

# Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil<sup>1</sup>

## Credit rating system: an application to public companies in Brazil

### Giovani Antonio Silva Brito

Professor da Fundação Instituto de Pesquisas Contábeis, Atuariais e Financeiras e Doutorando em Contabilidade na Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo • E-mail: giovani@usp.br

### Alexandre Assaf Neto

Professor Titular do Departamento de Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo • E-mail: assaf@terra.com.br

### Luiz João Corrar

Professor Livre Docente do Departamento de Contabilidade e Atuária da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo • E-mail: ljcorrar@usp.br

Recebido em 13.09.2009 • Aceito em 21.10.2009 • 2ª versão aprovada em 19.11.2009

## RESUMO

O artigo examina se eventos de *default* de companhias abertas no Brasil são previstos por um sistema de classificação de risco de crédito baseado em índices contábeis. O sistema de classificação proposto neste estudo utiliza a análise de conglomerados para classificar as empresas em oito classes de risco, das quais sete são destinadas a empresas solventes e uma para empresas insolventes (em *default*). A variável utilizada para atribuir as classificações de risco às empresas é a probabilidade de *default* estimada pelo modelo de risco de crédito desenvolvido por Brito e Assaf Neto (2008). O sistema de classificação de risco atribui *ratings* anuais para as companhias abertas não financeiras listadas na BM&FBOVESPA no período de 1994 a 2006. Com base nesses *ratings*, são geradas diversas matrizes de migração de risco para o período analisado. As matrizes de migração evidenciam a elevação do risco das empresas insolventes previamente ao ano de ocorrência do *default*. A maioria dessas empresas é classificada nas piores classes de risco ou apresenta migrações para *ratings* inferiores nos anos que precedem o *default*. Além disso, as taxas de mortalidade das empresas são crescentes nas classes de risco do sistema. Esses resultados evidenciam que insolvências empresariais podem ser previstas por sistemas de classificação de risco baseados, apenas, em índices contábeis.

**Palavras-chave:** Risco de crédito. Sistema de classificação de risco. Matriz de migração. Índices contábeis. *Default*.

## ABSTRACT

*This paper examines whether default events of public companies in Brazil are predicted by a credit rating system based on accounting ratios. The credit rating system developed uses cluster analysis to classify companies in eight ratings, seven for solvent and one for default companies. The variable used to assign ratings to companies is the probability of default estimated by credit risk model developed by Brito and Assaf Neto (2008). The credit rating system assigns annual ratings to non-financial companies listed on Brazilian stock market from 1994 to 2006. Based on these ratings, several risk migration matrices are generated for the analysis period. The migration matrices show the risk increase of default companies prior to the year of*

<sup>1</sup> Artigo apresentado no 9º Congresso USP de Controladoria e Contabilidade, São Paulo-SP, 2009.

*occurrence of default event. Most of these companies are classified in the lowest rating or migrate to lower ratings in the years preceding the default. In addition, mortality rates of firms grow in the credit rating system. These results demonstrate that default events of companies can be predicted by a credit rating system based only on accounting ratios.*

**Keywords:** Credit risk. Credit rating system. Migration matrix. Accounting ratios. Default.

## 1 INTRODUÇÃO

O processo de gerenciamento de risco de crédito em instituições financeiras vem passando por uma evolução ao longo dos últimos anos. Os métodos de tomada de decisões tradicionais baseados exclusivamente em critérios julgamentais têm perdido espaço nas atividades dos bancos, que buscam instrumentos mais eficazes para gerenciar suas exposições a risco de crédito.

Um instrumento utilizado pelas instituições financeiras para monitorar o risco das suas carteiras de crédito é a matriz de migração, gerada a partir dos sistemas de classificação de risco. Os sistemas de classificação de risco atribuem uma medida que representa a expectativa de risco de *default* associada ao tomador. Essa medida, chamada de *rating*, pode ser expressa na forma de uma letra e/ou número, dentro de uma escala previamente estabelecida.

As matrizes de migração evidenciam as alterações na qualidade de crédito dos tomadores de recursos, em geral empresas, ao longo de um determinado período de tempo. As matrizes de migração possuem ampla aplicação nas atividades de gestão de riscos, como na avaliação de risco de portfólios, na modelagem da estrutura a termo do prêmio de risco de crédito e no apreamento de derivativos de crédito (SCHUERMAN; JAFRY, 2003).

A construção de uma matriz de migração envolve a seleção de um conjunto de empresas em uma determinada data (data inicial) e o exame da situação desses tomadores em uma segunda data (data final). A variável utilizada na comparação é a classificação de risco (*rating*). Há três possibilidades de migração

das classificações de risco dos tomadores no período englobado pela matriz: (i) tomador se mantém na mesma classificação de risco; (ii) tomador migra para classificação de risco melhor (*upgrade*) e (iii) tomador migra para a classificação de risco pior (*downgrade*).

O objetivo principal da presente pesquisa é examinar se eventos de *default* de companhias abertas no Brasil são previstos por um sistema de classificação de risco de crédito baseado, apenas, em índices contábeis. Um segundo objetivo do estudo é estimar as taxas de *default* das companhias abertas por nível de classificação de risco do sistema proposto. O trabalho, também, ilustra o desenvolvimento de um sistema de classificação de risco de crédito para empresas baseado em variáveis contábeis, uma vez que esse assunto é pouco explorado na literatura no Brasil.

O estudo é realizado em duas etapas. Na primeira etapa, é feita uma atualização do modelo de risco de crédito desenvolvido por Brito e Assaf Neto (2008). Os autores desenvolveram um modelo de risco de crédito baseado em uma amostra de companhias abertas que entraram em *default* no período de 1994 a 2004. Na pesquisa atual, esse modelo foi atualizado e passou a considerar, também, empresas que entraram em *default* nos anos de 2005 e 2006.

Na segunda etapa do trabalho, é desenvolvido um sistema de classificação de risco com base na variável estimada pelo referido modelo de risco de crédito. A técnica estatística utilizada é a análise de conglomerados (*cluster*). A partir das classificações de risco geradas pelo sistema de classificação proposto, são construídas matrizes de migração para

avaliar o comportamento do risco das empresas que entraram em *default* no período estudado.

