

AVALIANDO O CREDIT RATING DE AGÊNCIAS CLASSIFICADORAS EXTERNAS

ASSESSING CREDIT RATINGS ATTRIBUTED BY EXTERNAL RISK CLASSIFICATION AGENCIES

HEBER JOSÉ DE MOURA
heberm@unifor.br

RESUMO

O artigo sugere uma metodologia para avaliar os *ratings* atribuídos aos clientes de uma instituição financeira. O processo baseia-se no uso das distribuições de probabilidade *a posteriori* geradas a partir dos conceitos expostos pela estatística bayesiana. A prática bancária tem se ressentido de uma avaliação *ex-post* mais efetiva das notas de risco de crédito (muitas vezes denominadas pontuações ou conceitos) atribuídas por empresas independentes de avaliação de risco. A ausência deste tipo de verificação, decerto, tem causado reflexos negativos na análise da aderência entre os conceitos atribuídos aos potenciais tomadores de crédito e o seu efetivo desempenho, podendo estar sendo responsável pela obtenção de resultados viesados. É objetivando suprir tal lacuna que se propõe o presente método, voltado para verificar se os conceitos atribuídos *a priori* realmente são adequados ao segmento específico de clientes de um banco. Neste sentido, o trabalho procura contribuir para a área de avaliação do risco de crédito, na medida em que estabelece um procedimento sistemático e estatisticamente consistente que possibilita a avaliação dos conceitos gerados por empresas externas de avaliação de risco.

Palavras-chave: risco de crédito, *credit rating*, avaliação do risco.

ABSTRACT

The paper proposes a methodology to assess the ratings attributed to the customers of a financial institution. The process is based on the use of a posteriori likelihood distributions developed from the concepts of Bayesian statistics. The banking practice has lacked a more effective *ex-post* assessment of the credit risk grades (which are often called score or classification) ascribed by independent risk assessment companies. The lack of this information has certainly had a negative impact on the analysis of the consistency between the grades given to potential borrowers and their actual performance and may have caused biased results. The method proposed here is designed to fill this gap. It intends to check whether the *a priori* ratings are really adequate to the specific customer group of a bank. Thus, the article aims at contributing to credit risk assessment by establishing a systematic and statistically consistent procedure that makes it possible to assess the ratings proposed by external risk assessment companies.

Key words: credit rating, credit risk, credit risk assessment.

INTRODUÇÃO

Grande parte dos bancos brasileiros utiliza serviços de análise de crédito prestados por empresas independentes e especializadas em atribuir conceitos de risco (*ratings*) aos clientes das instituições bancárias, classificando-os em grupos conforme o risco que representem no tocante ao cumprimento das obrigações creditícias.

Os relatórios fornecidos por empresas como Serasa (2004), Dun & Bradstreet (2004), Austin Asis (2004), etc., contendo os conceitos dos candidatos a empréstimos e financiamentos, são, na prática, importantes instrumentos adotados pelos bancos para dar suporte às decisões de crédito. Empresas deste tipo serão doravante denominadas de agências externas classificadoras de risco.

Contudo, para grande parte dos estabelecimentos bancários, o processo de utilização das informações concernentes aos *ratings* termina com o recebimento dos relatórios e a consequente decisão de crédito. De fato, via de regra os bancos não têm se preocupado em checar se os *ratings* atribuídos estão ou não de acordo com o efetivo comportamento creditício dos seus clientes.

A partir de uma visão simplista, poderia se usar o seguinte argumento: já que o cliente honrou os seus pagamentos, o *rating* deve ter sido adequado. Infelizmente tal questão não é tão simples, uma vez que o estabelecimento do conceito de risco envolve a estimativa da probabilidade de que o cliente venha a falhar e isto não pode ser verificado apenas pelo fato de o mesmo ter honrado ou não o contrato com o banco.

Uma agência externa de classificação de risco pode convencionar, por exemplo, que clientes classificados com conceito "A" detêm uma probabilidade de falha de 1%, enquanto aqueles de *rating* "B" têm inadimplência prevista no intervalo de 1% a 5%. Como pode ser depreendido, a atribuição do *credit rating* implica o enquadramento do cliente em um grupamento cuja probabilidade de falha encontra-se numa faixa preestabelecida. Portanto, o problema que se apresenta é: como avaliar se o enquadramento realizado pela agência externa foi correto, uma vez que o banco somente dispõe de informações ligadas ao comportamento do cliente, que podem ser *normal* (caso a operação tenha decorrido conforme o contratualmente acertado) ou *anormal* (no caso de ter havido algum prejuízo decorrente da operação)?

Observa-se, portanto, que o procedimento de avaliação *ex-post* do processo de atribuição de *credit rating* terá de mesclar dois tipos importantes de informação: (1) a probabilidade de falha do cliente conforme classificado *a priori* pela agência externa; (2) o indicativo do grau de acerto desta agência para com a instituição bancária específica.

