



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ – UFC
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA – CAEN
MESTRADO PROFISSIONAL EM ECONOMIA – MPE

MARCUS VINICIUS PEREIRA LIMA

**UM MODELO DE RISCO DE CRÉDITO PARA O SETOR BANCÁRIO DE
FORTALEZA**

FORTALEZA
2012

MARCUS VINICIUS PEREIRA LIMA

**UM MODELO DE RISCO DE CRÉDITO PARA O SETOR BANCÁRIO DE
FORTALEZA**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Profissional em Economia do Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN, da Universidade Federal do Ceará - UFC, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Economia. Área de Concentração: Finanças e Seguros.

Orientador: Prof. Dr. Andrei Gomes Simonassi

FORTALEZA

2012

MARCUS VINICIUS PEREIRA LIMA

**UM MODELO DE RISCO DE CRÉDITO PARA O SETOR BANCÁRIO DE
FORTALEZA**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Profissional em Economia do Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN, da Universidade Federal do Ceará - UFC, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Economia. Área de Concentração: Finanças e Seguros.

Aprovada em: **05 de março de 2012**

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Andrei Gomes Simonassi (Orientador)
Universidade Federal do Ceará

Prof. Dr. Sérgio Aquino de Souza
Universidade Federal do Ceará

Prof. Dr. Régis Façanha Dantas
Faculdade Integrada do Ceará

RESUMO

O trabalho desenvolve uma ferramenta para modelar o risco de crédito bancário e aplica ao mercado bancário de Fortaleza. A partir de dados de um grande banco comercial da cidade para 290 clientes com contas ativas e renda mínima de seiscentos reais, foram selecionadas 23 variáveis de controle e estimou-se a probabilidade de inadimplência nas modalidades cheque e demais restrições de crédito. Os resultados demonstram que: i) indivíduos do sexo feminino possuem menos chance de enfrentar restrições, muito embora este não seja um determinante das emissões de cheques sem fundos; ii) os indivíduos que possuem seguro contratado junto ao banco apresentaram maior chance de inadimplência e iii) a medida de *rating* proposta pelo banco se mostrou eficaz em mensurar a chance de risco de crédito.

Palavras-chave: Risco de Crédito. Inadimplência. Modelo de Escolha Binária.

ABSTRACT

The paper develops a tool for modeling the bank credit risk and applies this to banking market of Fortaleza. Using data from a large commercial bank of the city for 290 customers with active accounts and minimum income of six hundred reais, were selected 23 control variables and was estimated the probability of default on the modalities check and other credit restrictions. The results showed that: i) females are less likely to face restrictions, although this is not a determinant of emissions of bad checks; ii) people who have insurance contracted with the bank showed themselves more likely to default and iii) the extent of the bank rating proposal was effective in measuring the chance of credit risk.

Keywords: Credit risk. Default. Binary Choice Model.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Sumário da base de dados utilizada no estudo.....	19
Tabela 2 - Estatísticas Descritivas das Variáveis Utilizadas, por Categoria de Risco.....	25
Tabela 3 - Resultados do Modelo para Risco de Cheque sem Fundo (<i>inadcheque</i>).....	25
Tabela 4 - Resultados do Modelo para Outras Restrições (<i>inad</i>).....	26
Tabela 5 - Chance de Inadimplência dos Indivíduos por Categoria Analisada.....	27

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	7
2	REVISÃO DA LITERATURA.....	9
2.1	Riscos.....	9
2.2	Créditos.....	10
2.3	Crédito ao consumidor.....	10
2.4	Risco de crédito.....	10
2.5	Modelos estatísticos de risco de crédito.....	12
2.6	Modelos de risco de crédito baseados em dados contábeis e valores de mercado.....	13
2.7	O contexto atual.....	13
3	METODOLOGIA.....	17
3.1	Dados.....	17
3.1.1	<i>Considerando o devedor e seus garantidores.....</i>	17
3.1.2	<i>Em relação à operação.....</i>	18
3.2	Evidência empírica.....	19
3.3	Critérios na definição do ponto de corte.....	20
3.4	Modelo.....	21
3.4.1	<i>Modelo de variável dependente binária.....</i>	21
3.4.2	<i>Abordagem da máxima verossimilhança através do modelo Probit.....</i>	22
4	RESULTADOS.....	25
	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	28
	REFERENCIAS.....	29

