

Tabela 1

Escores com Distribuição de Bons e Maus Pagadores

| Faixas de escores | Percentuais acumulados nas faixas de escores | | |
|-------------------|--|------------------------------|--|
| | Quantidade de bons pagadores | Quantidade de maus pagadores | Percentual da população com crédito negado |
| 1 | 0.0% | 12.6% | 5.2% |
| 2 | 0.0% | 24.3% | 10.0% |
| 3 | 0.0% | 36.8% | 15.1% |
| 4 | 0.0% | 48.6% | 20.0% |
| 5 | 2.7% | 57.1% | 25.1% |
| 6 | 6.3% | 64.0% | 30.0% |
| 7 | 11.1% | 69.3% | 35.0% |
| 8 | 15.9% | 74.2% | 39.9% |
| 9 | 22.7% | 79.3% | 46.0% |
| 10 | 28.4% | 82.2% | 50.5% |
| 11 | 34.5% | 85.3% | 55.4% |
| 12 | 40.4% | 88.5% | 60.2% |
| 13 | 47.1% | 91.0% | 65.1% |
| 14 | 53.7% | 93.5% | 70.1% |
| 15 | 61.3% | 95.1% | 75.2% |
| 16 | 68.3% | 96.5% | 79.9% |
| 17 | 75.8% | 97.9% | 84.9% |
| 18 | 83.7% | 98.9% | 90.0% |
| 19 | 91.9% | 99.6% | 95.0% |
| 20 | 100.0% | 100.0% | 100.0% |

A curva ROC e a abordagem de Stein para a escolha do ponto de corte

A *Receiver Operating Characteristic* (ROC) é uma representação gráfica que ilustra o desempenho de um sistema classificador binário para diferentes pontos de corte, e serve para avaliar a sensibilidade de um modelo ou de uma técnica. Ao analisar dados de verdadeiros positivos em oposição a falsos positivos, permite avaliar a sensibilidade da variação do risco de perda com o aumento da certeza probabilística de pagamento.

Dado um classificador binário que classifica os casos em **positivo** ou **negativo**, a curva ROC é construída a partir da união dos pontos formados pela sensibilidade e (1-especificidade), calculadas a partir de todas as matrizes de confusão geradas pelas observações da amostra, considerando-se diferentes pontos de corte do modelo. Sensibilidade e especificidade são medidas estatísticas de desempenho de testes de classificação binária, que medem respectivamente a proporção de verdadeiros positivos (TP/P) e a proporção de verdadeiros negativos (TN/N) (Sharma, Yadav, & Sharma, 2009).

No contexto do CS, constrói-se a curva ROC traçando, em cada escore de corte, a distribuição acumulada dos bons pagadores contra a dos maus pagadores (Thomas, 2009). Neste caso, a interpretação

da informação obtida do gráfico é que, para um determinado percentual de maus pagadores corretamente identificados, existe um percentual correspondente de bons pagadores que são rejeitados (vide Tabela 1).

Stein (2005), em hipótese que assume a perda gerada pela inadimplência (*Loss Given Default – LGD*) como variável independente dos demais fatores e desconsidera os efeitos da seleção adversa, sugeriu uma formulação para a função custo, que representa o custo esperado dos erros ocorridos menos o benefício esperado da decisão correta; para uma determinada estratégia s de concessão de crédito, o custo C_s foi expresso:

$$C_s = p(D) * c(FN) * FN\% - p(D) * b(TP) * TP\% + p(ND) * c(FP) * FP\% - p(ND) * b(TN) * TN\% \quad (1)$$

Onde:

- . $b(.)$ e $c(.)$: são as funções benefício e custo, respectivamente;
- . $p(.)$: é a probabilidade incondicional de um evento;
- . D e ND: são os eventos de *default* e *non-default*, respectivamente;
- . TP: indica os verdadeiros positivos (maus pagadores preditos como maus pagadores);
- . TN: indica os verdadeiros negativos (bons pagadores preditos como bons pagadores);
- . FP: indica os falsos positivos (bons pagadores preditos como maus pagadores), ou erro tipo II;
- . FN: indica os falsos negativos (maus pagadores preditos como bons pagadores), ou erro tipo I;
- . FN% e TP%: são respectivamente a proporção de falsos negativos e verdadeiros positivos em relação ao total de positivos (maus pagadores);
- . FP% e TN%: são respectivamente a proporção de falsos positivos e verdadeiros negativos com relação ao total de negativos (bons pagadores).