O presente trabalho se propõe a aperfeiçoar o processo de classificação usual, através da revisão das probabilidades *a priori*, baseada nas operações liquidadas dos bancos contratantes do serviço. Como poderá ser depreendido, a avaliação dos serviços externos induzirá um novo procedimento de obtenção de proba-

bilidades de inadimplência para a instituição bancária, o qual se considera ser mais consistente do que aquele baseado exclusivamente nas agências classificadoras externas. Isto decerto possibilitará às instituições bancárias avaliar a adequação dos conceitos atribuídos por tais agências aos seus clientes.

Uma das justificativas consideradas relevantes para a elaboração da presente proposta é o fato de o processo de quantificação do risco ser largamente utilizado pelas instituições financeiras nacionais. De fato, conforme Marques e Kloeckner (2002), o risco de crédito continua a ser o principal causador de insolvência no segmento bancário, e uma eficaz gestão torna-se crucial para assegurar a rentabilidade das instituições financeiras.

Ademais, a Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil (1999) possibilitou ampliar a investigação acerca dos fatores que potencializam o risco em operações de crédito, uma vez que estimulou as instituições brasileiras a desenvolverem critérios, respeitados os parâmetros mínimos estabelecidos para caracterizarem suas classificações.

Por sua vez, a importância das informações oriundas das agências de crédito não pode ser desprezada – como bem ressaltou Gonzalez (2005) – o qual acentua a contribuição dessas entidades no sentido de proporcionarem redução nas taxas de juros, risco de *default* e aumento no volume de crédito.

O trabalho apresenta, antes da metodologia adotada, dois itens julgados relevantes para a sua compreensão: uma revisão do processo de atribuição de *ratings* e outra a respeito do conceito de informação imperfeita, conforme adotado pela estatística *bayesiana*.

PROCESSO DE ATRIBUIÇÃO DE RATINGS

O problema que gerou o presente estudo decorre da observação, por parte do autor, de que as instituições bancárias contratantes de serviços externos de avaliação de risco não têm se utilizado de instrumentos efetivos que validem a confiabilidade do serviço prestado, no caso o *rating* atribuído. Por exemplo, o cliente de uma instituição de crédito pode receber um escore de oito, significando "risco razoavelmente baixo". No entanto, como validar efetivamente esta "rotulação", haja vista que o simples pagamento das suas obrigações em dia não é suficiente para avaliar este particular enquadramento?

O problema assume maior complexidade devido ao fato de que as empresas externas classificadoras de risco utilizam grandes bases de dados para montar os seus modelos especialistas de *credit corem*, *redes neurais*, etc. Uma adequada referência a respeito do estado da arte dos modelos de classificação de risco pode ser encontrada em Saunders (2000). Por sua vez, não tem sido comum os bancos brasileiros usarem plenamente os dados e informações gerados na sua atividade para efeito de avaliação de risco. De fato, conforme ressaltado por Caouette *et al.* (1998), apesar da sofisticação dos instrumentos e das modalidades de crédito, alguns bancos ainda parecem não ter se adaptado rapidamente às mudanças.

Com efeito, têm sido observadas algumas situações em que o crédito ao cliente é considerado meramente um indutor de novos produtos a serem oferecidos, isto é, um *loss leader*, o que parece refletir resquícios da cultura inflacionária vigente no país até meados da década passada. Sintomaticamente, muitas instituições não têm feito uso pleno das suas geralmente poderosas e organizadas bases de dados, condição imprescindível para efetuar gestão eficaz do risco de crédito, mormente quando se sabe que uma das características deste tipo de risco é representar um alto impacto sobre os ativos do banco.

Assim, as novas tecnologias voltadas para o controle e acompanhamento do crédito pressupõem a existência de sistemas de informações integrados que avaliem o nível de exposição global da instituição em uma base contínua de atualização. Quer dizer, ao se utilizarem exclusivamente das informações apresentadas pelas agências externas, os bancos estão subutilizando o seu valioso acervo de informações obtido ao longo do tempo.

De uma forma geral, a tecnologia de avaliação do risco de crédito encontra-se em situação bastante avançada no que tange à medição da possibilidade de o cliente vir ou não a falhar completamente com as suas obrigações. No entanto, existe um contínuo entre as duas situações, tais como a existência de atrasos, renegociações, repactuações, etc., que necessitam de maior investigação relativamente à gestão deste tipo de risco.

São bem conhecidos os trabalhos de Altman (1985) e Kanitz (1976) a respeito da estimativa do risco de não pagamento do crédito em virtude da falência do devedor. No entanto, existem situações outras que representam perdas substanciais para o banco emprestador e que não se configuram como inadimplência completa: é o caso, por exemplo, das renegociações de dívidas com redução dos encargos financeiros, onde o credor pode vir a receber uma parte do empréstimo, havendo, no entanto, alguma perda devido ao não pagamento completo dos valores previstos contratualmente.

Além do aumento da possibilidade de perda absoluta, esta inadimplência parcial poderá vir a se propagar na instituição na forma de outros prejuízos decorrentes do afastamento ao planejamento de fluxo de caixa inicialmente estabelecido. Algumas investigações sobre estas situações intermediárias foram realizadas por Securato (1993), o qual trabalhou com um enfoque discreto para os valores possíveis, e Moura (1997), que utilizou distribuições de probabilidade contínuas.