O artigo está organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta os principais conceitos no qual a pesquisa se baseia; na seção 3

são mostradas as características do modelo de risco de crédito; a seção 4 detalha a construção do sistema de classificação de risco e apresenta as matrizes de migração geradas; na seção 5, são feitas as considerações finais da pesquisa.

## 2 RISCO DE CRÉDITO

O risco de crédito está associado à possibilidade de o credor incorrer em perdas caso as obrigações assumidas por um tomador não sejam liquidadas nas condições pactuadas. O risco de crédito pode ser determinado pelas perdas geradas pela ocorrência de um evento de *default* com o tomador ou pela deterioração da sua qualidade de crédito. A deterioração da qualidade de crédito do tomador não resulta em uma perda imediata para o credor, mas, sim, no incremento da probabilidade de que um evento de *default* venha a ocorrer.

O risco de crédito pode ser avaliado por meio dos seus componentes, que são o risco de *default*, o risco de exposição e o risco de recuperação (BESSIS, 1998). O risco de *default* está associado à probabilidade de ocorrer um evento de *default* com o tomador em um determinado prazo; o risco de exposição decorre da incerteza em relação ao valor do crédito no momento do *default*, enquanto o risco de recuperação se refere à incerteza quanto ao valor que pode ser recuperado pelo credor no caso de *default* do tomador.

O risco de recuperação depende do tipo do *default* ocorrido e das características da operação de crédito, como valor, prazo e garantias. O risco de *default* é considerado “risco cliente”, pois está associado às características intrínsecas do tomador. Os riscos de exposição e de recuperação são considerados “risco operação”, uma vez que estão relacionados com características da operação de crédito.

Um sistema de classificação de risco envolve um conjunto de parâmetros e procedimentos utilizados para atribuir uma medida, chamada de classificação de risco ou *rating*,

que representa a expectativa de risco de *default* de uma empresa. Crouhy *et al.* (2004) comentam que o sistema de classificação deve ser consistente ao longo do tempo e ser baseado em princípios econômicos sólidos.

Os sistemas de classificação são utilizados, principalmente, pelas agências de classificação de risco de crédito, conhecidas como agências de *rating*, e pelas instituições financeiras que atuam no mercado de crédito. As agências de *rating* utilizam sistemas de classificação de risco para avaliar emissores e emissões de títulos e valores mobiliários no mercado de capitais. Segundo a Standard & Poor's (2008), uma das principais agências de *rating* mundiais, a classificação de risco é uma opinião quanto à qualidade geral do crédito de um emissor ou da qualidade de crédito de um título de dívida ou outra obrigação financeira, com base em fatores de risco relevantes.

As instituições financeiras utilizam os sistemas de classificação de risco para avaliar o risco dos tomadores de crédito e para monitorar o risco das carteiras de ativos de crédito. As classificações de risco, também, são utilizadas pelas instituições financeiras para estabelecer as condições contratuais das operações de crédito concedidas. Quanto maior o risco do tomador, pior será o seu *rating* e mais restritivas serão as condições sob as quais a instituição concederá crédito, principalmente em relação a volume, prazo, taxa de juros, garantias e *covenants*.

Os sistemas de classificação de risco de crédito, normalmente, baseiam-se em variáveis quantitativas e qualitativas. As variáveis

quantitativas, em geral, são as de natureza econômica e financeira extraídas das demonstrações contábeis da empresa. As variáveis qualitativas, por sua vez, envolvem fatores que são difíceis de serem mensurados, como, por exemplo, a capacidade administrativa dos gestores e a qualidade dos controles da empresa. Além de variáveis associadas à empresa avaliada, os sistemas de classificação também podem incluir fatores relacionados ao segmento econômico e ao país de atuação da companhia.

Nos sistemas de classificação de risco, os *ratings* são revistos periodicamente pelas instituições financeiras e agências de classificação de risco. As revisões são realizadas em períodos previamente estabelecidos (por exemplo, anualmente) ou quando surgirem novas informações relevantes que alterem a qualidade de crédito da empresa. Essas informações podem ser específicas da empresa, como uma nova demonstração contábil publicada, ou associada às condições econômicas e de mercado, como alteração nas taxas de juros e de câmbio.

Quando há mudança na qualidade de crédito da empresa, atribui-se um novo *rating*, que pode ser melhor ou pior que o anterior. Nas carteiras de crédito das instituições financeiras, as alterações conjuntas nos *ratings* dos tomadores (migrações de risco) revelam a evolução do risco do portfólio ao longo do tempo. Por exemplo, em um determinado período, um maior número de migrações para classes inferiores de risco (*downgrades*) do que para classes superiores (*upgrades*) indica uma deterioração no risco da carteira.

Os sistemas de classificação de risco, também, permitem que seja obtida a frequência de default ou taxa de mortalidade de cada classe de risco (*rating*) ao longo de um determinado período de tempo. A taxa de mortalidade de uma classe de risco pode ser utilizada como estimativa da probabilidade de *default* de uma nova empresa que seja classificada com esse *rating*.

Destaque-se que alguns modelos de risco de portfólio utilizam as migrações de risco, em conjunto com outras variáveis, para gerar a distribuição de probabilidades das perdas de carteiras de crédito, a partir da qual são extraídas medidas de risco como a perda esperada e a perda não esperada. Para cada classe de risco (*rating*) está associada uma probabilidade de default e uma perda esperada. Um modelo de risco de portfólio baseado nas migrações de risco é o modelo CreditMetrics, desenvolvido pelo J.P. Morgan (GUPTON *et al.*, 1997).

No Brasil, as instituições financeiras são obrigadas a ter um sistema de classificação de risco de crédito, uma vez que a Resolução 2682/1999 do Conselho Monetário Nacional (CMN) determina que as operações de crédito concedidas pelas referidas instituições devam ser classificadas em níveis de risco, segundo uma escala com nove classes entre AA e H. A norma estabelece uma série de aspectos relacionados à operação, ao devedor e aos garantidores que devem ser considerados pelas instituições financeiras na atribuição das classificações de risco.

Os sistemas de classificação de risco, também, são reconhecidos no âmbito da regulação bancária internacional. O Novo Acordo de Capital, aprovado pelo Comitê da Basileia sobre Supervisão Bancária em junho de 2004 (BCBS, 2004), apresenta uma série de princípios e recomendações para garantir a solidez do sistema financeiro internacional. O Acordo estabelece parâmetros para o cálculo do capital regulamentar para fazer frente aos riscos de mercado, de crédito e operacional a que as instituições financeiras estão expostas.

