Modelo de risco para carteiras de créditos corporativos

Giovani Antonio Silva Brito
Alexandre Assaf Neto

RESUMO

Os modelos de risco de crédito de *portfolio* que se difundiram na indústria bancária internacional têm aplicação restrita no Brasil, devido às características do mercado de crédito. O objetivo nesta pesquisa é propor um conjunto de procedimentos para mensurar o risco de *portfolios* de créditos concedidos por instituições financeiras a empresas, considerando a disponibilidade de dados do mercado de crédito brasileiro. Na abordagem proposta, as perdas das empresas da carteira são modeladas individualmente e os resultados são agregados para se obter as perdas totais do *portfolio*. Utilizando a técnica da Simulação de Monte Carlo, são gerados milhares de cenários para a situação econômico-financeira futura das empresas da carteira. Os cenários gerados dão origem a possíveis valores de perda para as empresas individualmente e para o *portfolio* como um todo. O processo é ilustrado aplicando-se o modelo a um *portfolio* hipotético, construído com base nos dados das carteiras de crédito das instituições financeiras no Brasil. O modelo gera a distribuição das perdas da carteira de crédito, a partir da qual podem ser obtidas medidas que quantificam o risco do *portfolio*, como a perda esperada e a perda não-esperada, e calculado o capital econômico que deve ser alocado pela instituição. Os resultados obtidos indicam que o modelo proposto se configura como uma alternativa que permite ser o risco de carteiras de crédito mensurado.

Palavras-chave: modelo de risco de crédito, carteira de crédito, Simulação de Monte Carlo, perda esperada, perda não-esperada, capital econômico.

Recebido em 27/março/2006
Aprovado em 25/abril/2007

1. INTRODUÇÃO

Gestão de risco de crédito é um tema que tem sido objeto de grande atenção no mercado financeiro e na comunidade acadêmica, sobretudo em razão da evolução das técnicas de mensuração e gerenciamento de risco de crédito que vem ocorrendo ao longo dos últimos anos. Nesse movimento, observa-se maior

Giovani Antonio Silva Brito, Administrador de Empresas, Mestre e Doutorando em Controladoria e Contabilidade pelo Departamento de Contabilidade e Atuária da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo (CEP 05508-010 — São Paulo/SP, Brasil), Analista do Banco Central do Brasil e Professor da Fundação Instituto de Pesquisas Contábeis, Atuariais e Financeiras (Fipecafi).
E-mail: giovani.brito@bcb.gov.br
Endereço:
Banco Central do Brasil
Departamento de Supervisão Indireta e Gestão da Informação
Avenida Paulista, 1804
01310-922 — São Paulo — SP

Alexandre Assaf Neto, Doutor em Administração de Empresas pela Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade (FEA) da Universidade de São Paulo (USP), é Professor Titular do Departamento de Contabilidade da FEA Ribeirão Preto da USP (CEP 14040-900 — Ribeirão Preto/SP, Brasil).
E-mail: assaf@terra.com.br

ênfase das instituições financeiras na utilização de modelos quantitativos como suporte às decisões de crédito. Um dos fatores que motiva a adoção de modelos quantitativos de risco de crédito é o interesse dos bancos em metodologias mais apuradas para determinar o montante de capital econômico que deve ser alocado para fazer frente aos riscos de seus *portfolios*.

A busca das instituições pelo aprimoramento das técnicas de gestão de risco de crédito deu origem a uma demanda por novas metodologias de mensuração de risco de carteiras. Esse fator levou ao surgimento de diversos modelos de risco de crédito de *portfolio* no mercado internacional, alguns se tornando bastante difundidos na indústria bancária. No entanto, esses modelos foram desenvolvidos em ambientes econômicos e institucionais bastante diferentes dos observados no Brasil, fazendo com que a sua aplicação no mercado brasileiro seja restrita.

O objetivo do presente estudo é desenvolver um modelo para medir o risco de carteiras de crédito de instituições financeiras. O modelo é direcionado para carteiras de crédito *corporate*, que são aquelas constituídas por créditos concedidos pelos bancos a grandes empresas, principalmente por meio de linhas de empréstimos e financiamentos. O modelo visa a subsidiar as instituições financeiras em seus processos de gestão de risco de crédito e alocação de capital.

O escopo do modelo proposto é gerar a distribuição estatística das perdas de uma carteira de crédito, a partir da qual possam ser extraídas medidas que quantificam o risco do *portfolio*, como a perda esperada e a perda não esperada, e calculado o capital econômico que deve ser alocado pela instituição para suportar esse risco.

A hipótese de pesquisa a ser testada é que o risco de carteiras de créditos corporativos de instituições financeiras pode ser mensurado a partir de uma metodologia baseada na simulação das variáveis explicativas de um modelo de classificação de risco do tipo *credit scoring*, tradicionalmente utilizado no mercado brasileiro.

Espera-se que o estudo contribua para as discussões acadêmicas sobre técnicas de mensuração de risco de carteiras de crédito, uma vez que as pesquisas científicas sobre esse tema no Brasil ainda são incipientes.

O restante do artigo está organizado da seguinte forma: na seção 2 são abordados conceitos de mensuração de risco de crédito e alocação de capital; na 3, é discutida a aplicação dos modelos de risco de *portfolio* no Brasil; na seção 4 são apresentados o modelo de risco de crédito e o modelo de risco de *portfolio* propostos no estudo; e, na seção 5 são feitas as considerações finais.

2. RISCO DE CRÉDITO

No contexto de um banco, crédito consiste no ato de colocar um determinado valor à disposição de um tomador, mediante compromisso de pagamento em data futura. Sob essa perspectiva, o crédito está relacionado à expectativa do recebimento de um valor em certo período de tempo. Segundo Caouette *et al.* (1999, p.1), o risco de crédito consiste na chance de que essa expectativa não se cumpra.

O risco de crédito também pode ser definido em função das perdas geradas pela ocorrência de um evento de *default* (inadimplência) do tomador ou pela deterioração de sua qualidade de crédito. Há diversas situações que podem caracterizar um evento de *default*, como o atraso no pagamento de uma obrigação, o descumprimento de uma cláusula contratual restritiva, o início de um procedimento legal (como a concordata e a falência) ou, ainda, a inadimplência de natureza econômica, que ocorre quando o valor econômico dos ativos da empresa se reduz a um nível inferior ao de suas dívidas, indicando que os fluxos de caixa esperados não são suficientes para liquidar as obrigações assumidas.

A deterioração da qualidade de crédito do tomador não resulta em perda imediata para a instituição, mas sim no incremento da probabilidade de que um *default* venha a ocorrer. Nos sistemas de classificação de risco, as alterações na qualidade de crédito dos tomadores dão origem às chamadas migrações de risco. Bessis (1998, p.81) comenta que o risco de crédito pode se dividido em três partes: risco de *default*, risco de exposição e risco de recuperação. O risco de *default* refere-se à probabilidade de ocorrer um evento de *default* com o tomador; o risco de exposição decorre da incerteza em relação ao valor futuro da operação de crédito; o risco de recuperação refere-se à incerteza quanto ao valor que pode ser recuperado no caso de um *default* do tomador.

