

INTERFERÊNCIA DO AMBIENTE MACROECONÔMICO NA INADIMPLÊNCIA DE PESSOAS FÍSICAS NO BRASIL

Lívia Silva Paranhos – UFRGS – Engenharia de Produção e Transportes
lsparanhos@gmail.com

José Luis Duarte Ribeiro – UFRGS – Engenharia de Produção e Transportes
ribeiro@producao.ufrgs.br

Resumo

A inadimplência pode ser considerada como um dos indicadores da saúde do sistema financeiro, sendo, portanto, necessário dispor de modelos confiáveis de previsão da mesma. Nos últimos anos, o cenário econômico brasileiro vem conhecendo um aumento do crédito disponível, além de maiores facilidades de pagamento, especificamente para pessoas físicas. Tal quadro pode acarretar um aumento da inadimplência do consumidor caso não haja cautela nas concessões das linhas de crédito. O presente trabalho propõe estabelecer modelos de previsão da inadimplência de pessoas físicas no Brasil através de fatores macroeconômicos, utilizando-se o método da regressão linear múltipla. Observa-se que, para um horizonte de seis meses, a variável dependente pode ser projetada através das concessões de crédito e da demanda por crédito; da mesma maneira, para um horizonte de doze meses, resultados mais realistas são obtidos através do percentual de crédito concedido, do PIB e, também, do saldo de crédito.

Palavras-chave : inadimplência de pessoas físicas; modelo de previsão; regressão linear múltipla; indicadores macroeconômicos.

Abstract

Default can be considered as a health indicator of financial system, thus reliable models for predicting this variable are necessary. In recent years, Brazilian economic scenario has been experiencing an increase in available credit, in addition to higher payment facilities, specifically for individuals. Such situation can lead to an increase in individual defaults whether there's (is) no caution in credit lines grants. This paper proposes to establish predictive models of individual default in Brazil through macroeconomic factors, using the method of multiple linear regression. It is observed that, for a six-month projection, the dependent variable can be projected through credit grant and credit demand; in the same way, for a twelve-month projection, more realistic results are obtained through the percentage of loans, the GDP and also the credit grant.

Key-words : individual default ; forecasting models ; multiple linear regression ; macroeconomic indicators.

1. Introdução

O saldo total de crédito oferecido no Brasil vem aumentando de modo significativo nos últimos anos, apresentando variação em doze meses de mais de 14,8% no mês de janeiro de 2014¹. Já o saldo de crédito para Pessoas Físicas (PF), neste mesmo mês, mostrou variação, em 12 meses, de pouco mais de 16%. Cabe ressaltar, no entanto, que este índice vem demonstrando queda desde março de 2011, tanto na variação do crédito total quanto para o crédito a PF. Contudo, a variação absoluta no saldo de crédito ainda representa um valor significativo de expansão no mercado brasileiro. Além disso, observa-se um aumento da classe com renda entre dois a cinco salários mínimos (crescimento de quase 11% entre 2001 e 2011²) devido, sobretudo, à diminuição das classes menos favorecidas (FECOMERCIOSP, 2012).

Neste contexto de desenvolvimento econômico e reorganização das classes sociais, é observado um aumento na procura por crédito, tanto pelas empresas como por PF. Este trabalho concentra-se na análise da situação das PF tomadoras de crédito. Vale observar que o aumento na demanda por crédito deve estar associado a uma análise mais rigorosa do crédito concedido e da inadimplência a ele associada por parte das instituições financeiras.

Considerando o cenário competitivo atual, as empresas concessionárias de crédito devem possuir métodos para prever e controlar a inadimplência, variável de grande interesse para agências reguladoras e instituições financeiras. Um dos melhores indicadores da saúde do sistema financeiro é justamente o conhecimento sobre a probabilidade de inadimplência (TABAK et al., 2011), o que requer conhecimentos sobre as variáveis que a influenciam. Segundo Linardi (2008), a inadimplência de instituições financeiras, públicas e privadas, é particularmente sensível a choques no hiato do produto, na variação do índice de rendimento médio dos ocupados e na taxa de juros nominal. Teixeira (2010), por sua vez, conduziu uma análise sobre a utilização do crédito imobiliário, encontrando relações do volume utilizado com a atividade econômica, taxa de juros, rendimento médio, operações de crédito e inflação.

Este artigo propõe analisar o impacto que o ambiente macroeconômico exerce na inadimplência de PF no Brasil, através do desenvolvimento de modelos de previsão deste tipo de inadimplência. Para tanto, é proposta uma metodologia em cinco etapas: identificação de variáveis explicativas promissoras, análise de correlação para seleção destas variáveis, desenvolvimento dos modelos de previsão da inadimplência de PF, comparação dos modelos e análise dos resultados baseada no cenário econômico brasileiro. Este estudo se justifica, pois, a partir destas informações,

¹ Dados Banco Central do Brasil (BACEN).

² Dados Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE): Famílias, por classes de rendimento mensal familiar (em salários mínimos).

podem ser estabelecidas previsões mais confiáveis da inadimplência do consumidor, o que influencia no desempenho das instituições financeiras e possibilita um maior grau de controle sobre essa variável por parte dos reguladores financeiros do país.

No que diz respeito à estrutura do artigo, inicialmente é realizada uma revisão da literatura sobre o conceito de inadimplência, seguida de evidências sobre a influência de dados macroeconômicos na evolução desta variável e, por fim, um resumo dos principais modelos utilizados para quantificar tal relação. Em um segundo momento, são expostos os procedimentos metodológicos da pesquisa, seguidos dos resultados das cinco etapas da metodologia que são desenvolvidos em sequência. A última seção do artigo apresenta as principais conclusões e recomendações para pesquisas futuras.

2. Fundamentação Teórica

2.1. Conceitos de inadimplência

O conceito de inadimplência, embora definido *stricto sensu* como a “falta de cumprimento de uma obrigação”, segundo o dicionário Houaiss, pode ser medido de formas distintas, em função da futura utilização do indicador. Pode-se, por exemplo, medir a inadimplência obedecendo rigorosamente a sua definição *stricto sensu*, ou seja, de forma menos abrangente e mais precisa, onde o analista prefere tomar uma posição menos restritiva quanto à concessão de crédito. Por outro lado, pode-se tomar uma posição mais conservadora, incluindo no índice de inadimplência casos que podem vir a ser inadimplentes, mas que não o são atualmente.

Westgaard e Wijst (2001) definem o risco de crédito como sendo o risco de que o mutuário se torne inadimplente, ou seja, que falhe em pagar a quantia emprestada pelo banco. Uma definição mais detalhada é dada pelo *Basel Committee on Banking Supervision* (2006, p.100), *apud* Annibal (2009):

Considera-se ter ocorrido *default* em relação a um devedor específico quando um ou ambos os eventos seguintes tenham acontecido:

- O banco considera improvável que o devedor pague na totalidade suas obrigações ao conglomerado financeiro sem que este tenha que recorrer a ações tais como a realização de garantias (se possuir);
- O devedor está atrasado em mais de 90 dias em alguma obrigação material com o conglomerado financeiro. Saques a descoberto são considerados como operações em atraso quando o cliente infringir um limite recomendado ou tenha lhe sido recomendado um limite menor que a dívida atual.

Segundo princípios de todos os modelos de *credit risk capital* (capital para risco de crédito), o risco de crédito pode ser descrito por duas medidas distintas (WESTGAARD; WIJST, 2001):

- a Perda Esperada, do inglês *Expected Loss* (EL): estimativa do nível de perda por crédito durante um ciclo de crédito;
- a Perda Inesperada, do inglês *Unexpected Loss* (UL): volatilidade da perda por crédito durante um ciclo de crédito.

De acordo com o Acordo de Basiléia II (2001, p. 96), o indicador de EL, de interesse deste estudo, é dado pelo produto de três outras medidas. São elas:

- a exposição da Instituição Financeira (IF) aos devedores que apresentarão uma situação de inadimplência em um determinado período (do inglês *Exposure Indicator*, ou EI);
- a probabilidade destes devedores realmente encontrarem-se em situação de inadimplência em um determinado período (do inglês *Probability of Loss Event*, ou PE);
- o percentual da exposição a estes devedores que não será recuperado no caso de inadimplência (do inglês *Loss Given Default*, ou LGD).