1 INTRODUÇÃO

Desde o surgimento do sistema bancário, a preocupação dos investidores em minimizar a chance de perda do valor investido norteava a distribuição dos recursos disponíveis pelas instituições. Perera (1998 *apud* CHAIA, 2003) afirma que as instituições bancárias surgiram em Roma em decorrência das atividades exercidas pelos cambistas, que inicialmente realizavam trocas com as diversas moedas existentes na época visando à obtenção de vantagens nessas transações e, posteriormente, expandiram suas atividades para o recebimento de depósitos em dinheiro e a concessão de empréstimos com recursos próprios mediante à cobrança de acréscimo no valor a ser recebido.

Segundo Caouette, Altman e Narayanan (1998, *apud* CHAIA, 2003), os primeiros banqueiros na Europa Medieval que, usualmente, cobravam dos clientes pequenas tarifas em virtude dos custos associados a guarda de seus recursos, notando a possibilidade de tornar a atividade mais rentável, atraíram novos clientes a partir da remuneração pelos seus depósitos através de taxas e cobravam dos tomadores de empréstimos taxas superiores.

Em um passado recente, os bancos viviam da “ciranda financeira” pois os lucros advinham de empréstimos ao governo e da inflação. Não obstante, a baixa competição fazia com que as instituições tivessem um comportamento negligente com o cliente. A atuação dos bancos era centralizada nas capitais e somente no mercado nacional e havia também poucos bancos estrangeiros atuando no Brasil.

Ressalte-se que, o Brasil serviu, ainda, como laboratório para testes de vários planos econômicos que comprometeram a estabilidade da economia nacional. O Plano Cruzado no Governo Sarney em 1986 se fundamentava na prática dos juros altos, se preocupando em elevar a renda real dos assalariados, muito embora as medidas adotadas não tenham estimulado o consumo de forma responsável. Suas medidas de destaque foram a extinção do cruzeiro e criação de uma nova moeda, o cruzado; o fim da correção monetária generalizada; o congelamento dos preços das mercadorias; o reajuste automático dos salários sempre que a inflação atingisse 20% fato que contribuiu com a deterioração das contas públicas e fez com que depois de várias tentativas de chegar a algum acordo com os banqueiros internacionais, o Governo decretasse a moratória da dívida externa.

Depois dos planos Bresser (1987), Verão (1989) e Collor (1990) veio o Plano Real colocado em prática em junho de 1993 e implantado em três etapas e iniciado em 14 de junho de 1993 no governo de Itamar Franco. Apesar do sucesso, o Plano Real enfrentou duras dificuldades, principalmente com a crise dos Tigres Asiáticos (1997) e da Rússia (1998). Com isso, o governo precisou elevar a taxa básica de juros, que chegou a 50% no ano em setembro. No final de 1998, o governo brasileiro assinou um novo acordo com o Fundo Monetário Internacional (FMI), que impunha duras obrigações a serem cumpridas. Em apenas dois meses antes da mudança cambial em 1998, a moeda brasileira perdeu 40% de seu valor. Nos anos seguintes a situação ficou sob controle, com o Real voltando a ser alvo de especulação em 2002, quando era iminente a eleição de Lula.

A mudança de ideologia se refletiu muito pouco na política econômica que passou a ganhar credibilidade e atualmente as instituições financeiras passam a estimular o crescimento e desenvolvimento da nação. Elas atuam fomentando a economia com prestação de serviços e intermediações financeiras trazendo o equilíbrio entre tomadores de recursos e investidores/poupadores de recursos.

A questão aqui é que com a evolução da economia a solidez das instituições financeiras que está diretamente relacionada com sua capacidade de gerenciar seus riscos passou a ser o elemento de destaque.

Deste modo, o presente trabalho consiste na elaboração de uma ferramenta a ser utilizada pelos bancos comerciais visando subsidiar o processo de tomada de decisão para aprovação de crédito, buscando dar agilidade, minimizar riscos e valorar de forma correta o potencial de pagamento de seus clientes. O público escolhido são clientes pessoas físicas residentes em Fortaleza de ambos os sexos e de idade mínima de 18 anos, com conta em um grande banco de atuação global com uma carteira de clientes da cidade de Fortaleza.

