

Gerenciamento de Riscos de Crédito em Bancos de Varejo no Brasil

Renata Grunberg Almeida Prado *

Norton Torres de Bastos **

Antonio Marcos Duarte Júnior ***

Resumo

O gerenciamento de risco de crédito dos portfólios bancários de crédito varejista está mudando rapidamente. Metodologias extremamente sofisticadas estão sendo utilizadas para medir e administrar a exposição de crédito dos portfólios. Técnicas *ad hoc* utilizadas até muito recentemente por profissionais de crédito experientes são hoje consideradas obsoletas. Elas têm sido substituídas por metodologias que levam em consideração a migração dos créditos e todos os efeitos de diversificação de portfólio. O mercado brasileiro de crédito ao consumidor irá testemunhar estas mudanças no futuro próximo. Este artigo apresenta a implementação bem sucedida de uma metodologia de gerenciamento de risco de crédito de portfólios no mercado brasileiro de crédito varejista.

Favor enviar toda e qualquer correspondência para:

Norton Torres de Bastos

Global Risk Management

Unibanco S.A.

Avenida Eusébio Matoso, 891 / 5º andar

05423-901 São Paulo, SP, Brasil

Tel: (55) (11) 867-1801

Fax: (55) (11) 867-4276

* Renata Prado é Gerente de Risco de Crédito no Unibanco S.A. Renata Prado é Ph.D. em Matemática da University of Toronto.

** Norton Bastos é Superintendente de Risco de Crédito no Unibanco S.A. Norton Bastos é M.B.A. da University of Chicago.

*** Antonio Duarte é Diretor para o Gerenciamento de Riscos Corporativos no Unibanco S.A. Antonio Duarte é Ph.D. em Matemática Aplicada da Princeton University.

Introdução

Tradicionalmente, a indústria bancária brasileira tem se baseado exclusivamente em análise subjetiva de crédito em suas decisões de empréstimos. Em algumas instituições mais sofisticadas, a análise subjetiva tem sido complementada por sistemas especialistas (Caouette *et al* [1998]) para acessar os fundamentos dos empréstimos ao consumidor. Estes sistemas especialistas consistem basicamente de *balanced scorecards* (Kaplan e Norton [1996]), que atribuem pesos às características mais importantes dos tomadores dos empréstimos, tais como caráter, capital, capacidade, colateral, conglomerado e condições (ou seja, os chamados seis "C"s).

As mudanças testemunhadas na economia brasileira após a introdução do Plano Real em julho de 1994, alçaram a questão de administração de risco de crédito a uma posição de destaque nas instituições financeiras locais. Antes disso, a alta inflação havia inibido o crescimento do mercado de empréstimos no país. Ao invés de emprestar a clientes do setor privado (a um risco de crédito maior), os grandes bancos comerciais preferiam financiar a dívida interna do país (a um risco de crédito menor), com maior liquidez, mas ainda assim cobrando taxas de juros substanciais.

A estabilidade econômica que seguiu a introdução do Plano Real tem estimulado a adoção de sistemas de avaliação e gerenciamento de risco de crédito mais sofisticados. Alguns grandes bancos de varejo brasileiros têm desenvolvido e implementado com sucesso técnicas de avaliação de créditos individuais, tais como *Credit Bureau Scoring* e *Behavior Scoring* (Caouette *et al* [1998]). Ao mesmo tempo, estes bancos começaram a organizar bancos de dados contendo séries históricas de *credit bureau* e *behavior scores*, além de estatísticas de inadimplência, perdas e recuperações. Estes bancos de dados estão

possibilitando um refinamento ainda maior do processo de avaliação de crédito e das técnicas de administração de riscos.

Recentemente, antecipando-se às demandas do regulador local e na tentativa de recuperar o terreno perdido em relação às melhores práticas internacionais de administração de risco de crédito, algumas instituições financeiras brasileiras voltaram suas atenções para o desenvolvimento de sofisticadas metodologias para medir o risco de crédito de portfólio. Estas metodologias são utilizadas para melhor administrar o recurso mais caro de um banco: o patrimônio líquido dos acionistas. Adicionalmente, estas metodologias têm sido gradualmente incorporadas pela instituições financeiras às suas rotinas de administração de riscos com vistas a precificação dos ativos, avaliação de desempenho e limitação das exposições de crédito, após serem considerados todos os efeitos de diversificação e hedge (vide Federal Reserve System Task Force on International Credit Risk Models [1998]). Este artigo descreve a experiência prática da implementação bem sucedida de uma metodologia de gerenciamento de risco de crédito de portfólios no mercado brasileiro de crédito varejista.

Capital Econômico

Os modelos de risco de crédito de portfólios são necessários para estimar as perdas inesperadas de um portfólio de crédito. A idéia básica por detrás desta metodologia é muito similar àquela implícita nos modelos de Value at Risk (Jorion [1997]), utilizadas por grupos de administração de risco de mercado.