Este trabalho adotou a nomenclatura proposta por Stein (2005), que tratou as ocorrências de *default* como **positivos**, à semelhança do critério utilizado em testes clínicos, logo, FN, ou falso negativo, representa o erro Tipo I, e FP, ou falso positivo, o erro Tipo II.

Substituindo os termos da equação (1) pelo significado encontrado graficamente na curva ROC (Figura 3), derivando a curva em relação ao seu ponto de corte e igualando a zero, Stein demonstrou que a inclinação S , da reta com custo marginal igual a zero é dada por:

$$S = \frac{p(ND)}{p(D)} * \frac{[c(FP\%)+ b(TN\%)]}{[c(FN\%)+ b(TP\%)]} \quad (2)$$

O ponto em que a reta de inclinação S tangencia a curva ROC define o ponto de corte ótimo para o modelo considerado (Figura 3).

Como $b(TP)$ e $c(FP)$ tendem a zero, e admitindo como benefício apenas a margem financeira (MF), e como custo, a perda com inadimplência (LGD), a expressão (2) pode ser simplificada:

$$S = \frac{p(ND)}{p(D)} * \frac{MF}{LGD} \quad (3)$$

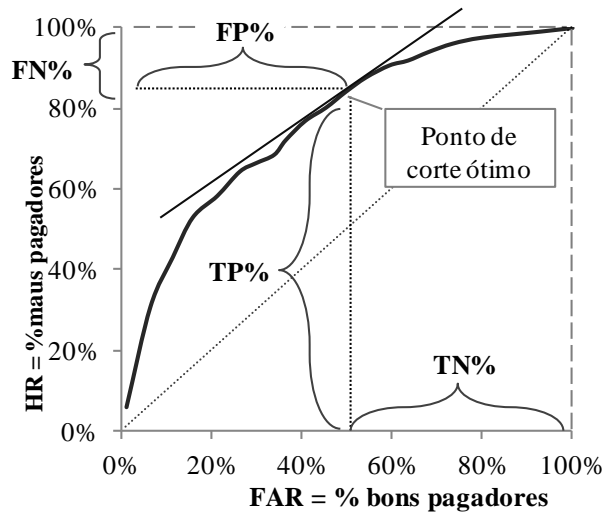


Figura 3. Curva ROC com Interpretação de Stein (2005)

Legenda: FN% = FN/(FN+TP); TP% = TP/(FN+TP); FP% = FP/(FP+TN); TN% = TN/(FP+TN); FAR = False Alarme Rate = escala de FP%; HR = Hit Rate = escala de TP%. Fonte: Adaptada de Stein, R. M. (2005). The relationship between default prediction and lending profits: integrating ROC analysis and loan pricing (p. 1216). *Journal of Banking & Finance*, 29(5), 1213-1236. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.04.008>

A Figura 4 ilustra como as operações com taxa de lucratividade maior permitem escores menos conservadores: a tangente do ponto A mostra que uma taxa de lucratividade mais elevada pode admitir um determinado número de inadimplentes, compensados por um maior número de bons pagadores incluídos nas negociações. A tangente do ponto B segue a mesma lógica: devido à taxa de lucratividade menor, tem uma seleção mais rigorosa, ou seja, rejeita um maior número de inadimplentes, excluindo também um maior número de bons pagadores.

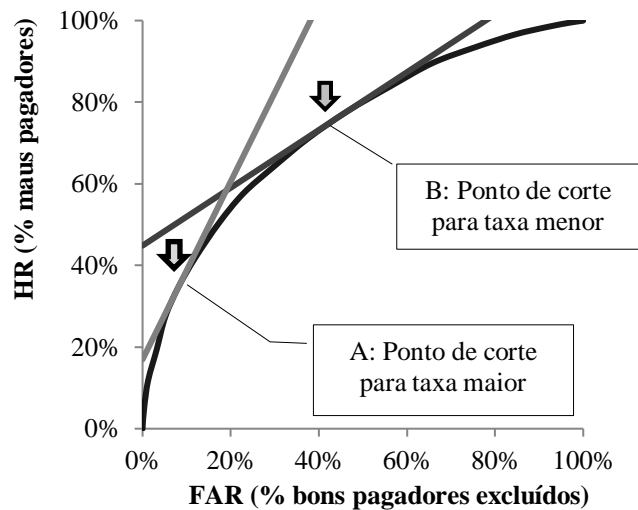


Figura 4. Curva ROC com Retas Tangentes

Em sintonia com o conceito estabelecido por Stein (2005), os resultados da operação comercial podem ser agregados à sua formulação, gerando a equação a seguir:

$$S = \frac{p(ND)}{p(D)} * \frac{MF+MO}{LGD - MO}$$

Onde:

- . MF: é a margem financeira;
- . MO: é a margem operacional de contribuição.