Os achados do estudo permitem traçar um perfil do cliente com maior propensão a enfrentar problemas de inadimplência e contradiz algumas falácias da sociedade em relação a que tipo de indivíduo é mais responsável com suas finanças. Para tanto, a seção 2 discute os trabalhos na literatura de risco de crédito, a seção 3 alguns resultados amostrais, a seção 4 a metodologia do modelo de risco cujos resultados seguem na seção 5 e a seção 6 apresenta as considerações finais.

2 REVISÃO DA LITERATURA

A questão do risco de crédito envolve uma extensa literatura correlata. Gonçalves (2005) afirma que “praticamente todas as grandes instituições brasileiras que trabalham com concessão de crédito utilizam-se de modelos para avaliar o risco de inadimplência dos potenciais contratantes de produtos de crédito” e considerando a grande demanda por crédito existente isso é fácil de ser constatado.

Para Minsky (1986), a decisão de investir envolve uma função de oferta de investimento (que depende do custo com mão-de-obra e taxa de juros), uma função de demanda por investimento (derivada do preço dos ativos de capital) e, por fim, a estrutura e as condições prévias de financiamento do investimento.

2.1 Riscos

Gitman (1997) define risco como a possibilidade de prejuízo financeiro. Ativos que possuem maiores possibilidades de prejuízo financeiro são mais arriscados que aqueles com menores possibilidades. Risco pode ser entendido como incerteza ao referir-se à “possibilidade de retornos associada a um dado ativo”. Já Lima (2002), aponta que “no risco, as probabilidades de ocorrência de um dado evento são conhecidas enquanto na incerteza não há dados para calcularmos estas probabilidades”.

Quando falamos de risco devemos considerar dois fatores: o primeiro, é o perigo de não receber o que se emprestou e, o segundo, é a oportunidade de se ganhar um adicional (lucro) com a operação. Na economia se diz que quanto maior o risco maior o lucro sendo que o grande desafio é saber até aonde se pode ir, qual o tamanho do cliente, até qual valor podemos correr o risco. Risco é a possibilidade de não acontecer o que se espera, daí a dificuldade em se mensurar risco uma vez que ele acontece por um resultado que não estava previsto. O ideal é ter maior retorno e menor risco, porém, isso na prática é muito difícil de acontecer. Os bancos procuram diminuir seus riscos de crédito agregando garantias às operações, reduzindo o prazo, colocando avalistas, analisando o negócio do cliente e procurando obter o máximo de informações possíveis para a tomada da decisão do crédito.

2.2 Créditos

Schrickel (1995) define crédito como “todo ato de vontade ou disposição de alguém de destacar ou ceder, temporariamente, parte do seu patrimônio a um terceiro, com a expectativa de que esta parcela volte a sua posse integralmente, após decorrido o tempo estipulado”. Ele afirma ainda que devido ao fato de envolver a expectativa do retorno do patrimônio, deve-se entender que todo crédito está associado a um risco. Patrimônio não significa apenas imóvel ou bens, mas pode ser visto também como dinheiro no caso de empréstimo monetário, empréstimo para uso ou venda com pagamento parcelado, ou a prazo.

2.3 Crédito ao consumidor

Santos (2000) entende que a expressão crédito ao consumidor é uma forma de comércio onde uma pessoa física obtém dinheiro, bens ou serviços e compromete-se a pagar por isso futuramente, acrescentando ao valor um prêmio (juros). “Nos dias atuais, crédito ao consumidor é um negócio essencial. O maior desafio desta indústria é tornar o crédito largamente disponível; assim tantas pessoas quanto possíveis terão a oportunidade de utilizar essa poderosa ferramenta” (LEWIS, 1992).

2.4 Risco de crédito

O risco de crédito é a mais antiga forma de risco no mercado financeiro (FIGUEIREDO, 2001). Ele nasce de uma transação financeira contratada entre um credor (doador de crédito) e um tomador (pessoa que necessita de recurso). A incerteza em relação ao retorno do recurso emprestado ou o simples ato de se emprestar uma quantia a alguém traz a possibilidade de ela não ser devolvida, isto é, com outras palavras, o risco de crédito.