Uma importante definição associada a administração de risco de crédito de portfólios é a do Capital Econômico¹. A Figura 1 exibe a função de densidade de probabilidade (Billingsley [1979]) para as perdas de crédito de um portfólio. Esta função de densidade permite a computação da probabilidade das perdas com crédito excederem a um nível escolhido².

As perdas esperadas na Figura 1 podem ser entendidas como o impacto financeiro antecipado de perdas com crédito. Elas são computadas como o valor esperado da distribuição das perdas (Billingsley [1979]) apresentada na Figura 1. Perdas esperadas podem também ser vistas como o custo previsível de conceder crédito. As perdas esperadas devem ser cobertas pela provisão para devedores duvidosos.

Perdas inesperadas, por outro lado, estão associadas à incerteza em relação às perdas com crédito. Um objeto de interesse para metodologias de medição de risco de crédito é a estimação das perdas inesperadas. Conforme percebemos na Figura 1, as perdas inesperadas são aquelas além das perdas esperadas.

Para um dado nível de significância (digamos, 99%) a taxa de insolvência objetivada equivale ao nível máximo de perdas (perdas esperadas mais perdas inesperadas) cuja probabilidade acumulada (Billingsley [1979]) não exceda o nível de significância adotado. Por exemplo, se o nível de significância é definido como 99%, e a taxa de insolvência objetivada equivale a R\$100.000,00 ao mês, pode-se dizer que existe somente 1% (100% - 99%) de probabilidade de perdas observadas (perdas esperadas mais perdas inesperadas) além de R\$100.000,00 durante um determinado mês. A taxa de insolvência objetivada é geralmente determinada pela classificação de crédito que a instituição deseje

¹ Esta é uma definição importante quando medindo riscos em geral, tais como riscos de crédito, operacional e mercado.

² Por exemplo, ela permite a estimação da probabilidade das perdas excederem a R\$200.000,00 por mês.

para si (Saunders [1999]). Por exemplo, se um banco pretende ser uma instituição AA na escala de classificação de crédito da Moody's, ele deve adotar (pelo menos) um nível de significância compatível com as perdas com crédito (perdas esperadas mais perdas inesperadas) de instituições financeiras consideradas AA.

Finalmente, o capital econômico da instituição pode ser definido como o montante de patrimônio líquido necessário para cobrir qualquer valor de perda entre as perdas esperadas e a taxa de insolvência objetivada.

[Inserir Figura 1 aqui]

Retorno Ajustado ao Risco nas Operações de Crédito Bancário

Basicamente em resposta a demandas de mercado, metodologias ajustadas ao risco para a tomada de decisões de investimento e precificação de ativos foram propostas nas últimas três décadas (Caouette *et al* [1998]). Estas metodologias combinam medidas de retorno e risco. O Risk Adjusted Return on Capital - RAROC é, talvez, a mais utilizada destas metodologias ajustadas ao risco. Rapidamente, ele está se tornando um fator crítico nas decisões de crédito de uma instituição financeira (conforme ilustrado para o mercado financeiro brasileiro em Bastos [1999]).

O RAROC foi inicialmente concebido por uma instituição financeira norte-americana nos anos setenta. Conforme originalmente definido, o RAROC pode ser escrito matematicamente como:

$$\text{RAROC} = \frac{\text{Lucro Econômico}}{\text{Capital Econômico}} \quad (1)$$

O lucro econômico é definido como o lucro efetivo, sem a influência de eventos extraordinários ou convenções contábeis que não reflitam a situação econômica real da instituição. O capital econômico foi definido na seção anterior.

Atualmente, a grande maioria das instituições financeiras líderes adota o RAROC (ou uma variação dele) nas suas rotinas diárias. O RAROC pode ser utilizado como uma ferramenta de tomada de decisão para:

- a) Alocação de capitais.
- b) Avaliação de desempenho econômico.
- c) Determinação de *spreads* diferenciados, compatíveis com as perdas esperadas.
- d) Administração ativa de portfólios.
- e) Otimização de portfólio de crédito (maximização de RAROC)

As metodologias baseadas em RAROC são complementadas pelas chamadas metodologias de Valor Econômico Agregado, que oferecem uma alternativa interessante e com um enorme potencial para a tomada de decisões estratégicas na indústria bancária (Stewart [1991]). Estas metodologias (quando adaptadas às necessidades das instituições financeiras) medem o desempenho econômico de um banco através da comparação entre o seu Lucro Econômico e o seu Custo de Capital. No contexto das operações de crédito, estas metodologias exigem que os empréstimos sejam estendidos somente se eles forem capazes de agregar valor econômico para a instituição (conforme ilustrado para o mercado financeiro brasileiro em Bastos [1999]).

