

MATRIZES DE TRANSIÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO

Patrick Alves¹

João Alberto De Negri²

SINOPSE

O monitoramento da evolução do risco de crédito e da qualidade dos credores pode ser determinante na redução dos *spreads* bancários e na melhoria do acesso a crédito no Brasil. As matrizes de transição de risco de crédito possuem este propósito, pois fornecem projeções de probabilidades de mudanças de *status* de *rating* de crédito para contratos em andamento. Este trabalho apresenta as matrizes de transições de risco de crédito para firmas brasileiras, comparando as linhas de créditos operados com recursos livres e direcionados.

Palavras-chave: risco de crédito; crédito livre; crédito direcionado; *rating* de crédito.

DOI: <http://dx.doi.org/10.38116/radar63art4>.

1 INTRODUÇÃO

O monitoramento da evolução do risco de crédito e da qualidade dos credores pode ser determinante na redução dos *spreads* bancários e na melhoria do acesso a crédito no Brasil. As matrizes de transição de risco de crédito possuem este propósito, pois fornecem projeções de probabilidades de mudanças de *status* de *rating* de crédito para contratos em andamento (Koopman, Lucas e Monteiro, 2008). Estas matrizes também servem para avaliar os ajustes necessários na perda esperada das instituições financeiras, um dos requisitos do Acordo de Basileia, e permitem projetar a composição dos níveis de risco de crédito em diferentes horizontes de tempo.

2 DEBATE/DISCUSSÃO

Apresentamos as matrizes de transições de risco de crédito para firmas brasileiras, comparando as linhas de créditos operados com recursos livres e direcionados. As operações de crédito direcionado são realizadas principalmente por instituições como Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), Caixa Econômica Federal, Banco do Brasil e bancos de desenvolvimento (BDs). Já as linhas de crédito com recursos livres são operadas em grande parte por instituições financeiras privadas. Os resultados mostram que nas primeiras há maior probabilidade de transições em relação às classificações originais, ocorrendo melhoras de *ratings* comparativamente aos recursos livres. Por sua vez, as últimas são alocadas para operações com melhores classificações iniciais em comparação aos recursos direcionados, sofrendo menos transições em relação à atribuição de *rating* inicial no decorrer do seu ciclo de vida. Os resultados indicam ainda que os modelos de atribuição de risco utilizados

1. Pesquisador do Programa de Pesquisa para o Desenvolvimento Nacional (PNPD) na Diretoria de Estudos e Políticas Setoriais de Inovação e Infraestrutura (Diset) do Ipea.

2. Técnico de planejamento e pesquisa e coordenador de estudos em financiamento e investimento na Diset/Ipea.

em linhas de crédito direcionado parecem ser mais frágeis que aqueles utilizados pelas instituições privadas. Em contrapartida, as transições em direção à melhoria de *rating* podem indicar que, de alguma forma, o acesso ao crédito contribuiu para a recuperação financeira das empresas.

A deterioração da qualidade dos credores, associada à ausência ou omissão na monitoração da qualidade do crédito, potencializou efeitos indesejados de contágio e depreciação na confiança de investidores e consumidores (Hull, 2009). Esta investigação é motivada também pelas consequências da Resolução nº 2.682/1999 do Banco Central do Brasil (BCB) diante do atual cenário de expansão do crédito. A resolução estabelece os níveis mínimos de provisão requeridos pelas instituições financeiras (tabela 1). Alterações do nível de risco devido aos atrasos recorrentes no pagamento das parcelas implicam o aumento dos custos de provisão, impactando a oferta geral de crédito das instituições, uma vez que os recursos adicionais provisionados não podem ser utilizados em novas operações.

