

Estimando o risco país: um modelo de probabilidade de *default* baseado em *ratings*

Henrique Fernandes Macedo
André Luiz de Souza Guimarães
Vicente de Souza Cardoso
Jorge Cláudio Cavalcante de Oliveira Lima*

Resumo

O objetivo deste estudo é analisar os principais determinantes dos *ratings* de crédito soberano fornecidos pelas principais agências de *rating*: Fitch Ratings, Moody's e Standard & Poor's. Foi utilizada a abordagem *shadow rating* a fim de modelar a probabilidade de *default* (PD) dos *ratings* e a econometria de *cross section* e dados em painel para selecionar as variáveis com maior poder explicativo.

*Respectivamente, economista, gerente e economista do BNDES; e economista do BNDES e professor da Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ). Este artigo é de exclusiva responsabilidade dos autores, não refletindo, necessariamente, a opinião do BNDES.

Abstract

The purpose of this study is to examine the main determinants of the sovereign credit ratings provided by the main rating agencies: Fitch Ratings, Moody's and Standard & Poor's. We follow the shadow rating approach in order to model the probability of default (PD) of the ratings, and apply cross section and panel data econometrics to select the most explanatory.

Introdução

Neste artigo, trata-se de alguns aspectos importantes do desenvolvimento da abordagem chamada de *shadow rating*, geralmente empregada quando os dados de *default* são raros e avaliações externas de agências internacionais de *rating*, como Standard & Poor's, Moody's ou Fitch, estão disponíveis para uma parte significativa e representativa da população. O objetivo da abordagem *shadow rating* é escolher o peso dos fatores de risco, de forma a replicar os *ratings* externos, tanto quanto possível, quando não há dados suficientes para construir um modelo de previsão de *default* explícito.

De posse dessa metodologia, compreender os determinantes do *rating* de crédito soberano é importante para lançar luz sobre o que as agências de *rating* monitoram quando elaboram uma classificação. Além disso, uma vez que nem todos os países têm um *rating* soberano de crédito, um modelo que pode ser usado para avaliar a capacidade de crédito desses países se faz necessário. Este artigo apresenta um modelo econométrico que utiliza dados prontamente disponíveis, a fim de avaliar o risco de crédito soberano de forma que se permitam comparações com escalas internacionais bem conhecidas.

Uma série de estudos empíricos tem examinado o impacto de fatores econômicos sobre o risco soberano – por exemplo, Alfonso (2003), Cantor e Packer (1996), Feder e Uy (1985), Larrain, Helmut e Maltzan (1997), Mellios e Paget-Blanc (2006) e Mulder e Perrelli (2001).

O artigo segue um padrão semelhante, porém a amostra utilizada é maior e mais recente do que a de estudos anteriores. Isso é importante, pois permite maior precisão e relevância, especialmente em um ambiente tão dinâmico como o de finanças internacionais.

Metodologia e resultados

A abordagem *shadow rating* é normalmente usada quando os dados de *default* são escassos e os *ratings* externos emitidos pelas agências internacionais de *rating*, como Standard & Poor's, Moody's e Fitch Ratings, constituem uma amostra que representa a população de clientes de crédito. A abordagem *shadow rating* segue Erlenmaier (2006). A diferença notável é a utilização do logito da PD como variável dependente, em oposição à utilização da PD diretamente. A modelagem econométrica de dados em *cross section* e painel segue Frees (2004), Singer e Willett (2003) e Wooldridge (2001).

O objetivo comum a todas as metodologias quantitativas para a classificação de risco é identificar fatores de risco que forneçam indicações confiáveis sobre a probabilidade de *default* [Moody's Investor Service (2010)]. A abordagem *shadow rating* faz isso indiretamente, uma vez que não há dados suficientes para desenvolver um modelo explícito para prever a probabilidade de inadimplência, identificando os principais fatores e estimando os pesos de cada fator, a fim de replicar os *ratings* externos. Além disso, deve-se calibrar o modelo a uma probabilidade de *default* [Erlenmaier (2006)], a fim de tornar o modelo estimado útil para a gestão de risco de crédito e em conformidade com as exigências regulatórias.

