

Crédito ao consumidor: uma avaliação dos primeiros anos do Plano Real

Maria Beatriz Zerbini
MFS Investment Management

Fabiana Rocha
Universidade de São Paulo

Palavras-chave

crédito ao consumidor,
modelo de escolha qualitativa,
Plano Real.

Classificação JEL E5, C25.

Key words

*consumer credit, qualitative choice
models, Real Plan.*

JEL Classification E5, C25.

Resumo

O objetivo deste artigo é discutir alguns efeitos do Plano Real sobre o crédito, assim como o perfil do tomador durante esse período. Após a adoção do Plano Real, observou-se aumento no vencimento dos contratos, que passou de, no máximo, 3 meses em janeiro de 1995 para até 36 meses em agosto de 1996. Conclui-se que as características pessoais são menos importantes do que as características do crédito concedido. Assim, o valor e o número das prestações foram os principais determinantes da probabilidade de *default* logo após a adoção do Real.

Abstract

The purpose of this paper is to discuss some effects of Real Plan's on credit as well as the profile of the borrower during this period. After the adoption of the Real Plan it was observed an increase in the duration of the contracts, from 3 months in January 1995 to 36 months in August 1996. The implicit nominal interest rates remained high though. It is still possible to conclude that personal characteristics are less important than characteristics of the credit itself. Therefore, the value and the number of the installments seemed to be the main determinants of the probability of default just after the adoption of the Real.

1_ Introdução

É sabido que a relação crédito/PIB no Brasil é muito pequena quando comparada com a de outras economias, mesmo as emergentes. Além disso, o crédito apresenta tendência de queda desde o início do Plano Real. Existem duas explicações para essa queda.¹ A primeira estabelece que os recursos dos bancos foram realocados principalmente para os títulos públicos federais, dada a combinação de lucratividade alta e baixo risco e a regulação restritiva (Soares, 2001). Assim, contrariando as expectativas, o fim dos ganhos dos bancos com o *floating* não se traduziu em crescimento do crédito. A segunda associa a retração no mercado de crédito ao aumento da inadimplência, especialmente nos primeiros anos do Plano Real, quando a política monetária foi bastante restritiva (Puga, 1999). Na verdade, as duas explicações são complementares. Dada a pouca experiência com concessão de crédito, diante do aumento da inadimplência, os bancos preferiram comprar títulos públicos que apresentavam uma relação risco-retorno mais atraente.

Tem-se, assim, a impressão de que a baixa oferta de crédito pelo sistema bancário brasileiro é resultante não só das incertezas com relação ao futuro da economia, mas também da dificuldade

dos próprios bancos em realizar uma avaliação cuidadosa de crédito.

Os múltiplos aspectos de cada informação e o número de informações a ser consideradas na concessão de crédito ou na avaliação de seu risco exigem que sejam criados mecanismos operacionais e métodos estatísticos, que, de alguma forma, incorporem todos os dados relevantes em um único número. O objetivo não é simplesmente automatizar o processo de concessão e avaliação de crédito, mas sim criar instrumentos para orientá-lo. As técnicas disponíveis são as mais variadas. A análise discriminante (AD) é uma das mais popularmente usadas nessa área. Contudo, suas hipóteses restritivas, como, por exemplo, variáveis independentes normalmente distribuídas, exigiram o uso de modelos mais abrangentes. Os modelos de escolha binária surgiram então como alternativa. Paralelamente ao desenvolvimento de modelos paramétricos estatísticos, ganharam espaço também os modelos de otimização. Modelos de redes neurais, por exemplo, têm sido usados com sucesso em decisões de crédito corporativo e em detecção de fraudes, e começam a ser aplicados ao crédito ao consumidor.

Este artigo tem dois objetivos. O primeiro é avaliar alguns efeitos do Plano Real sobre o crédito, bem como as prin-

.....
¹ Uma alternativa mas que não encontra sustentação nos dados é a de que a queda no crédito seria resultante da existência de substitutos do crédito bancário. De fato, as fontes alternativas de financiamento tanto para empresas quanto pessoas físicas, além de terem importância pequena, não aumentaram recentemente.

cipais características do crédito concedido e do perfil do tomador nesse período, com base numa amostra de 13.432 créditos ao consumidor concedidos entre o mês de janeiro de 1995 e o mês de julho de 1996 por uma empresa varejista de São Paulo. O segundo, estudar o desempenho dos modelos de escolha qualitativa na avaliação da “performance” de pagamento de créditos concedidos. Se de fato esses modelos se mostraram adequados, os bancos teriam à disposição técnicas que os auxiliariam na concessão de crédito e não precisariam ser tão conservadores sempre que se defrontassem com aumento no nível de inadimplência, como parece ter acontecido logo após a implementação do Plano Real.

Concentramo-nos no crédito ao consumidor por ser uma variável de interesse tanto para as autoridades fiscal e monetária quanto para os participantes do mercado financeiro, uma vez que indica mudanças nos ciclos econômicos.

O artigo está estruturado da seguinte maneira: a Seção 2 discute algumas características da amostra utilizada; a Seção 3 esclarece alguns aspectos metodológicos; a Seção 4 avalia os principais resultados obtidos e, finalmente, a Seção 5 resume as conclusões.

.....
2 Com o objetivo de obter um banco de dados com valor do financiamento mais uniforme, tentamos, sem sucesso, retirar os créditos concedidos à compra de automóveis.