TABELA 1

Provisões de crédito conforme os níveis de risco

Ratings	AA	A	B	C	D	E	F	G	H
Provisão (%)	0,0	0,5	1,0	3,0	10,0	30,0	50,0	70,0	100,0
Dias de atraso	-	-	15 a 30	31 a 60	61 a 90	91 a 120	121 a 150	151 a 180	> 180
Distribuição inicial dos <i>ratings</i> de crédito (%)									
Livre	19,6	48,9	16,7	11,1	2,6	0,5	0,2	0,1	0,4
Direcionado	17,9	37,7	17,3	20,0	4,0	1,0	0,5	0,2	1,3

Fonte: Yanaka e Holland (2010) e Sistema de Informações de Crédito do Banco Central do Brasil (SCR).
Elaboração dos autores.

3 METODOLOGIA E RESULTADOS

As matrizes de transição de risco de crédito foram construídas por meio de frequências históricas a partir dos dados do SCR, comparando-se o *rating* de crédito inicial e final. Seguimos a orientação de Jones (2005), que aconselha a construção de matrizes de transição para longos períodos de tempo, de forma a evitar a contaminação por efeitos de ciclos econômicos. As matrizes apresentadas foram construídas para o período de 2004 a 2017, para 378.651 empresas distintas, dos setores de indústria, comércio, serviços e construção civil. Juntas essas empresas possuíam 910 milhões de operações de crédito ativas mensalmente no período.

De acordo com o BCB, metade do crédito no país é crédito direcionado³ (R\$ 1,54 trilhão em 2016). A tabela 1 mostra que 55,6% dos recursos direcionados são alocados para operações com *ratings* A e AA, enquanto 7% são alocados para operações com *ratings* abaixo de D. Nos recursos livres, 68,5% são alocados para operações com classificações A e AA, enquanto 3,8% são alocados para *ratings* abaixo de D. Devido à melhor alocação inicial, as operações de crédito livre sofrem menos transições na direção de melhoria de *ratings* (*upgrade*). Entretanto, essas operações também sofrem menos transições de piora de *ratings* (*downgrade*).

A matriz de transição para crédito livre mostra que 80,9% das operações AA e 79,9% das operações A mantêm a sua classificação original de crédito. As maiores probabilidades de piora de classificação ocorrem nas classificações menores ou iguais à D. Estas são consideradas operações especulativas (Wang *et al.*, 2017), ou seja, nas operações de crédito livre, as piores ocorrem naquelas já degeneradas. Para as operações classificadas com *rating* G, somente 15,3% apresentaram recuperação de *rating*, 35,5% mantiveram sua classificação original e 49,3% pioraram de classificação de *rating* (tabela 2). Os resultados mostram maior conservadorismo das operações com recursos

3. Ver definição de crédito livre e direcionado em: <https://www.bcb.gov.br/content/estatisticas/docs_estatisticasmonetariascredito/glossariocredito.pdf>.

de crédito livre. As operações especulativas, quando ocorrem, possuem alta probabilidade de permanência em um quadro de inadimplência, com degeneração da classificação de *rating*.

TABELA 2

Matriz de transição de risco de crédito livre
(Em %)

Rating inicial	Rating de crédito final								
	AA	A	B	C	D	E	F	G	H
AA	80,9	8,1	5,1	3,2	0,8	0,4	0,2	0,2	1,2
A	5,1	79,9	6,5	4,3	1,5	0,5	0,3	0,3	1,6
B	5,9	13,2	60,1	11,9	3,8	1,1	0,5	0,6	3,0
C	1,2	6,3	8,5	67,9	6,8	2,0	1,1	1,0	5,2
D	0,8	7,4	4,9	13,3	48,7	5,9	2,9	2,6	13,5
E	0,5	5,1	2,5	5,6	8,6	43,3	6,9	4,1	23,3
F	1,5	4,7	2,9	4,3	5,6	4,4	43,7	5,8	27,3
G	0,4	2,6	1,2	2,5	3,8	2,2	2,6	35,5	49,3
H	0,3	2,8	1,2	1,8	1,9	0,9	2,8	0,7	87,6

Fonte: SCR.

Elaboração dos autores.