Uma questão determinante para o comportamento bancário frente ao risco é a assunção de uma postura voltada diretamente para a cultura de crédito da instituição. Assim, da mesma maneira que as empresas possuem uma cultura organizacional relacionada com a sua *core competence*, as instituições financeiras devem assumir a sua própria cultura de crédito no que se refere à delimitação do nível de risco que se dispõe a assumir. Isto implica o delineamento de uma zona de risco aceitável, com a conseqüente adaptação dos seus analistas a uma disciplina restrita aos limites estabelecidos. É algo

semelhante à implantação de uma política de segurança nas empresas: caso não exista uma cultura organizacional a respeito da questão, os eventuais e complexos procedimentos associados à manutenção do equilíbrio lucratividade/risco serão de pouca valia para a adaptação da instituição financeira às constantes mudanças no ambiente dos negócios.

Ao basear-se exclusivamente em informações externas, a instituição financeira perde por deixar de utilizar os próprios parâmetros relacionados diretamente à sua cultura de crédito e, conseqüentemente, com o seu nicho específico de mercado.

Portanto, o presente trabalho originou-se da problemática exposta anteriormente, em que o autor não se contentou apenas com a informação do tipo "a probabilidade de inadimplência de certo cliente é p_1 ", mas procurou ampliar para: "a probabilidade de inadimplência de certo cliente avaliado externamente como p_1 é de p_2 ".

Ao atribuir um *rating*, a empresa define uma probabilidade *a priori* de que o cliente cumpra com as suas obrigações conforme estabelecido contratualmente. Considere-se, por exemplo, a Tabela 1, onde estão representados os perfis de risco de dois clientes:

Tabela 1 - Perfil do risco de clientes.

Variável	Cliente 1	Cliente 2
Probabilidade de inadimplência	0,05	0,01
Rating	B	A
Classificação de risco	Médio	Baixo
Escore	7	9

Em primeiro lugar, observa-se que tanto o escore como a classificação de risco e o *rating* encontram-se associados diretamente com a probabilidade de inadimplência. Portanto, doravante serão usadas indiscriminadamente referências a escores ou *ratings*, já que ambas as variáveis remetem a uma probabilidade de inadimplência.

Todas as variáveis da Tabela 1 indicam claramente que o cliente 2 detém menor nível de risco do que o 1, tendo, portanto, menor probabilidade de falhar no cumprimento das suas obrigações. No entanto, caso algum dos dois tenha inadimplido, isto indicaria necessariamente um erro no processo de atribuição de risco? A resposta é não, já que isto depende dos grupos nos quais os clientes foram enquadrados. Assim, caso a probabilidade de inadimplência no grupo de clientes do tipo A, por exemplo, venha a ser maior do que 1%, pode-se dizer que o critério de classificação não foi adequado.

Ao atribuir uma classificação de risco do tipo alto, significativo, médio, baixo etc., o banco, na verdade, o está enquadrando em um grupo cuja probabilidade de inadimplência é menor ou igual à probabilidade *a priori* adotada. Considere-se, por exemplo, que um banco atribui o conceito "risco baixo" ao cliente cuja chance de falhar é inferior a 1%, "risco médio"

quando a expectativa fica em 5% e risco alto quando a probabilidade ultrapassa 5%. Isto é o mesmo que enquadrar o cliente em grupos tais que as respectivas probabilidades de falha obedecem aos valores preestabelecidos. Neste caso, ao classificar o cliente como de risco baixo, a instituição financeira está implicitamente enquadrando-o em um grupo cuja probabilidade de inadimplência é inferior a 1%.

Portanto, ao atribuir um risco z a um cliente, a expectativa é de que $z\%$ dos clientes daquela categoria de risco não pagarão o empréstimo, implicando que $1 - z\%$ dos clientes da mesma categoria pagarão, acarretando, conseqüentemente, uma compensação na carteira de crédito como um todo.

A título de ilustração, considere-se o caso do sistema *credit rating* adotado pela Serasa (2004). Tal instrumento procura prever o risco do cliente mediante a obtenção da probabilidade de que o cliente se torne inadimplente em um horizonte de 12 meses. Naquele modelo, as empresas são classificadas em dez faixas de probabilidade de inadimplência. A primeira caracteriza aquelas praticamente livres de risco, enquanto que a última corresponde a empresas cujas probabilidades de inadimplência são iguais ou superiores a 25%. O modelo completo de classificação é dado pela Tabela 2 a seguir:

Tabela 2 - Faixas de classificação dos clientes quanto ao risco de crédito.

Classificação	Probabilidade de inadimplência
1	0,00% - 0,50%
2	0,50% - 1,00%
3	1,00% - 2,00%
4	2,00% - 3,50%
5	3,50% - 6,50%
6	6,50% - 2,50%
7	12,50% - 25,00%
8	25,00% - 100,00%

Fonte: Serasa (2004).