No Acordo, o cálculo do capital requerido para cobrir risco de crédito pode ser feito com base em duas abordagens: a Abordagem Padronizada (*Standardized Approach*) e a Abordagem Baseada em Classificações Internas (*Internal Ratings-Based Approach*). Na primeira abordagem são utilizadas classificações de risco atribuídas por agências de *rating*

ou parâmetros fixados pelo órgão regulador, enquanto, na segunda abordagem, são utilizadas classificações de risco atribuídas pela

própria instituição financeira por meio do seu sistema de classificação de risco (BCBS, 2004).

### 3 MODELO DE RISCO DE CRÉDITO


A primeira etapa da presente pesquisa é a atualização do modelo de risco de crédito desenvolvido por Brito e Assaf Neto (2008). O modelo original foi desenvolvido a partir de uma amostra formada por 60 empresas, sendo 30 que entraram em *default* (insolventes) e 30 que não entraram em *default* (solventes), no período de 1995 a 2004. Os autores testaram 25 índices contábeis para prever o *default* das empresas, utilizando a técnica da regressão logística. O modelo final englobou 4 índices contábeis e classificou corretamente 90% das empresas da amostra.

Na presente pesquisa, são adicionadas à amostra original as empresas que entraram em *default* nos anos de 2005 e 2006 e reprocessado o modelo. O conceito de *default* adotado na pesquisa é o início de um processo de concordata, falência ou recuperação judicial. Embora existam diversos outros tipos de eventos de *default*, esse conceito é utilizado por se tratar de uma informação disponível publicamente.

A população de estudo a partir da qual a amostra é selecionada compreende as companhias abertas não financeiras listadas na Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros (BM&FBOVESPA). A partir de informações obtidas na BM&FBOVESPA e à Comissão de Valores Mobiliários (CVM), são identificadas as empresas que entraram em *default* entre os anos de 1995 e 2006.

Nesse período, são identificadas 33 companhias abertas que deram início a processos de concordata, falência ou recuperação judicial. O ano de início do processo é considerado como o ano do evento do *default*. A amostra é completada selecionando-se o mesmo número de empresas solventes, com base nos critérios de setor econômico e va-

lor dos ativos. Para cada empresa em *default*, seleciona-se a empresa solvente do mesmo segmento com o valor dos ativos mais próximo ao da empresa insolvente. Essa forma de amostragem baseia-se em estudos realizados por autores como Altman (1968) e Sanvicente e Minardi (1998, 1999).


A amostra final utilizada no desenvolvimento do modelo de risco de crédito engloba 66 empresas, sendo 33 empresas que entraram em *default* de 1995 a 2006 e 33 empresas solventes emparelhadas com as primeiras. O Quadro 1  exibe as empresas que compõem a amostra, seus setores de atuação e o ano do evento de *default*.


As variáveis explicativas utilizadas no desenvolvimento do modelo de risco de crédito são índices calculados a partir das demonstrações contábeis publicadas pelas empresas. As demonstrações contábeis são coletadas na Economática e a CVM. São utilizadas demonstrações contábeis consolidadas para os grupos econômicos e demonstrações contábeis individuais para as empresas que não fazem parte de grupos.

O cálculo dos índices das empresas insolventes é feito a partir das demonstrações contábeis do penúltimo exercício anterior ao ano do evento de *default*. Não são considerados os dados do último exercício, uma vez que, em algumas situações, o evento de *default* ocorreu antes que as demonstrações tivessem sido publicadas. Nesse caso, os índices do último exercício já refletiriam a situação de insolvência da empresa. Os índices das empresas solventes, por sua vez, são calculados a partir das demonstrações contábeis dos mesmos exercícios das empresas insolventes com as quais foram emparelhadas.

**Quadro 1** Amostra de Empresas

Nr.	Empresa Insolvente	Setor Econômico	Ano do Evento	Nr.	Empresa Solvente
1	Propasa	Papel e Celulose	1995	34	Votorantim
2	Londrimalhas	Têxtil	1995	35	Karsten
3	Aquatec	Química	1995	36	Poliaden
4	Mesbla	Comércio	1995	37	Lojas Renner
5	Montreal	Participações	1995	38	Trevisa
6	Inbrac	Eletroeletrônicos	1995	39	Trafo
7	Cetenco	Construção	1995	40	Sultepa
8	Cibran	Química	1996	41	Biobrás
9	Velonorte	Têxtil	1996	42	Schlosser
10	Iderol	Veículos e Peças	1996	43	Marcopolo
11	Trufana	Têxtil	1996	44	Têxtil Renaux
12	Casa José Silva	Comércio	1997	45	Globex
13	Pará de Minas	Têxtil	1997	46	Pettenati
14	Corbetta	Curtume	1997	47	Vulcabrás
15	Glasslite	Brinquedos	1997	48	Estrela
16	SPSCS	Transporte	1997	49	Randon
17	Tectoy	Eletroeletrônicos	1998	50	Gradiente
18	Arapuã	Comércio	1998	51	Bompreço
19	Copas	Química	1999	52	Fertibrás
20	Aubos Trevo	Química	1999	53	Fosfertil
21	Itaunense	Siderurgia	1999	54	Gerdau
22	Lisamar	Alimentos	2000	55	Sadia
23	Lorenz	Alimentos	2000	56	Granóleo
24	Sharp	Eletroeletrônicos	2000	57	Electrolux
25	Sano	Construção	2002	58	Sondotécnica
26	Eucatex	Construção	2003	59	Duratex
27	Chapecó	Alimentos	2004	60	Avipal
28	Parmalat	Alimentos	2004	61	Leco
29	Varig	Transporte	2005	62	Tam
30	Bombril	Química	2005	63	Pronor
31	Recrusul	Veículos e Peças	2006	64	Fras-Le
32	Sansuy	Petroquímico	2006	65	Petropar
33	Braspérola	Têxtil	2006	66	Cedro Cachoeira

No desenvolvimento do modelo, são testados 25 índices contábeis frequentemente utilizados em estudos dessa natureza. Os índices compreendem indicadores de liquidez, de rentabilidade, de atividade, de estrutura, de análise dinâmica e de fluxo de caixa. O Quadro 2  exibe os 25 índices utilizados.