Chega-se, portanto, à Equação 1:

$$EL = EI * PE * LGD \tag{1}$$

Os índices de inadimplência encontrados no mercado, através de diferentes IF, utilizam uma ou mais medidas destas descritas acima. Logo, é necessário um entendimento do que cada índice representa, a fim de interpretá-lo de forma correta.

Annibal (2009) distingue três tipos de abordagens para o cálculo da inadimplência: por provisão, por exposição e por quantidade. Na abordagem por provisão, a inadimplência é medida através da razão entre as provisões³ constituídas em um determinado período de tempo, devidamente ajustadas, e o saldo total médio das operações de crédito no mesmo período. Na abordagem por exposição, o índice é calculado medindo-se a razão entre o montante de operações com atraso no pagamento superior a um determinado número de dias e o total da carteira de crédito. O Banco Central (BC) escolheu este último indicador para apresentar o índice de inadimplência no Brasil utilizando, no cálculo, o prazo de 90 dias com atraso no pagamento (algumas instituições

³ Segundo a Resolução nº 2682 (BACEN, 1999), as IF devem classificar as operações de crédito, em ordem crescente de risco, de acordo com níveis divididos por faixa de atraso no pagamento, e provisionar um percentual, sobre o total das operações classificadas no nível em questão, para fazer face às perdas prováveis na realização dos créditos. Os níveis e suas respectivas provisões são tais que: risco nível A (atraso entre 1 e 14 dias), provisão de 0,5%; risco nível B (atraso entre 15 e 30 dias), provisão de 1%; risco nível C (atraso entre 31 e 60 dias), provisão de 3%; risco nível D (atraso entre 61 e 90 dias), provisão de 10%; risco nível E (atraso entre 91 e 120 dias), provisão de 30%; risco nível F (atraso entre 121 e 150 dias), provisão de 50%; risco nível G (atraso entre 151 e 180 dias), provisão de 70%; risco nível H (atraso superior a 180 dias), provisão de 100%.

mais conservadoras utilizam o prazo de 60 dias para a obtenção do mesmo indicador). Por fim, na abordagem por quantidade, encontra-se a medida da inadimplência que vai ao encontro da definição *stricto sensu*, qual seja, o percentual de inadimplentes reais na carteira de crédito. Nesta abordagem, o cálculo é feito pela razão entre o número de operações inadimplentes e o número total de operações.

2.2. Influência de variáveis macroeconômicas em indicadores de crédito

Muitos trabalhos mostram a existência de relações entre variáveis macroeconômicas, ligadas aos ciclos econômicos, e indicadores financeiros de maneira geral. Por exemplo, Dionne et al. (2011) analisaram a influência do ambiente macroeconômico nas variações dos rendimentos dos investimentos. Neste trabalho, foi enfatizado que a importância do estudo dos fundamentos macroeconômicos justifica-se pela ligação entre taxas de juros e produção empresarial com a macroeconomia, pois tais variáveis flutuam durante o ciclo de negócios. Outros estudos mostram a influência do ambiente macroeconômico particularmente para o risco de crédito. Pesaran et al. (2003) mostraram que o risco de crédito das corporações bem como suas probabilidades de inadimplência estão ligados a um modelo global dinâmico macroeconômico. Tang e Yan (2008), por sua vez, mostraram o impacto das condições de mercado nos *spreads* de crédito, evidenciado pelos modelos estruturais de risco de crédito; por exemplo, utilizando-se os CDS⁴ (do inglês, *Credit Default Swaps*), avaliou-se que em séries temporais a média dos *spreads* de crédito decrescia com o aumento da taxa de crescimento do PIB, porém crescia com o aumento da volatilidade do PIB.

No que diz respeito ao ciclo de crédito, em um estudo feito por Bruche e González-Aguado (2010), foi mostrado que a taxa de inadimplência e a taxa de recuperação estão mais relacionadas entre si do que quando comparadas com outras variáveis macroeconômicas. Além disso, os autores encontraram evidências de que a contração de crédito está relacionada com recessões econômicas, porém não perfeitamente relacionada; em outras palavras, a contração começa antes da recessão econômica e dura mais.

Sommar e Shahnazarian (2009) relacionaram a frequência da inadimplência esperada (do inglês *expected default frequency*, EDF) com o desenvolvimento macroeconômico, utilizando para tal três variáveis principais: produção industrial, inflação e taxa de juros. Com dados de 1997 até 2008, o estudo mostrou que um aumento na produção industrial é frequentemente seguido de uma diminuição da EDF, já um aumento na inflação leva ao cenário oposto, qual seja um aumento da

⁴ *Credit Default Swaps* são um tipo de derivativo de crédito, surgidos em meados da década de 1990 e popularizados principalmente em países desenvolvidos. Servem basicamente como uma proteção contra a inadimplência, proteção esta formalizada através de um contrato entre duas partes: entre, por exemplo, uma instituição financeira, que compra proteção para sua carteira de crédito, e uma seguradora de títulos, que vende esta proteção.

EDF e, conseqüentemente, uma pior qualidade do crédito corporativo. Por fim, identificou-se como sendo a taxa de juros a variável com maior influência da EDF; quanto maior a taxa de juros, maior a frequência da inadimplência esperada.

No Brasil, ainda não existem muitos trabalhos que evidenciam essa relação entre variáveis econômicas e indicadores de crédito. Linardi (2008) investigou a relação entre a taxa de inadimplência de empréstimos de bancos brasileiros e variáveis macroeconômicas, entre 2000 e 2007, e constatou que o índice está particularmente relacionado ao hiato do produto, ao rendimento médio dos ocupados e à taxa de juros nominal. Além disso, o estudo mostra que choques macroeconômicos têm um efeito significativo na taxa de inadimplência, mas que a probabilidade de este índice ser prejudicial ao sistema financeiro é baixa.

Por sua vez, o estudo de Teixeira (2010) evidencia quais variáveis macroeconômicas apresentam relações estatísticas significativas com a inadimplência do crédito imobiliário no Brasil, no período de 2007 a 2009. As variáveis encontradas que explicariam as mudanças deste índice são as que seguem: Índice de Preços ao Consumidor (IPC), índice PINI de custos de edificações (IPCE), custo unitário básico da construção civil (CUB), utilização da capacidade instalada na indústria, população ocupada, taxa de desocupação, rendimento médio, taxa Selic, produção de cimento e operações de crédito do sistema financeiro aos setores público e privado.

Tabak et al. (2011) investigaram as causas do risco sistemático no Brasil; para tal, estudaram a probabilidade de inadimplência de 30 diferentes setores da economia brasileira, baseando-se em dados do mercado de ações durante o período de 2000 até 2008. A análise das causas mostrou que fatores macroeconômicos do país, como a taxa de câmbio e o *spread*, são os mais significativos na explicação destas probabilidades.

2.3. Influência das variáveis macroeconômicas na inadimplência de pessoas físicas

Santos e Famá (2006) desenvolveram um modelo econométrico que avalia o impacto de certas variáveis macroeconômicas na inadimplência de pessoas físicas em créditos rotativos. Dentre as variáveis admissíveis como influenciadoras do aumento da inadimplência, encontram-se o número de falências decretadas, a taxa de desemprego, o consumo de combustíveis, o valor da concessão de empréstimos hipotecários, e a taxa de juros cobrada no cheque especial. A fim de explicar tais relações, sugeriu-se que o aumento das despesas orçamentárias (moradia e combustíveis), financiado através do cheque especial, é desfavorável à capacidade de pagamento dos tomadores do crédito, uma vez que esta modalidade de pagamento é vinculada a altas taxas de

juros. Em épocas de recessão econômica, a situação ainda piora, pois as falências corporativas tornam-se mais frequentes, e conseqüentemente o índice de desemprego aumenta.