Obs.: As linhas somam 100%, e as probabilidades de piora nos *ratings* são obtidas pela diferença entre a diagonal e as linhas da matriz triangular superior.

A matriz de probabilidades de transição para linhas de crédito direcionado mostra uma menor concentração na diagonal em relação ao crédito livre (tabela 3). Observamos que 70,1% das operações classificadas como AA e 64,1% das operações A mantiveram sua classificação original. Somente 59,9% das operações iniciadas com B mantiveram seu *rating* original, enquanto 27% (somando 11,2% com 15,8%) apresentaram *upgrade* e aproximadamente 13,1% apresentam *downgrade* na classificação de risco. As probabilidades de transição para as linhas de crédito direcionado confirmam que as instituições operadoras dessas linhas experimentam vários episódios de inadimplência ao longo dos contratos de crédito.

TABELA 3

Matriz de transição de risco de crédito direcionado
(Em %)

Rating inicial	Rating de crédito final								
	AA	A	B	C	D	E	F	G	H
AA	70,1	13,1	8,7	3,1	1,0	0,5	0,3	0,3	2,9
A	11,0	64,1	15,6	4,2	1,8	0,6	0,3	0,2	2,1
B	11,2	15,8	59,9	5,8	2,2	0,8	0,4	0,4	3,5
C	1,6	6,5	13,5	68,1	3,1	1,1	0,7	0,5	5,0
D	3,2	11,6	12,5	15,3	38,3	4,1	1,7	1,6	11,7
E	2,8	12,2	12,7	9,7	8,7	28,5	3,1	3,5	18,9
F	1,8	7,6	8,8	9,8	6,7	4,1	22,1	7,4	31,7
G	1,7	5,9	6,3	5,9	5,0	2,1	2,5	21,0	49,6
H	2,7	21,2	9,5	5,3	3,2	0,5	0,3	0,4	56,8

Fonte: SCR.

Elaboração dos autores.

Obs.: As linhas somam 100%, e as probabilidades de piora nos *ratings* são obtidas pela diferença entre a diagonal e as linhas da matriz triangular superior.

Os eventos de inadimplência ocorrem mesmo quando a instituição financeira é capaz de recuperar todo o valor desembolsado da operação de crédito, seja por meio de renegociação ou cobrança judicial (Nazeran e Dwyer, 2015). Segundo o BCB, basta ocorrerem atrasos superiores a noventa dias para que haja caracterização de inadimplência. Sendo esta reconhecida, a instituição financeira deve efetuar as devidas mudanças nas provisões previstas inicialmente, o que afeta a oferta de crédito destas instituições. Uma vez que um contrato de crédito apresentou piora de *rating*, nem mesmo uma renegociação pode reverter a necessidade adicional de provisão de capital (tabela 1).⁴ Isto porque um contrato de crédito inadimplente, mesmo quando renegociado, carregará consigo a classificação do antigo contrato de crédito. Portanto, o apelo à renegociação não altera os requisitos mínimos de capital das instituições financeiras. Por este motivo, renegociações e inadimplência são tratadas de forma semelhante em modelos de risco de crédito em algumas instituições financeiras (Moraux e Silaghi, 2014). Nesse sentido, são frágeis as argumentações de que as operações de créditos direcionados no mercado brasileiro possuem baixa inadimplência somente porque se lançou mão de mecanismos de renegociação.⁵

Para as linhas de crédito com recursos direcionados, vemos que as operações especulativas, ou seja, abaixo de D, possuem uma concentração de transições para a categoria H. Entre as operações iniciadas com classificação D, 11,7% degradaram para H; no caso das operações iniciadas com classificação E, este valor foi de 18,9%; já no caso das iniciadas com classificação F, foram 31,7% as operações degradadas. Houve alguns casos de melhorias para as categorias A e AA: 14,8% (somando 3,2% com 11,6%) das operações iniciadas com classificação D, 15% (somando 2,8% com 12,2%) das operações E e 9,4% (somando 1,8% com 7,6%) das operações F tiveram *upgrade* para as classificações A e AA.