2.1. Mensuração de risco de crédito

Mensurar risco de crédito é o processo de quantificar a possibilidade de a instituição financeira incorrer em perdas, no caso de os fluxos de caixa esperados com as operações de crédito não se confirmarem. Nesse sentido, a mensuração de risco de crédito está diretamente relacionada à avaliação das perdas potenciais produzidas pelas transações de crédito. Os procedimentos de mensuração de risco de crédito envolvem a quantificação das perdas tanto em relação a tomadores e transações individuais, como para o *portfolio* de crédito como um todo. A mensuração do risco de tomadores e transações é utilizada como suporte aos processos de análise e concessão de crédito, enquanto a mensuração do risco do *portfolio* está associada principalmente às atividades de gestão de risco de crédito e alocação de capital.

Os dois principais conceitos utilizados na mensuração de risco de crédito são a perda esperada (*expected loss* — EL) e a perda não-esperada (*unexpected loss* — UL). A perda esperada pode ser definida como a estimativa estatística da média das perdas do *portfolio* e representa a perda em que a instituição espera incorrer em uma carteira de crédito ao longo de determinado período. Os componentes fundamentais para a esti-

mação da perda esperada são a probabilidade de *default* associada ao devedor, o valor da exposição no momento do *default* e a parcela da exposição que poderá ser recuperada dada a ocorrência do *default*. Assim, os procedimentos de mensuração de risco de crédito envolvem a quantificação de seus três parâmetros principais: risco de *default*, risco de exposição e risco de recuperação.

A combinação do risco de exposição e do risco de recuperação leva ao conceito de perda em caso de inadimplência (*loss given default* — LGD), também chamado de severidade das perdas. A perda, em caso de inadimplência, descreve o montante que a instituição espera perder efetivamente caso ocorra um evento de *default*, sendo dada pelo valor da exposição no momento da inadimplência (*exposure*), deduzida da taxa de recuperação (*recovery rate*):

$$LGD = Exposure \times (1 - Recovery\ Rate) \quad [1]$$

Em seqüência, a perda esperada pode ser obtida pelo produto entre a probabilidade de *default* (*default probability* — DP) e a perda em caso de inadimplência:

$$EL = DP \times LGD \quad [2]$$

A perda em caso de inadimplência é uma variável de difícil mensuração, pois depende de um conjunto de fatores que caracterizam a operação de crédito, como o tipo de produto e as garantias vinculadas. Além disso, como o processo de recuperação muitas vezes implica a adoção de procedimentos judiciais, a estimação da perda em caso de inadimplência deve considerar também o tempo despendido até a recuperação e os custos envolvidos no processo.

O risco de *default* constitui o principal ingrediente da modelagem de risco de crédito, podendo ser genericamente definido como a incerteza em relação à capacidade de o devedor honrar seus compromissos. O risco de *default* é medido pela probabilidade de que ocorra um evento de *default* ao longo de determinado período.

As perdas efetivas ocorridas em um *portfolio* de crédito nem sempre são iguais aos valores esperados previamente. As perdas são proporcionais às taxas de *default*, que podem variar ao longo do tempo em razão de alterações na qualidade de crédito dos tomadores. Se a variabilidade das taxas de *default* for elevada, as perdas do *portfolio* poderão apresentar um desvio significativo em relação ao valor esperado. Quanto maior a probabilidade de as perdas efetivas sofrerem um incremento em relação ao valor esperado, maior o risco da carteira. Em conseqüência, a perda não-esperada constitui a principal medida para risco de *portfolio* e é, em última análise, a variável que os modelos de risco de crédito buscam quantificar.

Bessis (1998, p.69) comenta que as os bancos devem proteger-se em relação às perdas esperadas efetuando provisões para risco de crédito, enquanto a proteção contra as perdas não-esperadas deve ser realizada por meio de alocação de capital. Além disso, como fazem parte dos negócios normais de crédito, as perdas esperadas podem ser incluídas nas taxas cobradas nas operações precificadas. Nesse sentido, Garside *et al.* (1999, p.2) comentam que as perdas esperadas devem ser consideradas como um custo do negócio e não como um risco financeiro.

2.2. Distribuição de perdas em crédito

O objetivo principal de um modelo de risco de *portfolio* é estimar a distribuição das perdas futuras de uma carteira de crédito. A partir da distribuição das perdas, podem ser obtidas as variáveis que medem o risco que o *portfolio* oferece à instituição, como a perda esperada e a perda não-esperada, e calculado o capital necessário para fazer face a esse risco.

As distribuições de perdas em crédito geralmente são caracterizadas por sua forma não-normal, apresentando assimetria positiva e cauda longa. Existem essencialmente dois métodos para obter-se a distribuição de perdas de um *portfolio* de crédito: a aproximação analítica e a Simulação de Monte Carlo. No método da aproximação analítica, assume-se que a distribuição das perdas da carteira pode ser aproximada por alguma distribuição de probabilidades teórica parametrizada por sua média e desvio-padrão. Em seqüência, a perda esperada e a perda não-esperada são obtidas a partir da distribuição aproximada, e a última é calculada como um múltiplo do desvio-padrão da primeira.

No método da Simulação de Monte Carlo, constrói-se uma distribuição empírica das perdas da carteira, por meio da simulação das variáveis de entrada do modelo de risco de crédito utilizado pela instituição. Esse método permite que a avaliação das perdas seja feita considerando um grande número de cenários, sem depender da assunção de premissas quanto ao formato e aos parâmetros da distribuição não conhecida. A partir da distribuição empírica das perdas do *portfolio*, podem ser extraídas a perda esperada e a perda não-esperada. Nesse caso, a perda não-esperada é obtida diretamente como um quantil superior da distribuição.

2.3. Alocação de capital econômico para risco de crédito

O principal instrumento utilizado pelos bancos para se protegerem contra uma situação de insolvência é a alocação de capital. Para Saunders (2000, p.391), a primeira função do capital de uma instituição é absorver as perdas não-esperadas geradas por seus ativos e garantir sua continuidade. Os *portfolios* de crédito apresentam um forte potencial de gerar perdas não-esperadas. Ainda que no processo de concessão de crédito o banco tenha avaliado o risco do tomador adequadamente, uma deterioração em sua situação financeira durante a vigência da operação pode dar origem a perdas substancialmente superiores aos valores previstos inicialmente.

A definição do montante de capital econômico a ser alocado para fazer frente ao risco de crédito depende da taxa de insolvência objetivada pela instituição, que é estabelecida em consonância com a classificação de risco desejada, conforme Smithson (2003, p.10). O autor comenta que muitos bancos internacionais de grande porte adotam uma taxa de insolvência objetivada de 0,03%, uma vez que essa é a taxa de *default* histórica das instituições com classificação de risco AA. Nesse caso, a probabilidade de as perdas consumirem o capital do banco é inferior a 0,03%.