2_ Amostra e definição de default

Apesar da importância de discutir qual modelo estatístico usar e de como fazê-lo, o aspecto mais importante para o desenvolvimento de qualquer modelo é a qualidade dos dados que serão utilizados na sua estimação. A obtenção de dados é talvez o maior problema quando se fala em estudo empírico. O acesso às informações é restrito, uma vez que os modelos e os dados relativos ao crédito desenvolvidos pelas instituições financeiras são considerados um ativo privado cujo sigilo deve ser mantido.

O processo de avaliação de crédito começa com o estudo sobre a sua aprovação ou não e posterior análise do desempenho de pagamento, caso o crédito tenha sido concedido. Aqui nos restringimos ao estudo dos créditos já aprovados, dada a falta de informação sobre os créditos negados. Assim, probabilidade se refere à probabilidade condicional como foi descrita por Greene (1992) (ver Apêndice).

Trabalhamos com uma amostra com 13.432 observações de crédito ao consumidor (incluindo crédito para compra de automóveis)² concedidos por uma empresa varejista de São Paulo entre os meses de janeiro de 1995 e julho de 1996.

A amostra inclui dados pessoais do tomador, a sua situação financeira no momento do empréstimo e quantas parcelas foram pagas até o vencimento.

2.1_ Definição de default

Há muitas questões a serem discutidas antes de se definir um não-pagamento como um caso de *default*. A primeira é com relação ao tipo de modelo de escolha discreta a ser utilizado. Poderíamos considerar os financiamentos como “bons” e “ruins”, modelo de escolha binomial, ou de acordo com diferentes graus de deficiência de desempenho determinados pelo número de dias de inadimplência das prestações, modelo multinomial ordenado.³ Optamos por adotar, inicialmente, a primeira abordagem e só depois estimar o multinomial ordenado.

A segunda questão é sobre como o número de empréstimos “ruins” pode afetar os modelos. Uma amostra com 100.000 observações e apenas 500 empréstimos “ruins” será menos eficiente no “treinamento” do que significa crédito ruim. Ironicamente, instituições que detêm amostras com um número considerável de casos de empréstimos “ruins” têm vantagens no desenvolvimento de modelos de avaliação de risco.

Outra questão é sobre a amostra ser ou não viciada à luz da definição de

default escolhida. Como não estão disponíveis as estimativas da taxa de *default* para a população de empréstimos comerciais brasileiros, não é possível responder a tal questão.

Com relação aos modelos binários, trabalhamos com duas definições para a variável dependente, ambas de fácil compreensão e análise, que incluem dois perfis de risco. Na primeira *default*, é definido como o não-recebimento após, pelo menos, 60 dias do vencimento e, na segunda *default*, é definido como não-recebimento após 180 dias do vencimento. Sendo a definição de *default* fortemente relacionada com o perfil, ou o grau de aversão ao risco, do pesquisador ou da instituição que se propõe a modelar risco de crédito, a segunda definição acima poderia ser mais adequada, quando se verificasse os ganhos em relação aos credores que sempre atrasam 60 dias, mas nunca mais de 180 dias.

Na amostra, 35% dos empréstimos foram pagos em dia, 46% com atraso de 1 a 60 dias, 9% com atraso de 61 a 120 dias, 3% com atraso de 120 a 180 dias e 6% foram pagos com mais de 180 dias de atraso. Com base nas duas classificações acima, a amostra apresenta 18 e 6% de casos de *default* após 60 dias e 180 dias, respectivamente.

.....
³ Esse modelo tem o mesmo princípio do modelo binomial, apenas o número de possíveis resultados de *default* é maior. Por exemplo, consideram-se vários graus de atrasos de não-pagamento: de 0 a 30 dias, mas com pagamento após 30 dias; de 30 a 60 dias, mas com pagamento após 60 dias; de 60 a 90 dias, mas com pagamento após 90 dias, e assim por diante.

2.2_ Informações sobre os tomadores

Apesar de os modelos econométricos serem gerais, a determinação de quais indicadores sobre o candidato à obtenção do crédito devem ser considerados depende das características particulares de cada país/cultura. Tais indicadores de bons ou maus credores ambicionam responder não apenas à questão de o candidato poder (indicadores econômicos), mas também de querer honrar seus compromissos (indicadores do caráter).

No caso do Brasil, por exemplo, telefone era um bem restrito a poucos até 1998 (ano da privatização do sistema de telefonia nacional, quando a oferta de telefones começou a aumentar). Dessa forma, possuir ou não um telefone fazia

parte do grupo de informações requisitadas para a análise de crédito.

Esse trabalho não se dispõe a responder quais seriam os indicadores adequados para o nosso estudo, já que os dados disponíveis já foram obtidos segundo um critério preestabelecido. Apenas, como estamos discutindo na Seção 4, foram selecionadas as informações, dentre as existentes, que fariam parte do conjunto das variáveis explicativas do modelo.

2.3_ Análise da amostra

A Tabela 1 descreve algumas características do crédito concedido assim como do detentor de crédito no Brasil em 1995 e 1996.

Tabela 1_ Características do crédito concedido e do detentor

Características	Média	Mediana	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
Valor do financiamento (em reais)	17330	13000	14129	1500	300000
Valor das prestações (em reais)	4957	3623	5125	594	124620
Número de prestações	5,95	6,00	2,86	1,00	36,00
Idade em 1997	37	35	11	19	82
Anos na residência atual	5	2	8	0	80
Anos no emprego atual	8,5	6,7	6,8	1,0	25,7
Salário (em mil reais)	16862	12000	15495	1000	150000

Fonte: 13.432 observações de crédito ao consumidor concedidos por uma empresa varejista de São Paulo entre janeiro de 1995 e julho de 1996.