De forma geral, as probabilidades de transição mostram que as operações de crédito direcionado apresentam mais transições de melhoria (*upgrade*) que as de crédito livre. As probabilidades de pioras de *rating* (*downgrade*), por seu turno, são iguais em ambos os casos. Os resultados podem indicar que, de alguma forma, o acesso ao crédito direcionado pode ter contribuído para a melhoria financeira das empresas, ainda que este não seja o objetivo típico deste tipo de financiamento. Em contrapartida, como as operações de crédito livre são alocadas proporcionalmente para operações com melhores classificações e com baixa probabilidade de transição, sobra menos espaço para *upgrade* nesse tipo de operação.

4 CONCLUSÃO

Apresentamos aqui as matrizes de transições de risco de crédito para firmas brasileiras, comparando as linhas de créditos operados com recursos livres e direcionados. Mostramos que as operações de crédito direcionado possuem maiores probabilidades de transição na direção de melhoras nos *ratings*. Por sua vez, os recursos livres são alocados para operações com melhores classificações iniciais, sendo que no decorrer do ciclo de vida dessas operações ocorrem transições em relação à atribuição de *rating* inicial.

Na atribuição do nível de risco em contratos de crédito, não é desejável atribuir um nível nem superior, nem inferior ao necessário. Uma atribuição de risco desnecessariamente conservadora ocasionará o congelamento de recursos que poderiam ser utilizados em novos contratos, enquanto uma atribuição de nível de risco exageradamente otimista levará a ajustes inesperados ao longo do ciclo de vida do contrato. Considerando que divergências em

4. Ver Resolução nº 4.660/2018 do BCB. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/50595/Res_4660_v1_0.pdf>.

5. Mais informações disponíveis em: <<https://agenciadenoticias.bndes.gov.br/detalhe/fatoboato/Fato-A-taxa-de-inadimplencia-do-BNDES-e-inferior-a-do-Sistema-Financeiro-Nacional/>>.

relação à classificação original são indesejadas, seja na direção de *downgrade* ou de *upgrade*, os resultados encontrados indicam que os modelos de atribuição de risco utilizados em linhas de crédito direcionado podem ser mais frágeis que aqueles utilizados pelas instituições privadas. Em contrapartida, as transições em direção à melhoria de *rating* podem indicar que, de alguma forma, o acesso ao crédito pode ter contribuído para a recuperação financeira das empresas.

REFERÊNCIAS

- HULL, J. C. The credit crunch of 2007: what went wrong? Why? What lessons can be learned? *In*: EVANOFF, D. D.; HARTMANN, P.; KAUFMAN, G. G. **The first credit market turmoil of the 21st century**. [s.l.]: [s.n.], 2009. p. 161-174.
- JONES, M. T. **Estimating Markov transition matrices using proportions data**: an application to credit risk. Washington: IMF, 2005. (Working Paper, n. 05/219).
- KOOPMAN, S. J.; LUCAS, A.; MONTEIRO, A. The multi-state latent factor intensity model for credit rating transitions. **Journal of Econometrics**, v. 142, n. 1, p. 399-424, 2008.
- MORAUX, F.; SILAGHI, F. Inside debt renegotiation: optimal debt reduction, timing, and the number of rounds. **Journal of Corporate Finance**, v. 27, p. 269-295, 2014.
- NAZERAN, P.; DWYER, D. Credit risk modeling of public firms: EDF9. **Moody's Analytics**, 2015.
- WANG, Y. *et al.* Credit transition model 2017 update: methodology and performance review. **Moody's Analytics**, 2017.
- YANAKA, G. M.; HOLLAND, M. Basileia II e exigência de capital para risco de crédito dos bancos no Brasil. **Revista Brasileira de Finanças**, v. 8, n. 2, p. 167-195, 2010.