A liberação ou não de crédito para um consumidor está diretamente relacionada com o seu risco, para que esse risco possa ser avaliado deve-se levar em consideração diversos fatores (renda, idade, patrimônio, histórico de pagamento, restrição) que são utilizados para minimizar erros na liberação de recursos. Essas ferramentas utilizam variáveis significativas que possibilitam a análise de crédito de

forma padronizada dentro de critérios pré-estabelecidos para instituição que detém o dinheiro. Se o risco for mal avaliado dificilmente o devedor terá condições de honrar com seus compromissos, portanto, quanto melhor for seu sistema de avaliação, menos vulnerável ficará o credor e mais possivelmente ele terá o retorno de seu dinheiro com o prêmio combinado (juros).

Damodaram (1999) divide o risco em duas grandes categorias: risco sistemático que também é conhecido como risco de mercado que afeta um grande número de ativos e é atribuível a fatores de mercado que afetam todas as empresas e não pode ser eliminado por meio de diversificação como, por exemplo: guerra, inflação e eventos políticos. O outro é o não sistemático que é conhecido como risco específico e que afeta apenas um único ou um pequeno grupo de ativos.

Saunders (2000) divide o risco de forma diferente: o risco de mercado é aquele que compreende a possibilidade de perda financeira devido a movimento de preços nos mercados e até mesmo nas oscilações de taxas de juros; risco de operações fora do balanço que compreende a possibilidade de perda financeira devido a operações que não são registradas em balanço como, por exemplo, avais, contratos futuros; risco da variação de taxa de juros que ocorre com a possibilidade de perda financeira com baixas e altas dos juros e também com descasamentos de prazos que pode aparecer, por exemplo, em uma simples operação de compra de títulos primários com características de prazos e liquidez distintas das apresentadas pelos títulos secundários que são vendidos; risco de liquidez que compreende a possibilidade de perda financeira quando os titulares dos passivos da instituição exigem dinheiro imediato da instituição e essa não possui recursos financeiros suficientes para honrar o compromisso, podemos citar como exemplo se todos os investidores resolverem sacar seus recursos ao mesmo tempo; risco de crédito que é o risco que iremos estudar nesse trabalho e existe quando a qualidade do tomador de crédito é baixa e ele pode não honrar o empréstimo devido, comprometendo assim o fluxo de caixa da instituição.

Atualmente, os índices de inadimplência estão muito altos com diversos bancos tendo dificuldades para receber o que foi emprestado, daí a importância do nosso tema e por último o risco de insolvência que compreende a possibilidade de perda financeira por insuficiência de recursos próprios ou internos de uma instituição financeira para cobrir perdas incorridas em função de um ou mais riscos de alguma natureza descrita anteriormente.

Trapp (2004) classifica como risco de reputação ou imagem o risco que compreende a possibilidade de perda financeira quando a imagem da instituição for afetada negativamente perante seus clientes acarretando prejuízos nos negócios; risco legal como o risco inerente à praticamente qualquer operação de uma instituição financeira; risco humano aquele que é totalmente subjetivo pois é relacionado à tomada de decisões humanas nos processos e o risco operacional que está relacionado às deficiências tecnológicas ou capacidade de sistemas de uma organização de processarem as informações de forma precisa. Nos últimos tempos, com o avanço da tecnologia e grandes investimentos nessa área dos grandes bancos, esse risco vem sendo minimizado.

2.5 Modelos estatísticos de risco de crédito

O modelo *Credit Monitor da KMV Corporation*, amplamente utilizado no mercado que aplica a teoria das opções ao crédito, tem como premissa a hipótese de que o mercado é a fonte mais eficiente de informações sobre a saúde financeira de uma empresa e, portanto, assume-se que os preços das ações de empresas negociadas em mercado aberto refletem as expectativas do mercado acerca da empresa (SOUZA, 2004).

A KMV utiliza três fatores para mensurar a frequência esperada de inadimplência (EDF): 1) O Valor dos ativos – o valor de mercado dos ativos da empresa, medindo como valor presente dos fluxos de caixa livres futuros; 2) O risco dos Ativos – a incerteza ou o risco acerca dos valores dos ativos, e 3) O Nível de Endividamento – corresponde à relação entre o valor das obrigações e o valor de mercado dos ativos (CROSBIE; BONH, 2002 *apud* SOUZA, 2004).