Os mesmos autores, Santos e Famá (2007), realizaram outro estudo desta vez focado nos modelos de *credit scoring* em carteiras de crédito bancário rotativo de pessoas físicas. A fim de calibrar o modelo, foram incluídos fatores sistêmicos através da situação macroeconômica e da fonte geradora de renda assalariada. Foi identificado que, quando a situação da fonte empregadora é financeiramente ruim, maior passa a ser a probabilidade de inadimplência de pessoas físicas face às necessidades de corte de custos da empresa, o que pode incluir a demissão dos funcionários. Além disso, sabe-se que pessoas físicas desempregadas tendem a utilizar o crédito rotativo com mais frequência e com valores cada vez maiores, o que por sua vez gera montantes de juros a pagar abusivos, levando ao não cumprimento do pagamento. O mesmo estudo mostrou que, acima de uma determinada taxa de juros, os bancos podem enfrentar maiores probabilidades de perdas financeiras, pois tomadores aceitando pagar altas taxas de juros têm maior tendência a inadimplir. Esta última evidência mostra a relação positiva entre a taxa de juros bancária e o aumento da inadimplência de pessoas físicas.

2.4. Princípios da Análise Econométrica e seus diferentes modelos

Pode-se encontrar na literatura diferentes modelos que buscam estabelecer relações entre variáveis, e inclusive seu grau de correlação. Segundo Oliveira Capitão, a análise econométrica, ou Econometria, baseia-se justamente nestes modelos, relacionando em particular variáveis econômicas, objetivo frequente dos estudos.

A análise de regressão, de maneira geral, é um método utilizado pela Econometria visando a estabelecer relações funcionais entre duas ou mais variáveis relacionadas por leis estatísticas, explica Oliveira Capitão. É interessante diferenciar dois pontos de vista: a *regressão* explicita a forma da relação; já a *correlação* quantifica a força desta relação. De modo geral, essas duas análises se complementam e são utilizadas em conjunto.

Basicamente, na regressão, há interesse de se analisar o comportamento de uma variável de resposta Y que geralmente pode estar relacionada com k variáveis explicativas X_1, \dots, X_k , obedecendo à seguinte equação:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon \tag{2}$$

onde $\beta = [\beta_1 \beta_2 \dots \beta_k]$ são os coeficientes de regressão e ϵ o erro aleatório.

Este tipo de equação denomina-se modelo de regressão linear múltipla. Vale ressaltar que o adjetivo “linear” é usado para indicar que o modelo é linear nos parâmetros $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$, e não porque Y é função linear dos X 's. Por exemplo, uma expressão da forma $Y = \beta_0 + \beta_1 \log X_1 + \beta_2 X_2^3 + \epsilon$ é um modelo de regressão linear múltipla, mas o mesmo não acontece com a equação $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1^{\beta_2} + \beta_3 X_2^2 + \epsilon$. Além disso, o erro aleatório pode representar várias disfunções do sistema como, por exemplo, o efeito de todas as outras variáveis independentes desconsideradas que têm certa influência em Y , ou então o próprio caráter aleatório da natureza.

À parte os modelos mais gerais de regressão, existem modelos mais aprofundados e específicos, como os modelos de auto-regressão vetorial (VAR), por exemplo. Segundo Caiado (2002), estes se mostram muito úteis para estimar relações entre variáveis econômicas, que são muitas vezes interdependentes, ou seja, pode existir causalidade entre o *input* e o *output* do modelo. O método VAR permite, então, avaliar o impacto dinâmico das perturbações aleatórias sobre o sistema, o que dá suporte à previsão do comportamento futuro de séries temporais.

Caiado (2002) informa que os modelos VAR, como análises dinâmicas de sistemas de variáveis econômicas, foram introduzidos por Sims (1980) através do artigo “*Macroeconomics and Reality*”. Explica que tal abordagem trata todas as variáveis simetricamente sem impor restrições quanto à independência ou dependência entre elas, permitindo descrever cada variável dependente do sistema como uma função dos valores defasados de todas as outras variáveis dependentes, ou “endógenas”.

A expressão matemática do modelo VAR de ordem p ou, simplesmente, VAR(p) é dada por:

$$Y_t = A_0 + A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + \epsilon_t \quad (3)$$

onde $Y_t = [Y_{1t} \dots Y_{kt}]$ é um vetor de k variáveis endógenas, A_0 é um vetor de termos independentes, A_1, \dots, A_p são matrizes de coeficientes e $\epsilon_t = [\epsilon_{1t} \dots \epsilon_{kt}]$ é um vetor de perturbações aleatórias não correlacionadas com seus próprios valores passados e com nenhuma das variáveis do segundo membro.

Este modelo tem a capacidade de medir a resposta de uma variável a um impulso dado por outra variável, em um sistema dinâmico. A existência de tal resposta ao impulso pode significar uma relação causal da segunda pela primeira variável. Caiado (2002) explica que o efeito do choque exógeno, ou seja, independente ao sistema, sobre os valores presentes e passados das variáveis endógenas é definido pela função de resposta ao impulso. Logo, um choque em uma variável dada afeta não apenas esta variável, como também todas as outras através da estrutura dinâmica do VAR.

Este modelo mostrou-se útil, particularmente nas análises que buscam correlacionar variáveis macroeconômicas com certos indicadores em estudo. Linardi (2008), por exemplo, através do modelo VAR, identificou quais fatores macroeconômicos estariam correlacionados à taxa de inadimplência, e estabeleceu o grau de tal correlação. Além disso, a partir do uso deste modelo, pode-se prever o comportamento da variável estudada durante certo período de tempo. O mesmo autor concluiu, após comparação com outro modelo preditivo supostamente mais preciso, que o modelo VAR apresenta a mesma acurácia que o concorrente, a um nível de significância de 5%, quando da previsão da taxa de inadimplência de três a seis meses à frente.

Há ainda outros modelos que buscam definir uma probabilidade de ocorrência de um evento em função de variáveis independentes. Nesses modelos, o objetivo é encontrar um valor médio esperado para a variável dependente, de acordo com os valores das variáveis explicativas dados. Neste caso, para cada evento, a variável dependente é binária, uma vez que assume os valores de 1 ou 0. Por exemplo, se o estudo avalia a probabilidade de inadimplência de uma empresa, a variável dependente pode tomar o valor 1 (a instituição é inadimplente) ou pode tomar o valor 0 (a instituição é adimplente).

Um modelo bastante utilizado com estes fins chama-se *modelo logit*, uma vez que possui uma formulação matemática relativamente simples. A relação entre a sua distribuição de probabilidade e as variáveis explicativas (ou independentes) é não linear, o que garante que as probabilidades variem entre 0 e 1. Esta relação é dada pela fórmula que segue:

$$P(Y_t = 1|X_t) = \frac{e^{X_t\beta}}{1 + e^{X_t\beta}} \quad (4)$$

O *modelo logit* utiliza a função acumulada logística. Existem alternativas a ele, como o *modelo probit* (ou *Normit*), que utiliza a função de distribuição Normal para expressar a relação não linear entre as probabilidades estimadas da variável dependente e as variáveis explicativas. Os resultados dos dois modelos são similares em termos de significância estatística.

Marins e Neves (2013) analisaram empiricamente se, durante uma recessão, a inadimplência das empresas tomadoras de crédito aumenta. Para tal, utilizaram um *modelo probit* para estimar a probabilidade de inadimplência, baseando-se em microdados de crédito. Neste caso, onde a análise individual faz-se necessária para estimar a média geral, dados específicos de cada empresa estudada foram levados em conta como, por exemplo, a classificação de risco atribuída, a região, etc. Para análises com dados gerais, ou seja, não específicos de empresas, é indicada a utilização de métodos alternativos como o modelo VAR, descritos anteriormente.

3. Procedimentos Metodológicos

Este trabalho possui caráter empírico, uma vez que a elaboração dos modelos de previsão da inadimplência foi baseada em variáveis macroeconômicas reais observadas durante determinado período de tempo. Como método de auxílio nos cálculos, foi utilizado o *software Statgraphics* as análises econométricas.

Quanto ao método de pesquisa, pode-se dizer que o estudo é de natureza aplicada, uma vez que apresenta objetivos específicos para a solução de determinado problema. Neste caso, busca-se estabelecer um entendimento a respeito da inadimplência de pessoas físicas no Brasil, auxiliando instituições financeiras a melhor controlar seu risco de crédito. Em relação à abordagem, diz-se que é quantitativa, pois desenvolve os conhecimentos a partir da análise de modelos matemáticos, que por sua vez são estabelecidos graças a valores de referência coletados na pesquisa. Já o objetivo do trabalho é dito explicativo, visto que desenvolve um modelo matemático que estabelece a relação entre as variáveis estudadas. Quanto ao procedimento do trabalho, este se baseia em um estudo de caso, visto que utiliza séries temporais da variável inadimplência de um determinado período de tempo e contexto.