O cálculo do capital econômico é feito com base na distribuição de perdas do *portfolio*. O montante é definido pela diferença entre a perda esperada e o valor relativo a determinado quantil superior da distribuição, que representa a perda não-esperada do *portfolio*. As perdas que excederem esse quantil da distribuição são chamadas de perdas excepcionais e, como não são absorvidas pelo capital econômico, podem levar a instituição ao *default*. Assim, o cálculo do capital econômico exige que o risco de crédito seja mensurado em relação ao *portfolio* como um todo e não apenas em nível individual. O gráfico 1 mostra a distribuição de perdas de um *portfolio* de crédito e o capital econômico.

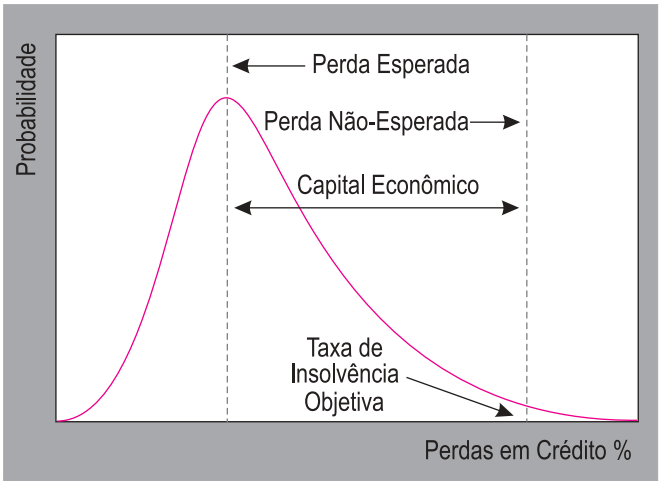

Gráfico 1: Distribuição de Perdas em Crédito e Capital Econômico

3. MODELOS DE RISCO DE *PORTFOLIO*

Durante a década de 1990, diversos modelos de risco de crédito de *portfolio* foram desenvolvidos por grandes bancos internacionais e empresas provedoras de serviços de consultoria. A principal contribuição desses modelos foi permitir a mensuração do risco agregado do *portfolio* e não apenas em relação às exposições individuais dos tomadores e transações, como nas abordagens até então utilizadas.

Alguns desses modelos tornaram-se bastante difundidos na indústria bancária internacional, entre os quais se destacam os modelos KMV, desenvolvido pela KMV Corporation (KEALHOFER e BOHN, 1993), CreditMetrics, desenvolvido pelo J.P. Morgan (GUPTON *et al.*, 1997), CreditRisk+, desenvolvido pela Crédit Suisse First Boston (CSFB, 1997) e CreditPortfolioView, desenvolvido pela McKinsey (WILSON, 1997a; 1997b).

Segundo Jackson *et al.* (1999, p.98), os modelos de risco de *portfolio* podem ser divididos em quatro categorias: modelos baseados na abordagem de estrutura de capital da firma proposta por Merton (1974), modelos baseados em classificações de risco (*ratings*), modelos atuariais e modelos macroeconômicos. Nessa taxonomia, o KMV é um modelo baseado no trabalho de Merton, o CreditMetrics, em classificações de risco, o CreditRisk+ é um modelo atuarial e o CreditPortfolioView é um modelo macroeconômico.

O KMV e o CreditMetrics são modelos baseados em valores de mercado e sua aplicação no mercado de crédito brasileiro é limitada devido ao reduzido número de empresas com ações negociadas em bolsas de valores. Além desse aspecto, Chaia (2003, p.80) comenta que a KMV possui uma grande base de dados de freqüências de *default* para o mercado norte-americano, entretanto os dados relativos a países como o Brasil são bem mais restritos. A aplicação do modelo CreditMetrics também é limitada pela ausência de um mercado secundário líquido de títulos de crédito, necessário para a obtenção das curvas de juros utilizadas na avaliação dos créditos da carteira.

O modelo CreditPortfolioView exige uma série longa de observações de taxa de *default* relativas aos diversos segmentos da carteira, bem como dos fatores macroeconômicos. A principal limitação para sua implementação no Brasil decorre da grande quantidade de dados necessária para a estruturação dos impactos macroeconômicos na carteira de crédito. Em comparação com as demais metodologias, o CreditRisk+ exige uma pequena quantidade de parâmetros de entrada, o que o torna um modelo com maior aplicabilidade no mercado de crédito brasileiro. Apesar disso, o modelo assume a hipótese de que as taxas de *default* sejam baixas, o que pode não ser válido no mercado brasileiro. Nesse aspecto, Andrade (2004, p.39) ressalta que o emprego de um método de solução baseado em Simulação de Monte Carlo permitiria que a premissa de que o *default* é um evento raro fosse relaxada.

Análises detalhadas dos modelos KMV, CreditMetrics, CreditRisk+ e CreditPortfolioView podem ser obtidas em Crouhy *et al*. (2000) e Gordy (2000).

4. MENSURAÇÃO DE RISCO DE *PORTFOLIO*

O objetivo desta pesquisa é desenvolver um modelo de mensuração de risco de *portfolio*, direcionado a carteiras formadas por créditos concedidos por instituições financeiras a grandes empresas. O escopo do modelo é gerar a distribuição de probabilidades das perdas da carteira, de maneira que possa ser mensurado o risco do *portfolio* e calculado o capital econômico a ser alocado pela instituição.

Na abordagem proposta, a mensuração do risco do *portfolio* é feita a partir da simulação das variáveis explicativas de um modelo de classificação de risco do tipo *credit scoring*. Os modelos de *credit scoring* são aqueles que geram, a partir de um conjunto de características do devedor, uma pontuação (escore) que representa a expectativa de risco associada ao tomador. O modelo de classificação de risco utilizado neste estudo foi proposto por Brito e Assaf Neto (2005). No item subseqüente, são apresentadas as principais características desse modelo. Informações adicionais podem ser obtidas no próprio artigo original.

4.1. Modelo de classificação de risco

O modelo de classificação de risco foi desenvolvido com base em uma amostra de empresas categorizadas como solventes ou insolventes. Foram consideradas insolventes as empresas que se tornaram concordatárias ou falidas durante o período de pesquisa, definido entre os anos de 1994 e 2004. Dessa forma, o conceito de evento de *default* adotado no modelo de risco de crédito é o início de um procedimento legal de concordata ou falência.

A população de estudo da qual a amostra foi selecionada compreende as empresas de capital aberto com papéis listados na Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa). As empresas insolventes foram identificadas a partir das bases de dados da Bovespa e da Comissão de Valores Mobiliários (CVM). A amostra foi concluída selecionando-se, para cada empresa insolvente, uma empresa solvente do mesmo setor econômico e de tamanho equivalente, segundo o valor de seus ativos. A amostra foi constituída por 60 empresas, sendo 30 classificadas como insolventes (concordatárias ou falidas) e 30 como solventes, que foram emparelhadas com as primeiras. Esse método de amostragem foi baseado nos trabalhos de Beaver (1966), Altman (1968) e Sanvicente e Minardi (1998).