Existe uma relação direta entre o RAROC e as metodologias de Valor Econômico Adicionado que pode ser expressa matematicamente como:

$$\text{Valor Econômico Adicionado} = \frac{\text{RAROC} \times \text{Capital Econômico}}{\text{Custo de Capital}} \quad (2)$$

A utilização de metodologias ajustadas ao risco depende pesadamente de uma quantificação precisa do capital econômico da instituição. Por sua vez, o cálculo do capital econômico exige a utilização de sofisticadas metodologias de mensuração de risco de crédito. Qualquer instituição financeira brasileira que deseje estar em linha com as melhores práticas do mercado financeiro internacional deve investir pesadamente na medição de risco de crédito. Em outra seção mais adiante, nós abordamos este problema sob um ponto de vista prático no Brasil.

O Processo de Administração de Risco de Crédito de Portfólio

A Figura 2 mostra uma visão geral do processo de Administração de Risco de Crédito de Portfólio.

[Inserir Figura 2 aqui]

Informação é essencial no gerenciamento de risco (Holton [1996]). No entanto, antes que ela possa ser processada e transformada em relatórios que serão analisados e sobre os quais decisões serão tomadas, ela deve estar disponível aos sistemas. A etapa de Administração de Dados que aparece na Figura 2 corresponde ao processo de organização dos dados, com a utilização de um sistema de banco de dados relacional que proporcione ao analista uma visão segmentada do portfólio. Nesta fase, a classificação de crédito de cada devedor é adicionada ao banco de dados.

A etapa de Medição está relacionada à obtenção das exposições individuais, probabilidades de inadimplência e suas volatilidades, assim como taxas de recuperação. Com o objetivo de simplificar os cálculos, os clientes são frequentemente organizados em classes de indivíduos com a mesma classificação de crédito (Saunders [1999]). Este

processo de estabelecimento de classes de indivíduos será discutido adiante com maior detalhe.

Após a obtenção dos números mencionados no parágrafo anterior, nós precisamos escolher a distribuição de perdas que melhor represente os dados. Esta é a etapa de Modelagem descrita na Figura 2. O principal objetivo de um administrador de risco de crédito é responder à seguinte questão: para um dado nível de significância, qual é o tamanho das perdas inesperadas? A modelagem precisa das perdas é crucial para esta e a etapa seguinte.

Ao final do processo de administração de risco de crédito de portfólio surgem várias aplicações. Três aplicações possíveis, citadas na Figura 2, são:

- a) As perdas esperadas determinam o valor mais adequado de provisão para devedores duvidosos relativo ao portfólio.
- b) O capital econômico pode ser utilizado para definir limites de exposições de crédito a fatores tais como região geográfica, canal de distribuição ou origem, clientes individuais, grupos econômicos, tamanho das posições agregadas, tipos de instrumentos, tipos de garantias, moedas, países, etc.
- c) O RAROC permite que as exposições de crédito sejam comparadas em uma base ajustada ao risco, possibilitando técnicas de precificação mais precisas.³

Mensuração do Risco de Crédito no Brasil

³ A Provisão para Devedores Duvidosos também poderia ser utilizada com esta finalidade. Nós ilustramos isso mais tarde.

A estimação do Capital Econômico de uma carteira de crédito requer a obtenção da distribuição de probabilidade de suas perdas. Por sua vez, a estimação da distribuição das perdas da carteira requer algumas hipóteses probabilísticas a respeito das variáveis de risco básicas⁴. Por exemplo, no caso de mensuração de risco de mercado, os “fatores de risco” (Jorion [1997]) usualmente escolhidos no mercado financeiro brasileiro estão relacionados a índices de ações (como os índices Ibovespa e FGV100), taxas de juros (como as relacionadas com swaps, certificados de depósito e contratos futuros negociados na BM&F), taxas spot de câmbio e preços de commodities. Depois de escolhidos os “fatores de risco”, técnicas estatísticas podem ser utilizadas para estimar a distribuição de probabilidade dos retornos da carteira (ganhos e perdas). Apesar das variáveis de risco necessárias para estimar a distribuição das perdas de uma carteira de crédito serem bastante diferentes das usadas em metodologias de mensuração de risco de mercado, o processo para estimar a distribuição das perdas com o objetivo de mensurar risco de crédito é similar ao já conhecido no mercado financeiro brasileiro por muitos analistas de risco de mercado.

As quatro metodologias básicas voltadas a mensuração de risco de mercado disponíveis na literatura são:

- a) Metodologias de marcação a mercado (ilustradas em J.P.Morgan [1997]).
- b) Metodologias de inadimplência (ilustradas em CSFP [1997]).
- c) Metodologias macroeconômicas fatoriais (ilustradas em McKinsey [1997]).
- d) Metodologias baseadas em Teoria das Opções (ilustradas em Mcquown [1994]).

⁴ Toda vez que hipóteses matemáticas (probabilísticas, estatísticas, etc.) precisam ser feitas de modo a obter uma metodologia em mercados financeiros, é importante analisá-las de forma a evitar risco de modelagem (Derman [1996], Duarte [1997]).

Existem vários textos discutindo as vantagens e desvantagens de cada uma das quatro metodologias (por exemplo, Saunders [1999]). Não é nosso objetivo repetir essas discussões teóricas nesse artigo, preferindo nos concentrar em questões práticas.