O desenvolvimento do modelo estatístico pode ser dividido em etapas:

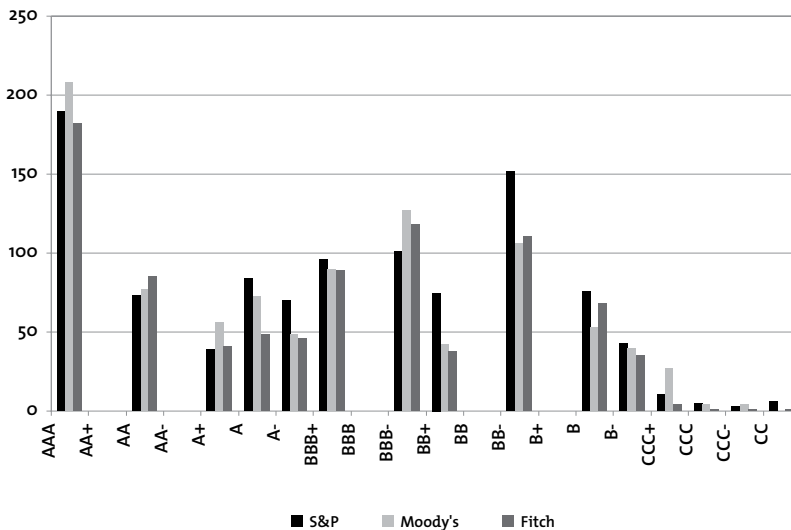
1. coleta de dados;
2. mapeamento dos *ratings* externos para a PD;
3. análise dos fatores de risco e seleção de variáveis;
4. estimativa do modelo;
5. validação do modelo; e
6. ajuste do modelo.

Coleta de dados

A amostra de *ratings* soberanos utilizada para mapear a variável dependente foi obtida por meio da Bloomberg, tendo o histórico de *ratings* atribuídos pela Standard & Poor's, Moody's e Fitch Ratings. Dados de 123 países foram coletados com classificação de pelo menos um ano. Quando havia mais de um *rating* emitido pela mesma agência de um determinado país e ano, somente a última classificação do ano foi utilizada. Ressalta-se que o número de *ratings* soberanos é menor que o de *ratings* corporativos, em virtude de uma limitação natural do número de países. Assim, foram utilizados dados de 2000 a 2009 (Gráfico 1), para que a amostra fosse grande o suficiente para permitir a estimativa de parâmetros robustos.

Gráfico 1

Ratings soberanos das agências, 2000-2009



Fonte: Bloomberg.

Também foram coletados, para o mesmo período, indicadores econômicos, políticos e sociais¹ (Tabela 1), no banco de dados do World Economic Outlook (WEO), publicado pelo Fundo Monetário Internacional, e nos bancos de dados do World Development Indicators (WDI) e do World Governance Indicators (WGI), publicados pelo Banco Mundial.

Tabela 1

Variáveis testadas

Variável	Fonte
Current Account Balance (% GDP)	WDI, WEO
Net Foreign Direct Investment (% GDP)	WDI
Total Reserves (% External Debt)	WDI
Total Reserves excluding Gold (US\$)	WDI
External Debt (% Exports)	WDI
External Debt (% GDP)	WDI
GDP Growth (% Annual)	WDI, WGI
Gross Domestic Savings (% GDP)	WDI
Gross Fixed Capital Formation (% GDP)	WDI
International Trade (% GDP)	WDI
Gross Domestic Product (US\$)	WDI
GDP per Capita (PPP)	WDI
Domestic Credit to Private Sector (% GDP)	WDI
Stocks Traded, Total Value (% GDP)	WDI
Real Exchange Rate (REER 2005)	WDI
Real Interest Rate (%)	WDI
Inflation (Consumer Price Index, %)	WDI
Government Cash Surplus or Deficit (% GDP)	WEO
Central Government Debt (% GDP)	WEO
Gross Public Debt (% GDP)	WEO
Public Sector Primary Surplus (% GDP)	WEO
Research & Development Expenses (% GDP)	WDI
Unemployment (% of total labor force)	WDI
Long-term Unemployment (% total unemployment)	WDI
Gini Index	WDI
Voice and Accountability	WGI
Political Stability, No Violence	WGI

(*Continua*)

¹ Os nomes dos indicadores são os originais da época em que foram coletados, 2010, e estão sujeitos a alteração pelas instituições responsáveis.