O principal e, por conseguinte, o valor das prestações mensais variaram bastante, de R\$ 1.500,00 a R\$ 300.000,00, no caso do principal, e de R\$ 594,00 a R\$ 124.620,00, no caso das prestações.

Os dados pessoais dos tomadores de crédito podem ser resumidos da seguinte forma: a idade varia de 19 a 82 anos, ficando na média (mediana) em 37 anos (35 anos); a maioria dos tomadores é homem (82%), casado (62%) e quase todos possuem cheque especial, cartão de crédito e telefone (97, 93 e 97%, respectivamente).⁴

A maioria dos tomadores tem casa própria (64%) e a média de anos na atual residência é de 5 anos. Dentre os diversos setores da economia (público, serviços, indústria/produção e outros), 39% dos tomadores pertencem ao setor de serviços, 32% ao setor público, 27% dos tomadores pertencem à indústria/produção e o restante a outros setores. Em média, os tomadores estão há 8 anos e meio no atual emprego e têm salário médio anual de R\$ 16.861,00.

Utilizando o conceito de *default* de 60 dias, os meses em que se observaram maior número de *defaults* foram dezembro e janeiro, de acordo com a Tabela 2.

Apesar de a amostra se referir a apenas dois anos do Plano Real, é possível perceber alguns efeitos desse plano ao longo do tempo.⁵

Tabela 2_ Quantidade de default por mês

Mês	Quantidade
Janeiro	644
Fevereiro	70
Março	49
Abril	55
Maiο	78
Junho	91
Julho	70
Agosto	70
Setembro	98
Outubro	134
Novembro	329
Dezembro	723

Fonte: 13.432 observações de crédito ao consumidor concedidos por uma empresa varejista de São Paulo entre janeiro de 1995 e julho de 1996.

⁴ No caso do Brasil, telefone era um bem restrito a poucos até 1998 (ano de privatização do sistema de telefonia nacional, quando a oferta de telefones começou a aumentar). Dessa forma, possuir ou não um telefone fazia parte do grupo de informações requisitadas para a análise de crédito.

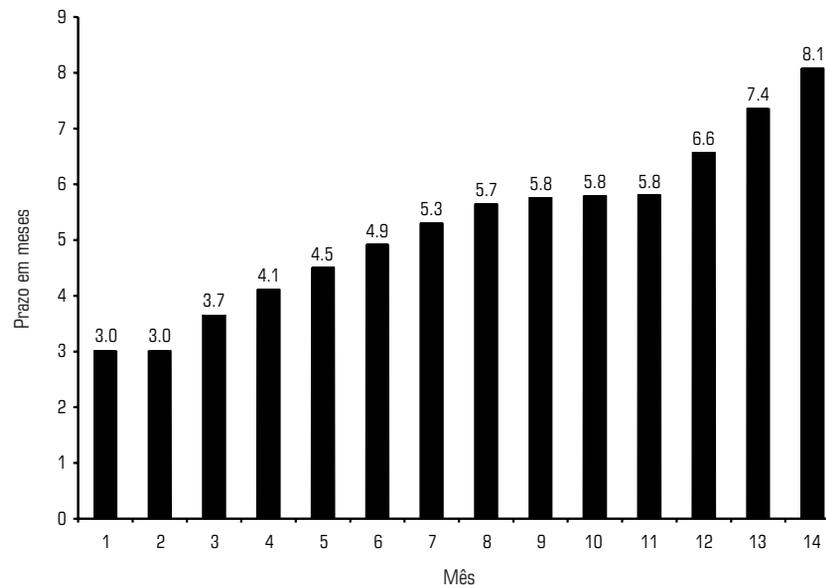
⁵ O estudo trata somente desses dois anos porque esses foram os únicos para os quais se conseguiu observações.

A média (mediana) do vencimento dos empréstimos foi de 5,95 (6) meses. A partir de uma média móvel de 6 meses (Gráfico 1), é possível, contudo, verificar que o vencimento foi expandindo continuamente em 1995 e 1996. Começando com contratos de, no máximo, três meses (Tabela 3) em janeiro de 1995, a partir de junho, verificamos a presença de vencimentos de 6 e 9 meses. Os créditos anuais,

segundo a amostra, aparecem a partir de fevereiro de 1996, e os créditos acima de 1 ano surgem após abril de 1996. Em agosto de 1996, há contratos de até 36 meses.

Contudo, os juros nominais implícitos nos contratos não acompanharam os efeitos benéficos do Plano Real da mesma forma. Permaneceram elevados nos dois anos, sofrendo até elevações em julho de 1995.

Gráfico 1_ Evolução dos prazos de vencimento, médias móveis de 6 meses



Fonte: 13.432 observações de crédito ao consumidor concedidos por uma empresa varejista de São Paulo entre janeiro de 1995 e julho de 1996.

Tabela 3_ Evolução dos vencimentos dos créditos

Prazos (meses)	1995												1996						
	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Mai	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.	Dez.	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Mai	Jun.	Jul.
3	460	252	333	343	526	542	577	227	65	61	59	77	71	44	36	52	45	42	47
6						5	3	686	634	655	683	805	737	622	650	684	437	342	388
9						4	3	3	1	4	2	1			3	4	117	113	106
12														10	7	9	545	627	647
15																	7	4	5
18																			15
24																			3
36																			1

Fonte: 13.432 observações de crédito ao consumidor concedidos por uma empresa varejista de São Paulo entre janeiro de 1995 e julho de 1996.