Ao se escolher uma metodologia, é crítico que se analise completamente questões referentes a implementação. Por exemplo, a existência de um mercado secundário líquido para empréstimos, a existência de um provedor de ratings ou scorings, público ou privado, que seja consistente, confiável e compatível com a metodologia de precificação de ativos de crédito utilizada no mercado, e com dados sincronizados no que se refere a eventos de inadimplência⁵, os recursos computacionais e bancos de dados disponíveis, e a existência de um mercado de ações líquido e abrangente (no caso de a metodologia requerer, como por exemplo as baseadas em teoria das opções), são alguns poucos aspectos que devem ser considerados.

Metodologias de inadimplência são mais adequadas para exposições de crédito que serão mantidas na carteira até o vencimento ou por períodos extensos (como empréstimos de varejo, carteiras de derivativos, e *eurobonds* corporativos). Esse fato é de interesse especial para instituições brasileiras de grande porte. Nós preferimos as chamadas metodologias de inadimplência basicamente por essa razão. Consideramos outras questões práticas também, como:

- a) Metodologias de marcação a mercado requerem a existência de mercados secundários líquidos para empréstimos. Esse não é o caso tanto para as carteiras de varejo quanto para as de atacado no Brasil, no momento. Além disso, metodologias de marcação a mercado necessitam da existência de um provedor público ou privado de classificações

⁵ Dados sincronizados são necessários ao se computar matrizes de covariância, ou ao se gerar cenários de migração de crédito (veja Scholes and Williams [1977] para um exemplo em mensuração de risco de mercado). Outra dificuldade que surge antes de se medir o risco da carteira de crédito é a ausência de dados (veja Reyna *et al.* [1999] para um exemplo em administração de carteiras de mercado).

relativas a qualidade de crédito (rating ou scoring) no Brasil. Apesar do fato de que algumas instituições no Brasil estarem trabalhando rapidamente de modo a superar essa dificuldade, acreditamos que um período de adaptação será necessário, de forma a conciliar as classificações internas das instituições com as que estão sendo tornadas públicas. Ou seja, o principal problema que antevemos com metodologias de marcação a mercado está fortemente ligado com suas necessidades de dados (que consideramos, especialmente no mercado brasileiro, difíceis)⁶.

- b) Modelos macroeconômicos fatoriais requerem a existência de uma grande quantidade de dados para todos os fatores macroeconômicos selecionados. Além disso, é importante lembrar que a história econômica recente no Brasil é bastante rica em “eventos atípicos” e como consequência, parte dos dados, mesmo se disponíveis, teriam que ser desconsiderados, resultando em problemas de modelagem.
- c) O grande problema com implementações práticas de metodologias baseadas em teoria das opções é que elas são dependentes nos mercados locais de ações e opções. É nossa opinião que apesar de ser recomendado hoje em dia por alguns consultores internacionais, o método possui o inconveniente de aproximar correlações de risco de crédito pelo mercado de ações local.. Várias razões nos fizeram tirar essa conclusão: a volatilidade do mercado de ações brasileiro, a dificuldade de obtenção de estimativas consistentes para alguns parâmetros no mercado de ações brasileiro (veja Duarte and Mendes [1997] para um exemplo prático), o fato de que muitas empresas presentes nas carteiras de crédito podem não ser negociadas no mercado local, ou mesmo se negociadas, terem uma liquidez muito baixa etc.

Para bancos de grande porte, também é muito importante a escolha de uma metodologia que englobe as carteiras de varejo e de atacado. Isso garante as condições necessárias

⁶ Não devemos esquecer que para calcular matrizes de migrações de crédito, é necessária uma grande quantidade de dados sincronizados de crédito. Isso é particularmente difícil no setor de bancos de varejo no Brasil.

para obter medidas de risco consistentes e consequentemente medidas de performance ajustadas a risco e de valor agregado que sejam comparáveis por toda a instituição financeira.

A implementação do modelo foi desenvolvida baseada na metodologia apresentada no CreditRisk+, um método flexível que permite o encaixe de uma vasta gama de hipóteses quantitativas, em nosso caso as específicas do mercado brasileiro de crédito. Suas necessidade de dados podem estar disponíveis tanto a partir de fontes externas quanto a partir de bases de dados internas, incluindo:

- a) Comportamento das taxas de inadimplência.
- b) Taxas de Recuperação.
- c) Exposições financeiras.
- d) Divisão da carteira em subgrupos homogêneos (ou *buckets*, como em modelos de mensuração de risco de mercado; Jorion [1997]) no que se refere a comportamento em relação a inadimplência.

A nossa proposta não requer matrizes de correlação como input. Na metodologia, eventos de inadimplência são, por hipótese, somente condicionalmente independentes (Billingsley [1979]); ou seja, elementos do mesmo setor são correlacionados, e a segmentação em setores independentes produz os efeitos de diversificação. Pode-se dizer até que correlação é um output do modelo.

A nossa proposta pode ser usada para obter a distribuição de probabilidade das perdas de uma carteira de crédito como está descrito na Figura 1. Os passos básicos necessários para tal objetivo são dados na Figura 3.