A variável dependente a ser estudada neste trabalho diz respeito ao descumprimento no pagamento de títulos de crédito por pessoas físicas no Brasil, durante o período de março de 2007 a março de 2014. Os modelos foram desenvolvidos a partir desta amostra, exceto por seis dados, simetricamente retirados para fins de validação dos modelos. Esta série, chamada de Indicador Serasa Experian de Inadimplência do Consumidor, está disponível no site do Serasa Experian (2014a)⁵. O indicador é calculado de acordo com as variações registradas no número de cheques sem fundos, títulos protestados, dívidas vencidas com bancos e dívidas não bancárias (lojas em geral, cartões de crédito, financeiras, prestadoras de serviços, etc.) em todo o país, e é expresso em base 100 no ano de 2009.

Diferentemente dos dados de inadimplência disponibilizados pelo Banco Central, em percentual entre o montante de operações com atraso superior a 90 dias e o total da carteira de crédito (ver seção 2.1), o indicador da Serasa é menos convidativo por não apresentar significado físico quando da análise de seu número bruto. Porém, ele é amplamente utilizado pelas empresas e imprensa brasileira, e analisado por estas de acordo com a sua variação. A série de dados do Banco Central não foi utilizada neste trabalho pela quantidade restrita de dados disponibilizados (dados a partir de março de 2011), o que poderia tornar pouco precisos os resultados do presente trabalho.

⁵ Referências.

A metodologia utilizada para obtenção de um modelo de regressão está organizada nos seguintes passos: (i) identificação das variáveis explicativas promissoras, com base na literatura estudada; (ii) análise de correlação para seleção das variáveis explicativas a serem testadas; (iii) desenvolvimento inicial de modelos de previsão para três, seis, e doze meses à frente; (iv) comparação dos modelos através de características estatísticas; e (v) análise dos resultados e conclusão referente às variáveis explicativas de maior influência.

Na primeira etapa, foi feita uma análise da literatura para seleção das variáveis explicativas potenciais. Neste âmbito, o interesse foi de selecionar uma quantidade maior de variáveis promissoras, com base no que já foi utilizado em trabalhos anteriores. A segunda etapa envolveu a determinação, de modo quantitativo, da correlação entre as variáveis explicativas e a variável dependente, se houvesse, e da intensidade dessa correlação. Este procedimento foi implementado através de uma matriz de correlação, onde foi determinado o grau de correlação entre as variáveis, seja ele positivo ou negativo. O desenvolvimento inicial dos modelos, prevendo a inadimplência para três, seis e doze meses, foi feito na terceira etapa, onde os dados das variáveis promissoras destacadas na etapa (ii) foram modelados via regressão. Aqui, foi utilizado o *software Statgraphics* como ferramenta principal de modelagem, o qual possui rotinas para ajustar modelos matemáticos relacionando a variável dependente com as variáveis explicativas. Na quarta etapa, foi realizada uma comparação dos modelos gerados através de análises estatísticas de melhor ajuste aos dados reais. Projeções foram feitas e comparadas aos dados reais a fim de complementar o estudo, finalizando-se pela identificação dos melhores modelos. Na quinta e última etapa do método, foram expostos os resultados da equação de inadimplência encontrada, relacionando-os com a realidade econômica brasileira. As variáveis melhor relacionadas com a inadimplência de pessoas físicas foram identificadas, bem como eventuais defasagens temporais que foram observadas (defasagens entre a variável explicativa e a variável dependente). As relações encontradas nos modelos foram então explicitadas de modo qualitativo, considerando-se o contexto macroeconômico brasileiro.

4. Resultados

4.1. Identificação das variáveis independentes

Com base na literatura já citada, foi feita uma compilação das principais variáveis macroeconômicas a serem utilizadas no desenvolvimento dos modelos. Inicialmente, foram estudadas as que seguem⁶: inflação (representada no presente trabalho pelo IPCA), taxa de

⁶ Informações detalhadas sobre os dados encontram-se no Apêndice I.

desemprego, número de falências decretadas, rendimento médio, saldo de crédito para PF, concessões de crédito para PF, percentual concedido (cálculo entre as duas últimas variáveis), taxa básica de juros (representada pela taxa Selic), *spread* bancário de operações de crédito para PF, PIB, salário mínimo, volume de vendas do varejo, demanda por crédito por pessoas físicas e cotação do dólar. Tais variáveis foram agrupadas em três grupos: indicadores de atividade econômica, indicadores de atividade financeira e indicadores de consumo (Tabela 1).

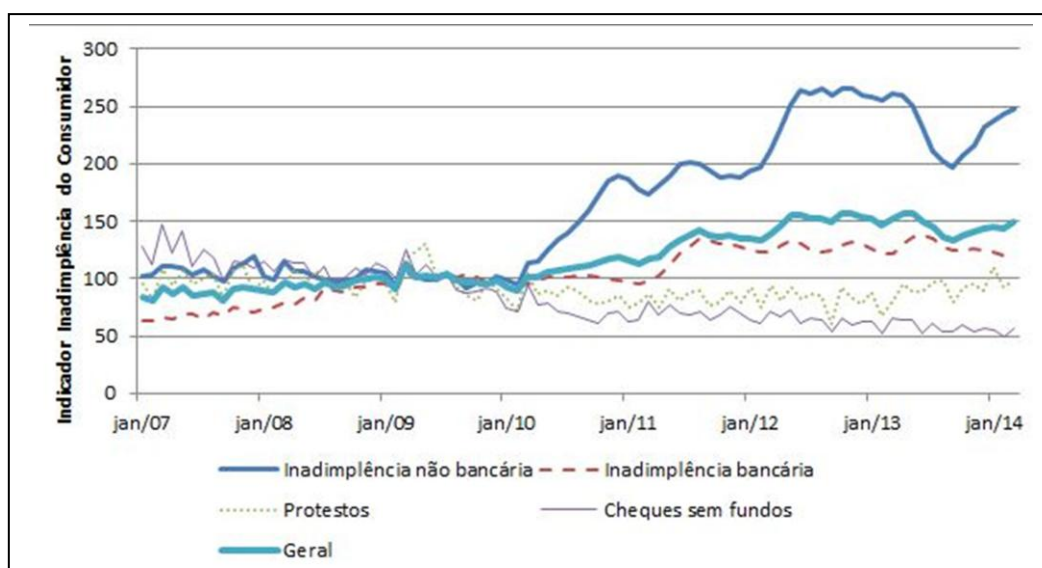
Tabela 1- Variáveis promissoras
 Fonte: Autoria própria (2014)

Grupo de Indicadores	Variáveis
Atividade Econômica	Inflação (IPCA), taxa de desemprego, nº falências decretadas, rendimento médio dos ocupados, PIB, salário mínimo, cotação do dólar
Atividade Financeira	Crédito disponível para PF, crédito concedido para PF, percentual concedido, taxa de juros nominal (SELIC), <i>spread</i> bancário em operações para PF, demanda por crédito por PF
Consumo	Volume de vendas no varejo

Como dito anteriormente, os dados da variável dependente entre o período de março de 2007 a março de 2014 foram utilizados para construção dos modelos, exceto por seis dados pontuais, retirados simetricamente da amostra, utilizados para teste e avaliação dos modelos.

A fim de analisar a evolução histórica deste indicador, pode-se desdobrá-lo em seus diversos componentes (Figura 1). A partir do ano de 2010, observa-se um descolamento dos níveis de

Figura 1 - Inadimplência do consumidor
 Fonte: Adaptado da SERASA (2014)



inadimplência entre os grupos. As inadimplências bancária e não bancária começaram a ganhar força (com ênfase para o aumento de dívidas não bancárias), enquanto que o número de cheques sem fundo apresentou queda e o número de protestos manteve-se em média constante.