Apesar de não conhecermos o tipo de amortização de cada crédito, calculamos a taxa de juros implícita em contrato da seguinte forma:⁶ multiplicamos o valor das prestações a ser pagas pelo número de prestações, obtendo o valor a ser pago pelo tomador até o vencimento do seu financiamento. Dividimos esse valor pelo principal. Consideramos essa razão como sendo o juro nominal implícito⁷ e, de posse da inflação de fato ocorrida, obtivemos uma estimativa para os juros reais que devem ter sido pagos pelo tomador quando não houve *default* (Tabela 4).

Com base nesse cálculo, considerando sempre os créditos com vencimento de três meses, concluímos que os juros nominais, mesmo altos, permaneceram estáveis a 25% ao trimestre até maio de 1995, aumentando a partir dessa data pa-

ra níveis de 30% a.t., retornando apenas em fevereiro de 1996 para os originais 25% a.t., e caindo a partir de então até 19% a.t. A trajetória dos juros nominais da amostra acompanhou a trajetória dos juros nominais ditada pelo Banco Central, como reflexo da crise do México em 1995.

⁶ Segundo a tese de doutorado de Perera (1998) sobre crédito para grandes corporações, em uma amostra de 18 bancos, “a maioria dos bancos 11/18 cita explicitamente como referencial a taxa de mercado, composta por uma taxa de captação mais um ‘spread’ que pode ser vinculado ao ‘rating’ ou outro indicador de risco da empresa. Para bancos com captação externa, também pode ser levado em consideração o risco país. Parece consenso que

o que acaba definindo a taxa é a disputa no mercado”.

⁷ Mesmo cientes de que a análise possa estar prejudicada pela falta de informações suficientes sobre cada financiamento, optamos por considerar todos os créditos com o mesmo tipo de amortização, para obtermos uma estimativa, ainda que “grosseira”, da evolução dos juros pagos (no caso de não *default*) ao longo do tempo.

Tabela 4_ Juros reais pagos pelo tomador quando não houve default (%)

Prazos (meses)	Juros reais implícitos nos contratos																		
	1995												1996						
	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Maió	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.	Dez.	Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Maió	Jun.	Jul.
3	21,0	20,0	18,0	19,0	24,0	25,0	28,0	27,0	29,0	25,0	24,0	25,0	25,0	23,0	22,0	22,0	18,0	17,0	18,0
6						41,2	41,4	51,4	52,2	46,3	46,2	46,6	44,8	41,1	40,1	42,0	32,8	31,9	31,8
9						70,9	65,0	87,4	79,6	71,9	51,6	62,8			74,1	67,2	44,8	43,6	44,1
12														100,5	93,7	95,1	63,1	64,2	62,9
15																	90,0	92,9	89,4
18																			79,4
24																			91,0
36																			118,1

Fonte: 13.432 observações de crédito ao consumidor concedidos por uma empresa varejista de São Paulo entre janeiro de 1995 e julho de 1996.

Ao traçarmos as características principais do indivíduo típico que recebeu crédito entre os anos de 1995 e 1996 e do tipo de crédito concedido, não foi difícil concluirmos que o perfil está longe de representar a população brasileira, o que é característico de países emergentes. As incertezas com relação ao panorama econômico do País, adicionadas à má utilização de modelos de avaliação de risco por parte dos bancos, levam esses a preferir, na concessão de empréstimos, indivíduos economicamente saudáveis e com credenciais bem definidas, tais como, emprego, residência, *etc.* A adoção de um perfil conservador para a concessão, entretanto, não garantiu a queda dos juros. Talvez por essa razão, não tenha sido possível evitar o *default*, que atingiu a elevada taxa de 18% quando considerada a definição de atraso de pelo menos 60 dias.

3_ Metodologia

3.1_ As variáveis explicativas utilizadas

A princípio, tínhamos observações sobre as seguintes variáveis: valor do empréstimo, valor e número de prestações, idade, sexo, estado civil, Estado onde nasceu, posse ou não de cheque especial, cartão de crédito e telefone, tipo de residência (própria ou não), tempo na atual residência, categoria de trabalho (setor público, setor de serviço, indústria ou outro), anos no trabalho atual, salário.

Algumas variáveis foram desconsideradas imediatamente:

- _ região de nascimento, porque todos os créditos foram concedidos no Estado de São Paulo;
- _ telefone e cheque especial, já que mais de 96% dos tomadores pos-

suem ambos, ou seja, essas informações foram pré-requisitos para a obtenção dos créditos;

- _ valor do empréstimo, visto que, de algum modo, essa informação está presente nas variáveis valor e número de prestações. De fato, o valor do empréstimo apresentou correlação de 80,5% com o valor da prestação;
- _ as variáveis estado civil, tipo de residência, categoria de trabalho poderiam ser divididas inicialmente da seguinte forma: *dummy*-casado, *dummy*-viúvo, *dummy*-divorciado, *dummy*-solteiro, *dummy*-casa própria, *dummy*-aluguel, *dummy*-hotel, *dummy*-público, *dummy*-serviços, *dummy*-indústria. Após o estudo de grau de significância de cada variável, reduzimos tudo a *dummy*-casado (1) e outros (0), *dummy*-casa própria (1) e outros (0), *dummy*-público e serviços (1) e outros (0).