Finalmente, é importante não esquecer que uma implementação computacional eficiente é fundamental toda vez que se incorpora uma metodologia na rotina diária da instituição financeira. A nossa proposta foi implementada de forma eficiente do ponto de vista computacional.

Algumas Questões Práticas no Mercado de Bancos de Varejo

Deve-se começar escolhendo um sistema que discrimine qualidade de crédito. É importante lembrar que quanto melhor o sistema de discriminação de qualidade de crédito, melhor será o output do modelo. Nos exemplos numéricos apresentados a seguir, utilizamos um sistema de *behavior scoring* para fazer a discriminação de qualidade de crédito⁷. O sistema de discriminação de qualidade de crédito nos permite estimar o comportamento da probabilidade de inadimplência (incluindo estatísticas sobre a inadimplência média por nível de *score*, a variabilidade das taxas de inadimplência, etc.) para grupos com diferentes qualidades de crédito.

Definimos inadimplência como qualquer compromisso financeiro que esteja pelo menos um dia atrasado. Logo, as taxas de inadimplência nos nossos exemplos numéricos se referem a proporção de clientes cuja expectativa é de não pagamento até o final do período de análise. Um aspecto muito importante quanto a modelagem proposta é de que as taxas de inadimplência podem ser consideradas desconhecidas (randômicas). Essa hipótese pode ser incorporada na metodologia de várias maneiras, usando várias distribuições de probabilidade e/ou parâmetros (como a volatilidade da inadimplência).

⁷ Cabe mencionar que qualquer método de discriminação de qualidade de crédito que permite o estudo do comportamento das taxas de inadimplência é suficiente para o processo.

Finalmente, nos exemplos numéricos apresentados a seguir, trabalhamos com valores médios de empréstimos, diferenciando, porém, a probabilidade de inadimplência e volatilidade por nível de *behavior score*. Caracterizamos como perda os valores financeiros devidos porém não pagos até o final do período de análise. Pagamentos recebidos (por quaisquer meios, até judiciais) depois do período de análise serão considerados valores de recuperação. Esses “pagamentos em atraso” são incluídos na metodologia através da taxa de recuperação (definida como a proporção de valores financeiros inadimplentes que são recuperados, líquida de custos financeiros e operacionais).

Exemplos Numéricos

Nesta seção mostramos alguns exemplos numéricos para ilustrar o uso prático de nossa proposta. Estes exemplos não se relacionam a nenhuma carteira de empréstimos de posse de instituições financeiras brasileiras, mas são suficientes para ilustrar o poder de auxílio à decisão de nossa proposta.

A Tabela 1 mostra algumas informações sobre os exemplos numéricos. Por exemplo, todos os resultados numéricos são calculados na moeda local (Real, R\$), um nível de significância de 95% é usado para todos os cálculos relacionados a Capital Econômico, o período de um mês é usado para análise (ou seja, todas as Perdas Esperadas e Inesperadas serão calculadas para um mês) e, finalmente, a taxa de recuperação e lucro marginal esperado⁸ são assumidos em 40,00% e 0,60% (por mês), respectivamente.

⁸ Definimos o Lucro Marginal Esperado como a taxa de juros cobrada de empréstimos, excluídos os custos operacionais e financeiros.

A Tabela 2 mostra estatísticas para a carteira de empréstimos. Assumimos quatro *behavior scores*: “IV” (o pior, com a maior taxa de inadimplência, 15,00%, e volatilidade de 2,00%), “III”, “II” e “I” (o melhor, com a menor taxa de inadimplência, 0,25%, e volatilidade de 0,05%). A exposição média a estes quatro *behavior scores* varia de R\$ 800,00 (“IV”) até R\$ 4.250,00 (“I”). O número total de clientes assumido para os *behavior scores* “IV”, “III”, “II” e “I” são 45.000, 55.000, 160.000 e 450.000, respectivamente.

A Tabela 3 fornece resultados para o portfólio de empréstimos. Observamos que a Perda Esperada (medida como um percentual do total emprestado) é 0,59% por mês, enquanto que o Capital Econômico (medido também como um percentual do total emprestado, para um nível de significância de 95%) é de 0,22% por mês. Uma outra forma de colocar é interpretar os resultados estatisticamente: existe somente uma probabilidade de 5% que o portfólio de empréstimos sob análise apresente perdas superiores a 0,81% ($=0,59\%+0,22\%$) do total de empréstimos, durante o próximo mês.

O RAROC para o portfólio como um todo é calculado como sendo igual a 3,21% (veja a Tabela 3). Isto quer dizer que para cada R\$ 100,00 de exposição de crédito (medido pelo Capital Econômico), o Lucro Esperado do acionista é de R\$ 3,21. Usando outros números dados na Tabela 3, isto quer dizer que o total de Lucro Econômico mensal para o portfólio de empréstimos é esperado ser de R\$ 177.601,37 (igualando 3,21% de R\$ 5.532.753,00).