O Quadro 3  exibe a notação utilizada nas fórmulas de cálculo dos índices.

Os índices X1, X2, X3 e X4 são indicadores de liquidez que medem capacidade de pagamento, comparando direitos e exigibilidades. Os índices X5, X6, X7 e X9 são indicadores de rentabilidade que avaliam os resultados gerados pela empresa. O índice X8 é um indicador de atividade que expressa a relação entre vendas e investimentos. O índice X10 é um indicador de cobertura de juros que mede a

**Quadro 2** Índices Contábeis

Código	Índice	Fórmula
X1	Liquidez geral	$(AC + RLP) / (PC + ELP)$
X2	Liquidez corrente	$AC / PC$
X3	Liquidez seca	$(AC - ESTOQUES) / PC$
X4	Liquidez imediata	$DISPONÍVEL / PC$
X5	Retorno sobre o patrimônio líquido	$LL / PL$ inicial
X6	Retorno sobre o ativo	$LAJIR / AT$
X7	Retorno sobre vendas	$LL / VL$
X8	Giro do ativo	$VL / AT$
X9	Margem operacional	$LAJIR / VL$
X10	Lucro operacional sobre despesas financeiras	$LAJIR / DF$
X11	Patrimônio líquido sobre ativo	$PL / AT$
X12	Lucros retidos sobre ativo	$(LA + RL) / AT$
X13	Patrimônio líquido sobre exigível total	$PL / (PC + ELP)$
X14	Endividamento total	$(PC + ELP) / AT$
X15	Endividamento de curto prazo	$PC / AT$
X16	Endividamento financeiro	$(PCF + ELPF) / AT$
X17	Imobilização do patrimônio líquido	$AP / PL$
X18	Estoques sobre ativo	$ESTOQUES / AT$
X19	Capital de giro líquido	$(AC - PC) / AT$
X20	Necessidade de capital de giro	$(ACO - PCO) / AT$
X21	Saldo de tesouraria sobre ativo	$(ACF - PCF) / AT$
X22	Saldo de tesouraria sobre vendas	$(ACF - PCF) / VL$
X23	Fluxo de caixa operacional sobre ativo	$FCO / AT$
X24	Fluxo de caixa operacional sobre exigível total	$FCO / (PC + ELP)$
X25	Fluxo de caixa operacional sobre endividamento financeiro	$FCO / (PCF + ELPF)$

**Quadro 3** Notação das Fórmulas de Cálculo dos Índices

Notação	
AC	Ativo circulante
ACF	Ativo circulante financeiro
ACO	Ativo circulante operacional
AP	Ativo permanente
AT	Ativo total
DF	Despesas financeiras
ELP	Exigível a longo prazo
ELPF	Exigível a longo prazo financeiro
FCO	Fluxo de caixa das operações
LA	Lucros Acumulados
LAJIR	Lucro antes dos juros e imposto de renda
LL	Lucro líquido
PC	Passivo circulante
PCF	Passivo circulante financeiro
PCO	Passivo circulante operacional
PL	Patrimônio líquido
RL	Reserva de Lucros
RLP	Realizável a longo prazo
VL	Vendas líquidas

capacidade da empresa pagar esses encargos. O índice X11 mede a parcela dos ativos que é financiada por recursos próprios.

O índice X12 indica o volume de lucros retidos pela empresa em relação ao seu ativo. O índice X13 mede a proporção de recursos próprios em relação aos recursos de terceiros na estrutura de capital. Os índices X14, X15 e X16 são indicadores de estrutura que avaliam o grau de endividamento da empresa. O índice X17 mede a parcela dos recursos próprios que está comprometida com o ativo permanente. O índice X18 indica o volume de estoques da empresa em relação ao seu ativo total. Os índices X19, X20, X21 e X22 são indicadores de análise dinâmica que avaliam a situação financeira da empresa. Os índices X23, X24 e X25 são indicadores de fluxo de caixa que medem os recursos gerados pelas atividades operacionais.

A técnica estatística utilizada no desenvolvimento do modelo é a regressão logística. A regressão logística gera uma função matemática cuja resposta permite medir a probabilidade de uma observação pertencer a um grupo previamente estabelecido, dado o comportamento de um conjunto de variá-

veis explicativas. Esse fator é particularmente importante nos modelos de risco de crédito, pois possibilita que seja medida a probabilidade de um determinado tomador de recursos assumir a condição de insolvente, em face das suas características.

No desenvolvimento do modelo, buscase identificar uma relação matemática entre as variáveis explicativas e os estados de solvência e insolvência das empresas da amostra, de forma que o conjunto de índices possa ser utilizado para estimar a probabilidade de futuros eventos de *default*. O modelo final é composto pelo intercepto e quatro variáveis explicativas. As variáveis do modelo são os índices X12<sup>1</sup>, X16, X19 e X22. O modelo é dado pela Equação 1.

Os coeficientes das variáveis explicativas têm o sinal esperado. As variáveis X12, X19 e X22 possuem coeficientes negativos, indicando que quanto maiores forem os valores assumidos por esses índices, menor a probabilidade de a empresa sofrer um *default*. Por outro lado, a variável X16 apresentou coeficiente positivo, o que mostra que quanto maior o valor assumido por esse indicador, maior a probabilidade de a empresa se tornar insolvente.

1 O índice X12 (lucros retidos sobre ativo) não poderá ser mais utilizado com essa forma de cálculo, devido ao desaparecimento da conta Lucros Acumulados, conforme Lei 11.638/2007.



$$h\left(\frac{P}{1-p}\right) = -4,03 - 3,70 \times X12 + 11,66 \times X16 - 7,86 \times X19 - 11,33 \times X22$$

em que:

p: probabilidade de ocorrer o evento de *default*;


X12: lucros retidos sobre ativo;

X16: endividamento financeiro;

X19: capital de giro líquido;

X22: saldo de tesouraria sobre vendas.