Outro modelo estudado é o *Credit Metrics* que segundo Caouette, Altman e Narayanan (1998 *apud* CHAIA, 2003) é um conjunto de métodos analíticos e base de dados, criado pelo JPMorgan em 1997, objetivando a análise do risco de crédito de carteiras de empréstimos ou de títulos.

Chaia (2003) acrescenta que o modelo tem como principal objetivo proporcionar uma estimativa da distribuição de probabilidade de mudanças no valor das carteiras em um determinado horizonte temporal, mudanças estas, associadas à alterações na qualidade do crédito dos devedores.

Outro modelo é o Credit Risk+ que conforme Saunders (2000 *apud* CHAIA, 2003) tem como pressuposto a hipótese que as alterações de taxas são parte do risco de mercado e não de crédito. Segundo CHAIA (2003), como consequência dessa hipótese, o Credit Risk+ considera a inadimplência como uma variável contínua e independente e utiliza também como variável o tamanho da perda, que pode ser completa ou parcial.

2.6 Modelos de risco de crédito baseados em dados contábeis e valores de mercado

Bruni (1997) afirma que em sistemas de classificação de crédito baseados em dados contábeis, o analista da instituição realiza a comparação de vários indicadores contábeis do solicitante do crédito com padrões para o setor de atividade ou grupo no qual o tomador de empréstimo potencial pertence.

Para Bruni (1997) dentre as abordagens metodológicas para desenvolver sistemas de classificação de crédito multivariados uma das dominantes é a Análise de Regressão (*logit*) que utiliza um conjunto de variáveis contábeis para estimar a probabilidade de inadimplência do tomador de empréstimo, considerando que essa probabilidade é distribuída logisticamente, isto é, estatisticamente assume uma forma funcional logística restringida ao intervalo entre zero e um (solvente ao insolvente).

Outro modelo, que também é baseado em dados contábeis e valores de mercado, é o de Redes Neurais que segundo Caouette, Altman e Narayanan (1999), uma rede neural é um conjunto de elementos computacionais simples interligados. Conforme os autores, partindo do pressuposto que o cérebro humano é um conjunto de neurônios interligados, e que no cérebro sinais elétricos passados entre os neurônios são inibidos ou aumentados, dependendo do que a rede neural aprendeu no passado, podem ser construídos, como software ou hardware, neurônios artificiais que se comportam de maneira semelhante à dos neurônios biológicos.

2.7 O contexto atual

No Brasil, temos um mercado bancário concentrado, altas taxas de juros e de *spreads* que proporcionam um alto nível de rentabilidade e ganhos para os

bancos. A maioria dos bancos atua de forma segmentada dividindo seus esforços em dois focos: varejo e atacado. No atacado visam grandes empresas ou grupos econômicos com prestação de serviços personalizados, taxas diferenciadas e produtos estruturados, operando grandes volumes com baixos *spreads*. No varejo, a situação é bastante diferente, busca-se rentabilidade com produtos e serviços de forma massificada com pequenos valores e grande quantidade de clientes usando *spreads* bem maiores que no atacado e diluindo o risco de crédito.

O mercado brasileiro é regulamentado pelo Banco Central, temos instituições fortes e sólidas, forte concentração e uma concorrência que cria um mercado dinâmico, exige muitos investimentos em tecnologia e preocupação com o cliente. Todo esse cenário necessita também de decisões rápidas, soluções de fácil implementação e que atendam às necessidades dos clientes tomadores e instituições credoras de recursos. Dentro dessas necessidades está a forte demanda por crédito e para que ela seja atendida é necessário o uso de ferramentas que possa proporcionar agilidade e calibragem certa para atender, dentro da realidade do mercado no momento em que o recurso é solicitado, e que consiga mensurar a capacidade de pagamento dos clientes.

A CMN através da resolução 2099 de 1984 deu início no Brasil a regulamentação que teve como objetivo proteger o sistema financeiro e seus investidores estando alinhada ao acordo de Basiléia. No Brasil atualmente temos um sistema muito regulamentado, com forte controle por parte do Banco Central que garante uma solidez e maior segurança para os investidores.

O acordo de Basiléia I estabeleceu que os bancos precisam ter no mínimo 8% da soma de seus ativos de capital próprio para cobrir risco e preservar a capacidade de pagamento, cada ativo, no entanto, seria computado em função de um peso variável de acordo com o seu respectivo risco, compondo assim o Ativo Ponderado Pelo Risco (APR).