Um outro resultado interessante fornecido pela nossa proposta está dado na Tabela 4. A Perda Esperada, Capital Econômico e RAROC são fornecidos para cada um dos quatro *behavior scores* considerados. Como dever-se-ia esperar, o Capital Econômico e a Perda Esperada diminuíram substancialmente quando movemos de um *behavior score* como

“IV” para um como “I”. O oposto é observado para o RAROC, que se torna maior para um *behavior score* “I”, como dever-se-ia esperar também.

A Tabela 4 fornece ainda outros resultados interessantes. Por exemplo, ela permite a comparação de exposições de crédito por diferentes *behavior scores*. Podemos concluir da Tabela 4 que emprestar para um cliente com *behavior score* “VI” e duas vezes mais arriscado do que emprestar para um cliente com *behavior score* “III” (3,42%/1,59%), de acordo com o Capital Econômico estimado nos dois casos. Vemos também que a provisão requerida para um cliente com *behavior score* “IV” é sessenta vezes maior daquela requerida de um cliente com *behavior score* “I” (9,00%/0,15%)⁹.

A Tabela 4 é importante também por nos dar usos potenciais para nossa proposta. Por exemplo, resultados similares aqueles apresentados para diferentes *behavior scores* podem ser fornecidos para diferentes regiões geográficas, produtos, agências, etc. Deve ficar claro ao leitor que uma metodologia para o gerenciamento do risco de crédito de carteiras de empréstimos é absolutamente necessária para aquelas instituições que se consideram membros ativamente participantes no mercado sofisticado e competitivo em que está se tornando o mercado varejista brasileiro.

O uso de técnicas precisas para apuração estão se tornando um elemento chave no mercado financeiro. A Tabela 5 ilustra como diferentes taxas de juros devem ser colocadas a clientes de forma a garantir um *spread* fixo para cada um dos quatro *behavior scores* considerados. A Tabela 6 repete este exercício no caso de querermos um RAROC de pelo menos 5% para cada *behavior score*.

⁹ Estamos aqui nos referindo à exposição de crédito “esperada”. Exposições de crédito “incrementais” podem ser usadas também, se uma abordagem mais conservadora for desejada (veja CSFP [1997], por exemplo).

Conclusão

A estabilidade econômica gerada pelo Plano Real está estimulando o uso de metodologias mais sofisticadas para o gerenciamento de riscos de crédito. Recentemente, antecipando-se a futuras demandas de reguladores, e numa tentativa de aproximar-se da melhor prática internacional, algumas instituições financeiras brasileiras moveram sua atenção para o desenvolvimento de metodologias cada vez mais sofisticadas para mensuração do riscos de crédito de carteiras de empréstimos.

Um definição importante relacionada ao gerenciamento do risco de crédito de carteiras é a de Capital Econômico. Este conceito mede a quantidade de recursos necessária para cobrir perdas superiores à Perda Esperada, mas inferiores à Taxa de Insolvência objetivada. A estimação do Capital Econômico de uma carteira de crédito requer a obtenção de uma distribuição de perdas. Nossa proposta pode ser usada para obter distribuições estatísticas das perdas de carteiras de crédito. Uma vez que o Capital Econômico tenha sido obtido, limites podem ser impostos para restringir exposições a níveis aceitáveis, medidas de retorno ajustadas ao risco podem ser calculadas, e melhor técnicas de apreçamento estarão disponíveis para os tomadores de decisão. Todas estas possibilidades foram ilustradas neste artigo.

Referências Bibliográficas

N. T. Bastos. "Avaliação de Desempenho de Bancos Brasileiros Baseada em Criação de Valor Econômico." *Revista de Administração*, 34, 68-73, 1999.

N.T.Bastos. "Risk Adjusted Return on Bank Credit Operations." *Credit Technology – SERASA*, 16, 7-20, 2000.

P.Billingsley. *Probability and Integration*. Wiley, New York, 1979.

J.B.Caouette, E.I.Altman and P.Narayan. *Managing Credit Risk: The Next Great Financial Challenge*. Wiley, New York, 1998.

CSFP. "CreditRisk⁺". *Technical Report - Credit Suisse Financial Products*, 1997.

E.Derman. "Valuing Models and Modeling Value." *Journal of Portfolio Management*, 22, 106-114, 1996.

A.M.Duarte, Jr. "Model Risk and Risk Management." *Derivatives Quarterly*, 3, 60-72, 1997.

A.M.Duarte, Jr. and B.V.M.Mendes. "Robust Estimation of Systematic Risk in Emerging Stock Markets." *Emerging Markets Quarterly*, 1, 85-95, 1997.

E.J.Elton and M.J.Gruber. *Modern Portfolio Theory and Investment Analysis*. Wiley, New York, 1991.

Federal Reserve System Task Force on Internal Credit Risk Models. "Credit Risk Models at Major U.S. Banking Institutions: Current State of the Art and Implications for Assessment of Capital Adequacy." *Technical Report – Federal Reserve Bank of New York*, 1998.