Os escores 9 e 10 correspondem a empresas que no momento da consulta já são inadimplentes. Para empresas de maior porte, são consideradas como restrições críticas a falência decretada, autofalência e dívidas com instituições financeiras. Para empresas de menor porte, consideram-se como críticas, além destas, outros tipos de restrições como: protestos, cheques sem fundos e ações executivas. O modelo utiliza um critério de segmentação baseado no porte (em função de ativos e faturamento) e no setor de atividade das firmas. Além dos indicadores financeiros, são usados dados cadastrais das empresas, dos sócios e firmas coligadas. A previsão das probabilidades de inadimplência segue os procedimentos da análise estatística multivariada e baseia-se em regressão logística.

Conforme já mencionado, a simples constatação de que a operação resultou normal ou anormal não permite que se ana-

lise a capacidade da empresa certificadora em atribuir conceitos adequados para os clientes do banco. Na prática, após o desenvolvimento completo de uma operação de crédito, apenas dois estados são possíveis: (1) normal: quando os pagamentos são realizados estritamente dentro do previsto contratualmente pelo banco; (2) anormal: quando a operação implicou algum tipo de perda para o banco prestador.

Assim, como comprovar, na prática, que a probabilidade de inadimplência de um cliente é maior ou menor do que outro, uma vez que o banco prestador só pode dispor de registros que atestam o sucesso (caso normal) ou insucesso (caso anormal) de uma operação? De fato, esta se constitui na maior dificuldade relacionada à avaliação da acurácia do processo de classificação do cliente em agrupamentos.

Ademais, o estabelecimento dos *ratings* baseia-se em informações contidas nos bancos de dados da empresa certificadora, os quais são constituídos por registros de clientes que tiveram os seus desempenhos investigados. No entanto, uma questão pertinente é: o comportamento das empresas constantes da base de dados é compatível com o dos clientes do banco, muitas vezes localizado em uma região geográfica com características específicas?

Assim, a despeito do rigor que as agências de crédito impõem ao processamento e manutenção dos seus bancos de dados, é de se esperar que o processo de atribuição de conceitos de risco deveria abranger as especificidades do rol de clientes de uma instituição bancária. Isto se torna mais relevante no caso de bancos com características singulares como os de desenvolvimento, estatais, bem como todos os que operam com nichos específicos de mercado.

Caso os bancos realizassem uma avaliação *ex-post* das classificações de risco atribuídas por terceiros, decerto estaria agregando maior valor ao processo, provendo, conseqüentemente, maior consistência à decisão do crédito.

O CONCEITO DE INFORMAÇÃO IMPERFEITA

Os modelos bayesianos, originados do cálculo das probabilidades, em particular do Teorema de Bayes, permitem incorporar dois tipos de informação quando do cálculo das probabilidades. Um deles, denominado probabilidade *a priori*, representa o grau de certeza que se tem na ocorrência de um evento, podendo ser obtido a partir de qualquer fonte, envolvendo, inclusive, aspectos subjetivos associados à capacidade de previsão do avaliador. A outra informação a ser incorporada é a denominada probabilidade freqüencialista, a qual representa o tradicional limite para as freqüências relativas de um evento.

A probabilidade resultante, denominada *a posteriori*, combina os dois tipos anteriores, resultando em uma medida de verossimilhança mais abrangente do que a fornecida pela teoria clássica.

Na presente aplicação, a expressão genérica da probabilidade *a posteriori* de um parâmetro com distribuição contínua é dada por (Beckman, 1980):

$$P(\phi / \mathfrak{X}) = \frac{f(\mathfrak{X} / \phi) h(\phi)}{\int f(\mathfrak{X} / \phi) h(\phi) d\phi} \quad (\text{Eq. 1})$$

O parâmetro θ representa o risco de crédito, ou a probabilidade de haver anormalidade na concessão do crédito, enquanto χ representa uma particular amostra obtida com o parâmetro dado, ou seja, uma função de verossimilhança.

A expressão (Eq. 1) representa a revisão da probabilidade inicialmente atribuída a um fenômeno, a partir da incorporação de dados freqüencialistas observados. Na análise de decisão estatística, este processo de revisão de probabilidades é utilizado para incorporar o conceito de informação imperfeita, descrito a seguir.

Considerem-se os eventos A, B, C e D como sendo os grupamentos teoricamente corretos nos quais os clientes são enquadrados, enquanto "A", "B", "C", e "D" representam as respectivas classificações originadas por uma agência externa de atribuição de *rating*. As probabilidades contidas na matriz apresentada (Tabela 3) indicam o grau de acerto na atribuição dos conceitos:

Tabela 3 - Probabilidades de acerto na atribuição de ratings.

Eventos	Probabilidades			
	"A"	"B"	"C"	"D"
A	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄
B	P ₂₁	P ₂₂	P ₂₃	P ₂₄
C	P ₃₁	P ₃₂	P ₃₃	P ₃₄
D	P ₄₁	P ₄₂	P ₄₃	P ₄₄

Assim,

$$P("X" / X) = P_{ij} \quad (\text{Eq. 2})$$

Onde X representa os eventos de A até D e i, j = 1 a 4.

Podem-se considerar os eventos "A", "B", "C" e "D" como informações imperfeitas associadas à limitada capacidade das empresas classificadoras de risco em atribuir *ratings* aos clientes de todas as instituições financeiras. Os valores P_{ij} indicam, conseqüentemente, a capacidade da empresa em imputar corretamente os conceitos, constituindo-se numa medida do seu grau de eficiência.