As variáveis explicativas do modelo são índices econômico-financeiros calculados a partir dos demonstrativos contábeis publicados. Foram testados 25 índices freqüentemente utilizados em estudos dessa natureza, que compreendem indicadores de liquidez, de rentabilidade, de atividade, de estrutura, de análise dinâmica e de fluxo de caixa. Os índices foram calculados com base nos demonstrativos contábeis relativos ao penúltimo exercício social anterior ao ano em que ocorreu o evento de *default*. Assim, os dados utilizados no desenvolvimento do modelo têm pelo menos um ano de antecedência em relação ao evento.

A técnica estatística utilizada foi a regressão logística, principalmente em razão de ela permitir que os resultados sejam interpretados em termos de probabilidade, o que possibilita o cálculo da perda esperada de cada empresa. O modelo é composto por quatro variáveis explicativas e o intercepto. As variáveis selecionadas foram os índices X12 — lucros retidos sobre ativo, X16 — endividamento financeiro, X19 — capital de giro líquido e X22 — saldo de tesouraria sobre vendas. O cálculo dessas variáveis está no quadro a seguir.

Índices Econômico-Financeiros

Variável	Índice	Fórmula
X12	Lucros retidos sobre ativo	(Patrimônio Líquido – Capital Social) / Ativo Total
X16	Endividamento financeiro	(Passivo Circulante Financeiro + Exigível a Longo Prazo Financeiro) / Ativo Total
X19	Capital de giro líquido	(Ativo Circulante – Passivo Circulante) / Ativo Total
X22	Saldo de tesouraria sobre vendas	(Ativo Circulante Financeiro – Passivo Circulante Financeiro) / Vendas Líquidas

O índice X12 é uma *proxy* para o volume de lucros retidos pela empresa em relação ao ativo total. Esse índice foi proposto originalmente por Altman (1968) e adaptado ao mercado brasileiro por Altman *et al.* (1977). O índice X16 é um indicador de estrutura que avalia o grau de endividamento da empresa. Os índices X19 e X22 são indicadores de análise dinâmica que avaliam a situação financeira da empresa. A função matemática do modelo é dada por:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = -4{,}535 - 5{,}152X_{12} + 19{,}069X_{16} - 13{,}364X_{19} - 17{,}488X_{22} \quad \textbf{[3]}$$

em que:

p = a probabilidade de ocorrer o evento;
$1–p$ = a probabilidade de não ocorrer o evento;
$p/(1–p)$ = a razão de probabilidades;
X_i = as variáveis independentes;
b_i = os coeficientes estimados.

A taxa de acerto do modelo um ano antes do evento foi de 91,7%, tendo sido classificadas corretamente 55 das 60 empresas da amostra. Do grupo de empresas solventes, 28 foram classificadas corretamente e 2 erradamente, o que representa uma taxa de acerto de 93,3%. Em relação ao grupo de insolventes, houve 27 classificações corretas e 3 erradas, o que corresponde a uma taxa de acerto de 90%.

Para validar os resultados do modelo, foram utilizados uma Curva ROC, conforme sugerido por Oliveira e Andrade (2002), e o método baseado em múltiplas subamostras proposto por Lachenbruch (1967). Nos testes de validação, a área sob a Curva ROC foi de 97,2% e o índice de acerto do modelo no método de múltiplas subamostras foi de 88,3%, confirmando a boa capacidade preditiva do modelo.

4.2. Modelo de risco de *portfolio*

O modelo de risco de *portfolio* proposto nesta pesquisa tem por objetivo principal estimar a distribuição das perdas geradas por uma carteira de créditos corporativos no horizonte de tempo de um ano. Assume-se, neste estudo, que as perdas em crédito são decorrentes apenas do risco de *default*, portanto não são modeladas a exposição no momento da inadimplência e a taxa de recuperação. Assim, no caso de um evento de *default*, a perda é considerada pelo valor total da exposição.

Para gerar a distribuição das perdas da carteira, é utilizada a técnica da Simulação de Monte Carlo. A utilização da simulação deu-se em razão de seus resultados serem superiores aos obtidos com o método da aproximação analítica na avaliação de *portfolios* compostos por ativos com diversos perfis de risco, conforme sugerem Bluhm *et al* (2003, p.40). As carteiras de crédito corporativo, especialmente as que incluem operações com grandes empresas, geralmente são bastante heterogêneas quanto às características dos tomadores e das transações.

Uma abordagem que pode ser utilizada para mensurar o risco de um *portfolio* de crédito é simular diretamente à distribuição de perdas da carteira, ajustando uma distribuição de probabilidade teórica aos dados históricos de perda. No entanto, os *portfolio*s de créditos direcionados a grandes empresas normalmente apresentam uma quantidade de *default*s pequena, prejudicando o ajuste das distribuições. Assim, na metodologia proposta neste estudo, as perdas das empresas da carteira são modeladas individualmente, agregando-se os resultados para se obterem as perdas totais do *portfolio*. A principal limitação na utilização dessa abordagem é a necessidade de recursos computacionais maiores.

O modelo de risco de crédito apresentado no item anterior associa o *default* da empresa à deterioração de sua situação econômico-financeira. Nesse sentido, quanto pior for a situação econômico-financeira da empresa, maior será a probabilidade de ela incorrer em um evento de *default*. A situação econômico-financeira futura de uma empresa é um elemento que apresenta significativo grau de incerteza, uma vez que depende de um conjunto amplo de variáveis relacionadas a fatores sistêmicos, como condições macroeconômicas e setoriais, e também a fatores específicos da empresa, como sua forma de gestão e poder de mercado.

Na metodologia proposta, a situação econômico-financeira futura das empresas é estimada por meio de cenários gerados no processo de simulação. As variáveis utilizadas para caracterizar a situação econômico-financeira da empresa no modelo de risco de crédito compreendem índices calculados a partir dos demonstrativos contábeis. A simulação gera milhares de valores que os índices podem assumir no futuro, representando possíveis cenários para a situação econômico-financeira futura da empresa. No modelo de risco de crédito, essas variáveis determinam a probabilidade de *default* da empresa, que por sua vez dá origem à perda esperada. Assim, a simulação de cenários para a situação econômico-financeira de todas as empresas da carteira permite que a distribuição das perdas do *portfolio* seja estimada.