P.Jorion. *Value at Risk*. McGrawHill, New York, 1997.

G.A.Holton. "Enterprise Risk Management." *Technical Report – Contingency Analysis*, Boston, 1996.

R.S.Kaplan and D.P.Norton. *The Balanced Scorecard*. Harvard Business School Press, Cambridge, 1996.

S.Kealhofer. "Portfólio Management of Default Risk." *Net Exposure*, 1, 1998. (<http://www.netexposure.co.uk>).

H.M.Markowitz. *Portfólio Selection: Efficient Diversification of Investments*. Wiley, New York, 1959.

McKinsey. "Measuring Credit Portfólio Risk: Incorporating Macroeconomic Migration Analysis." *Technical Report - McKinsey & Co.*, 1997.

J.McQuown. "All That Counts is Diversification." *Technical Report – KMV Corporation*, 1994.

J.P.Morgan. "Credit Metrics™." *Technical Report - J.P.Morgan & Company*, 1997.

F.R.Q.Reyna, A.M.Duarte, Jr., and H.S.Migon. "International Diversification with Incomplete Data." *Journal of Financial Engineering*, 8, 9-30, 1999.

A.Saunders. *Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms*. Wiley, New York, 1999.

M.Scholes and J.Williams. "Estimating Beta from Nonsynchronous Data." *Journal of Financial Economics*, 5, 309-327, 1977.

G.B.Stewart, III. *The Quest for Value: The EVA[®] Management Guide*. HarperBusiness, New York, 1991.

Tabela 1. Parâmetros Utilizados nos Exemplos Numéricos

Moeda	Real (R\$)
Nível de Significância	95%
Período de Análise	Um mês
Taxa de Recuperação (excluídos custos operacionais e financeiros)	40%
Lucro Marginal Esperado (excluídos custos operacionais e financeiros)	0,60% (por mês)

Tabela 2. Resumo da Carteira de Empréstimos

	<i>Behavior Score “IV”</i>	<i>Behavior Score “III”</i>	<i>Behavior Score “II”</i>	<i>Behavior Score “I”</i>
Número de Clientes	45.000	55.000	160.000	450.000
Exposição Média (R\$) (por cliente)	800,00	1.250,00	2.900,00	4.250,00
Taxa de Inadimplência	15,00%	7,00%	2,00%	0,25%
Volatilidade (da Taxa de Inadimplência)	2,00%	1,00%	0,50%	0,05%

Tabela 3. Perda Esperada, Capital Econômico e RAROC: Carteira Total

Volume Total de Empréstimos	R\$ 2.481.250.000,00
Perda Esperada / Volume Total	0,59%
Capital Econômico (95%, 1 mês)	R\$ 5.532.753,00
Capital Econômico / Volume Total	0,22%
RAROC	3,21%

Tabela 4. Perda Esperada, Capital Econômico e RAROC: *Behavior Score*

	<i>Behavior Score “IV”</i>	<i>Behavior Score “III”</i>	<i>Behavior Score “II”</i>	<i>Behavior Score “I”</i>
Perda Esperada / Volume Total	9,00%	4,20%	1,20%	0,15%
Capital Econômico / Volume Total	3,42%	1,59%	0,46%	0,06%
RAROC	-2,49	-2,28	-1,34	7,86

Tabela 5. Apreçamento para Garantir um Retorno Financeiro de pelo menos 5% (ao mês)

<i>Behavior Score</i>	<i>Spread Mínimo(sobre CDI + 5%)</i>
“IV”	10,38%
“III”	4,60%
“II”	1,28%
“I”	0,16%

Tabela 6. Aprecamento para Garantir um RAROC de pelo menos 5%

<i>Behavior Score</i>	<i>Spread Mínimo (sobre CDI)</i>
“IV”	10,79%
“III”	4,60%
“II”	1,25%
“I”	0,15%