Em 2004, o acordo da Basiléia foi reestruturado e passou a ser chamado de Basiléia II e a principal mudança ocorrida foi abrir a possibilidade dos bancos desenvolverem seus próprios modelos para adequação do capital e foi introduzido também o risco operacional.

No risco de crédito é muito difícil analisar a qualidade do tomador de crédito, principalmente o da pessoa física. Isso em função de que a maioria das informações não pode ser checada e muitas vezes uma informação incorreta pode

influenciar para uma decisão errada. Para analisar e minimizar o risco de crédito temos fatores subjetivos e objetivos que ajudam na sua medida certa. A análise deve sempre considerar o momento atual do cliente e avaliar principalmente se o cliente gera caixa suficiente para honrar o compromisso assumido. A experiência passada não garante a liquidação futura. É claro que o histórico do cliente conta, porém, é a situação atual e a expectativa futura que sinalizam se o contrato será honrado. Gerar caixa ou ter renda o suficiente para liquidar suas dívidas é o fundamental, honestidade não paga dívida, o cliente pode até ter vontade de pagar, porém, sem dinheiro é impossível. Garantias como aval, também na maioria dos casos não tiram o risco da não liquidação, elas servem apenas como reforço e como forma de forçar um acordo.

As instituições financeiras na sua maioria possuem bons sistemas para aprovação de crédito, na abertura da conta são preenchidos informações que serviram de base para depois aprovar ou negar um crédito. Os bancos aprovam de forma automática ou quando o cliente por algum motivo não passa no filtro o limite pode ser feito de forma manual se justificando o motivo da não aprovação automática.

O primeiro fator analisado na tomada de decisão de crédito é para onde vai o recurso, o destino do dinheiro é fundamental considerando que ele pode ser usado de várias maneiras como, por exemplo, pagar dívidas vencidas, reforma de casa, compra de carro novo, viagem, doença na família, enfim, existem várias formas para se destinar os recursos e isso influencia também na decisão da aprovação do crédito.

Nos últimos meses vimos que houve um aumento de renda e que a classe C cresceu com a consequente diminuição da classe D. Quando ocorre o crescimento da classe C, as pessoas tendem a consumir produtos que antes não era possível como geladeira, TV, micro-ondas, ar condicionado entre outros, e isso gera uma demanda por crédito seja para o consumidor final como também para a indústria, o lojista e toda a cadeia produtiva. Na classe A quando ocorre um aumento na renda ela geralmente direciona para aplicações financeiras, ou seja, para poupar, isso acontece em função de que suas necessidades mais básicas já estão atendidas e agora ela busca segurança e tentar garantir um futuro melhor com suas economias. Tudo isso é analisado na hora de decidir aprovar ou não um crédito e está diretamente relacionada com a qualidade do tomador.

A falta de educação dos indivíduos de baixa renda pode também gerar inadimplência, pois muitas vezes por desconhecimento e falta de controle o consumidor da classe C assume dívidas vendo somente o valor da parcela e se endivida no longo prazo e quando se junta todas as despesas e prestações fica impossível de se “fechar o caixa”. A inadimplência causa não só problemas de ordem financeira, mas também de ordem psicológicas como a depressão entre outros que deixam o devedor vulnerável a incidentes como a separação, perda do emprego por baixa produtividade, problemas de saúde e até mau humor. A pessoa física possui duas formas de rendimentos que pode ser o monetário e o não monetário como aquilo que é produzido, pescado, caçado etc.

Outro grave problema que enfrentamos no Brasil é que temos uma das maiores taxas de juros do mundo e isso inviabiliza muitas vezes que o consumidor possa honrar suas dívidas. Temos, ainda, no Brasil, uma grande desigualdade na distribuição de renda, poucos possuem muito e muitos possuem pouco e para agravar mais a situação existe ainda uma grande desigualdade entre regiões onde muitas concentram uma grande quantidade de pobres sem nenhuma possibilidade de melhora e que sobrevivem de programas sociais do governo que não implementa políticas para atacar a causa do problema preferindo dar apenas “remédios” que só mantêm e não curam.