De forma simplificada, a distribuição das perdas da carteira é construída da seguinte maneira:

- gera-se um possível cenário para a situação econômico-financeira futura de cada empresa da carteira, simulando-se valores para seus índices econômico-financeiros;
- a simulação dos valores dos índices econômico-financeiros é feita com base nos parâmetros das distribuições estatísticas teóricas que melhor se ajustam aos dados históricos de cada variável;
- a simulação dos índices econômico-financeiros leva em conta, também, as relações de dependência entre as variáveis, modeladas por meio de uma função de cópula;
- os índices econômico-financeiros simulados são inseridos na equação do modelo de risco de crédito, obtendo-se a probabilidade de *default* de cada empresa;
- calcula-se a perda esperada (EL — *expected loss*) de cada empresa, pelo produto entre sua probabilidade de *default* (DP — *default probability)* e o valor da exposição (*exposure*):

$$EL_i = DP_i \times Exposure_i \qquad \textbf{[4]}$$

- as perdas esperadas de todas as empresas da carteira são acumuladas, obtendo-se a perda do *portfolio* para cada cenário gerado:

$$Perda\ do\ Portfolio = \sum_{i=1}^{n} EL_i \qquad \textbf{[5]}$$

- os passos anteriores são repetidos milhares de vezes para se produzirem milhares de possíveis realizações de perda, o que possibilita a construção da distribuição de perdas do *portfolio*. Destaca-se que no processo de geração da distribuição das perdas do *portfolio*, as empresas da carteira são consideradas independentes condicionalmente ao estado da economia do período avaliado.

4.3. Carteira de crédito hipotética

Para ilustrar o processo de mensuração de risco de *portfolio*, o modelo proposto é aplicado a uma carteira de crédito hipotética, constituída com base no perfil de risco dos créditos a pessoas jurídicas constantes da carteira do Sistema Financeiro Nacional. A carteira de crédito hipotética é composta por 3 mil exposições de crédito com valor de R$ 1 milhão, portanto o valor total do *portfolio* é de R$ 3 bilhões.

A quantidade de operações da carteira e o valor das operações foram estabelecidos de forma subjetiva, com base na experiência dos autores e na consulta a profissionais da área de crédito. No entanto, como a perda esperada é expressa na forma de proporção sobre o valor da exposição, esses dados não in-

fluenciam os resultados da pesquisa. Ademais, a quantidade de exposições da carteira pode ser elevada ou reduzida sem prejuízo à metodologia, apenas impactando o esforço computacional necessário para aplicar o modelo.

A carteira de crédito hipotética é dividida em quatro segmentos, cada um englobando as exposições com um determinado nível de risco. O objetivo dessa segmentação foi permitir que a composição da carteira construída ficasse próxima à verificada nos *portfolio*s das instituições financeiras que atuam no Brasil. Segundo dados do Banco Central do Brasil, as operações de crédito do Sistema Financeiro Nacional direcionadas a pessoas jurídicas totalizaram R$ 232.061 milhões em dezembro de 2003. A Resolução CMN n° 2.682, de 21 de dezembro de 1999, determina que as operações de crédito concedidas pelas instituições financeiras devem ser classificadas em níveis de risco, segundo uma escada que vai de "AA" até "H". O normativo também estabelece que as instituições devem constituir provisões para fazer face a possíveis perdas com a realização dos créditos, observando determinados percentuais mínimos, de acordo com o nível de risco da operação.

Na tabela 1, apresentam-se os percentuais de provisão para os nove níveis de risco, o saldo das operações de crédito a pessoas jurídicas do sistema financeiro em dezembro de 2003, bem como o percentual do saldo relativo a cada nível de risco.

Tabela 1

Percentuais de Provisão e Saldo de Operações de Crédito a Pessoas Jurídicas

Risco	Percentuais de Provisão	Saldo de Operações Pessoa Jurídica (R$ Milhões)	Porcentagem
AA	—	85.932	37,0
A	0,5	62.667	27,0
B	1,0	38.752	16,7
C	3,0	21.939	9,5
D	10,0	8.287	3,6
E	30,0	3.896	1,7
F	50,0	1.582	0,7
G	70,0	1.235	0,5
H	100,0	7.771	3,3
Total	—	**232.061**	**100,0**

Fonte: Banco Central do Brasil — Operações de Crédito do Sistema Financeiro Nacional

A partir desses dados, a quantidade de operações alocada em cada segmento foi estabelecida na mesma proporção da observada na carteira de crédito do Sistema Financeiro Nacional em dezembro de 2003, associando-se a perda esperada à provisão que deve ser constituída. A tabela 2 apresenta a composição final da carteira de crédito hipotética.

Tabela 2

Carteira de Crédito Hipotética

Segmento	Perda Esperada %	Quantidade de Operações	Exposição (R$ Mil)	Porcentagem	Níveis de Risco
1	até 0,50	1.920	1.920.000	64,0	AA e A
2	0,51 a 10,00	894	894.000	29,8	B, C e D
3	10,01 a 70,00	87	87.000	2,9	E, F e G
4	70,01 a 100,00	99	99.000	3,3	H
Total		**3.000**	**3.000.000**	**100,0**	

Como exemplo, verifica-se que o segmento 2 engloba as operações com perda esperada entre 0,51% e 10%. Essas perdas podem ser associadas às classificações de risco B, C e D, assumindo-se que as operações sejam classificadas no nível de risco em que o percentual de provisão é igual ou superior à perda esperada. Assim, a quantidade de operações da carteira hipotética alocada no segmento 2 representa 29,8% do total, proporção igual à observada na carteira do sistema financeiro para os níveis de riscos B, C e D (16,7% + 9,5% + 3,6%).

4.4. Distribuições de probabilidade dos índices

A metodologia de mensuração de risco de *portfolio* envolve a geração de um conjunto de cenários para a situação econômico-financeira das empresas da carteira, por meio da simulação dos valores que os índices podem assumir no futuro. No método de Monte Carlo, a simulação é realizada, extraindo-se amostras aleatórias dos índices econômico-financeiros, com base nos parâmetros das distribuições de probabilidade que os caracterizam.

Previamente à realização da simulação, foram determinadas empiricamente as distribuições estatísticas teóricas mais adequadas para representar os quatro índices que constituem as variáveis explicativas do modelo de risco de crédito. Esse procedimento foi realizado com base nos dados históricos das empresas de capital aberto, que constituem a população de estudo da pesquisa. O período considerado para o ajuste das distribuições foi de quatro anos, compreendidos entre 2000 e 2003. A utilização de uma série histórica de dados em vez de apenas um período propicia melhora no processo de ajuste das distribuições, em razão do aumento no número de observações disponíveis.

O cálculo dos indicadores foi feito a partir das demonstrações financeiras anuais e trimestrais do período entre janeiro de 2000 e dezembro de 2003, coletadas na Economática. As empresas que possuem todos os demonstrativos disponíveis nesse período deram origem a 16 valores para cada conjunto

de índices do modelo. O conjunto de índices calculado a partir do demonstrativo contábil de uma data específica é chamado de observação e expressa a situação econômico-financeira de uma empresa em determinado ponto no tempo. O ajuste das distribuições de probabilidade de cada índice foi feito com base em 4.458 observações.

Para a aplicação dos testes de aderência, as observações foram divididas em quatro segmentos, de forma que a simulação dos índices das empresas de cada segmento da carteira hipotética fosse realizada considerando distribuições estimadas a partir de observações com o mesmo perfil de risco. A segmentação foi feita com base no nível de risco verificado em cada observação, critério também utilizado na divisão da carteira hipotética. O nível de risco é expresso por meio da variável perda esperada, obtida pela aplicação do modelo de risco de crédito.