Simulação dos resultados com a abordagem de Stein⁽¹⁾

Buscando aplicar o método à amostra, as simulações a seguir procuraram, sob vários cenários, identificar o efeito da inclusão das margens praticadas pelo varejo na escolha do melhor ponto de corte.

Com o intuito de uniformizar e simplificar, as simulações foram desenvolvidas para uma empresa padrão que teria R\$ 100 milhões de demanda total de crédito direto ao consumidor, e, dos quais, apenas se concretizariam em vendas os valores referentes às propostas aprovadas pelo modelo de crédito adotado. Para melhor expressão dos resultados, os ganhos sobre os financiamentos foram englobados nos lucros da empresa.

Os pressupostos utilizados nas simulações foram: (a) LGD – adotou-se o valor médio de 60% para todas as faixas de escores; (b) MF (Margem Financeira) – foram adotados valores compatíveis com financiamentos de 90, 180 e 360 dias (pagamentos mensais fixos), considerados os juros praticados no comércio e a taxa SELIC praticados em outubro/2013 (Banco Central do Brasil, 2013b; Associação Nacional dos Executivos de Finanças, Administração e Contabilidade [ANEFAC], 2013); (c) MO (Margem Operacional de Contribuição) (seguindo o padrão, não seria MOC?), estabeleceram-se margens compatíveis com diferentes perfis de produtos: 15%, 30% e 45%.

Tabela 2

Parâmetros Utilizados nas Simulações

| | Mínimos | Médios | Máximos |
|-------------------------|---------|--------|---------|
| Margem Financeira (MF) | 7 % | 12% | 24% |
| Margem Operacional (MO) | 15% | 30% | 45% |

Na simulação, desenvolvida com os parâmetros médios, constantes da Tabela 2, o traçado das tangentes sobre a curva ROC permitiu identificar os pontos PCF (ponto de corte que maximiza o resultado advindo do financiamento) e PCT (que maximiza o resultado total). Essa simulação está representada na Figura 5.

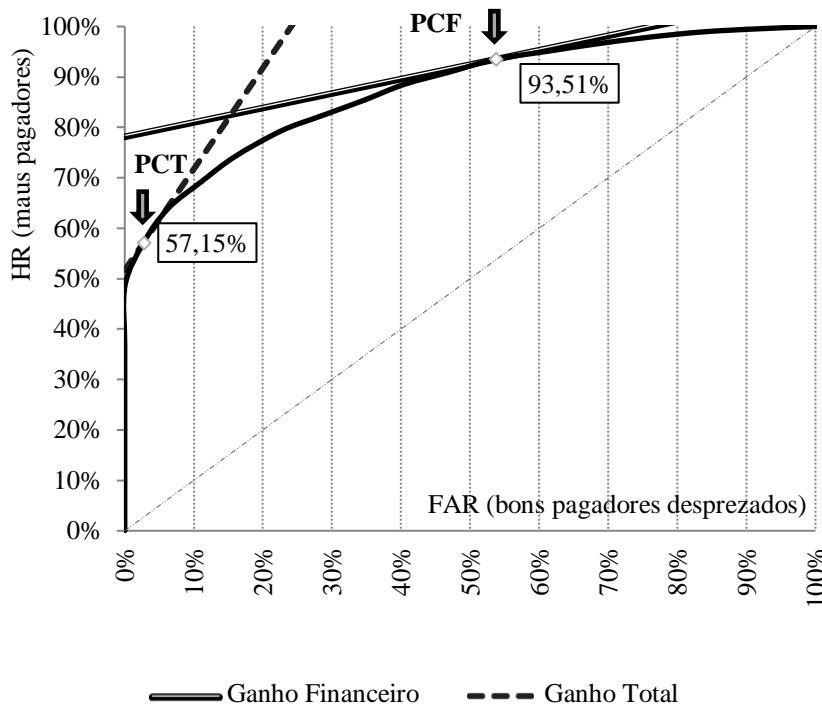


Figura 5. Pontos de Corte na Curva ROC: Parâmetros Médios

Legenda: PCF = Ponto de corte que maximiza o resultado financeiro; PCT = ponto de corte que maximiza o resultado total.