Utilizamos, então, 11 variáveis explicativas: salário, valor e número de prestações, idade, sexo, estado civil, posse ou não de cartão de crédito, tipo de residência (própria ou não), tempo na atual residência, categoria de trabalho (setor público/serviços ou não) e anos no trabalho atual.

3.2_ A amostra utilizada

Dividimos a amostra em dois grupos. O primeiro foi utilizado para estimar os modelos, e o segundo foi considerado para avaliação desses modelos. Analisamos três divisões: 50/50, 70/30 e 90/10, com o valor de corte igual a 0,5. Os resultados com base na definição de *default* dada pelo não-pagamento de prestações com pelo menos 60 dias de atraso foram avaliados mediante uma média ponderada dos erros tipo 1 e tipo 2. O erro tipo 1 acontece quando se considera que houve *default*, quando, na verdade, o tomador honrou seus compromissos. O erro tipo 2, por sua vez, ocorre quando se considera um bom pagador e quando um tomador que não pagou é considerado um bom pagador. Consideramos a média ponderada dos dois erros definida da seguinte forma:

$$M12 = 0,25 \times \text{erro tipo 1} + 0,75 \times \text{erro tipo 2}.$$

Os pesos da ponderação dependem dos custos de cada erro para a instituição financeira. Na ausência de maiores informações sobre as condições dos créditos concedidos, consideramos que os custos do erro tipo 2 são 3 vezes maiores do que os custos do erro tipo 1. Assumindo que o melhor modelo é aquele que apresenta o menor valor para M12, observamos que a posição relativa entre os modelos não é alterada pelas diversas divisões acima (Tabela 5).⁸

.....
⁸ Alterando a ponderação no cálculo de M12, os valores da Tabela 5 variam. Contudo, o objetivo é observar o efeito das três divisões propostas no desempenho dos dois modelos. Através de M12 (um número que reflete os erros tipo 1 e 2), vimos que a posição relativa não se altera com a divisão adotada. Os valores para os erros tipo 1 e 2 para a divisão 50/50 estão apresentados na Seção 4 (Tabela 8), para as outras divisões; entretanto, podem ser obtidos com os autores.

Tabela 5_ Valores de M12 (25% × erro tipo1 + 75% × erro tipo2, em %)

Modelos	% de observações dentro da amostra					
	50		70		90	
	dentro	fora	dentro	fora	dentro	fora
Logit	3.91	4.19	4.09	3.94	4.13	3.13
Probit	3.98	4.19	4.10	3.95	4.18	3.11

Fonte: Elaboração própria.

Como era de se esperar, a porcentagem maior de observações dentro da amostra leva à redução da média ponderada dos erros fora da amostra. Por outro lado, o erro dentro da amostra pode crescer.

Optamos por trabalhar com a divisão 50/50 em todos os experimentos seguintes.

Mantendo a mesma definição de *default* acima (60 dias), as observações foram separadas pelo ano de concessão do crédito, 1995 e 1996. Com isso, procuramos verificar se os choques sofridos pela economia brasileira em 1995 afetaram o desempenho dos tomadores naquele ano. É importante observar que, apesar de a amostra terminar em abril de 1997, ela não apresenta nenhum caso em aberto, ou seja, até essa data todos os créditos da amostra já estavam definidos como concluídos ou *default*. Como

os resultados obtidos não diferiram muito de um ano para o outro, mantivemos a amostra completa.

3.3_ Critério discriminatório ou ponto de corte

O critério discriminatório ou ponto de corte (*cutoff*) – P^* – distingue os créditos que foram pagos daqueles que não o foram. Em geral, o valor de P^* é considerado igual a 0,5. Contudo, esse pode ser um valor ineficiente, quando a amostra possui poucos casos de *default*. No estudo sobre concessão de cartões de crédito, Greene (1992) determinou o P^* ótimo ($P^* = 0,125$) com base na expectativa de lucro para cada crédito concedido.

A escolha de P^* depende da aversão ao risco da instituição e dos ganhos não realizados ao se negar um crédito a um bom pagador, *vis-à-vis* o custo de conceder o crédito a um mau pagador.

Por exemplo, se P^* é 0,4 e o modelo indica valor 0,43 para dada observação, esta será considerada um caso de *default*; entretanto, se P^* é 0,5, isto é, a disposição ao risco por parte da instituição que está concedendo o crédito é maior, essa observação não será considerada um futuro caso de *default*, e o crédito será concedido.

Para avaliarmos o efeito de P^* nos resultados obtidos pelos modelos estudados aqui, optamos por considerar cinco valores para P^* , a saber, $P^* = 0,5, 0,4, 0,3, 0,2$ e $0,1$.

4_ Resultados

4.1_ Definição de default de pelo menos 60 dias de não-pagamento

Como é sabido, de acordo com os modelos probit e logit, valores positivos dos coeficientes implicam que um crescimento na variável explicativa levará a um crescimento na probabilidade de *default* e valores negativos o contrário.⁹ A Tabela 6 apresenta os resultados para a definição de *default* de 60 dias.

Observamos que a probabilidade de um crédito não ser pago aumenta com o valor da prestação e com a quantidade de prestações. Isso poderia representar

uma incoerência, já que o valor da prestação diminui à medida que o número de prestações aumenta. O resultado, contudo, pode ser interpretado da seguinte forma: apesar do alongamento dos contratos observado na amostra, os juros continuaram elevados. Assim, o alongamento não foi acompanhado pela queda no valor das prestações na proporção suficiente para evitar os casos de *default*.