### Equação 1 Modelo de Risco de Crédito

Um aspecto que deve ser examinado nos modelos de regressão é a correlação entre as variáveis explicativas (multicolinearidade). Uma forma de verificar a presença da multicolinearidade é por meio do Fator de Inflação da Variância (FIV), que indica o grau em que cada variável explicativa é explicada pelas demais variáveis explicativas. Segundo Hair *et al.* (2005, p.190), valores de FIV superiores a 10,0 indicam a presença da multicolinearidade. A Tabela 1  exibe os valores de FIV das variáveis do modelo.

**Tabela 1** Fator de Inflação da Variância (FIV)

Índice	FIV
X12	1,854
X16	1,828
X19	1,727
X22	1,394

A capacidade de previsão do modelo pode ser examinada por meio de uma matriz que mostra o percentual de empresas classi-

ficadas correta e incorretamente. Conforme exibe a matriz na Tabela 2 , o nível de acerto do modelo é de 89,4%, com 59 das 66 empresas da amostra classificadas corretamente. Do grupo de empresas solventes, 31 são classificadas corretamente e 2 classificadas incorretamente, o que representa uma taxa de acerto de 93,9%. Do grupo de empresas insolventes, há 28 classificações corretas e 5 incorretas, o que corresponde a uma taxa de acerto de 84,8%. O erro tipo I, classificar uma empresa insolvente como solvente, é de 15,2%, enquanto o erro tipo II, classificar uma empresa solvente como insolvente, é de 6,1%.

A significância das variáveis explicativas incluídas no modelo é avaliada por meio de um teste Qui-Quadrado, sob a hipótese nula de que todos os coeficientes são iguais a zero. O resultado do teste é uma estatística Qui-Quadrado de 60,916 (p-valor < 0,001), o que leva à rejeição da hipótese nula e à interpretação de que ao menos um dos coeficientes é estatisticamente diferente de zero.


A análise da significância estatística de cada coeficiente é feita com base no teste

**Tabela 2** Matriz de Classificação do Modelo de Risco de Crédito


Observado	Estimado		Total	Classificações Corretas
	Solventes	Insolventes		
Solventes	31	2	33	93,9%
Insolventes	5	28	33	84,8%
<b>Total</b>	<b>36</b>	<b>30</b>	<b>66</b>	<b>89,4%</b>

**Tabela 3** Coeficientes do Modelo

Variável	Coefficiente	Erro-Padrão	Teste Wald	g.l.	p-valor
Intercepto	- 4,035	1,724	5,477	1	0,019
X12	- 3,709	1,910	3,772	1	0,052
X16	11,665	6,095	3,663	1	0,056
X19	- 7,861	4,295	3,350	1	0,067
X22	- 11,332	5,556	4,160	1	0,041

Wald, que avalia a hipótese nula de que o coeficiente estimado é igual a zero. A estatística Wald tem distribuição Qui-Quadrado, sendo calculada pelo quadrado da razão entre o coeficiente e o seu erro padrão. Os resultados indicam que, ao nível de significância de 10%, os coeficientes das quatro variáveis explicativas selecionadas são estatisticamente diferentes de zero. A Tabela 3  exibe os coeficientes do modelo, bem como os erros-padrão, as estatísticas Wald e os níveis descritivos.


A avaliação do nível de ajuste de um modelo logístico pode ser realizada por meio do *Likelihood Value*, dos pseudos  $R^2$  e do teste de Hosmer e Lemeshow (HAIR *et al.*, 2005). O *Likelihood Value* é uma medida da qualidade geral do modelo e quanto menor o seu valor, melhor é o ajuste do modelo como um todo. O Nagelkerke  $R^2$  é uma medida que se assemelha ao coeficiente de determinação da regressão linear. Maiores valores dessa medida, que tem escala de zero a um, indicam melhor ajuste do modelo.

A Tabela 4  exibe os valores do *Likelihood Value* e do Nagelkerke  $R^2$  do modelo. O valor do Nagelkerke  $R^2$  indica que 80,4% da variância da variável dependente é explicada pelas variáveis independentes do modelo.

**Tabela 4** Likelihood Value e Nagelkerke  $R^2$ 

Likelihood Value	Nagelkerke $R^2$
30,579	0,804

O teste de Hosmer e Lemeshow avalia as diferenças entre as classificações previs-

tas pelo modelo e as observadas (HOSMER; LEMESHOW, 1980). Se as diferenças forem significativas, o grau de acurácia do modelo não é bom. O teste divide os casos em classes e compara as frequências preditas e observadas em cada classe por meio de uma estatística Qui-Quadrado. A Tabela 5  exibe os resultados do teste. Ao nível de significância de 5%, não se pode rejeitar a hipótese nula de que não há diferenças significativas entre os valores preditos e observados, o que indica que o modelo é capaz de produzir classificações confiáveis.


**Tabela 5** Teste de Hosmer e Lemeshow

Qui-Quadrado	g.l.	Significância
1,339	7	0,987

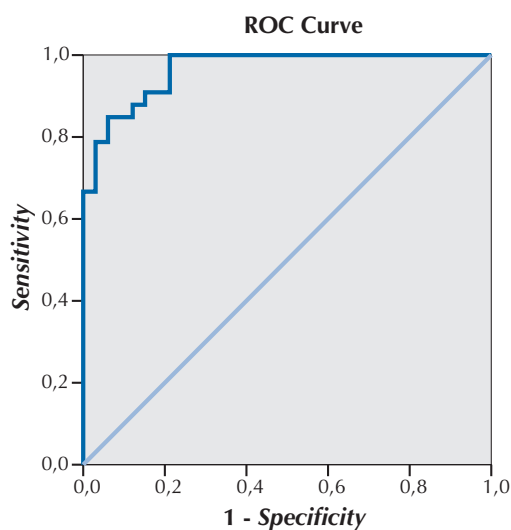
No modelo logístico, a variável dependente estimada pode assumir um valor entre zero e um. Neste estudo, é utilizado um ponto de corte de 0,5 para o modelo, de forma que as empresas com resultado inferior a 0,5 são classificadas como solventes e as empresas com resultado superior a esse valor são classificadas como insolventes.

No entanto, é interessante avaliar o comportamento do modelo quando esse ponto de corte varia, o que pode ser feito por meio de uma Curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*). A curva ROC constitui uma técnica útil para validar modelos de risco de crédito (HORNICK *et al.*, 2006) e está baseada nos conceitos da sensibilidade, que é a proporção

de acerto na previsão da ocorrência de um evento nos casos em que ele de fato ocorreu, e da especificidade, que é proporção de acerto na previsão da não ocorrência de um evento nos casos em que ele de fato não ocorreu.