(Continuação)

Variável	Fonte
Government Effectiveness	WGI
Regulatory Quality	WGI
Rule of Law	WGI
Control of Corruption	WGI

Fonte: BNDES.

Nenhum indicador utilizado foi estimado. As observações com dados faltantes foram retiradas da estimativa. Quando existiu indicador semelhante de mais de uma fonte, a seleção levou em consideração a melhor abrangência e a periodicidade da série. Depois da coleta de dados, procedeu-se ao mapeamento da variável dependente.

Mapeamento das avaliações externas a PD

Um passo importante na construção de um modelo *shadow rating* é mapear os *ratings* emitidos pelas agências de risco para associá-los a uma PD. Nesse procedimento, foram utilizados os *ratings* do emissor em moeda estrangeira de longo prazo porque indicam o risco de crédito, sem mitigadores, e são consistentes com Basileia II [BCBS (2006)]. Além disso, os *ratings* de longo prazo em moeda estrangeira são mais estáveis que os de curto prazo [Moody's Investor Service (2010)].

No processo de mapeamento, foi utilizada a PD média de cinco anos, como mostrado na Tabela 2. O uso da PD média de cinco anos é importante porque, em horizontes de tempo mais curtos, eventos de crédito, especialmente para a dívida soberana, são muito raros. Além disso, as PD de cinco anos apresentam menor volatilidade [Moody's Investor Service (2010)].

Como se observa, a PD média não faz distinção entre subníveis e atribui uma PD zero para classificações entre AAA e A-. A fim de distinguir a PD no modelo nessa região, uma interpolação cúbica foi utilizada, seguindo Izvorski (1998), como indicado na última coluna da Tabela 2.

Tabela 2

Ratings soberanos e PD (%) de cinco anos, 1983-2009

<i>Rating</i> Moody's	<i>Rating</i> Standard & Poor's	Moody's – PD (%)	Equiv. Standard & Poor's	PD (%) do modelo
Aaa	AAA	0,000	AAA	0,002
Aa1	AA+	0,000	AA+	0,306
Aa2	AA	0,000	AA	0,610
Aa3	AA-	0,000	AA-	0,915
A1	A+	0,000	A+	1,219
A2	A	0,000	A	1,524
A3	A-	0,000	A-	1,828
Baa1	BBB+	2,437	BBB+	2,133
Baa2	BBB	2,437	BBB	2,437
Baa3	BBB-	2,437	BBB-	3,848
Ba1	BB+	8,079	BB+	5,258
Ba2	BB	8,079	BB	6,669
Ba3	BB-	8,079	BB-	8,079
B1	B+	10,572	B+	10,572
B2	B	10,572	B	16,044
B3	B-	10,572	B-	21,515
Caa – C	CCC+ - C	32,458	CCC+	26,987
Caa – C	CCC+ - C	32,458	CCC	32,458
Caa – C	CCC+ - C	32,458	CCC-	49,344
Caa – C	CCC+ - C	32,458	CC	66,229
Caa – C	CCC+ - C	32,458	C	83,115

Fonte: Moody's Investor Service (2010).

Depois de mapear os *ratings* para as PD, identificaram-se as possíveis variáveis a serem utilizadas no desenvolvimento do modelo.

Análise dos fatores de risco e seleção de variáveis

A seleção de variáveis foi realizada por meio da análise de vários fatores de risco, com base em dados coletados, conforme descrito em “Coleta de dados”. De acordo com Standard & Poor's (2011), os fatores de risco relacionados à PD de um país são divididos em cinco categorias principais:

1. econômico;
2. político;

3. fiscal;
4. externo; e
5. monetário.