Considerando as características pessoais, de maneira geral, poucas são as estatisticamente significantes. Entretanto, é possível traçar o perfil do bom pagador: casado, trabalha no setor público ou no setor de serviços e possui cartão de crédito. Características tais como idade, sexo, casa própria, anos na atual residência e anos no atual emprego não se mostraram estatisticamente significativas.

Finalmente, de posse dos resultados de cada modelo, é possível realizar um exercício para avaliar o valor em risco do *portfolio* da instituição financeira. Para tanto, multiplicamos a probabilidade de *default* de cada crédito pelo respectivo valor do financiamento e dividimos a soma desses valores pelo total de financiamento concedido. Os modelos probit e logit indicam risco em torno de 21% do total de financiamento.

.....
⁹ Uma avaliação cuidadosa dos modelos de escolha qualitativa pode ser encontrada em Maddala (1983) e Greene (1997).

Tabela 6_ Coeficientes dos modelos logit e probit pela definição de 60 dias

Variáveis explicativas	Logit	Probit
	coeficientes/ (desvio-padrão)	coeficientes/ (desvio-padrão)
Valor das prestações	27,898* (0,69)	15,064* (0,32)
Número de prestações	4,781** (2,01)	3,021* (0,96)
Salário	1,707 (0,69)	0,978 (0,33)
Idade	0,071 (0,35)	0,088 (0,17)
Tipo de residência (casa própria)	0,069 (0,16)	0,036 (0,08)
Anos no atual emprego	0,017 (0,21)	0,012 (0,10)
Anos na atual residência	0,004 (0,58)	-0,001 (0,27)
Sexo	0,045 (0,14)	0,034 (0,07)
Cartão de crédito	-0,471** (0,24)	-0,223** (0,11)
Estado civil (casado)	-0,532* (0,12)	-0,297* (0,05)
Categoria de trabalho (setor público ou serviços)	-0,704* (0,19)	-0,367* (0,09)
Constante	-6,010* (0,24)	-3,300* (0,11)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (*) significante ao nível de 1%;

(**) significante ao nível de 5%.

4.2_ Definição de default de pelo menos 180 dias de não-pagamento

Como discutido anteriormente, a definição de *default* faz parte da elaboração do modelo de avaliação de crédito. Procuramos agora relaxar a definição de *default* e avaliar como se comportariam os modelos logit e probit com a definição de não-pagamento das prestações após pelo menos 180 dias. Isso implica 6% das observações ou 747 *defaults*. O efeito de um número significativamente menor de casos de *default* na amostra não alterou a posição relativa dos modelos; contudo, confirmou a maior dificuldade de prever os casos de *default*.

Em comparação com os coeficientes do caso de 60 dias, a variável anos na atual residência passou a ser estatisticamente significativa, contribuindo para reduzir a probabilidade de *default* (Tabela 7). Contudo, mais variáveis passaram a ser estatisticamente insignificantes; aparecem como significantes apenas duas variáveis explicativas sobre o perfil do bom pagador: homem e casado. Com exceção do coeficiente das variáveis valor e número de prestações, todos os outros coeficientes são negativos. Uma possível explicação para tal fato é o aumento significativo de créditos bons na amostra com a nova definição de *default*.

O desempenho geral dos modelos nas duas definições pode ser conferido

na Tabela 8, que foi construída da seguinte forma:¹⁰

1. na definição de 60 dias, temos 11.021 bons pagadores e 2.411 maus pagadores; assim, para cada P^* , calculamos a porcentagem de acertos de não *default* através da equação:

$$\frac{1 - \text{total de erros tipo 1 (dentro e fora da amostra)}}{11.021}$$

e a porcentagem de acertos de *default* através da equação:

$$\frac{1 - \text{total de erros tipo 2}}{2.411}$$

2. para a definição de 180 dias, temos 12.685 bons pagadores e 747 maus pagadores; assim, para cada P^* , calculamos a porcentagem de acertos de não *default* através da equação:

$$\frac{1 - \text{total erros tipo 1}}{12.685}$$

e a porcentagem de acertos de *default* através da equação:

$$\frac{1 - \text{total de erros tipo 2}}{747}$$

Para ambas as definições de *default*, observamos que os modelos probit e logit têm desempenho parecido para diferentes valores de P^* . Além disso, acertam mais em casos de não *default* do que em casos de *default*.

.....
¹⁰ Zerbini (2000) procura comparar o desempenho de vários métodos de avaliação de crédito. Assim, além dos modelos logit e probit, ela avalia análise discriminante e redes neurais.

Tabela 7_ Coeficientes dos modelos logit e probit pela definição de 180 dias

Variáveis explicativas	Logit	Probit
	coeficientes/ (desvio-padrão)	coeficientes/ (desvio-padrão)
Valor das prestações	19,648* (0,85)	9,777* (0,40)
Número de prestações	3,428* (3,27)	1,636* (1,63)
Salário	2,305 (0,84)	1,187 (0,46)
Idade	-0,193 (0,41)	-0,087 (0,21)
Tipo de residência (casa própria)	-0,013 (0,21)	0,013 (0,11)
Anos no atual emprego	-0,183 (0,25)	-0,043 (0,13)
Anos na atual residência	-1,301*** (0,74)	-0,550 (0,35)
Sexo	-0,329** (0,15)	-0,170** (0,08)
Cartão de crédito	-0,135 (0,28)	-0,103 (0,15)
Estado civil (casado)	-0,337* (0,13)	-0,194* (0,07)
Categoria de trabalho (setor público ou serviços)	-0,290 (0,22)	-0,196** (0,11)
Constante	-6,394* (0,32)	-3,244* (0,15)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (*) significante ao nível de 1%;

(**) significante ao nível de 5%;

(***) significante ao nível de 10%.