4.2. Matriz de correlação

Através de uma matriz de correlação entre as variáveis independentes defasadas temporalmente e a inadimplência, percebeu-se que tanto a taxa de desemprego quanto o salário mínimo apresentavam forte correlação em todas as defasagens temporais (correlação média de -0,85 e 0,80, respectivamente). Esta característica talvez seja um sinal de que tais variáveis não dependem tão somente da inadimplência, mas sim de outras variáveis macroeconômicas que modelam sua evolução. O salário mínimo, por exemplo, que tem correlação positiva com a inadimplência, vem aumentando progressivamente como política social determinada pelo governo federal atual⁷; por outro lado, a taxa de desemprego, correlacionada negativamente com a variável dependente, vem apresentando queda, principalmente devido à redução do crescimento da população. Além disso, a série histórica da cotação do dólar apresentou correlação demasiadamente baixa com a inadimplência, motivo pelo qual esta série foi eliminada. Logo, das quatorze variáveis iniciais, onze foram efetivamente utilizadas no desenvolvimento dos modelos.

Além da exclusão das três variáveis citadas no parágrafo anterior (taxa de desemprego, salário mínimo e cotação do dólar), a variável da taxa básica de juros foi utilizada apenas no cálculo do modelo que prevê inadimplência três meses à frente, pois ela não mostrou correlação significativa com a inadimplência (correlações abaixo de 0,5) para os casos que previam seis e doze meses de defasagem temporal. A matriz de correlação final (ou seja, após eliminação destas três variáveis) está exposta na Tabela 2.

⁷ Política de valorização do salário mínimo, incorporando correção pela inflação do ano anterior (INPC) e variação do crescimento da economia (PIB).

Tabela 2 - Matriz de correlação final
 Fonte: Autoria própria (2014)

FONTE	SERASA	IBGE	SERASA	BACEN	BACEN	BACEN	BACEN ajust	Cálculo	CETIP	ACEN ajust	SERASA	IBGE	SERASA	OANDA
Mês/ano	INAD PF	IPCA	nº falências	rend. médio	saldo rec	livres PF -	rec livres PF	%	SELIC - %	spread	PIB	vendas	demand	cotação do
	Serasa		- Total R\$	- Total R\$	livres PF -	rec livres PF	concessão	concedido		para PF		varejo -	por crédito -	dólar - R\$
0	1,000	0,569	-0,569	0,658	0,937	0,937	0,916	-0,554	-0,550	-0,517	0,856	0,769	0,746	0,294
1	0,977	0,572	-0,587	0,632	0,937	0,937	0,899	-0,599	-0,535	-0,512	0,846	0,732	0,712	0,247
2	0,965	0,574	-0,597	0,588	0,937	0,937	0,895	-0,607	-0,523	-0,503	0,839	0,715	0,731	0,202
3	0,947	0,583	-0,627	0,648	0,939	0,939	0,898	-0,616	-0,508	-0,504	0,833	0,763	0,737	0,159
4	0,933	0,585	-0,634	0,659	0,938	0,938	0,896	-0,643	-0,491	-0,506	0,826	0,773	0,738	0,115
5	0,926	0,588	-0,636	0,678	0,938	0,938	0,905	-0,629	-0,478	-0,518	0,839	0,801	0,762	0,076
6	0,914	0,590	-0,642	0,661	0,937	0,937	0,909	-0,633	-0,467	-0,533	0,853	0,780	0,760	0,022
7	0,907	0,584	-0,616	0,652	0,933	0,933	0,909	-0,620	-0,454	-0,545	0,872	0,779	0,786	-0,039
8	0,898	0,585	-0,628	0,622	0,932	0,932	0,913	-0,616	-0,442	-0,554	0,885	0,749	0,791	-0,123
9	0,885	0,577	-0,644	0,587	0,930	0,930	0,914	-0,618	-0,431	-0,570	0,881	0,724	0,805	-0,197
10	0,874	0,557	-0,660	0,598	0,927	0,927	0,911	-0,617	-0,415	-0,583	0,876	0,742	0,817	-0,257
11	0,865	0,536	-0,660	0,605	0,923	0,923	0,923	-0,597	-0,406	-0,592	0,887	0,736	0,830	-0,294
12	0,863	0,517	-0,664	0,598	0,917	0,917	0,940	-0,565	-0,399	-0,596	0,904	0,736	0,825	-0,317
13	0,831	0,515	-0,651	0,561	0,912	0,912	0,922	-0,587	-0,393	-0,591	0,887	0,688	0,785	-0,342
14	0,812	0,512	-0,656	0,502	0,908	0,908	0,921	-0,572	-0,392	-0,583	0,872	0,658	0,793	-0,351
15	0,787	0,511	-0,683	0,567	0,904	0,904	0,911	-0,588	-0,390	-0,592	0,843	0,706	0,792	-0,352

4.3. Desenvolvimento e comparação dos modelos de previsão

As análises contemplaram o estudo de três modelos distintos: o primeiro prevendo a inadimplência três meses à frente; o segundo, seis meses à frente; e, por fim, o terceiro, doze meses à frente. A fim de avaliar a modelagem utilizando variáveis explicativas, modelos auto-regressivos também foram construídos, visando determinar se os dados passados da variável inadimplência explicariam seu comportamento futuro. No entanto, tais modelos não mostraram melhor desempenho que os modelos com variáveis explicativas, e quanto maior era o horizonte de previsão, pior eram os resultados dos modelos auto-regressivos. Os resultados e análises de cada modelo desenvolvido estão detalhados a seguir. Para fins de avaliação da adequação dos modelos testados, utilizou-se a variável de suporte denominada *mean absolute error (MAE)*, do inglês, erro médio absoluto⁸.

Análise do modelo de previsão para três meses à frente

O desenvolvimento do modelo que prevê inadimplência três meses à frente foi elaborado principalmente para fins de comparação com os outros modelos, de seis e doze meses à frente. Isto porque se supõe que a informação de maior relevância para as empresas e instituições financeiras reside na previsão do comportamento da inadimplência a médio prazo (seis meses ou mais), o que possibilitaria um prazo de reação razoável para a empresa.

O modelo de variáveis explicativas para previsão de três meses à frente, obtido através do *software Statgraphics*, mostra que a inadimplência atual (no instante zero, 0) está correlacionada com as variáveis macroeconômicas de acordo com a Equação 5 a seguir⁹:

$$\begin{aligned} \text{Inadimplência}(0) = & -202,92 - 5,10 * \text{IPCA}(-6) + 0,0001 * \text{Saldo}(-3) + 0,0005 * \text{Concessões}(-12) + \\ & 4,16 * \text{Selic}(-3) + 1,98 * \text{Spread}(-12) + 0,78 * \text{PIB}(-12) + 0,33 * \text{Demanda Cr.}(-11) \end{aligned} \quad (5)$$

Em relação às características estatísticas, o modelo apresentado consegue explicar 92% da variabilidade da variável Inadimplência(0), mostrado através do R^2 ajustado. Além disso, apresenta MAE de 4,81 para a evolução geral da variável (valores entre março/2008 e março/2014), e MAE de 6,26 para as projeções (seis valores simetricamente distribuídos na amostra), apresentando tendência linear similar ao real observado (ver Figura 2). Além disso, todas as variáveis independentes apresentam um *P-value* menor que 0,05, o que indica que elas são estatisticamente significantes a um nível de significância de 95% (todas devem fazer parte do modelo, portanto).

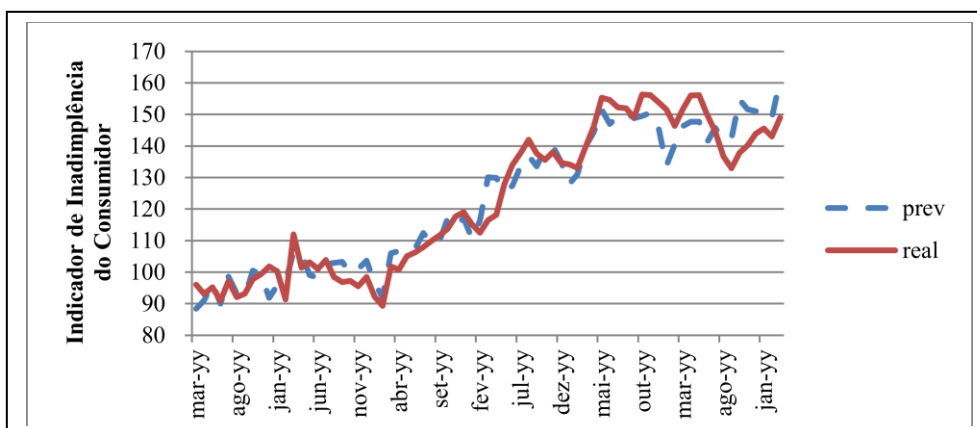
⁸ MAE: calcula a média das diferenças encontradas entre o previsto (y) e o real (x).