O modelo de risco de crédito foi desenvolvido a partir de amostra formada pela mesma quantidade de empresas solventes e insolventes. Essa proporção é significativamente diferente da observada nas carteiras reais das instituições, conseqüentemente, a probabilidade *a priori* de uma empresa tornar-se insolvente no período considerado no modelo pode ser bastante diferente da observada na população em geral. Para que o modelo possa ser aplicado a uma população cuja proporção de insolventes é substancialmente diferente daquela utilizada em seu desenvolvimento, é necessária uma correção em seu intercepto. Anderson (1982, p.169-191) sugere a seguinte correção:

$$b_0 corrigido = b_0 calculado + \ln\left(\frac{\Pi_1}{\Pi_2} \cdot \frac{n_2}{n_1}\right) \qquad \textbf{[6]}$$

em que:

Π_1 = a proporção de insolventes na população de tomadores de crédito;

Π_1 = a proporção de solventes na população de tomadores de crédito;

n_1 = o número de insolventes na amostra utilizada para desenvolvimento do modelo;

n_2 = o número de solventes na amostra utilizada para desenvolvimento do modelo.

A população de estudo da qual se extraiu a amostra engloba as empresas de capital aberto com papéis listados na Bovespa no período entre os anos de 1994 e 2004. Assumindo cada ano como um período independente, pode-se acumular a quantidade de empresas que não se tornaram insolventes ao longo do tempo para obter, em conjunto com as companhias insolventes, a população total de empresas. Com base nas informações disponibilizadas pela Bovespa, a quantidade acumulada de empresas com papéis admitidos à negociação entre 1994 e 2004 é de 2.710. A partir desses dados, procedeu-se ao ajuste do intercepto do modelo, o que levou ao novo valor de -9,0274:

$$b_0 = -4{,}5350 + \ln\left(\frac{30/2710}{2680/2710} \cdot \frac{30}{30}\right) \qquad b_0 = -9{,}0274 \qquad \textbf{[7]}$$

Após o ajuste do intercepto, o modelo de risco de crédito foi aplicado a todas as observações para cálculo da perda esperada, que constitui a variável definida como critério para a segmentação. Os segmentos foram formados com base nas mesmas faixas de perda esperada utilizadas na divisão da carteira hipotética. Na tabela 3 apresenta-se a quantidade de observações alocadas em cada um dos segmentos.

Tabela 3

Divisão das Observações em Segmentos

Segmento	Perda Esperada %	Quantidade de Observações	Porcentagem
1	até 0,50	2.087	46,8
2	0,51 a 10,00	761	17,1
3	10,01 a 70,00	632	14,2
4	70,01 a 100,00	978	21,9
Total		**4.458**	**100,0**

Com as observações divididas nos quatro segmentos, procedeu-se ao ajuste das distribuições de probabilidade, que consiste em determinar empiricamente as distribuições estatísticas teóricas cujas curvas da função densidade de probabilidade representem adequadamente o comportamento dos índices econômico-financeiros em cada segmento. Foram testados 20 tipos de distribuições teóricas disponíveis no software @Risk: Beta Generalizada, Erf, Erlang, Exponencial, Extreme Value, Gamma, Gaussiana Inversa, Logística, Log-Logística, Log-Normal, Log-Normal II, Normal, Pareto, Pareto II, Pearson V, Pearson VI, Qui-quadrado, Rayleight, Student e Weibull.

A seleção das distribuições teóricas que melhor se ajustam aos dados empíricos é feita por meio de estatísticas geradas pelos testes de aderência. Quanto menores forem os valores dessas estatísticas, melhor é o ajuste da distribuição. A determinado nível de significância, aceita-se a hipótese nula de que os dados seguem a distribuição testada quando a estatística teste for inferior ao valor crítico. Neste estudo, a estatística utilizada para a avaliação do ajuste das distribuições foi a Anderson-Darling (ANDERSON e DARLING, 1952), que confere maior ênfase às diferenças nas caudas da distribuição.

Na tabela 4, apresentam-se as distribuições de probabilidade que melhor se ajustaram aos índices em cada segmento, bem como os valores da estatística Anderson-Darling. Em alguns casos, a distribuição de melhor ajuste ainda apresentou estatística Anderson-Darling superior ao valor crítico para o nível de significância de 1%. Entretanto, o objetivo não foi encontrar a real distribuição dos índices em cada segmento, mas identificar, a partir das distribuições teóricas testadas, aquela que mais se ajusta aos dados empíricos.

Tabela 4

Distribuições de Probabilidade Ajustadas

Segmento	Índice	Distribuição Ajustada	Estatística Anderson-Darling
1	X12	Logística	4,44
	X16	*Extreme Value*	36,18
	X19	Log-Normal	4,89
	X22	Log-Logística	29,87
2	X12	Logística	15,38
	X16	Gaussiana Inversa	2,15*
	X19	Logística	1,52*
	X22	Log-Logística	2,17*
3	X12	Beta	16,42
	X16	*Weibull*	0,72*
	X19	Logística	0,60*
	X22	Logística	1,71*
4	X12	Logística	29,31
	X16	Log-Logística	0,56*
	X19	*Weibull*	5,79
	X22	*Weibull*	3,19*

Nota: * Valores de estatística inferiores ao valor crítico, ao nível de significância de 1%.

4.5. Relação de dependência entre os índices

As distribuições de probabilidade modelam o comportamento dos índices em cada segmento. No entanto, é importante que o relacionamento entre os índices seja reconhecido no processo de simulação, caso contrário o modelo pode gerar resultados não-realísticos. Segundo Frey *et al.* (2001, p.2), uma forma de definir a relação de dependência entre variáveis aleatórias é a utilização de uma função de cópula. A função de cópula gera uma distribuição conjunta para as variáveis (distribuição multivariada), a partir das distribuições univariadas de cada variável, chamadas de distribuições marginais.

Para modelar a relação de dependência entre os índices econômico-financeiros do modelo de risco de crédito, utilizou-se uma função de cópula elíptica, que tem como parâmetro a matriz de correlação das variáveis. Uma matriz de correlação dos índices foi construída para cada segmento utilizado no ajuste das distribuições, buscando capturar a relação de dependência específica entre os índices das empresas com níveis de risco semelhantes. As matrizes foram geradas com base nos dados empíricos utilizados no ajuste das distribuições. O cálculo dos coeficientes de correlação envolveu uma série histórica de índices composta por 16 observações referentes ao período de janeiro de 2000 a dezembro de 2003. Na tabela 5 apresenta-se a matriz de correlação de cada segmento.