Tabela 8_ Porcentagem de acertos nas duas definições de default (dentro e fora da amostra)

		Logit	Probit
60 dias			
$P^* = 0,5$	<i>não default</i>	98,1	98,1
	<i>default</i>	72,7	72,6
$P^* = 0,4$	<i>não default</i>	97,7	97,6
	<i>default</i>	74,1	74,3
$P^* = 0,3$	<i>não default</i>	97,2	97,0
	<i>default</i>	75,3	75,5
$P^* = 0,2$	<i>não default</i>	96,2	95,5
	<i>default</i>	76,4	77,0
$P^* = 0,1$	<i>não default</i>	84,0	76,2
	<i>default</i>	82,3	85,3
180 dias			
$P^* = 0,5$	<i>não default</i>	99,8	99,9
	<i>default</i>	6,3	5,2
$P^* = 0,4$	<i>não default</i>	99,0	99,2
	<i>default</i>	18,2	16,2
$P^* = 0,3$	<i>não default</i>	95,4	95,2
	<i>default</i>	47,7	47,9
$P^* = 0,2$	<i>não default</i>	90,8	90,6
	<i>default</i>	77,2	78,2
$P^* = 0,1$	<i>não default</i>	89,6	89,2
	<i>default</i>	79,5	79,9

Fonte: Elaboração própria.

4.3_ Modelo multinomial

Finalmente, dado que em última instância a definição de *default* pode ser feita de forma ordinal, estimamos o modelo como uma resposta ordenada. Assim, a variável dependente assume os valores 0, 1

e 2, conforme o crédito tenha sido pago em dia, não tenha sido pago em 60 dias, mas tenha sido pago em 180 dias, e não tenha sido pago nem em 180 dias. Os resultados são resumidos na Tabela 9.

Tabela 9_ Coeficientes do modelo logit ordenado

Variáveis explicativas	Logit coeficientes/(desvio padrão)
Valor das prestações	2,14E-05** (7,79E-06)
Número de prestações	0,710219* (0,011637)
Salário	1,50E-05* (2,38E-06)
Idade	0,00037 (0,0031)
Tipo de residência (casa própria)	-0,0329 (0,0622)
Anos no atual emprego	-0,0037 (0,0047)
Anos na atual residência	-0,0092** (0,0041)
Sexo	-0,0310** (0,078)
Cartão de crédito	-0,2157 (0,1263)
Estado civil (casado)	-0,3936** (0,0634)
Categoria de trabalho (setor público ou serviços)	-0,1936* (0,0696)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (*) significante ao nível de 1%;

(**) significante ao nível de 5%.

As principais alterações com relação aos modelos bivariados é que, no modelo multinomial, o salário, os anos na residência e o sexo também aparecem como variáveis explicativas significantes. Por outro lado, a posse de cartão de crédito deixa de ser significativa. Como era de se esperar, são cometidos mais erros, especialmente no que diz respeito aos créditos que efetivamente não são pagos em 180 dias, pois, como vimos, esses são uma porcentagem pequena do total de empréstimos concedidos.¹¹

5 Conclusões

Com base em uma amostra de créditos ao consumidor concedidos entre 1995 e 1996 no Estado de São Paulo, foi possível perceber alguns efeitos do Plano Real sobre o crédito.

Os vencimentos dos contratos aumentaram ao longo dos meses em 1995 e 1996, indo de contratos de, no máximo, 3 meses em janeiro de 1995 para contratos de até 36 meses em agosto de 1996. Contudo, os juros nominais implícitos nos contratos não acompanharam os efeitos benéficos do Plano da mesma forma. Permaneceram elevados nos dois anos, sofrendo até elevações em julho de 1995. A análise das taxas de juros implícitas nos contratos com vencimento de 3 meses

mostra que essas acompanharam a trajetória dos juros nominais ditados pelo Banco Central na época, como reflexo da crise do México em 1995.

O perfil do tomador mostra a posição conservadora das agências financiadoras na concessão de crédito. Já o perfil do “bom” pagador mostra que as características pessoais são menos importantes do que as características sobre os créditos concedidos. O valor das prestações é o principal determinante na probabilidade de *default*, seguido pelo número de prestações, o que mostra que o alongamento dos vencimentos só terá contribuição positiva no controle de casos de *default* quando os juros cobrados e, portanto, o valor das prestações for significativamente reduzido.

Dado o papel predominante dos bancos comerciais no provimento de financiamento e a importância de uma análise acurada do risco de *portfolio* após a concessão de crédito, o desenvolvimento de novas técnicas, bem como trabalhos que analisem as já existentes, mostra-se essencial para mudar o perfil do crédito no Brasil. Certamente, é com base nesse desenvolvimento e nessas análises que os bancos passarão a ampliar o perfil do tomador típico, sem elevar a taxa de *default*, e, por outro lado, sentir-se-ão confortáveis em reduzir juros.

.....
¹¹ Os resultados estão disponíveis com os autores.

Referências bibliográficas

GREENE, W. A statistical model for credit-scoring. *NYU Stern School of Business Working Papers*, EC-9229, 1992.