Cada variável explicativa pode estar relacionada a mais de um fator de risco (por exemplo, relacionada simultaneamente ao fator econômico e ao fiscal). Assim, com o intuito de facilitar a interpretação do modelo, buscou-se associar cada variável selecionada ao escorço predominante.

Na maioria dos casos, as variáveis explicativas foram proporções do Produto Interno Bruto (PIB) ou do PIB *per capita*. Isso garante que o tamanho do país não influencie o risco de crédito. Além disso, por meio de razões, evita-se a necessidade de tratar as diferenças cambiais. A única variável que não se encaixa nas características descritas anteriormente é o logaritmo de base dez de reservas internacionais (em USD).

Dado o grande número de variáveis, houve inúmeras combinações possíveis para explicar a PD. Por isso, apenas as variáveis mais correlacionadas com a PD foram consideradas. Além disso, diversos indicadores apresentaram alta correlação entre si, sugerindo uma relação com o mesmo fator de risco subjacente. Nesse caso, quando duas variáveis mostraram uma correlação maior do que 80%, a variável com a maior correlação com as restantes foi excluída da análise, a fim de reduzir a multicolinearidade.

Depois do tratamento dos dados e da seleção de variáveis, foi estimado um modelo com sete variáveis explicativas, seis das quais são variáveis contínuas e uma *dummy*. A Tabela 3 lista as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no modelo.

Essas variáveis abrangem (como *proxies*) as categorias de fatores de risco citados anteriormente. O saldo em conta corrente (*current account balance*) e reservas em moeda estrangeira (\log_{10} *international*

reserves) estão relacionados ao risco externo (fluxo e estoque, respectivamente); a renda *per capita* (\log_{10} *GDP per capita PPP*) está relacionada ao risco econômico; e a inflação (*inflation*), ao risco monetário.

Tabela 3

Estadística descritiva

Variável	Mínimo	Máximo	Média	Desvio-padrão
Saldo em conta corrente (<i>current account balance</i>) (%)	(30,26)	44,62	(1,17)	9,56
\log_{10} <i>GDP per capita</i>	2,65	4,96	3,95	0,48
Superávit ou déficit nominal do setor público (<i>government cash surplus or deficit</i>) (%)	(25,63)	39,53	(0,84)	5,62
WGI <i>index</i> (%)	17,33	90,37	56,23	17,81
Inflação (<i>inflation</i>) (%)	(2,00)	30,00	5,80	6,11
Reservas em moeda estrangeira (\log_{10} <i>international reserves</i>)	6,99	12,38	9,76	0,84

Fonte: BNDES.

Nota: Foram mantidos os nomes das variáveis em inglês, respeitando-se a nomenclatura utilizada nas fontes originais, para evitar ambiguidade, e facilitar eventuais trabalhos de replicação.

A inflação foi limitada entre (2%) e 30%, a fim de corrigir um problema de distribuição e também por se acreditar que a inflação superior a 30% já representa uma política monetária mal executada. Isso ajuda a evitar distorções em países com inflação muito alta. Na mesma linha, esse tratamento evita excessivamente recompensar uma grande deflação que não representa uma boa política monetária.

O índice WGI é formado pela média aritmética simples de três indicadores: eficácia do governo (*government effectiveness*), qualidade regulatória (*regulatory quality*) e estado de direito (*rule of law*). A média foi mais estatisticamente explicativa do que cada indicador individualmente e evitou a forte correlação entre as três pontuações. O índice WGI no modelo representa risco político. É relevante destacar que o índice WGI é a variável

de maior peso na explicação do modelo, revelando que a reputação institucional, constituída pelo *modus operandi* do país, é o parâmetro mais importante para credibilidade na capacidade de pagamento do governo.