As probabilidades *a posteriori* seguintes, obtidas através da aplicação do teorema de Bayes, indicam a possibilidade de se chegar a uma melhor classificação, a partir do conhecimento do grau de confiabilidade das empresas classificadoras:

$$P[X / "X"] = P["X"/X] P[X] / P["X"] \quad (\text{Eq. 3})$$

Onde os componentes P(X) representam as probabilidades a priori originadas das agências classificadoras.

A importância das probabilidades revisadas decorre do fato das mesmas mesclarem a experiência da instituição financeira com os resultados apresentados por agências externas de avali-

ação de risco. Isto proporciona decerto uma informação com mais consistência, uma vez que as suas decisões de crédito não ficam apoiadas apenas em informações de terceiros.

A representação deste processo de revisão das probabilidades também pode ser feita mediante o uso de árvores de decisão (Goodwin e Wright, 2000).

PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Procurou-se aqui construir um modelo de medição *a posteriori* da inadimplência, com o objetivo de se obter uma estimativa mais acurada do risco de crédito dos clientes. Neste sentido, pode-se classificar a pesquisa como aplicada consistindo de um estudo de caráter preditivo uma vez que, segundo Cooper e Schindler (2003), é desejável que se tenham condições de prever algo para o qual foi possível obter uma explicação plausível do fato ocorrido. Como mostrado anteriormente, o referencial teórico para o modelo proposto baseou-se na estatística bayesiana, em especial na utilização do conceito de informação imperfeita.

A metodologia aqui proposta baseia-se em juntar dois tipos de informações relevantes: Tipo I: probabilidades de inadimplência (ou os seus equivalentes *scores* ou *ratings*) atribuídas pelas agências externas de classificação, doravante denominadas probabilidades *a priori*; Tipo II: probabilidades de acertos das agências, ao prestarem seus serviços para uma determinada instituição financeira.

A utilização do modelo bayesiano pressupõe a junção dos dois tipos de informações acima mencionados, gerando uma terceira, denominada probabilidade *a posteriori* ou revisada, conforme é mostrado na Figura 1.

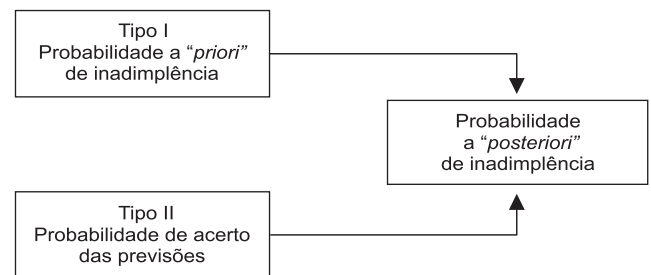


Figura 1 - Geração da probabilidade a posteriori.

Uma vez que tal metodologia pressupõe a adição de mais um item de informação, levou-se em consideração a relevante questão apresentada por Mehta (1968), em clássico trabalho. Em seu estudo o autor adverte para a necessidade de comparar, sistematicamente, o custo de obtenção da informação com a sua efetiva contribuição para a melhoria da decisão de crédito. No caso em tela, trabalha-se com a premissa de que o benefício advindo da incorporação de mais um item de informação compensa o custo de desenvolvimento do processo de revisão das probabilidades.

A viabilidade desta proposta de revisão de *ratings* encontra-se demonstrada no tópico seguinte, o qual consiste dos resultados obtidos a partir de uma simulação criada pelo autor.

RESULTADOS DO ESTUDO

A título de ilustração, os seguintes eventos básicos foram considerados: (A) o cliente tem risco mínimo; (B) o cliente tem risco baixo; (C) o cliente tem risco médio; (D) o cliente tem risco alto; (E) o cliente tem risco muito alto.

Admitindo que os conceitos fossem atribuídos por uma agência avaliadora, a probabilidade associada a cada um dos grupos corresponde à inadimplência prevista, conforme pode ser visto na Tabela 4. Os valores numéricos foram introduzidos apenas para efeito de ilustração.

Tabela 4 – Exemplo de classificação de risco utilizada por uma empresa externa.

Categoria ou Rating	Nível de risco	Probabilidade de inadimplência	Número de clientes na amostra	Inadimplência prevista
A	Mínimo	Inferior a 1%	400	0,11
B	Baixo	Entre 1% e 5%	700	0,19
C	Médio	Entre 5% e 10%	1500	0,42
D	Alto	Entre 10% e 20%	800	0,22
E	Muito alto	Acima de 15%	200	0,26

O experimento é realizado a partir de n amostras investigadas pela instituição financeira. Observou-se o número de ocorrências associado aos escores atribuídos pela agência externa ("X") e os efetivamente encontrados por intermédio do banco de dados de operações liquidadas existentes na instituição financeira (X).

A informação Tipo II refere-se a medidas de confiabilidade da agência classificadora do risco e será obtida por intermédio da comparação entre as classificações *a priori* e as efetivamente registradas pelo banco, em cada uma das categorias, a partir de sua base de dados de operações liquidadas, denominadas inadimplências observadas.