⁹ Neste tipo de análise, onde cada variável apresenta uma unidade distinta, os coeficientes da regressão não são fisicamente representativos.

Nota-se que o modelo aponta uma correlação positiva da inadimplência do consumidor com a maioria das variáveis independentes, a saber, o saldo de crédito disponível, as concessões de crédito, a taxa básica de juros (e por consequência a taxa de juros cobrada em operações a PF), o spread bancário, o PIB, e a demanda por crédito pelos consumidores. O *spread* está ligado à taxa de juros, pois ele representa o ganho bancário entre as taxas de empréstimo e captação, logo a correlação encontrada se explica. Já o sinal positivo do PIB explica-se por este apresentar forte correlação com o saldo de crédito (0,88) e com as concessões de crédito (0,92). Percebe-se que a demanda por crédito é outro fator influente, pois está correlacionado fortemente com a variabilidade do PIB (0,85). A única variável que apresenta correlação negativa com a inadimplência é o IPCA, o que é razoável de se concluir do ponto de vista econômico; uma vez que o IPCA aumenta, os consumidores tendem a restringir o consumo, e por consequência a demanda por crédito, motivo pelo qual é observada uma diminuição na inadimplência seis meses mais tarde (verifica-se com a defasagem temporal de seis meses para o IPCA).

Este modelo apresenta um número considerável de variáveis explicativas. Nesse sentido, a análise dos resíduos mostra-se particularmente importante para a identificação de dados que não seriam explicativos da variável dependente, mas consequência de outros fatores exógenos. Neste caso, foi observado apenas um dado com pouco mais de três desvios da média, o que não implica influência importante na definição do modelo desenvolvido.

Figura 2 - Modelo Var. Explicativas de 3 meses
 Fonte: Autoria própria (2014)



Análise do modelo de previsão para seis meses à frente

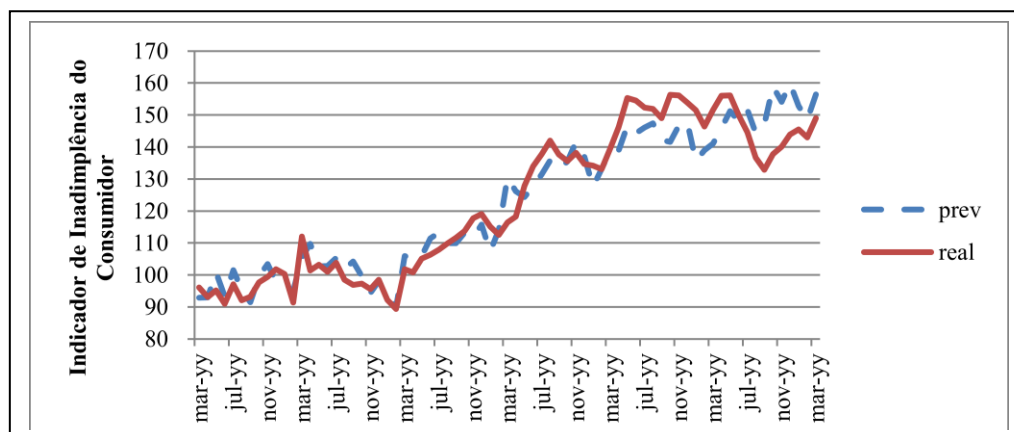
O modelo para prever inadimplência seis meses à frente através de variáveis explicativas encontra-se exposto na Equação 6. Ele é um pouco menos preciso que o modelo prevendo três meses à frente, pois explica 89,9% da variabilidade dos dados, frente aos 92% anteriores. Todas as variáveis independentes apresentaram *P-values* menor que 0,05, e o modelo gerou MAE de 5,49 para a evolução geral da variável, e de 5,52 para as projeções. Nota-se aqui que os erros das projeções foram menores que os apresentados pelo modelo que prevê três meses à frente, apesar do MAE geral ter sido um pouco maior. Além disso, a tendência linear também se aproxima do comportamento real observado (ver Figura 3).

$$\text{Inadimplência}(0) = -1,52 + 0,00092 * \text{Concessões}(-12) + 0,37 * \text{Demanda Cr.}(-11)$$

(6)

Neste modelo, percebe-se que a variável dependente tem correlação positiva com as concessões de crédito e com a demanda por crédito. Apesar de ambas as variáveis terem certo grau de correlação (0,78), é interessante diferenciá-las para entender as outras variáveis que as influenciam, mas que não estão presentes no modelo. As concessões dependem principalmente do saldo de crédito disponível, porém podem sofrer influência das políticas de análise de crédito dos bancos e instituições financeiras, uma vez que estes podem dificultar ou não a obtenção de uma linha de financiamento de acordo com cada situação. Já a demanda por crédito está relacionada principalmente com a confiança do consumidor no cenário econômico, e, mais indiretamente, com a variação do PIB, como dito anteriormente. Ambos os fatores terão influência na inadimplência entre seis meses e um ano (verificado através da matriz de correlação), o que é aceitável, uma vez que existe um retardo entre a demanda e a concessão de crédito, e o fato do consumidor vir a ser inadimplente.

Figura 3 - Modelo var. explicativas de 6 meses
Fonte: Autoria própria (2014)



Análise do modelo de previsão para doze meses à frente

O modelo de previsão para doze meses à frente apresenta R^2 de 89,75%, pouco abaixo do modelo para seis meses. O indicador MAE ficou em 5,63 para a evolução geral, e 6,64 para as previsões. Nota-se que, como esperado, este modelo é menos preciso que o precedente, por se tratar de previsões em um horizonte mais extenso; no entanto, vê-se que ele segue a tendência real sem grandes distorções. Este modelo correlaciona positivamente a variável dependente com o saldo de crédito, o percentual de crédito concedido e o PIB, como mostra a Equação 7.

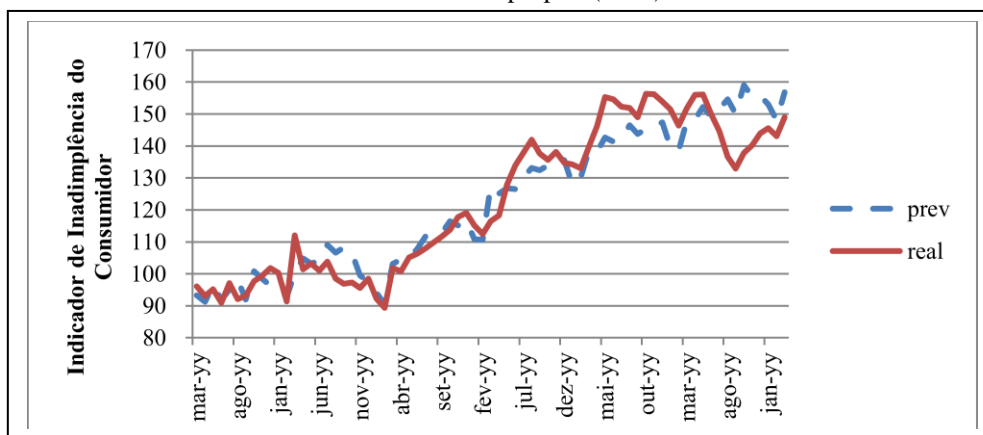
$$\text{Inadimplência}(0) = -96,54 + 0,00013 * \text{Saldo}(-12) + 175 * \text{Per. Conc.}(-12) + 0,79 * \text{PIB}(-12)$$

(7)

Como visto anteriormente, o PIB está fortemente correlacionado com o saldo de crédito (0,88). No que se refere ao percentual de crédito concedido, ao analisar-se somente a matriz de correlações, percebe-se uma correlação negativa com a inadimplência (-0,55), porém baixa. Isso significa que o modelo pode indicar uma correlação positiva com esta variável explicativa, uma vez que existem outras variáveis explicativas no modelo, fazendo com que a influência de cada uma varie. Além disso, a correlação positiva faz sentido no âmbito econômico; se as concessões de crédito aumentam relativamente ao saldo de crédito disponível, ou seja, se o empréstimo de dinheiro torna-se mais fácil, o consumidor tem maior tendência a inadimplir, uma vez que as análises de crédito ficam menos rígidas. A Figura 4 mostra a evolução dos dados previstos e reais.