Tabela 5

Matriz de Correlação dos Índices Econômico-Financeiros

Segmento	Índice	X12	X16	X19	X22
1	X12	1			
	X16	–0,11	1		
	X19	0,06	–0,03	1	
	X22	0,01	–0,04	0,24	1
2	X12	1			
	X16	0,37	1		
	X19	0,06	0,63	1	
	X22	–0,25	0,34	0,00	1
3	X12	1			
	X16	0,27	1		
	X19	0,05	0,62	1	
	X22	–0,39	0,32	-0,06	1
4	X12	1			
	X16	–0,01	1		
	X19	0,36	0,18	1	
	X22	–0,17	0,13	0,36	1

4.6. Distribuição de perdas da carteira

O procedimento final da metodologia consiste em estimar a distribuição de perdas em crédito da carteira, o que compreende o objetivo principal de um modelo de risco de *portfolio*. A distribuição das perdas em crédito é estimada com base em milhares de possíveis realizações de perda geradas no processo de simulação.

Para gerar a distribuição de perdas da carteira hipotética, foram feitas cem mil simulações, o que corresponde a cem mil possíveis valores de perda para o portfolio.

Os dados de entrada da simulação são o formato e os parâmetros das distribuições de probabilidade ajustadas dos índices de cada segmento da carteira, bem como as matrizes de correlação desses indicadores. A partir desses parâmetros, são simulados valores para os índices e inseridos na equação do modelo de risco de crédito, obtendo-se a probabilidade de *default* e a perda em cada empresa da carteira. As perdas das empresas são então acumuladas, chegando-se à perda de todo o *portfolio*.

Para gerar a distribuição de perdas da carteira hipotética, foram feitas cem mil simulações, o que corresponde a cem mil possíveis valores de perda para o *portfolio*. Cada simulação

envolve três mil iterações, que definem as perdas das empresas da carteira. Em cada iteração, são simuladas as quatro variáveis de entrada do modelo de risco de crédito (índices), que dão origem a uma variável de saída (perda).

O gráfico 2 mostra a distribuição de perdas da carteira de crédito hipotética gerada pelo modelo de risco de *portfolio*.

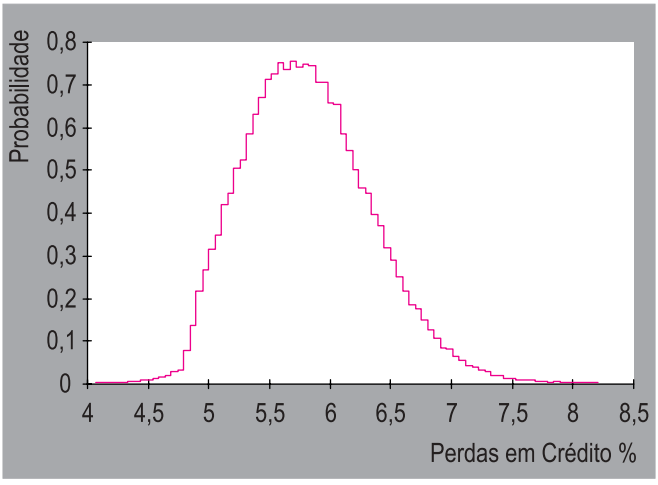

Gráfico 2: Distribuição de Perdas da Carteira de Crédito Hipotética

As perdas em crédito da carteira hipotética apresentaram um valor mínimo de 4,06% e um valor máximo de 8,19%. A média da distribuição é 5,81%, que corresponde a uma perda esperada para o *portfolio* da ordem de R$ 174,3 milhões. A perda não-esperada é determinada com base em um quantil superior da distribuição definido pela instituição. A partir desse valor, calcula-se o capital econômico a ser alocado pelo banco, pela diferença entre a perda esperada e a não-esperada. Por exemplo, se for definido o quantil 99,7%, as perdas não-esperadas do *portfolio* seriam de R$ 222 milhões (7,4%), o que implicaria uma alocação de capital econômico de R$ 47,7 milhões.

Na tabela 6 são apresentados os valores da perda não-esperada e de capital econômico para a carteira de crédito hipotética, em relação a alguns quantis da distribuição.

Além da perda esperada e da perda não-esperada, uma informação que pode ser extraída da distribuição é a probabilidade de as perdas superarem um determinado valor, dada pela área sob a curva à direita desse ponto. Como exemplo, a probabilidade de as perdas efetivas da carteira hipotética serem superiores a R$ 210 milhões, que equivale a 7% da exposição total do *portfolio*, é de 1,8%.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste artigo, propõe-se um conjunto de procedimentos que possibilitam a mensuração do risco de carteiras de créditos corporativos de instituições financeiras. Com uma abordagem

Tabela 6

Perdas Não-Esperadas e Capital Econômico — Carteira Hipotética

Quantil	Perda Não-Esperada %	Perda Não-Esperada (–) Perda Esperada %	Capital Econômico (R$ Mil)
99,0	7,14	1,33	39.900
99,5	7,29	1,48	44.400
99,6	7,34	1,53	45.900
99,7	7,40	1,59	47.700
99,8	7,49	1,68	50.400
99,9	7,62	1,81	54.300

conceitual simples, o modelo proposto utiliza uma metodologia baseada na simulação das variáveis explicativas de um modelo de *credit scoring*.

Dessa forma, o modelo é de fácil aplicação prática, já que os dados de entrada são as próprias variáveis explicativas dos modelos de classificação de risco utilizados no processo de análise e concessão de crédito. O produto final do modelo é a distribuição de perdas da carteira, a partir da qual são extraídas medidas que quantificam o risco do *portfolio*, como a perda esperada e a perda não-esperada, e calculado o capital econômico que deve ser alocado pela instituição para suportar esse risco.

...o modelo é de fácil aplicação prática, já que os dados de entrada são as próprias variáveis explicativas dos modelos de classificação de risco utilizados no processo de análise e concessão de crédito.

A abordagem proposta envolveu a segmentação da carteira de acordo com o nível de risco das operações. Não obstante, outros critérios de segmentação do *portfolio* podem ser utilizados, como, por exemplo, de acordo com os setores econômicos dos tomadores e modalidades de operação. A simulação das perdas de cada setor permitiria que o banco adotasse ações para gerenciar o risco específico do segmento, como fixar limites de exposição em relação ao capital econômico disponível. Nesse caso, as distribuições dos índices deveriam ser ajustadas aos dados em cada novo segmento.

Por fim, possíveis extensões à abordagem proposta incluiriam modelar explicitamente as relações de dependência entre cada empresa da carteira, o que possivelmente tornaria a distribuição de perdas mais assimétrica, bem como avaliar o impacto de diferentes cenários econômicos nas perdas da carteira.◆

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALTMAN, Edward I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, Berkeley, v.23, n.4, p.589-609, Sept. 1968.

ALTMAN, Edward I. *et al*. Zeta analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, North-Holland, v.1, n.1, p.29-54, June 1977.

ANDERSON, J.A. Logistic discrimination. In: KRISHNAIAH, P.R.; KANAL, L.N. *Handbook of Statistics*. Amsterdam: North Holland, 1982. v.2, p.169-191.

ANDERSON, T.W.; DARLING, D.A. Asymptotic theory of certain goodness-of-fit criteria based on stochastic processes. *Annals of Mathematical Statistics*, Beachwood, v.23, n.2, p.193-212, June 1952.