O Brasil ocupa a 69ª posição em relação ao índice de desenvolvimento humano (IDH), apesar de ser considerado um país hoje de primeiro mundo e a sexta maior economia. Atuar no varejo é trabalhar com esse público, baixa renda, baixo nível de educação, alta taxa de desemprego, grande rotatividade e é também identificar oportunidades para atender bem essa massa que cada vez mais vem se “bancalizando”. A entrevista antes da liberação do crédito é muito importante, pois nela identificamos a propensão ao consumo do cliente, como ele faz a sua gestão orçamentária e obtemos informações que podem ser utilizadas para aprovar ou negar o crédito.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo enfatiza-se a apresentação da metodologia utilizada no presente trabalho de pesquisa, cujo objetivo é identificar as variáveis mais significativas utilizadas para o modelo de risco de crédito.

A base de dados utilizada foi elaborada a partir das observações dos registros de 290 clientes mostrando a situação real em um momento igual para todos. Foi feita uma pesquisa manual com dados de 23 variáveis consideradas importantes para a decisão de aprovação de crédito.

3.1 Dados

Para determinação de variáveis buscamos atender a Resolução nº 2682, Art. 2 do Banco Central do Brasil de 21 de dezembro de 1999, onde consta que a classificação da operação no nível de risco correspondente é de responsabilidade da instituição detentora do crédito e deve ser efetuada com base em critérios consistentes e verificáveis, amparada por informações internas e externas, contemplando, pelo menos, os aspectos que serão listados a seguir.

3.1.1 Considerando o devedor e seus garantidores

- ✓ Situação econômico-financeira;
- ✓ Grau de endividamento;
- ✓ Capacidade de Geração de resultados;
- ✓ Renda;
- ✓ Administração e qualidade de controles;
- ✓ Pontualidade e atrasos nos pagamentos;
- ✓ Contingências
- ✓ Setor de atividade econômica;
- ✓ Limite de crédito.

3.1.2 Em relação à operação

- ✓ Natureza e finalidade da operação;
- ✓ Características das garantias, particularmente quanto a suficiência e liquidez;
- ✓ Valor.

O trabalho consiste em congelar uma base de clientes de um banco de varejo que atua na cidade de Fortaleza em um determinado dia, colhemos variáveis relevantes que foram utilizadas para viabilizar a análise de risco de crédito dos mesmos.

O público escolhido são clientes pessoas físicas residentes em Fortaleza de ambos os sexos e de idade mínima de 18 anos, atuando em vários segmentos profissionais, com conta em um grande banco de atuação global que possui forte atuação no varejo.

Segundo dados do IBGE (Censo Demográfico 2010) Fortaleza tem:

- ✓ Uma população total de residentes de 2.452.185, sendo 1.147.918 de homens e 1.304.267 de mulheres;
- ✓ Um eleitorado de 1.421.936;
- ✓ PIB per capita a preços correntes de R\$ 11.461,22.

Nossa amostra é composta de pessoas de todos os bairros da cidade, com renda mínima de R\$ 600,00 e sem limite máximo. Fortaleza atualmente está dividida em 116 bairros e em cinco distritos que historicamente eram vilas isoladas ou mesmo municípios antigos como Parangaba e Messejana.

Trabalhamos com uma amostra de 290 clientes e as variáveis consideradas na base de dados foram:

- ✓ Idade;
- ✓ Sexo;
- ✓ Se recebe crédito de salário no próprio banco;
- ✓ Profissão;
- ✓ Se a empresa onde trabalha possui também conta no banco;
- ✓ Data da abertura da conta;
- ✓ Segmentação por renda;
- ✓ Renda cadastrada;
- ✓ Saldo em conta;

- ✓ Se possui previdência;
- ✓ Se tem algum tipo de seguro;
- ✓ Outros produtos;
- ✓ Saldo em aplicação;
- ✓ Limite do cheque especial;
- ✓ Utilização do cheque especial;
- ✓ Valor do limite do cartão de crédito;
- ✓ Saldo utilizado do cartão;
- ✓ Outro limite parcelado;
- ✓ Limite de crédito pessoal;
- ✓ Utilização do limite de crédito pessoal;
- ✓ Se possui restrição;
- ✓ Se possui registro de cheque devolvido;
- ✓ Se possui renegociação ativa.