Para a construção da Curva ROC , são calculadas a sensibilidade e a especificidade para todas as observações da amostra, considerando diferentes pontos de corte do modelo. A curva é obtida registrando em um gráfico “sensibilidade” versus “1 – especificidade” para os diversos pontos de corte. A figura a seguir é a Curva ROC do modelo desenvolvido.


A área sob a Curva ROC mede a capacidade de discriminação do modelo. No modelo desenvolvido, a área sob a curva foi de 0,965, o que, segundo Hosmer e Lemeshow (2000, p. 162), é uma excepcional discriminação.



**Gráfico 1** Curva ROC

#### 4 SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO

A segunda etapa do trabalho é o desenvolvimento do sistema de classificação de risco de crédito. O objetivo do sistema é classificar as companhias abertas em classes de risco (*ratings*). Para isso, são coletados dados financeiros de todas as empresas listadas na BM&FBOVESPA, com exceção daquelas que atuam nos setores financeiro e de seguros.

Os dados são coletados na Economática e CVM e envolvem o período de 13 anos, compreendido entre 1994 e 2006. Esse período coincide com o utilizado no desenvolvimento do modelo de risco de crédito (1995 a 2006), acrescentando-se o ano de 1994. A inclusão do ano de 1994 no sistema de classificação de risco foi realizada para permitir o cálculo das migrações de *rating* no ano de 1995. Considerando os dados de cada empresa em cada ano como uma observação, são utilizadas 4.251 observações (empresa-ano) na pesquisa. A Tabela 6  exibe a quantidade de empresas em cada ano.

A partir dos dados coletados, são calculados os índices contábeis para cada empresa em cada ano. Os índices calculados são aque-

**Tabela 6** Quantidade de Empresas

Ano	Empresas
1994	259
1995	275
1996	285
1997	328
1998	378
1999	379
2000	359
2001	354
2002	341
2003	328
2004	323
2005	320
2006	322

les selecionados como variáveis explicativas do modelo de risco de crédito (X12, X16, X19 e X22). Os índices são, então, inseridos na equação do modelo de risco de crédito

para obter a probabilidade de *default* de cada empresa em cada ano. Essa probabilidade é a variável utilizada na análise de conglomerados (*cluster*) para desenvolver o sistema de classificação de risco.

A análise de conglomerados é uma técnica estatística que tem por objetivo agregar observações em grupos com base na sua similaridade em relação a certas características especificadas, de forma que as observações de um mesmo grupo sejam mais parecidas entre si do que com as dos outros grupos, ou seja, grupos homogêneos internamente e heterogêneos entre si (HAIR *et al.*, 2005).


O sistema de classificação de risco proposto envolve sete classes de risco para empresas solventes e uma para empresas insolventes (empresas em *default*). Esse número de classes de risco baseia-se no critério estabelecido pelo Novo Acordo de Capital – Basileia II (BCBS, 2004) como a quantidade mínima de *ratings* nos sistemas de classificação de risco das exposições *corporate* para as instituições financeiras que aderirem à abordagem baseada em classificações internas (*Internal Ratings-Based Approach*).

A classificação das empresas em cada *rating* é feita por meio da análise de conglomerados pelo método K-Médias. Esse método é utilizado pois permite a definição *a priori* do número de *clusters* nos quais as observações serão alocadas. O algoritmo utilizado para a alocação das observações, em cada *cluster*, baseia-se na menor distância euclidiana entre a observação e o centróide do *cluster*.

A variável independente utilizada para classificar as empresas solventes nas classes de risco é a probabilidade de *default* estimada a partir do modelo de risco de crédito. As classes de risco são representadas por algarismos romanos de I a VII. Os níveis de risco de cada classe são obtidos por meio dos valores finais dos centros dos *clusters*. Valores menores dos centros dos *clusters* indicam menor probabilidade de *default* e valores maiores dos centros dos *clusters* indicam

maior probabilidade de *default*. A escala de *rating* é construída utilizando o *rating* I para a classe de menor risco e o *rating* VII para a classe de maior risco.

As empresas que se tornaram insolventes durante período da pesquisa são alocadas nas classes de risco de empresas solventes até o último ano anterior ao ano do *default*. No ano em que ocorreu o evento de *default*, essas empresas são alocadas na classe de *default*. Nos anos subsequentes ao *default*, as empresas insolventes não são mais classificadas.


Para avaliar se a probabilidade de *default* é uma variável significativa estatisticamente para formar os *clusters*, é utilizada a estatística F, dada pela razão entre o erro quadrático médio entre os *clusters* e o erro quadrático médio dentro dos *clusters*. Valores elevados da estatística F indicam que a variável é relevante para formar os *clusters*. A Tabela 7  exibe os valores da estatística F e os níveis descritivos do teste para cada ano. Esses resultados indicam que a variável utilizada é representativa para formar os sete *clusters* em todos os anos.

**Tabela 7** ANOVA

Ano	Estatística F	P-Valor
1994	8.681,976	< 0,001
1995	8.295,556	< 0,001
1996	9.416,574	< 0,001
1997	9.641,951	< 0,001
1998	10.833,461	< 0,001
1999	12.581,722	< 0,001
2000	12.970,517	< 0,001
2001	12.989,727	< 0,001
2002	12.467,030	< 0,001
2003	10.694,347	< 0,001
2004	10.104,120	< 0,001
2005	11.262,606	< 0,001
2006	9.900,702	< 0,001

**Tabela 8** Percentual de Empresas por Classe de Risco

Rating	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006
I	47,9	38,9	37,9	37,8	36,5	31,9	32,3	27,1	27,6	30,8	33,1	41,6	45,3
II	9,3	10,5	10,2	6,7	8,2	6,6	10,0	10,5	6,7	6,1	10,5	9,7	9,3
III	3,5	7,6	5,3	6,7	6,3	3,4	6,1	4,5	5,9	6,1	6,8	4,1	6,8
IV	4,2	6,2	3,9	4,6	5,6	4,2	5,0	4,5	2,9	5,5	5,9	5,9	3,7
V	8,5	4,0	4,9	5,2	6,1	7,9	5,3	5,9	7,0	7,6	8,4	6,6	5,6
VI	4,2	7,6	7,0	9,8	6,3	6,3	9,2	8,5	11,4	8,2	8,0	6,9	8,1
VII	22,4	22,5	29,5	27,7	30,4	38,8	31,2	39,0	38,1	35,4	26,6	24,7	20,2
Default	–	2,5	1,4	1,5	0,5	0,8	0,8	0,0	0,3	0,3	0,6	0,6	0,9
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100


A Tabela 8  exibe o percentual de empresas classificadas em cada classe de risco durante o período da pesquisa. As classes de risco que apresentaram os maiores números de empresas são as classes I e VII, que correspondem aos *ratings* de menor e de maior risco dentro da escala, respectivamente.