Os dados das operações liquidadas são obtidos mediante os registros que a instituição bancária possui a respeito das Operações Normais e Operações Anormais, conforme descritas anteriormente. A Tabela 5 mostra a frequência absoluta cruzada dos escores atribuídos pelas agências ("X") e os efetivamente observados pela instituição financeira (X):

Tabela 5 – Número de ocorrências previstas e observadas.

Original	Observada					Total
	A	B	C	D	E	
"A"	60	40	20	0	0	120
"B"	30	50	20	0	5	105
"C"	10	5	30	20	5	70
"D"	0	3	20	30	20	73
"E"	0	2	10	50	70	132
Total	100	100	100	100	100	500

Ressalte-se que o procedimento de comparação deverá ser repetido mediante a retirada de várias amostras em intervalos de tempo considerados homogêneos no que se refere ao comportamento de 3 fatores diretamente associados ao risco de crédito, quais sejam: (1) características do cliente; (2) natureza da operação; (3) conjuntura macroeconômica (Moura, 1995). Serão obtidas, portanto, tantas amostras, quantos forem os períodos de análise considerados.

A comparação formal entre os valores previstos e efetivos poderá ser feita mediante a aplicação de um teste de hipóteses estatístico de diferença das proporções, ressalvadas as condições de normalidade, homocedasticidade, etc., tal como proposto na seqüência.

As inadimplências para cada categoria são comparadas, e sua semelhança pode ser verificada estatisticamente por intermédio de um teste de hipóteses comparativo da igualdade de duas proporções, assim definido:

$$H_0: P_e - P_o = 0$$

$$H_1: P_e - P_o \neq 0$$

Onde,

P_e : indica a proporção referente à inadimplência esperada, decorrente do conceito atribuído *a priori* pela agência classificadora.

P_o : equivale à inadimplência observada mediante a utilização da amostra extraída pelo banco.

O presente teste deverá ser aplicado a cada uma das categorias de A até E. Tal procedimento permite que se conheça o número de ocorrência dos ratings aplicados pela empresa de classificação em relação ao que efetivamente se observou na prática da instituição bancária.

Ao se aplicar tal procedimento a várias amostras extraídas durante o período de avaliação, pode-se conhecer, por exemplo, o número de vezes em que um cliente originalmente classificado como A teve comportamento efetivo compatível com este segmento. Da mesma forma, através da aplicação do teste de hipóteses sugerido, é possível conhecer quantos clientes do tipo A tiveram comportamentos do tipo B, C, D ou E.

A partir deste raciocínio é possível quantificar quantos clientes foram classificados em uma categoria e apresentam comportamento compatível com outra, sendo possível organizar uma matriz de acertos, a qual corresponde ao segundo bloco de informações da figura X, denominada Informação do Tipo II (Tabela 6).

Tabela 6 – Probabilidades condicionadas.

	A	B	C	D	E
"A"	P("A"/A)	P("A"/B)	P("A"/C)	P("A"/D)	P("A"/E)
"B"	P("B"/A)	P("B"/B)	P("B"/C)	P("B"/D)	P("B"/E)
"C"	P("C"/A)	P("C"/B)	P("C"/C)	P("C"/D)	P("C"/E)
"D"	P("D"/A)	P("D"/B)	P("D"/C)	P("D"/D)	P("D"/E)
"E"	P("E"/A)	P("E"/B)	P("E"/C)	P("E"/D)	P("E"/E)

De uma forma geral, $P("X"/X)$ significa a probabilidade de a agência classificar o cliente como "X", enquanto o mesmo efetivamente demonstrou comportamento compatível com X. Para efeito de ilustração, considerem-se os dados da Tabela 7.

Tabela 7 – Exemplo de matriz de acertos.

	A	B	C	D	E
"A"	0,6	0,4	0,2	0	0
"B"	0,3	0,5	0,2	0	0,05
"C"	0,1	0,05	0,3	0,2	0,05
"D"	0	0,03	0,2	0,3	0,2
"E"	0	0,02	0,1	0,5	0,7

Os valores, meramente ilustrativos, indicam que a probabilidade da empresa avaliadora classificar inicialmente o cliente como tipo A, dado que ele apresentou, na prática, comportamento do tipo B, foi de 0,4. Nota-se que está sendo feita aqui uma analogia com o conceito de informação imperfeita da análise de decisão. Os *ratings* apresentados entre aspas representam a informação atribuída inicialmente aos clientes, obtida via análise tradicional de crédito, enquanto as variáveis sem aspas representam a classificação realmente observada quando da investigação das operações liquidadas. Logo, as probabilidades apresentadas fornecem uma medida da confiabilidade da empresa em atribuir conceitos de risco.

Os valores *a posteriori* resultantes indicam a probabilidade de o cliente apresentar realmente conceito X, dado que a empresa o classificou como "X", ou seja,

$$P[X / "X"] = P["X"/X] P[X] / P["X"] \quad (\text{Eq. 4})$$

Considerem-se, por exemplo, os dados da Tabela 8, que contém as probabilidades *a priori* de cada segmento de classificação de risco.

Tabela 8 – Probabilidades iniciais.