Figura 4 - Modelo variáveis explicativas de 12 meses

Fonte: Autoria própria (2014)



4.4. Análise dos resultados e discussões

Os três modelos desenvolvidos, de três, seis e doze meses à frente, apresentaram alto coeficiente de determinação, representado pelo R^2 , de 92%, 89,9% e 89,75%, respectivamente. Além disso, pode-se dizer que as diferenças encontradas não são estatisticamente significantes (diferença inferior a 3%). Os erros encontrados, por sua vez, representados pelo cálculo do MAE¹⁰, aumentaram 14% para o modelo de seis meses em relação ao de três meses, enquanto que, entre o modelo de seis e o de doze meses, o erro ficou estatisticamente estável. Tal resultado é compreensível, pois, quanto maior o horizonte de previsão, menos acurados são os modelos. Quanto aos erros nas projeções de cada modelo, calculados através dos seis dados retirados simetricamente da amostra, observa-se que não apresentaram grande variação. Vê-se uma diminuição do erro das projeções de 11% para o modelo de seis meses em relação ao de três meses, e um aumento deste erro de 6% para o modelo de doze meses em relação ao de três meses.

No que diz respeito às análises de correlação, projeções iniciais haviam sido feitas para cada variável independente, baseando-se no estudo da literatura. Tais projeções foram cruzadas com os resultados das correlações reais encontradas a partir da matriz de correlação. Percebe-se que cinco variáveis apresentaram grau de correlação oposto do esperado: taxa de juros, taxa de desemprego, número de falências empresariais, rendimento médio e PIB. A taxa de juros mostrou correlação baixa com a inadimplência (-0,5), o que pode alterar o sinal da correlação por não estar correlacionada diretamente com esta última. A taxa de desemprego vem apresentando queda constante devido, sobretudo, à redução do crescimento da população, como já referido. O número de falências empresariais vem decaindo desde 2005, principalmente como consequência principal da Lei das Falências (lei nº 11.101/fev2005). Esta lei dificultou o uso das falências como mero meio de cobrança pelos credores, pois determinou um valor mínimo de dívida (40 salários-mínimos na data do pedido da falência) e um prazo de dez dias para pagamento. Finalmente, o rendimento médio e o PIB apresentaram forte correlação com as vendas (0,94) e com o saldo de crédito (0,88), respectivamente, ambos indicadores correlacionados positivamente com a inadimplência, o que explica o grau da correlação encontrado na matriz. A Tabela 3 resume os resultados discutidos.

¹⁰ Ver seção 4.3.

Tabela 3 Resultados esperados versus Resultados Reais
 Fonte: Autoria própria (2014)

Variáveis	Correlação esperada	Correlação real	Explicações
Inflação	+	+	Indiretamente relacionada ou não relacionada
Taxa de juros	+	Baixa (-)	Indiretamente relacionada ou não relacionada
Taxa de desemprego	+	-	Redução do crescimento da população
Nro de falências	+	-	Lei das Falências (fev/2005) contribuiu para a queda
Saldo de crédito	+	+	--
Concessão de crédito	+	+	--
Rendimento médio	-	+	Correlacionado positivamente c/ as vendas (0,94)
Spread bancário	-	-	Indiretamente relacionado ou não relacionado
PIB	-	+	Correlacionada com o saldo (0,88) e concessão de crédito (0,92)
Vendas varejo	+	+	--
Demanda por crédito	+	+	--

Esclarecimentos sobre as previsões dos modelos

Observa-se que os três modelos desenvolvidos não previram, de maneira clara, a queda da inadimplência durante o período de junho de 2013 a setembro de 2013.

Pode-se explicar o fenômeno de queda neste período por alguns fatores momentâneos que, juntos, levaram a tal cenário. O primeiro deles diz respeito a uma maior cautela por parte dos consumidores face à aquisição de novas dívidas, o que representa uma consequência, por um lado, da alta da taxa de juros do mercado e, por outro lado, da incerteza do cenário econômico causada pela alta do dólar. O preço de compra da moeda americana, em um intervalo de quatro meses, apresentou alta de 21% em relação ao real, passando de R\$ 1,98 em 8 de abril de 2013 a R\$ 2,39 em 19 de agosto de 2013. Essa mudança brusca causou grande incerteza no que diz respeito ao comportamento futuro do mercado, podendo ter freado a aquisição de novas dívidas por parte do consumidor.

O segundo fator que pode ter contribuído para o recuo da inadimplência do consumidor no segundo semestre de 2013 foi um maior interesse nas renegociações das dívidas em atraso. Grandes bancos e instituições financeiras do país têm o costume de realizar, nessa época do ano, campanhas de renegociação de dívidas a fim de “limpar o nome” do cliente antes das festas de fim de ano. Em consequência desta prática, muitas instituições financeiras conseguiram diminuir substancialmente seu nível de inadimplência. Além disso, cabe ressaltar que as dívidas não bancárias (junto aos

cartões de crédito, financeiras, lojas em geral) e bancárias foram as que mais contribuíram para a baixa do indicador no período em questão¹¹.

No que diz respeito à cotação do dólar, a sua correlação com a inadimplência não se mostrou significativa para entrar nos modelos. Possivelmente, o seu efeito só ocorra no caso de valorizações ou desvalorizações bruscas, como no caso observado, porém, essa é uma hipótese que exigiria maiores estudos para ser comprovada. O volume de renegociação de dívidas, por sua vez, não foi incluído no desenvolvimento dos modelos por não ter sido apontado pela literatura estudada inicialmente, além do fato de ser de difícil mensuração. Logo, a influência de ambas as variáveis não presentes nos modelos pode explicar as diferenças encontradas entre os valores previstos e reais da inadimplência do consumidor, durante a queda da variável entre junho de 2013 e setembro de 2013.

5. Conclusão

O objetivo deste trabalho foi apresentar modelos de previsão da inadimplência de pessoas físicas no Brasil, baseando-se em fatores macroeconômicos. O estudo utilizou como variável independente o indicador de inadimplência do consumidor da Serasa, durante o período de março de 2007 a março de 2014, e outras onze variáveis independentes de indicadores macroeconômicos. Os modelos foram gerados a partir do método da regressão linear múltipla, através do software *Statgraphics*.

Dado o crescente aumento da oferta e do consumo de crédito no Brasil, torna-se importante o estudo aprofundado sobre o inadimplemento dos tomadores de crédito, uma vez que este possibilita previsões mais confiáveis e um maior controle da inadimplência por parte dos órgãos e instituições financeiras. Este trabalho, ao desenvolver modelos de previsão da inadimplência de pessoas físicas, contribui neste sentido, possibilitando um maior entendimento sobre o comportamento dessa variável.

Foram estabelecidos três modelos de referência; o primeiro, prevendo três meses à frente (para fins de comparação), o segundo, seis meses à frente e o terceiro, doze meses à frente. No estudo da previsão da inadimplência três meses à frente, o modelo indicou correlação positiva com as seguintes variáveis: saldo de crédito (defasagem de três meses), concessões de crédito (doze meses), taxa Selic (três meses), *spread* bancário (doze meses), PIB (doze meses) e demanda por crédito (onze meses); e correlação negativa com o IPCA (seis meses). Com relação à previsão para

¹¹ Fonte Serasa Experian.

seis meses à frente, percebeu-se que o volume de concessões de crédito (defasado em doze meses) e a demanda por crédito (defasada em onze meses) poderiam explicar as variações da inadimplência do consumidor. Quanto ao modelo de previsão para doze meses à frente, este apontou que o saldo de crédito, o PIB e o percentual de crédito concedido (todas variáveis defasadas em doze meses), são bons indicadores para previsão da variável dependente.