Figura 1. Perdas Esperadas, Perdas Inesperadas e Capital Econômico

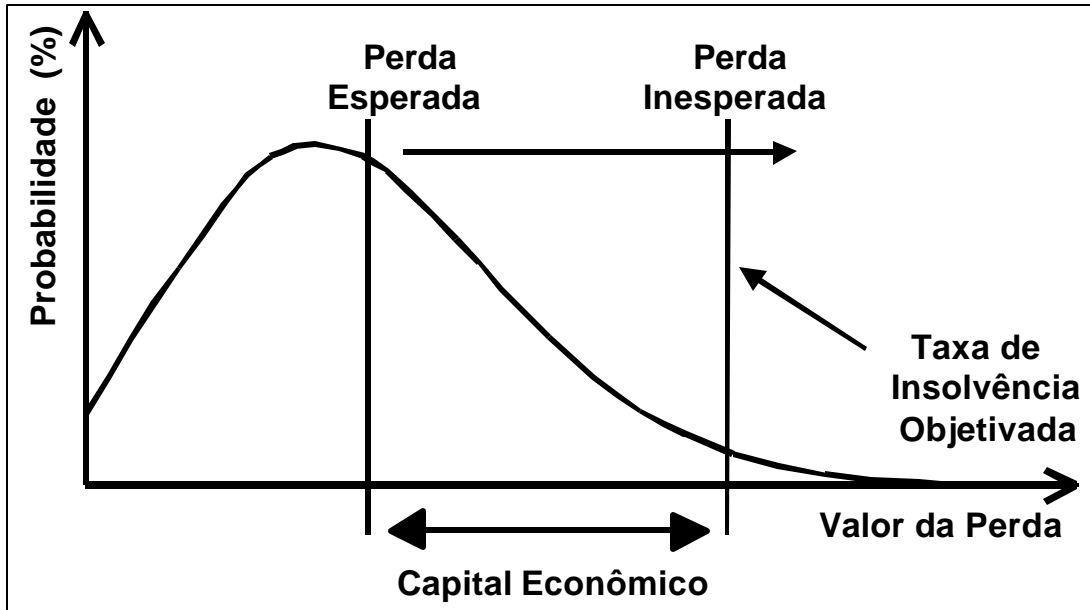


Figura 2. O Processo de Administração de Risco de Crédito de Portfólio

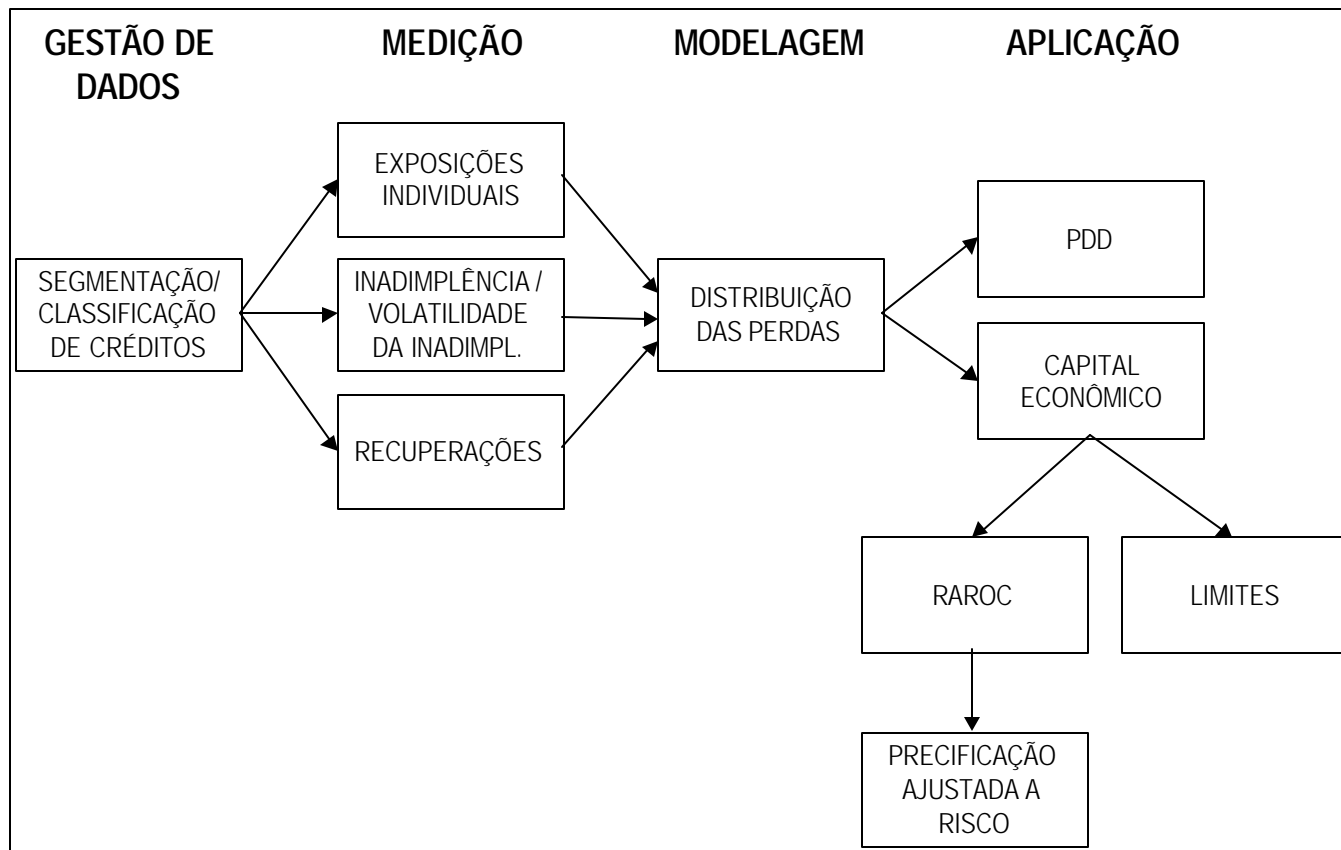


Figura 3 : Os passos básicos para se obter a distribuição de probabilidade das perdas