O superávit ou déficit nominal do setor público (*government cash surplus or deficit*), que representa o risco fiscal, foi obtido por meio do WEO e é formado pela média aritmética simples do resultado no ano de referência, no ano anterior e na estimativa para o ano seguinte. A utilização da média de três anos é importante para reduzir a volatilidade do indicador e para lidar com grandes disparidades, tais como as que ocorrem em anos de eleição.

Finalmente, uma variável *dummy* foi utilizada, a fim de corrigir a distribuição do índice WGI que violaria a premissa de linearidade do modelo, com valor um, para os países com índice WGI superior a 75% (*dwgi_m75*), e zero, caso contrário.

Estimativa do modelo

Em virtude da estrutura dos dados com observações de um mesmo país em vários anos, a amostra violaria a premissa de independência das observações caso fosse utilizado o método de mínimos quadrados ordinários simplesmente, pois a classificação de um país em um ano tem alta correlação com sua classificação no ano anterior. Em tal cenário, deve-se utilizar o método de dados em painel [Frees (2004); Singer e Willett (2003); Wooldridge (2001)].

A estimação de modelos com variáveis explicativas endógenas, que costuma ocorrer em dados em painel, pelo método dos mínimos quadrados, produz estimadores viesados e não convergentes assintoticamente (inconsistentes). Por outro lado, a estimação de modelos pelo método das variáveis instrumentais (ou mínimos quadrados em dois estágios) quando de fato não existem variáveis expli-

cativas endógenas (ou no caso de os instrumentos serem fracos) produz estimadores ineficientes (estimadores que não têm a variância mínima) [Wooldridge (2001)]. Por isso, seria necessário, antes de estimar modelos, testar a hipótese da exogeneidade dos regressores, que consiste em analisar a hipótese de correlação entre uma ou mais variáveis explicativas (endógenas) e o termo de erro.

No caso de dados em painel podem existir dois tipos de viés de omissão na estimação: os efeitos fixos entre os indivíduos (ou grupos) de um mesmo período e entre os períodos. O primeiro faz referência a características que não se alteram com tempo, por exemplo, região geográfica ou clima. Por conseguinte, o segundo refere-se a características específicas de um indivíduo que podem se modificar com o tempo, por exemplo, a taxa de poupança de um país.

O teste de Hausman [Hausman (1978)] tem como objetivo identificar a existência de efeitos aleatórios nos termos específicos de cada indivíduo. Com base na Tabela 4, a hipótese nula foi rejeitada para os cortes individuais e não rejeitada para o período. A rejeição para o corte individual implica que há características individuais não observadas que são estáveis ao longo do tempo.

Tabela 4

Teste Hausman – efeitos aleatórios correlacionados

Teste de efeitos aleatórios	Estatística Chi ²	Chi ² g.l	Prob.
Entre indivíduos	68,1891	6	0,0000
Período	2,9935	6	0,8097

Fonte: BNDES.

Uma vez identificada a existência de efeitos fixos, faz-se necessário verificar se, ao introduzi-los na estimação, essas variáveis são significativas. Caso isso não aconteça, algum vetor de efeitos fixos pode ser redundante (não significante). A hipótese nula foi rejeitada para ambos, indicando que não existe redundância (Tabela 5).

Tabela 5
Teste redundância em efeitos fixos

Teste de efeitos		Estatística	g.l	Prob.
Entre indivíduos	F =	45,5279	(93,560)	0,0000
	Chi² =	1.436,4793	93	0,0000
Períodos	F =	4,6056	(9,560)	0,0000
	Chi² =	47,7717	9	0,0000
Indivíduos/períodos	F =	41,7535	(102,560)	0,0000
	Chi² =	1.439,9262	102	0,0000

Fonte: BNDES.

A variável dependente foi definida como o logito da probabilidade de inadimplência associada com classificações. O logito é definido como o logaritmo natural da razão de chance: $\text{Ln} [\text{PD} / (1-\text{PD})]$, em que PD é uma probabilidade de *default* associada a uma classificação, conforme Tabela 1. Além disso, uma *dummy* foi incluída, a qual se destina a ajustar a distribuição do índice WGI, que é bimodal (ou não linear em relação ao logito).