As ordenadas de PCF nesta simulação correspondem à faixa 14, na qual o *scorecard* recusa probabilisticamente 93,5% dos maus pagadores e 53,7% dos bons pagadores. Dessa forma, aceita apenas 30% dos potenciais clientes, sendo 2,7% maus e 27,3% bons pagadores. Por outro lado, o PCT recaiu sobre a faixa 5 que, ao recusar probabilisticamente 57,1% dos maus pagadores e apenas 2,7% dos bons pagadores, aceita 75% dos clientes (vide Tabela 1), sendo 17,7% maus e 57,3% bons pagadores. Verifica-se que a escolha do ponto de corte baseada exclusivamente no *spread* do financiamento provocaria a recusa de 45% dos demandantes, os quais seriam aceitos pelo critério baseado no lucro total (PCT).

Além dos danosos efeitos comerciais – não tão facilmente quantificáveis – da recusa de quase metade dos clientes, essa simulação básica sugere que limitar a concessão de crédito pelo PCF proporcionaria ganhos menores à empresa do que aqueles obtidos no ponto de corte que considera a margem operacional. Com o PCF, os financiamentos produziram isoladamente um lucro de R\$ 1,7 milhão para a empresa, e um ganho marginal total de R\$ 10,6 milhões (vide Tabela 3). Se, alternativamente, fosse utilizado o PCT, os financiamentos produziram uma perda de R\$ 3,7 milhões, mas, em compensação, o ganho total saltaria para R\$ 18,8 milhões, isto é, o lucro da empresa cresceria R\$ 8,2 milhões.

A Figura 6 apresenta os mesmos resultados, porém identificando os ganhos financeiros e operacionais. O destaque fica por conta da Receita Total, decorrente da decisão de deslocar o ponto de corte de PCF para PCT.

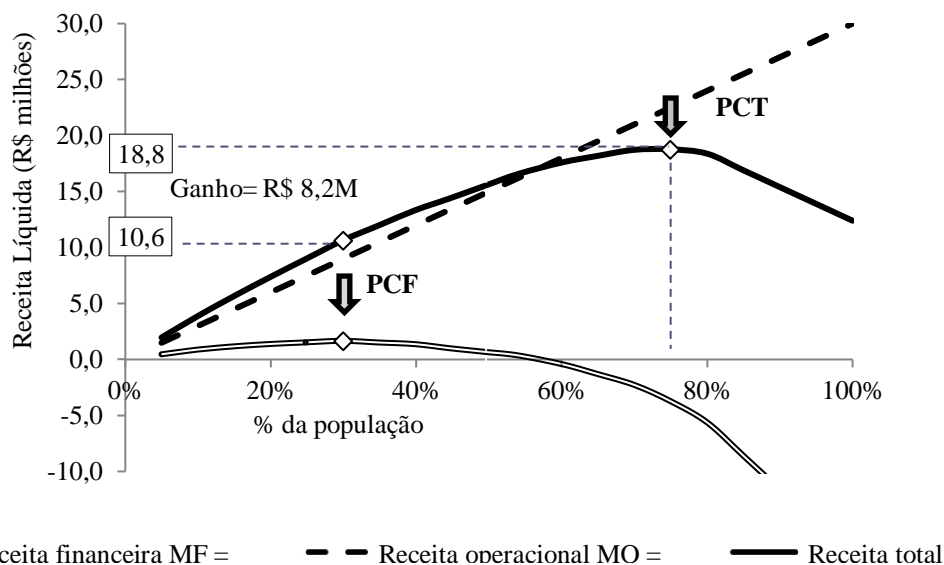


Figura 6. Receitas e Volumes de Venda: Parâmetros Médios

Na Figura 6, a curva representativa da receita financeira de 12% encontra seu valor máximo no PCF (ponto de corte, que maximiza o resultado financeiro), e a curva que representa a receita total (somatório das duas outras) encontra seu valor máximo em PCT (ponto de corte que maximiza o resultado financeiro).