ANDRADE, Fábio W.M. *Desenvolvimento de modelo de risco de portfolio para carteiras de crédito a pessoas físicas.* 2004. Tese (Doutorado em Administração) — Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getulio Vargas, São Paulo, São Paulo, Brasil.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BCB). *Resolução 2.682, de 21 de dezembro de 1999.* Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Brasília: BCB, 1999.

_____. *Operações de crédito do Sistema Financeiro Nacional*. Disponível em: <www.bcb.gov.br>. Acesso em: 14 out. 2005.

BEAVER, William H. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, Chicago, v.4, p.77-111, Autumn 1966.

BESSIS, Joel. *Risk management in banking.* Chichester: John Wiley & Sons, 1998.

BLUHM, Christian *et al. An introduction to credit risk modeling*. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2003.

BRITO, Giovani A.S.; ASSAF NETO, Alexandre. Modelo de classificação de risco de crédito de grandes empresas. In: CONGRESSO USP DE CONTROLADORIA E CONTABILIDADE, 5., 2005, São Paulo. *Anais...* São Paulo: USP, 2005.

CAOUETTE, John B. *et al*. *Gestão do risco de crédito*: o próximo grande desafio financeiro. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

CHAIA, Alexandre J. *Modelos de gestão do risco de crédito e sua aplicabilidade ao mercado brasileiro*. 2003. Dissertação (Mestrado em Administração) — Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, São Paulo, Brasil.

CREDIT SUISSE FIRST BOSTON (CSFB). *CreditRisk+*: a credit risk management framework. Zurique: Credit Suisse Group, 1997.

CROUHY, Michel *et al.* A comparative analysis of current credit risk models. *Journal of Banking and Finance*, North-Holland, v.24, n.1-2, p.59-117, Jan. 2000.

FREY, Rudiger *et al*. *Copulas and credit models.* Working Paper. Zurich: Swiss Banking Institute, 2001.

GARSIDE, Thomas *et al.* Credit portfolio management. *Oliver, Wyman & Company*, Dec. 1999. Disponível em: <www.erisk.com>. Acesso em: 08 set. 2004.

GORDY, Michael B. A comparative anatomy of credit risk models. *Journal of Banking and Finance,* North-Holland, v.24, n.1-2, p.119-149, Jan. 2000.

GUPTON, Greg M. *et al. CreditMetrics*: technical report. New York: J.P. Morgan & Co. Incorporated, 1997.

JACKSON, Patricia *et al.* Credit risk modelling. *Financial Stability Review*, England, Bank of England, v.6, p.94-100, June 1999.

KEALHOFER, Stephen; BOHN, Jeffrey R. *Portfolio management of default risk*. São Francisco: KMV LLC, 1993.

LACHENBRUCH, P.A. An almost unbiased method of obtaining confidence intervals for the probability of misclassification in discriminant analysis. *Biometrics*, Washington, v.23, n.4, p.639-645, Dec. 1967.

MERTON, Robert C. On the pricing of corportate debt: the risk structure of interest rates. *The Journal of Finance*, Berkeley, v.29, n.2, p.449-470, May 1974.

OLIVEIRA, José G.C.; ANDRADE, Fábio W.M. Comparação entre medidas de performance de modelos de credit scoring. *Tecnologia de Crédito*, São Paulo, n.33, p.35-47, 2002.

SANVICENTE, Antonio Z.; MINARDI, Andréa M.A.F. *Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas*. Working Paper. São Paulo: Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, 1998.

SAUNDERS, Anthony. *Administração de instituições financeiras*. 2.ed. São Paulo: Atlas, 2000.

SMITHSON, Charles. *Credit portfolio management.* Hoboken: John Wiley & Sons, 2003.

WILSON, Thomas C. Measuring and managing credit portfolio risk: part I — modelling systemic default risk. *The Journal of Lending and Credit Risk Management*, Philadelphia, n.9, p.61-72, Sept. 1997a.

_____. Measuring and managing credit portfolio risk: part II — portfolio loss distribuitions. *The Journal of Lending and Credit Risk Management*, Philadelphia, n.10, p.67-78, Oct. 1997b.

ABSTRACT

Credit risk model for corporate portfolios

The credit risk models that became popular in the international banking industry have limited application in Brazil due to the characteristics of its market. The objective of this research is to propose a set of procedures in order to measure the risk of banks' corporate credit portfolios, considering the actual data available in the Brazilian market. In the proposed approach, the losses of the portfolio's companies are modeled individually and then the results are consolidated to obtain the total loss of the portfolio. Using the Monte Carlo simulation, thousands of scenarios are generated in which the future financial situation of the companies belonging to the portfolio is considered. The scenarios generated give rise to possible loss values regarding the companies individually and the portfolio as a whole. The process is illustrated by applying the model to a hypothetical portfolio based on the data of banks' credit portfolios in Brazil. The model generates the loss distribution of the credit portfolio, from which measurements to quantify the risk of the portfolio can be obtained, like the expected loss and unexpected loss, and the economic capital to be allocated by the financial institution can be calculated. The results indicate that the proposed model is an alternative to measure the risk of credit portfolios.

Keywords: credit risk model, credit portfolio, Monte Carlo simulation, expected loss, unexpected loss, economic capital.

RESUMEN

Modelo de riesgo de carteras de crédito a empresas

Los modelos de riesgo de carteras de crédito que se difundieron en la industria bancaria internacional tienen aplicación restricta en Brasil debido a las características de su mercado. El objetivo en esta investigación es proponer un conjunto de procedimientos para medir el riesgo de carteras de créditos concedidos por instituciones financieras a empresas, considerando la disponibilidad de datos del mercado de crédito brasileño. En el abordaje propuesto, las pérdidas de las empresas de la cartera son modeladas individualmente y los resultados son agregados para obtenerse las pérdidas totales de la cartera. Utilizando la técnica de la simulación de Monte Carlo, se generan miles de escenarios para la situación económico-financiera futura de las empresas. Los escenarios generados dan origen a posibles valores de pérdida para las empresas individualmente y para la cartera como un todo. El proceso es ilustrado al aplicarse el modelo a una cartera hipotética, construida con base en los datos de las carteras de las instituciones financieras en Brasil. El modelo genera la distribución de las pérdidas de la cartera de crédito, a partir de la cual se pueden obtener medidas que cuantifican el riesgo de la cartera, como la pérdida esperada y la pérdida no esperada, y calcular el capital económico que debe destinar la institución. Los resultados obtenidos indican que el modelo propuesto se configura como una alternativa que permite que el riesgo de carteras de crédito sea medido.

Palabras clave: modelo de riesgo de crédito, cartera de crédito, simulación de Monte Carlo, pérdida esperada, pérdida no esperada, capital económico.

RAUSP
Revista de Administração
desde 1947

Para entender Administração

Mantenha-se atualizado sobre o que há de mais avançado em produção de conhecimento em Administração.

Assine já: www.rausp.usp.br

FEA-USP