O modelo final é dado por:

Fórmula 1

Modelo estimado

$$\text{logito} = \alpha + \beta_1 \cdot \text{cab} + \beta_2 \cdot \text{gdppc} + \beta_3 \cdot \text{gsd} + \beta_4 \cdot \text{wgi} + \beta_5 \cdot \text{inflation} + \beta_6 \cdot \text{trc} + \beta_7 \cdot \text{dwgi_m75} + \varepsilon$$

$$\text{e PD} = \frac{1}{1 + e^{-\text{logito}}}$$

A Tabela 6 exibe as variáveis selecionadas. Todas as variáveis são estatisticamente significativas e apresentam os sinais esperados. Os erros-padrão calculados para inferência estatística são robustos para heterocedasticidade, seguindo White (1980).

Tabela 6

Coefficientes do modelo (n = 886, R² ajustado = 0,892)

Variável	Coefficiente	p-valor
Constante	$\alpha = 5,75$	< 0,00001
<i>Current account balance</i> (% GDP)	$\beta_1 = (1,6467)$	< 0,00001
<i>Log₁₀ GDP per capita</i> (PPP)	$\beta_2 = (0,6478)$	< 0,00001
<i>Cash surplus or deficit</i> (% GDP)	$\beta_3 = (3,3652)$	< 0,00001
WGI index (%)	$\beta_4 = (6,4180)$	< 0,00001
Inflação (<i>inflation</i>) (%)	$\beta_5 = 2,4554$	< 0,00001
<i>Log₁₀ international reserves</i> (trc)	$\beta_6 = (0,3434)$	< 0,00001
WGI <i>dummy</i> : WGI > 75 (dwgi_m75)	$\beta_7 = (2,0206)$	< 0,00001
Número	-	R² ajustado
886	-	0,892

Fonte: BNDES.

Como os escores obtidos por meio do modelo foram de acordo com as PDs esperadas, não foi necessário calibrar as estimativas de PD e procedeu-se à validação do modelo.

Validação do modelo

O modelo selecionado foi submetido a vários testes para avaliar sua capacidade de estimar com precisão os *ratings* emitidos pelas principais agências de risco internacionais.

Não há *ratings* soberanos suficientes para testar o modelo fora da amostra, uma vez que todos os dados disponíveis foram utilizados para estimar o modelo. Em vez disso, foi utilizada uma matriz de incompatibilidade, seguindo Grün *et al.* (2010) e verificou-se a capacidade do modelo estimado antes de ajustes, para comparar com os *ratings* emitidos pelas agências de risco, como na Tabela 7. A diagonal mostra as frequências de classificações estimadas pelo modelo que são iguais aos *ratings* observados para mesmo ano e país. Acima da diagonal, a classificação de risco estimada é melhor que a observada. O contrário se observa abaixo da diagonal.

Com base nesse método, o modelo estimado revela uma taxa de acerto de 93%, em três graus da classificação observado, que foi considerada satisfatória.

Tabela 7

Comparação das classificações de risco do modelo com o *rating* das agências

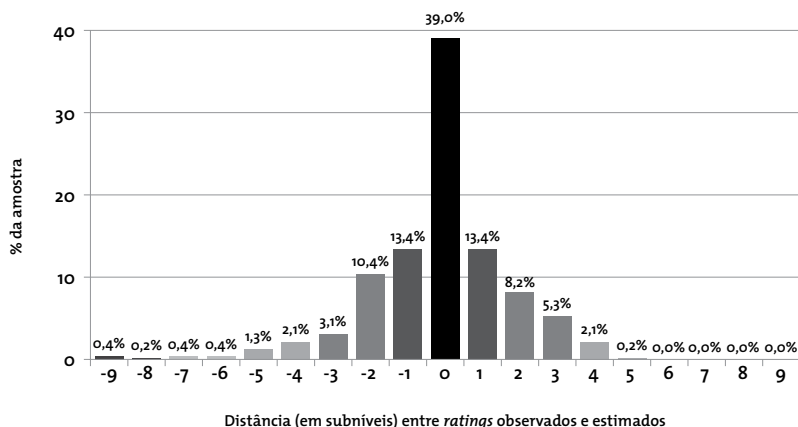
Estimado	Observado (agências)						
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	<=CCC
AAA	542	44	17	8	0	0	0
AA	4	36	34	4	0	0	0
A	11	80	313	89	1	0	0
BBB	0	0	60	309	89	14	0
BB	0	0	2	119	230	74	7
B	0	0	0	11	148	164	51
<=CCC	0	0	0	0	9	18	9