A quantificação desse efeito pode ser observada na Tabela 3. A segunda linha da tabela indica que, se as vendas de produtos de margem igual a 45% forem financiadas por 180 dias com margem financeira de 12%, a diferença da utilização do PCT em vez do PCF pode significar um lucro adicional de R\$ 15,3 milhões. Neste cenário, uma empresa que tivesse 20% de suas vendas representadas pelo CDC poderia, através da adoção do PCT, experimentar um incremento de 30% nas suas vendas e de 8% (sobre a nova base) na sua lucratividade antes dos impostos.

Da mesma forma, a quarta linha da Tabela 3 exemplifica uma situação em que a empresa padrão opera com MO na ordem de 30% e *spread* do crédito direto ao consumidor (CDC) de 7% no período financiado. Nesse caso, a diferença entre considerar ou não a MO na determinação do ponto de corte poderia significar um lucro adicional de R\$ 11 milhões e um aumento de quase 4 vezes nas vendas financiadas.

Tabela 3

Simulações do Ponto de Corte em Relação à MO e à MF

| MF | MO | Clientes atendidos % | | Ganho c/Financiamento (R\$ milhões) | | Ganho Total (R\$ milhões) | | |
|------|------|----------------------|------|-------------------------------------|-------|---------------------------|------|-----------|
| | | PCF | PCT | PCF | PCT | PCF | PCT | Diferença |
| 12 % | 15 % | 30 % | 60 % | 1,7 | - 0,4 | 6,2 | 8,6 | 2,4 |
| 12 % | 45 % | 30 % | 80 % | 1,7 | - 5,6 | 15,1 | 30,4 | 15,3 |
| 12 % | 30 % | 30 % | 75 % | 1,7 | - 3,7 | 10,6 | 18,8 | 8,2 |
| 7 % | 30 % | 15 % | 70 % | 0,5 | - 5,0 | 5,0 | 16,0 | 11,0 |
| 24 % | 30 % | 54 % | 75 % | 5,8 | 3,2 | 22,0 | 25,6 | 3,6 |

Nota. MF – Margem Financeira; MO – Margem Operacional; PCF – Ponto Corte Financeiro; PCT – Ponto de Corte Total

Contribuição Tecnológica/Social

A coluna Diferença na indicação de Ganho Total, da Tabela 3, quantificou objetivamente os resultados financeiros decorrentes da decisão de alterar o ponto de corte da visão estritamente financeira, de reduzir a inadimplência (PCF), para uma visão de gerenciamento conjunto com a margem operacional (PCT), quando a inclusão de prováveis falsos positivos (bons pagadores excluídos por conta da seleção de maus pagadores) aumentou consideravelmente os ganhos da empresa.

Numa abordagem holística da operação varejista, este artigo demonstrou que, quando as margens financeira e operacional são consideradas em conjunto com os modelos de *credit scoring*, é possível obter-se uma elevação dos ganhos empresariais mediante uma alteração favorável da relação custo/benefício esperada.

Evidenciou-se tecnicamente que, apesar da importância fundamental da utilização de bons sistemas de predição de inadimplência, este não é o único fator relevante para o gerenciamento do risco de crédito; em cenários de taxas de lucratividade mais elevadas, o balanceamento dos erros Tipo I e Tipo II é crescentemente relevante. Além disso, também foi demonstrado que a perda de vendas e a consequente margem operacional, provocadas pela rejeição do demandante de crédito, justificam a sua consideração, de acordo com os parâmetros do modelo.

Com o auxílio da abordagem oferecida por Stein (2005), foi evidenciada a importância de serem consideradas, além das taxas de juros, as diferentes margens operacionais presentes no varejo para a determinação dos pontos de corte em sistemas de *credit scoring*. Dependendo da magnitude dos fatores de mercado vigentes, o benefício causado pela inserção da margem operacional na análise pode variar em amplitude, recomendando sua apreciação em conjunto com os demais fatores intervenientes.

Embora o arcabouço desenvolvido por Stein seja complexo, e consequentemente comunique essa percepção para este estudo, as ferramentas matemáticas produzidas com a conclusão de seu trabalho são de fácil aplicação. Os autores entendem que, a partir de um sistema de CS anteriormente desenvolvido, a técnica proposta neste estudo pode ser aplicada no âmbito profissional sem necessidade de acompanhamento de especialistas.