Cabe salientar que os modelos desenvolvidos não previram, de maneira precisa, a queda da inadimplência no período entre junho e setembro de 2013. Foi apontado que tal queda pode ter resultado, por um lado, do aumento brusco da cotação do dólar no período – o que reflete uma instabilidade econômica e conseqüente cautela dos tomadores de crédito - e, por outro lado, das grandes campanhas para renegociação de dívidas, que ocorreram no segundo semestre do ano. Tais considerações podem servir de base para pesquisas futuras, aprimorando os modelos aqui desenvolvidos.

Os modelos apresentados neste trabalho utilizaram como variável dependente o indicador da inadimplência do consumidor no Brasil. Por se tratar de um indicador geral de inadimplência, e não específico de determinado setor da economia ou instituição, os resultados aqui apresentados devem ser utilizados no âmbito de análises macroeconômicas globais da economia brasileira.

6. Referências Bibliográficas

ANNIBAL, C. **Inadimplência do Setor Bancário Brasileiro: uma avaliação de suas medidas.** Brasília: Banco Central do Brasil, n° 192, 2009, p. 1-36.

BANCO CENTRAL DO BRASIL **Resolução n° 2682**, 1999.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. **The New Basel Capital Accord (Basel II).** *Bank for International Settlements*, 2001.

BRUCHE, M. e GONZALEZ-AGUADO, C. **Recovery rates, default probabilities and the credit cycle.** *Journal of Banking and Finance*, Vol. 34, n° 4, 2010.

CAIADO, J. **Modelos VAR, taxas de juro e inflação.** *Proceedings of the 10th Portuguese Statistical Society Conference*, p. 215-228, 2002.

DAVILA, V.H. **Regressão Linear Simples.** Departamento de Estatística IMECC, Universidade Estadual de Campinas, São Paulo.

DICIONÁRIO HOUAISS DA LÍNGUA PORTUGUESA. (Instituto Antônio Houaiss). Rio de Janeiro: Editora Objetiva, 2001, p. 1589.

DIONNE, G. et al. **A reduced form model of default spreads with Markov-switching macroeconomic factors.** *Journal of Banking and Finance*, n° 35, 2011, p. 1984-2000.

FECOMERCIOSP (2012). **A evolução da classe média e seu impacto no varejo.** Diagnósticos e tendências. São Paulo, fev. 2012, p.48.

INFOMONEY. **Derivativos de crédito: entenda o que são os Credit Default Swaps.** Disponível em <http://www.infomoney.com.br/ultimas-noticias/noticia/1422403/derivativos-eacute-dito-entenda-que-atilde-credit-default-swaps>. Acesso em 12 de outubro de 2013.

LINARDI, F. **Avaliação dos determinantes macroeconômicos da inadimplência bancária no Brasil.** Belo Horizonte, 2008.

MARINS, J. e DAS NEVES, M. **Inadimplência de Crédito e Ciclo Econômico: um exame da relação no mercado brasileiro de crédito corporativo.** Brasília: Banco Central do Brasil, Trabalhos para Discussão, n° 304, p. 1-30, 2013.

OLIVEIRA CAPITAO A. C. **Estatística E4, Econometria.** Universidade Paulista.

O PONTO BASE. **Uma radiografia do crédito bancário no Brasil.** Disponível em <http://opontobase.com.br/uma-radiografia-do-credito-bancario-no-brasil/>. Acesso em 30 de agosto de 2013.

PESARAN et al. **Macroeconomic Dynamics and Credit Risk: A Global Perspective.** *CESifo Working Paper*, n° 995, *Category 10: Empirical and Theoretical Methods*, 2003.

SANTOS, J. e FAMÁ R. **Avaliação de estratégias para a redução do risco de inadimplência em carteiras de crédito bancário rotativo de pessoas físicas.** *Revista de Contabilidade e Finanças da USP*, n°42, 2006, p. 92-103.

SERASA EXPERIAN. **Indicador Serasa Experian de Inadimplência do Consumidor.** Disponível em <http://noticias.serasaexperian.com.br/indicadores-economicos/inadimplencia-do-consumidor/>. Acesso em 30 de março de 2014.

SERASA EXPERIAN. **Últimas notícias.** Disponível em: <http://noticias.serasaexperian.com.br/inadimpl%C3%Aancia-do-consumidor-cai-28-em-setembro-revela-serasa-experian/>. Acesso em 27 de maio de 2014.

SOMMAR, P. e SHAHNAZARIAN H. **Interdependencies between Expected Default Frequency and the Macro Economy.** *International Journal of Central Banking*, vol. 5, n° 3, p. 83-110, 2009.

TABAK, B. et al. **Modeling Default Probabilities: the case of Brazil.** Brasília: Banco Central do Brasil, 2011, p.4. (Working Paper Series, n.232).

TANG, D. e YAN, H. **Market conditions, default risk and credit spreads.** *Conference on the Interaction of Market and Credit Risk*, 2007.

TEIXEIRA, F. **Influência de variáveis macroeconômicas na inadimplência do sistema financeiro de habitação.** Revista de Finanças Aplicadas. Publicado em dez. 2010, p. 1-16.

WESTGAARD, S. e WIJST, N. **Default probabilities in a corporate bank portfolio: A logistic model approach.** *European Journal of Operational Research*, nº135, 2001, p. 338-349.

APÊNDICE I – DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS UTILIZADAS

Modelo de base utilizado:

- *Nome da variável (FONTE): informações detalhadas (unidade)*

- Inflação (IBGE): série histórica do IPCA – Índice de Preços ao Consumidor Amplo, desde 1994 (em % a.a.).

- Taxa de desemprego (BACEN, código 10777): relação de pessoas desocupadas (procurando trabalho) e o número de pessoas economicamente ativas nas Regiões Metropolitanas de Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre (em %).

- Número de falências decretadas (SERASA): número de empresas vindo a decretar falência (em número total de ocorrências).

- Rendimento médio (BACEN, código 10790): rendimento médio real efetivo das pessoas ocupadas (em R\$).

- Saldo de crédito com recursos livres para pessoas físicas (BACEN, código 20570): Saldo em final de período das operações de crédito contratadas (novas concessões liberadas) com taxas de juros livremente pactuadas entre mutuários e instituições financeiras. Não inclui operações referenciadas em taxas regulamentadas, operações vinculadas a recursos do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) ou quaisquer outras lastreadas em recursos compulsórios ou governamentais (em milhões de R\$).

- Concessões de crédito com recursos livres para pessoas físicas (BACEN, código 20662): Valor das novas operações de crédito contratadas no período de referência (computados somente os valores desembolsados pelas instituições financeiras) com taxas de juros livremente pactuadas entre mutuários e instituições financeiras. Não inclui operações referenciadas em taxas regulamentadas, operações vinculadas a recursos do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) ou quaisquer outras lastreadas em recursos compulsórios ou governamentais (em milhões de R\$).

- Taxa Selic (CETIP): taxa média ajustada dos financiamentos diários apurados no Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (Selic) para títulos federais (em % a.a.).

- Spread bancário médio de operações de crédito com recursos livres para pessoas físicas (BACEN, código 20809): Diferença entre a taxa média de juros das novas operações de crédito livre contratadas no período de referência e o custo de captação referencial médio. Não inclui operações referenciadas em taxas regulamentadas, operações vinculadas a recursos do Banco

Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) ou quaisquer outras lastreadas em recursos compulsórios ou governamentais (em %).

- Indicador de atividade econômica, ou PIB mensal (SERASA): calculado a partir de técnicas estatísticas apropriadas, segundo divulgação em bases trimestrais pelo IBGE (1995 = base 100).

- Salário mínimo (BACEN, código 1619): em unidades monetárias correntes (em R\$).

- Volume de vendas do varejo (IBGE, código MC73): indicador de volume de vendas do comércio varejista (2011 = base 100).

- Indicador de demanda do consumidor por crédito (SERASA): objetiva mensurar a procura por crédito por parte dos consumidores durante determinado mês, a partir de número de CPF's consultados. O indicador é segmentado por região geográfica e por classe de rendimento mensal (2008 = base 100).