O percentual de empresas em cada classe de risco não sofre alterações significativas ao longo dos 13 anos. No entanto, observam-se duas tendências. Entre 1994 e 2001, há uma redução nas empresas de *rating* I (de 47,9% para 27,1%) e um aumento nas empresas de *rating* VII (de 22,4% para 39,0%), indicando uma piora na qualidade de crédito das empresas. Por outro lado, entre 2001 e 2006, há um aumento nas empresas de *rating* I (de 27,1% para 45,3%) e uma redução nas empresas de *rating* VII (de 39,0% para 20,2%), indicando uma melhora na qualidade de crédito das empresas.

Após o processo de classificação das empresas, são geradas as matrizes de migração de risco. As matrizes de migração sumarizam as alterações ocorridas nos *ratings* das empresas durante o período considerado, comparando o *rating* de cada empresa na data inicial com o seu *rating* na data final. O prazo utilizado para a geração das matrizes de migração é de um ano. Assim, são geradas matrizes de migração anuais de todas as empresas da

amostra no período entre 1994 e 2006 (doze matrizes).

Nas matrizes de migração, só são consideradas as empresas para as quais puderam ser atribuídos *ratings* em anos consecutivos. As empresas que deixaram de publicar demonstrações contábeis durante o período da pesquisa não são consideradas nas matrizes do último ano com dados disponíveis. Por exemplo, se uma empresa publicou dados até 2003, ela é incluída na matriz 2002-2003, mas não é incluída na matriz 2003-2004.

Para consolidar os resultados, as doze matrizes de migração anuais foram consolidadas em uma única matriz, que engloba todo o período de 1994 a 2006. Essa matriz é exibida na Tabela 9 .

A matriz de migração mostra o percentual de empresas em cada classe de risco nas datas inicial e final. A diagonal principal da matriz corresponde ao percentual de empresas que mantiveram na data final o mesmo *rating* observado na data inicial. Por exemplo, 80,70% das empresas classificadas na data inicial no *rating* I mantiveram-se nessa classe de risco na data final, enquanto 22,19% das empresas com *rating* II possuíam esse mesmo *rating* na data final. Os *ratings* com os maiores percentuais na diagonal principal são o *rating* I, das empresas de menor risco de crédito, e o *rating* VII, das empresas de maior risco de crédito.

**Tabela 9** Matriz de Migração Consolidada no período de 1994 a 2006 (em %)

Rating Inicial	Rating Final							
	I	II	III	IV	V	VI	VII	Default
I	80,70	8,54	3,13	1,37	1,83	1,30	3,13	0,00
II	32,19	22,19	16,25	7,50	7,50	7,50	6,56	0,31
III	17,31	23,08	16,35	10,10	13,46	8,17	11,06	0,48
IV	12,30	14,44	11,23	14,44	15,51	14,97	16,58	0,53
V	5,37	10,33	9,50	14,46	16,12	17,36	26,03	0,83
VI	5,00	8,00	7,67	10,33	14,67	22,33	31,00	1,00
VII	2,53	1,66	2,27	2,01	4,01	9,42	75,92	2,18

As células à direita da diagonal principal mostram o percentual de empresas que pioraram suas classificações de risco. Por exemplo, 8,54% das empresas classificadas com *rating* I na data inicial migraram para o *rating* II na data final, enquanto 16,25% das empresas com *rating* II na data inicial migraram para *rating* III na data final.

De forma similar, as células à esquerda da diagonal principal mostram o percentual de empresas que melhoraram suas classificações de risco. Por exemplo, 32,19% das empresas classificadas com *rating* II na data inicial migraram para o *rating* I na data final, enquanto 23,08% das empresas com *rating* III na data inicial migraram para *rating* II na data final.

A matriz mostra que o percentual de empresas das classes de menor risco (*ratings* I e II) que migraram para as classes de maior risco (*ratings* VI e VII) é bastante reduzido. Da mesma forma, o percentual de empresas das classes de maior risco (*ratings* VI e VII) que migraram para as classes de menor risco (*ratings* I e II) também é reduzido.

A última coluna da matriz (*default*) mostra o percentual de empresas em cada classe de risco que migraram para a situação de *default* no período estudado. Esse percentual corresponde à taxa de mortalidade ou taxa de *default* das companhias abertas que fizeram parte da amostra. A matriz mostra que o percentual de empresas que migraram para

a situação de *default* é crescente da classe de menor risco para a classe de maior risco. As menores taxas de *default* são observadas nos *ratings* I e II, 0,00% e 0,31%, respectivamente. As maiores taxas de *default* são observadas nos *ratings* VI e VII, 1,00% e 2,18%, respectivamente. Essas taxas de *default* crescentes por *rating* é uma situação desejável em um sistema de classificação de risco de crédito e indicam que o sistema desenvolvido é consistente.

A última classificação de risco observada antes de a empresa entrar em *default* releva se o sistema de classificação identifica previamente as empresas de maior risco. A maior parte das empresas que entraram em *default* é classificada pelo sistema nos piores *ratings*. O *rating* que apresentou o maior número de empresas que entraram em *default* no ano subsequente é o *rating* VII (25 companhias), seguido pelo *rating* VI (3 companhias). A Tabela 10 ◉ exibe a quantidade de empresas em cada *rating* antes do *default*.