A Figura 7 ilustra a mudança das faixas de escores para valores crescentes de contribuição operacional. O ponto de corte movimenta-se desde a faixa 15, quando a MO é zero, até a faixa 5 (menos restritiva) quando a MO avança para 50%.

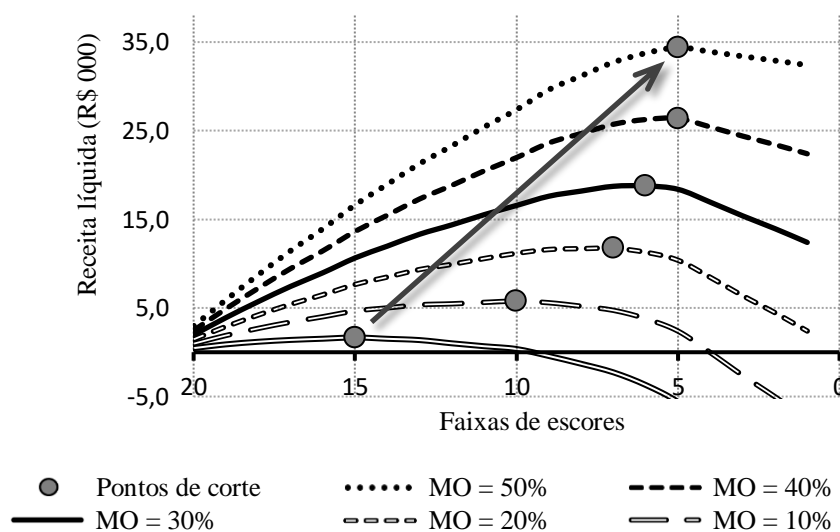


Figura 7. Movimentação do Ponto Ideal em Função da MO

A Figura 7 mostra a progressão do ponto de corte pelas faixas de escores, mantendo a margem financeira fixa em 12% e variando a margem operacional de 0% a 50%.

A pesquisa demonstrou que a alteração sugerida traz aumento no ganho total da empresa, mas que este fica concentrado na área comercial, em detrimento da financeira. O maior lucro total chega a ocorrer concomitantemente a um prejuízo na área financeira. Lembrando que, em muitas situações, o lucro comercial e o financeiro se encontram em empresas independentes, é importante que se estruture comercialmente um procedimento tanto técnico e quanto formal que permita ajustar esses ganhos entre ambas, de forma a remunerar adequadamente a instituição financeira para operacionalizar o crédito direto ao consumidor.

Atualmente, não é incomum a existência de acordos comerciais que transferem à empresa comercial parte do ganho proporcionado pelos financiamentos. Os resultados desta pesquisa, no entanto, permitem sugerir uma progressão reversa desses acordos de compensação entre as empresas parceiras. Nesse caso, a varejista poderia utilizar parte de seus ganhos operacionais adicionais para compensar as eventuais perdas que a financeira incorresse ao deslocar o ponto de corte para o ponto de maior lucro total (PCT).

Nota

¹ Para maiores explicações sobre as simulações veja: Crespi, H., Jr. (2014). *Gerenciamento do ponto de corte para a concessão de crédito no varejo brasileiro* (Dissertação de mestrado). Universidade Presbiteriana Mackenzie, São Paulo, SP, Brasil. Recuperado em http://tede.mackenzie.br/jspui/simple-search?location=tede%2F20&query=Hugo+Crespi+Junior&rpp=10&sort_by=score&order=desc&filter_field_1=type&filter_type_1>equals&filter_value_1=Disserta%C3%A7%C3%A3o