Fonte: BNDES.

Outra forma semelhante para testar o modelo é avaliar a distribuição das diferenças entre o previsto (modelo) e observado (agência) nas classificações. Nessa análise, uma diferença de zero implica uma correspondência exata, e cada inteiro representa uma distância de um ponto entre estimados e observados nas classificações.

Gráfico 2

Distribuição entre *ratings* observados e estimados



Fonte: BNDES.

Por fim, foi avaliada a precisão do modelo. Nessa avaliação, foi utilizada uma ferramenta conhecida como curva de característica de operação do receptor (Receiver Operating Characteristic, ou ROC). Esse teste de diagnóstico [Nguyen (2007)] permite comparar a acurácia de uma medida contra um *benchmark*, mesmo que este seja contínuo. Maiores valores da área sob a curva ROC indicam uma precisão melhor. O modelo estimado exibiu uma área sob a curva ROC de 88,28 %, o que representa um alto nível de precisão.

De acordo com os resultados expostos, o modelo apresenta um alto desempenho e rende estimações próximas aos *ratings* divulgados pelas agências de risco internacionais.

Deve-se notar que, tal como os testes foram realizados na amostra, espera-se que a precisão fora da amostra seja menor. Essa redução deve ser minimizada pelo ajuste do modelo apresentado no passo seguinte.

Ajuste do modelo

Como mencionado na subseção anterior (“Validação do modelo”), o modelo quantitativo não captura algumas características intrínsecas de determinados países apenas com as variáveis políticas, econômicas e sociais. Essas características não observadas, na maioria das vezes, são responsáveis pela distância entre os *ratings* previstos e observados. Isso ocorre porque esses fatores afetam poucos países, não sendo possível incluí-los no modelo quantitativo (ou seja, não estatisticamente significativo).

A principal característica qualitativa que tem efeito sobre as classificações é a existência de histórico de inadimplência recente, apesar de sua baixa frequência.² O *default* de um país acaba por influen-

² Países que deram *default* ou reestruturaram sua dívida de 2000 a 2009 [Moody’s Investor Service (2010)]: Ucrânia 2000, Argentina 2001, Moldova 2002, Uruguai 2003, Nicarágua 2003, República Dominicana 2005, Belize 2006, Nicarágua 2008, Equador 2008.

ciar o *rating* soberano até dez anos depois. Por exemplo, o *rating* estimado do Uruguai em 2004 era nove subníveis mais alto que o *rating* observado ao não incorporar o *default* desse país em 2003. A segunda influência importante é o uso de moeda forte; especialmente quando um país pertence a um acordo multilateral, como a União Europeia, a inflação tende a permanecer controlada e o país conta com maior proteção a grandes desvalorizações cambiais. Assim, a fim de completar o modelo quantitativo, foram propostos os ajustes listados na Tabela 8.

Tabela 8

Ajustes depois do modelo quantitativo

Critério	Ajuste ao <i>rating</i> estimado
<i>Default</i> nos últimos dois anos?	Se sim, rebaixar seis subníveis
<i>Default</i> nos últimos cinco anos?	Se sim, rebaixar quatro subníveis
<i>Default</i> nos últimos dez anos?	Se sim, rebaixar dois subníveis
Tem moeda forte (i.e., euro, dólar)	Se sim, elevar um subnível

Fonte: BNDES.