Para avaliar o poder de predição do sistema de classificação, é construída uma matriz de migração incluindo apenas as empresas que entraram em *default*. A data inicial da matriz é de dois anos antes do evento de *default* e a data final é de um ano antes do evento do *default*. A partir dessa matriz, pode-se examinar se as empresas sofrem migrações para *ratings* piores conforme o ano do evento

**Tabela 10** Empresas em *Default*: Último *Rating*

Rating	Quantidade	%
I	0	0,0%
II	1	3,0%
III	1	3,0%
IV	1	3,0%
V	2	6,1%
VI	3	9,1%
VII	25	75,8%
Total	33	100,0%

de *default* se aproxima. A matriz é exibida na Tabela 11.

A matriz mostra que 20 das 33 empresas já estavam classificadas no pior *rating* (*rating*

VII) dois anos antes do evento de *default*. Dessas 20 empresas, 19 mantiveram-se no *rating* VII e apenas uma migrou para o *rating* IV um ano antes do *default*. Esse é o único caso de empresa que melhorou sua classificação de risco entre dois anos e um ano anteriores ao evento do *default*.

Das 13 empresas classificadas nos *ratings* I a VI, duas mantiveram suas classificações iniciais e 11 migraram para *ratings* piores. Assim, a matriz de migração evidencia que 30 das 33 empresas em *default* (90,9%) mantiveram-se no pior *rating* (VII) ou sofreram migrações para *ratings* piores entre dois anos e um ano anteriores ao *default*, confirmando a consistência do sistema de classificação de risco.

**Tabela 11** Matriz de Migração – Empresas em *Default* (2 anos – 1 ano)

Rating Inicial 2 anos anteriores	Rating Final – 1 ano anterior								Total
	I	II	III	IV	V	VI	VII	Default	
I	0	1	0	0	0	0	1	0	2
II	0	0	0	0	1	1	0	0	2
III	0	0	1	0	0	0	2	0	3
IV	0	0	0	0	1	0	1	0	2
V	0	0	0	0	0	1	0	0	1
VI	0	0	0	0	0	1	2	0	3
VII	0	0	0	1	0	0	19	0	20
Total	0	1	1	1	2	3	25	0	33

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa examina se eventos de *default* de companhias abertas no Brasil podem ser previstos por um sistema de classificação de risco de crédito. O sistema de classificação de risco é desenvolvido a partir de um modelo de risco de crédito que tem como variáveis explicativas apenas índices calculados a partir de demonstrações contábeis. O sistema classifica as empresas em oito níveis de *rating*, dos quais sete são para empresas solventes e um para empresas em *default*.

São atribuídas classificações de risco às companhias abertas listadas na BM&F-BOVESPA no período entre 1992 e 2006. A partir dessas classificações de risco, são geradas 12 matrizes de migração de risco anuais e uma consolidada de todo o período. Adicionalmente, é gerada uma matriz de migração envolvendo apenas as empresas em *default*, nos dois anos anteriores ao evento.

Os resultados obtidos revelam que o sistema de classificação de risco desenvolvido

captura o risco das companhias previamente à ocorrência do *default*, uma vez que a maior parte dessas empresas é classificada nos piores níveis de *rating* ou apresenta migrações de risco para *ratings* inferiores (*downgrades*) nos anos que precederam o *default*.

As matrizes de migração, também, forneceram a taxa de mortalidade das companhias abertas em cada uma das sete classes de risco do sistema desenvolvido, considerando o conceito de *default* adotado. Essa taxa de mortalidade sugere a consistência do sistema desenvolvido, pois ela é crescente do *rating* de menor risco para o *rating* de maior risco.

O estudo ilustra a aplicação de um sistema de classificação de risco de crédito simplifica-

do, desenvolvido apenas com base em índices contábeis. Esse aspecto pode ser visto como uma contribuição às pesquisas sobre risco de crédito, pois esse tema é pouco explorado na literatura no Brasil.

Por fim, registre-se que o sistema de classificação de risco desenvolvido não tem por objetivo atender às exigências normativas dos órgãos reguladores, tratando-se, apenas, de um estudo acadêmico. Uma possível extensão ao presente estudo seria a inclusão de variáveis qualitativas no modelo de risco de crédito, o que possivelmente melhoraria o poder preditivo do modelo e a qualidade do sistema de classificação de risco como um todo.

## Referências

- ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, v. 23, n. 4, p. 589-609, sep. 1968.
- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION - BCBS. *Range of practice in bank's internal ratings systems*. Basle: Bank for International Settlements, jan. 2000.
- \_\_\_\_\_. *International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework*. Basle: Bank for International Settlements, jun. 2004.
- BESSIS, J. *Risk management in banking*. Chichester: John Wiley & Sons, 1998.
- BRASIL. Conselho Monetário Nacional - CMN. 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, 1999.
- BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. *Revista Contabilidade & Finanças*, v. 46, p. 18-29, 2008.
- CROUHY, M.; GALAI, D.; MARK, R. *Gerenciamento de risco: uma abordagem conceitual e prática: uma visão integrada dos riscos de crédito, operacional e de Mercado*. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2004.
- GUPTON, G. M. et al. *CreditMetrics: technical report*. New York: J.P. Morgan & Co. Incorporated, 1997.
- HAIR Jr., J. F. et al. *Análise Multivariada de Dados*. 5. ed. São Paulo: Bookman, 2005.
- HORNIK, K. et al. Validation of credit rating systems using multi-rater information. *Risk Management Abstract Journal*, n. 5, v. 6, 2006.
- HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S. A goodness-of-fit test for the multiple logistic regression model. *Communications in Statistics*, A10, p. 1043-1069, 1980.
- \_\_\_\_\_. *Applied logistic regression*. 2. ed. New York: John Wiley & Sons, 2000.
- SANVICENTE, A. Z.; MINARDI, A. M. A. F. Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas. Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, *Working Paper*, out. 1998.
- \_\_\_\_\_. Migração de risco de crédito de empresas brasileiras: uma aplicação de análise de clusters na área de crédito. Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, *Working Paper*, mar. 1999.
- SCHUERMANN, T.; JAFRY, Y. Measurement and estimation of credit migration matrices, *Center for Financial Institutions Working Papers 03-08*, Wharton School Center for Financial Institutions, University of Pennsylvania, 2003.
- STANDARD & POOR'S. *Corporate ratings criteria*. New York: McGraw-Hill Companies Inc., 2008.