Referências

- Allen, L., & Saunders, A. (2003). A survey of cyclical effects in credit risk measurement models [BIS Working Papers N° 126]. *Bank for International Settlements*, Suíça. Recuperado de <http://www.bis.org/publ/work126.htm>
- Anderson, R. (2007). *The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation*. Oxford: Oxford University Press.
- Associação Nacional dos Executivos de Finanças, Administração e Contabilidade. (2013). *Pesquisa de juros de outubro/2013*. Recuperado de <http://www.anefac.com.br/uploads/arquivos/2013111411130713.pdf>
- Banco Central do Brasil. (2013b). *Histórico das taxas de juros*. Recuperado de <http://www.bcb.gov.br/?COPOMJUROS>
- Banco Central do Brasil. (2013a). *Indicadores econômicos consolidados. II.21 - Operações de crédito do sistema financeiro/Percentual do PIB*. Recuperado de <http://www.bcb.gov.br/pec/Indeco/Port/IE2-21.xlsx>
- Bhatia, M. (2006). *Credit risk management and basel II: an implementation guide*. London: Risk Books.
- Camargos, D. (2006, junho 10). De rede varejista a banco. *Revista Isto É Dinheiro*, 451. Recuperado de <http://www.istoedinheiro.com.br/noticias/financas/20060610/rede-varejista-banco/15316>
- Friedman, M. (1962). *Capitalism and freedom*. Chicago: University of Chicago Press.
- Jorion, P. (2000). *Value-at-risk: the new benchmark for controlling market risk* (2nd ed.). New York: McGraw-Hill.

- Perera, L. C. J. (Org.). (2013). *Crédito. História, fundamentos e modelos de análise*. São Paulo: Mackenzie/Saint Paul.
- Prahalad, C. K. (2010). *A riqueza na base da pirâmide: como erradicar a pobreza e o lucro*. Porto Alegre: Artmed.
- Ragir, A., & Maurer, H. (2011, May 12). *Brazil's new middle class goes on a spree*. Bloomberg Businessweek Magazine. Recuperado de http://www.businessweek.com/magazine/content/11_21/b4229010792956.htm
- Romão, M. (2009, maio). *As parcerias entre varejo e instituições financeiras: para onde vão?* Recuperado de <http://www.cardmonitor.com.br/site/as-parcerias-entre-varejo-e-instituicoes-financeiras-para-onde-vaio/>
- Saunders, A., & Allen, L. (2002). *Credit risk measurement: new approaches to value at risk and other paradigms* (2nd ed.). New York: John Wiley & Sons.
- Serasa Experian. (2011, dezembro 8). *Pesquisa de expectativa empresarial - Pesquisa Serasa Experian aponta expectativa de um bom Natal*. Recuperado de <http://noticias.serasaexperian.com.br/pesquisa-serasa-experian-aponta-expectativa-de-um-bom-natal-mesmo-com-menos-varejistas-esperando-faturar-mais-que-em-2010-5/>
- Serasa Experian. (2012, julho 31). *Pesquisa Serasa de perspectiva empresarial - cai parcela de varejistas com o faturamento no dia dos pais*. Recuperado de <http://noticias.serasaexperian.com.br/cai-parcela-de-varejistas-otimistas-com-o-faturamento-no-dia-dos-pais-mostra-serasa-experian-9/>
- Sharma, D., Yadav, U. B., & Sharma, P. (2009). The concept of sensitivity and specificity in relation to two types of errors and its application in medical research. *Journal of Reliability and Statistical Studies*, 2(2), 53-58. Recuperado de <http://www.jrss.in.net/assets/35.pdf>
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425-442. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x>
- Sobehart, J., & Keenan, S. (2001). Measuring default accurately. *Risk*, 14(3), 31-33.
- Stein, R. M. (2005). The relationship between default prediction and lending profits: integrating ROC analysis and loan pricing. *Journal of Banking & Finance*, 29(5), 1213-1236. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.04.008>
- Stewart, R. T. (2011). A profit-based scoring system in consumer credit: making acquisition decisions for credit cards. *Journal of the Operational Research Society*, 62(9), 1719-1725. <http://dx.doi.org/10.1057/jors.2010.135>
- Thomas, L. C. (2009). *Consumer credit models: pricing, profit and portfolios*. Oxford: Oxford University Press.
- Thomas, L. C., Edelman, D. B., & Crook, J. N. (2002). *Credit scoring and its applications*. Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics.

Dados dos Autores

Hugo Crespi Júnior

Rua Padre João Manuel, 923, Cerqueira César, 01411-001, São Paulo, SP, Brasil. E-mail: h Crespi@scriptconsultoria.com.br

Luiz Carlos Jacob Perera

Rua da Consolação, 896, Prédio 45, 01302-907, São Paulo, SP, Brasil. E-mail: jperera@mackenzie.br

Roberto Borges Kerr

Rua da Consolação, 896, Prédio 45, 01302-907, São Paulo, SP, Brasil. E-mail: kerr@mackenzie.br