Esses ajustes melhoraram significativamente os índices estimados com base em países com algumas das características mencionadas, que – em particular – são aqueles que estão fora da faixa de (3) a 3 subníveis de diferença no Gráfico 2.

Conclusão

O modelo apresentado tem como objetivo produzir *ratings* e PDs na falta de um banco de dados com um número suficiente de *defaults*.

O modelo contém seis fatores e uma variável *dummy*. Para 93% da amostra combinada (agrupamento das três agências), a classificação de risco prevista encontra-se até três subníveis de distância da

classificação observada. *Defaults* recentes de países são a principal característica que explica a diferença entre *rating* soberano estimado e observado, embora não sejam estatisticamente significativos, em virtude da baixa frequência. No entanto, esse evento explica a quase totalidade dos erros maiores que três subníveis. A precisão obtida pelo modelo é alta, especialmente quando se considera que as agências de crédito utilizam julgamentos qualitativos que estão além do escopo deste artigo.

Apesar das limitações, o modelo aqui apresentado, com base na abordagem *shadow rating*, é fácil de entender e aplicar, utiliza informações disponíveis e, de forma satisfatória, prevê o *rating* de países como os emitidos por agências internacionais de *rating*, podendo ser uma ferramenta útil para a avaliação de risco de crédito soberano.

Referências

- ALFONSO, A. Understanding the determinants of sovereign debt ratings: evidence of the two leading agencies. *Journal of Economics and Finance*, 27, p. 56-74, 2003.
- BCBS – BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. *Basel II: International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework, comprehensive version*. June 2006 Revision.
- CANTOR, R.; PACKER, F. Determinants and Impact of Sovereign Credit Ratings. *Economic Policy Review*, Reserve Bank of New York, 2, p. 37-53, 1996.
- ERLENMAIER, U. The shadow rating approach – experience from banking practice. In: ENGELMANN, B.; RAUHMEIER, R. (ed.). *The Basel II Risk Parameters*. Springer, 2006, cap. IV, p. 39-77.
- FEDER, G.; UY, L. The determinants of international creditworthiness and their policy implications. *Journal of Policy Modelling*, v. 7, issue 1, p. 133-156, 1985.

- FREES, E. *Longitudinal and panel data: analysis and applications in the social sciences*. Cambridge University Press, 2004.
- GRÜN, B. *et al. Deriving consensus ratings of the big three rating agencies*. Research Report Series Institute for Statistics and Mathematics, WU Vienna University of Economics and Business, Vienna, 2010.
- HAUSMAN, J. A. Specification tests in econometrics. *Econometrica*, 46 (6), p. 1251-1271, 1978.
- IZVORSKI, I. *Brady bonds and default probabilities*. International Monetary Fund, 1998.
- LARRAIN, G.; HELMUT, R.; MALTZAN, J. *Emerging market risk and sovereign credit ratings*. OECD Development Center, 1997. (Technical Paper, 124).
- MELLIOS, C.; PAGET-BLANC, E. Which factors determine sovereign credit ratings? *The European Journal of Finance*, v. 12, p. 361-377, 2006.
- MOODY'S INVESTOR SERVICE. *Sovereign Default and Recovery Rates 1893-2009*. Report Number: 124389. New York, 2010.
- MULDER, C.; PERRELLI, R. Foreign currency credit ratings for emerging market economies. *IMF Working Paper*, 01/191, 2001.
- NGUYEN, P. NonbinROC: software for evaluating diagnostic accuracies with non-binary gold standards. *Journal of Statistical Software*, 21, 2007.
- SINGER, J.; WILLETT, J. *Applied longitudinal data analysis: modeling change and event occurrence*. Oxford University Press, 2003.
- STANDARD & POOR'S. *Sovereign government rating methodology and assumptions*. New York, 2011.
- WHITE, H. A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica*, v. 48, n. 4, p. 817-838, 1980.
- WOOLDRIDGE, J. *Econometric analysis of cross section and panel data*. The MIT press, 2001.