GREENE, W. *Econometric analysis*. 3rd ed. [s. l.]: Prentice-Hall, 1997.

MADDALA, G. *Limited dependent and qualitative variables in econometrics*. Cambridge: Cambridge University Press, 1983.

PERERA, L. C. J. *Decisões de crédito para grandes corporações*. 1998. Tese (Doutorado) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1998.

PUGA, F. P. Sistema Financeiro Brasileiro: estruturação recente, comparações internacionais e vulnerabilidade à crise cambial. *Texto para Discussão BNDES*, n. 68, mar. 1999.

SOARES, R. P. Evolução do crédito de 1994 a 1999: uma explicação. *Texto para Discussão IPEA*, n. 808, jul. 2001.

ZERBINI, M. B. *Três ensaios sobre crédito*. 2000. Tese (Doutorado) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2000.

.....
· *As autoras gostariam de* ·
· *agradecer a Naércio Aquino* ·
· *Menezes-Filho, Marcos* ·
· *Eugenio da Silva, Alckimar* ·
· *Moura e Marcelo Portugal* ·
· *pelos comentários. Gostariam,* ·
· *ainda, de agradecer a dois* ·
· *pareceristas anônimos pela* ·
· *leitura cuidadosa e pelas* ·
· *inúmeras sugestões que* ·
· *melhoraram de forma* ·
· *significativa o trabalho.* ·
·

· **E-mail de contato das autoras:** ·
· frocha@usp.br ·
·

Com base no artigo de Greene (1992), apresentamos um modelo de concessão de crédito e o cálculo da probabilidade de *default* condicional e não condicional.

Considere o modelo que determina a probabilidade de um indivíduo ter seu crédito aprovado:

$$C_i = 1, \text{ empréstimo aprovado} \\ \text{se } g'vi + wi > 0 \quad (1)$$

$$C_i = 0, \text{ empréstimo rejeitado} \\ \text{caso contrário.}$$

onde: vi é um $(k \times 1)$ vetor de variáveis explicativas;
 g' é um $(1 \times k)$ vetor de coeficientes;
 wi é o erro.

Os elementos de vi incluem dados pessoais (renda, idade, *etc.*) e características do financiamento (valor do mesmo sobre o salário, *etc.*). Enfim, indicadores da habilidade e capacidade de pagamento do futuro tomador.

A probabilidade de *default*, conhecida como a equação de *default*, é definida por:

$$D_i = 1, \text{ default} \\ \text{se } b'xi + ei > 0 \quad (2)$$

$$D_i = 0, \text{ sem default} \\ \text{caso contrário.}$$

onde: xi é um $(k \times 1)$ vetor de variáveis explicativas;
 b' é um $(1 \times k)$ vetor de coeficientes;
 ei é o erro.

O vetor xi é comparável ao vetor vi . Entretanto, podem incluir variáveis diferentes.

Dessa maneira, existem duas probabilidades de *default* de interesse para a instituição financeira: a condicional e a não condicional.

A condicional retorna a probabilidade de qualquer indivíduo com crédito concedido em aberto honrar seu pagamento.

$$P_i = \text{Prob}[D_i = 1 \mid xi, C_i = 1] = \\ = \text{Prob}[b'xi + ei > 0 \mid xi, C_i = 1] = \\ = \text{Prob}[ei \leq b'xi \mid xi, C_i = 1] = \\ = Fi(b'xi \mid C = 1) \quad (3)$$

onde: $F_i(\cdot)$ é a função cumulativa da distribuição normal, e a regra de classificação fica:

$$D_i = 1 \quad \text{se } F_i(b'x_i | C_i = 1) > P^* \quad (4)$$

onde: P^* é um valor de corte determinado pelo pesquisador ou instituição financeira.

Essa informação é útil na determinação da provisão necessária no caso dos *defaults* se confirmarem.

A probabilidade não condicional retorna a probabilidade de qualquer indivíduo aleatoriamente escolhido na população honrar seu crédito potencial, i.e.:

$$\begin{aligned} P_i &= \text{Prob}[D_i = 1 | x_i] = \\ &= \text{Prob}[b'x_i + e_i > 0 | x_i] \\ &= \text{Prob}[e_i \leq b'x_i | x_i] \\ &= F_i(b'x_i) \end{aligned} \quad (5)$$

onde: $F_i(\cdot)$ é a função cumulativa da distribuição normal, e a regra de classificação fica:

$$D_i = 1 \quad \text{se } F_i(b'x_i) > P^* \quad (6)$$

onde: P^* é um valor de corte determinado pelo pesquisador ou instituição financeira.

Essa informação é útil na determinação de concessão ou não de crédito a um novo candidato a tomador.

Dado que não se dispõe de informações sobre os indivíduos que se candidataram, mas que tiveram seu pedido rejeitado, é possível calcular apenas a probabilidade condicional. Segundo Greene (1992), caso a correlação entre e_i e w_i seja zero, então as duas probabilidades serão iguais. Assim, poderíamos usar um conjunto truncado de informações para obter uma estimativa não viciada da probabilidade de um indivíduo, escolhido aleatoriamente da população, pagar seu financiamento. Entretanto, além de não termos tal informação, não há razão *a priori* para acreditar que tais probabilidades sejam iguais. Entretanto, a habilidade de isolar a probabilidade incondicional não é crucial aqui, já que este trabalho se dispõe a comparar a capacidade de diferentes modelos preverem um *default* de um crédito já concedido. Por outro lado, isso implica que está se estimando um limite inferior para a probabilidade não condicional.