Categoria	Probabilidade <i>a priori</i>
A	0,2
B	0,4
C	0,2
D	0,1
E	0,1

A revisão das probabilidades baseada na tabela 7 mostra que:

$$P("A") = P("A"/A)P(A) + P("A"/B)P(B) + P("A"/C)P(C) + P("A"/D)P(D) + P("A"/E)P(E) = (0,6 \times 0,2) + (0,4 \times 0,4) + (0,2 \times 0,2) + (0 \times 0,1) + (0 \times 0,1) = 0,32 \quad (\text{Eq. 5})$$

$$P("B") = P("B"/A)P(A) + P("B"/B)P(B) + P("B"/C)P(C) + P("B"/D)P(D) + P("B"/E)P(E) = (0,3 \times 0,2) + (0,5 \times 0,4) + (0,2 \times 0,2) + (0 \times 0,1) + (0,05 \times 0,1) = 0,305 \quad (\text{Eq. 6})$$

$$P("C") = P("C"/A)P(A) + P("C"/B)P(B) + P("C"/C)P(C) + P("C"/D)P(D) + P("C"/E)P(E) = (0,1 \times 0,2) + (0,05 \times 0,4) + (0,3 \times 0,2) + (0,2 \times 0,1) + (0,05 \times 0,1) = 0,125 \quad (\text{Eq. 7})$$

$$P("D") = P("D"/A)P(A) + P("D"/B)P(B) + P("D"/C)P(C) + P("D"/D)P(D) + P("D"/E)P(E) = (0 \times 0,2) + (0,03 \times 0,4) + (0,2 \times 0,2) + (0,3 \times 0,1) + (0,2 \times 0,1) = 0,102 \quad (\text{Eq. 8})$$

$$P("E") = P("E"/A)P(A) + P("E"/B)P(B) + P("E"/C)P(C) + P("E"/D)P(D) + P("E"/E)P(E) = (0 \times 0,2) + (0,02 \times 0,4) + (0,1 \times 0,2) + (0,5 \times 0,1) + (0,7 \times 0,1) = 0,148 \quad (\text{Eq. 9})$$

Algumas das probabilidades *a posteriori* são:

$$P[A / "A"] = P["A"/A] P[A] / P["A"] = 0,375 \quad (\text{Eq. 10})$$

$$P[B / "A"] = P["A"/B] P[B] / P["A"] = 0,50 \quad (\text{Eq. 11})$$

$$P[C / "A"] = P["A"/C] P[C] / P["A"] = 0,125 \quad (\text{Eq. 12})$$

$$P[E / "E"] = P["E"/E] P[E] / P["E"] = 0,473 \quad (\text{Eq. 13})$$

Os novos valores indicam que, se por acaso, o banco ou agência especializada atribuir inicialmente um valor A (Risco Mínimo) para um cliente, o seu histórico de acertos e erros leva a crer que: (1) em apenas 37,5% dos casos ela acerta; (2) em 50% das vezes o cliente se enquadra no *rating* B; (3) em 12,5% das vezes no *rating* C. Verifica-se, portanto, elevado grau de imprecisão no tocante à atribuição de níveis de risco da categoria Risco Muito Baixo. Neste caso, ao receber uma classificação A, o mais provável é que o cliente, na prática, apresente comportamento do tipo B. Já no caso de atribuição do valor E (Risco Muito Alto), o índice de acertos foi de 47,3%.

O exemplo aqui apresentado ressalta as diferenças entre a classificação original atribuída por uma agência de classificação de risco e o comportamento efetivo dos clientes de um banco. Tais diferenças são importantes, obviamente, para ajustar os conceitos atribuídos externamente à real experiência do banco com a sua carteira de clientes.

Logo, à medida que sejam observadas discrepâncias significativas entre os conceitos atribuídos *a priori* e os que realmente têm sido praticados pelos clientes da instituição bancária, devem-se tomar providências no sentido de aumentar a capacidade de previsão dos sistemas de *credit rating* adotados.

Deve ser lembrado que uma significativa parte dos bancos trabalha com modelos de previsão de risco baseados em critérios subjetivos de classificação dos clientes. Portanto, não é incomum encontrar, na prática bancária brasileira, procedimentos de avaliação baseados na pontuação de itens de natureza econômica e financeira. Tais procedimentos, realizados por gerentes de ope-

rações e a despeito da experiência que acumularam neste tipo de atividade, naturalmente também são sujeitos a erros de avaliação do potencial de risco dos seus clientes.

De qualquer forma, as probabilidades revisadas servem como medidas de ajuste para a previsão da inadimplência da carteira de clientes da instituição como um todo, a partir das classificações iniciais.

CONCLUSÕES

A revisão das probabilidades associadas ao *rating* dos clientes é uma ferramenta útil para que as instituições financeiras possam calibrar os seus métodos de avaliação e realizar uma espécie de sintonia fina sobre os processos de tomada de decisão de crédito atualmente em uso. E isso se dá mediante a incorporação do conhecimento adquirido a respeito do comportamento dos seus clientes.

Este tipo de avaliação torna-se mais relevante, na prática, à medida que é realizada exclusivamente através de agências externas à instituição financeira, onde os *ratings* são atribuídos com base em bancos de dados próprios. Tais bancos de dados, apesar de volumosos e complexos, podem não refletir o comportamento da clientela de um banco em particular, sobretudo quando este atua sobre um segmento específico.

Na prática bancária nacional, a falta de revisão dos conceitos de risco, atribuídos muitas vezes de forma subjetiva, pode estar sendo responsável por uma significativa diferença na percepção do risco pela instituição financeira e o real comportamento da carteira de clientes. Isto é particularmente relevante no momento em que o Banco Central do Brasil, através da Resolução 2682/99, obriga os bancos a ajustar as suas classificações a um modelo padronizado, o qual serve de base para a formação das provisões financeiras correspondentes ao risco dos clientes. Assim, quanto mais ajustados os bancos estiverem neste aspecto, mais condições terão de gerenciar o risco de crédito da carteira como um todo.

Portanto, o presente trabalho espera contribuir para o aperfeiçoamento do processo de atribuição do risco de crédito, na medida em que sugere o uso de não apenas um tipo de informação – externa e muitas vezes dissociada da situação particular de uma instituição –, mas sua agregação à experiência do banco. O benefício desse processo é a geração de um novo *rating*, mais robusto, uma vez que apreende conjuntamente tanto a experiência dos avaliadores como a precisão dos resultados das agências externas, relativamente a uma instituição bancária em particular.

REFERÊNCIAS

- ALTMAN, E.I. 1985. *Managing the commercial lending process in Handbook for Banking Strategy*. New York, John Wiley & Sons, 268 p.
- AUSTIN ASIS. 2004. Austin credit – relatório institucional. Disponível em: http://www.austinasis.com.br/produtos/a_credito.asp. Acesso em: 12.02.2005.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL – BACEN. 1999. Resolução 2682 de 21/12/1999. Disponível em: http://www.rits.org.br/legislacao_teste/lg_testes. Acesso em: 01.04.2005.

- BECKMAN, R.O. 1980. *Análise estatística da decisão*. São Paulo, Edgard Blucher, 124 p.
- CAOQUETTE, J.B.; ALTMAN, E.I. e NARAYANAN, P. 1998. *Managing credit risk – the next great financial challenge*. New York, John Wiley & Sons, 451 p.
- COOPER, D.R. e SCHINDLER, P.S. 2003. *Métodos de pesquisa em administração*. 7ª ed., Porto Alegre, Bookman, 640 p.
- DUN & BRADSTREET – D&B. 2004. Relatório institucional. Disponível em: http://www.dnb.com.br/samples/BrasilModelos_pt.pdf. Acesso em 12.02.2005.
- GONZALEZ, L. 2005. Credit bureaus and information sharing in the Brazilian credit market. In: ASAMBLEA ANNUAL DEL CONSEJO LATINOAMERICANO DE ESCUELAS DE ADMINISTRACIÓN, XL, Santiago, 2005. *Anais...* Santiago, CLADEA, CD-ROM.
- GOODWIN, P. e WRIGHT, G. 2000. *Decision analysis for management judgment*. 2ª ed., West Sussex, John Wiley, 454 p.
- KANITZ, S.C. 1976. *Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa brasileira*. São Paulo, SP. Tese de Livre-Docência em Contabilidade. Universidade de São Paulo – USP, 356 p.
- MARQUES, L.F.B. e KLOECKNER, G.O. 2002. Gerenciamento do risco de crédito: um modelo de mercado vs. Normas do Banco Central do Brasil. In: EnANPAD, XXVI, Salvador, 2002. *Anais...* Salvador, ANPAD, CD-ROM.
- MEHTA, D. 1968. The formulation of credit policy models. *Management Science*, 15(2):30-50.
- MOURA, H.J. 1995. Um processo multivariado para avaliação do risco de crédito bancário. São Paulo, SP. Tese de Doutorado em Administração de Empresas, Fundação Getúlio Vargas – FGV/EAESP, 289 p.
- MOURA, H.J. 1997. Um processo multivariado para estabelecimento de taxas de risco em empréstimos bancários. *Revista do Centro de Ciências Administrativas da UNIFOR*, 3(4):38-61.
- SAUNDERS, A. 2000. *Medindo o risco de crédito*. Rio de Janeiro, Qualitymark, 181 p.
- SECURATO, J.R. 1993. *Decisões financeiras em condição de risco*. São Paulo, Atlas, 244 p.
- SERASA – CENTRALIZAÇÃO DOS SERVIÇOS BANCÁRIOS. 2004. Relatório *credit rating corporate*. Disponível em: http://www.serasa.com.br/solucoes/creditrating/ftp/cr_rating_corporate.pdf. Acesso em: 12.02.2005.

Submissão: 31/10/2005

Aceite: 11/08/2006

HEBER JOSÉ DE MOURA

Doutor em Administração de Empresas – FGV/EAESP. Professor Titular do Programa de Mestrado em Administração de Empresas – Universidade de Fortaleza – UNIFOR.
E-mail: heberm@unifor.br
Av. Washington Soares, 1321, CCA – Bloco Q – Sala Q-9,
Edson Queiroz, CEP 60811-341 Fortaleza – CE Caixa Postal 1258