Os parâmetros para segmentar por renda foram:

- ✓ Baixa Renda: R\$ 600,00 até R\$ 1.200,00;
- ✓ Média Renda: R\$ 1.201,00 até R\$ 4.000,00;
- ✓ Alta Renda: a partir de R\$ 4.001,00.

3.2 Evidência empírica

A base de dados foi colhida aleatoriamente de informações reais de clientes, não identificados em função de sigilo bancário onde obtivemos os resultados conforme tabela 1.

Tabela 1 – Sumário da base de dados utilizada no estudo

DESCRIÇÃO	RESULTADO
Total de casos estudados	290
Quantidade de variáveis	23
Percentual do público do sexo feminino	22
Média de idade do sexo feminino	42
Média de idade do sexo masculino	48
Percentual com ocupação de empresário	36
Percentual da empresa vinculado ao banco	62
Percentual baixa renda	20
Percentual média renda	23
Percentual alta renda	57
Média do rating do público no banco	7
Renda média da amostra	9.722

DESCRIÇÃO	RESULTADO
Saldo médio em conta corrente	6.741
Saldo médio em aplicação	40.925
Percentual com aplicação em previdência privada	27
Percentual com seguro proteção de vida	31
Percentual com utilização de mais de um produto	98
Valor médio de limite concedido de cheque especial	16.154
Valor médio de utilização do limite de cheque especial	1.651
Valor médio de utilização do limite de cartão de crédito	6.720
Percentual de clientes que já fizeram renegociação	7
Percentual de cliente sem restrição financeira	81
Percentual de cliente sem cheque devolvido	85

Fonte: Elaboração do autor a partir das informações da amostra utilizada

O Modelo pode ser utilizado para a renovação de crédito e aumento de limites, para os clientes antigos e também para concessões de limite para clientes novos. Partindo da base de dados com as variáveis mencionadas chegaremos a definição do ponto de corte que irá separar aqueles que irão ou não receber crédito. O ponto de corte (P_c) será o ponto na escala de *scores* onde os proponentes serão aprovados se estiverem igual ou acima dele e serão reprovados aqueles que estiverem abaixo do P_c .

$F(i)$ = Função Discriminante, Probit ou Logit (score do cliente i).

Então:

$F(i) \geq P_c$ ----- Aprovado

$F(i) < P_c$ ----- Reprovado

3.3 Critérios na definição do ponto de corte

- ✓ Otimização da rentabilidade determinando o ponto onde o prejuízo dos maus equivale a receita dos bons não esquecendo que quanto maior a rentabilidade maior o risco;
- ✓ Probabilidade de *default* de 50% onde todo cliente que tiver a probabilidade de inadimplir acima de 50% terá seu crédito negado e aquele que tiver a probabilidade de pagar maior ou maior que 50% terá seu crédito aprovado.

- ✓ Ponto de corte pela média ponderada da amostra considerando o número de observações retiradas da população com tamanhos iguais para clientes bons e maus se for diferente uma solução é calcular o *score* crítico pela média ponderada em relação ao número de elementos de cada amostra;
- ✓ Programação Linear Inteira no Processo de Decisão que está inserida dentro dos métodos de programação matemática e fornecem modelos, na sua maioria determinísticos, normativos, visando problemas de decisão, onde o grande desafio é a natureza combinatória das soluções conforme veremos a seguir no capítulo modelos.

3.4 Modelo

3.4.1 Modelo de variável dependente binária

Na análise de regressão, a variável dependente pode ser influenciada por variáveis qualitativas e quantitativas. As variáveis qualitativas são subjetivas por levarem em conta a opinião de quem avalia o crédito que usando do seu feeling define se o cliente é “bom” ou “ruim”. As variáveis quantitativas são facilmente mensuradas em alguma escala, pois elas são objetivas ou econométricas por utilizarem modelos matemáticos o que não ocorre com as variáveis qualitativas conforme mencionamos anteriormente, pois elas indicam a presença ou ausência de uma qualidade ou atributo. Sendo assim, uma maneira de quantificar esses atributos é construir variáveis artificiais que assumam valores de 0 ou 1 (variáveis Dummy). Isso torna o modelo de regressão linear uma ferramenta extremamente flexível capaz de lidar com muitos problemas encontrados, principalmente em estudos empíricos.

O modelo com variável dependente binária assume uma variável dependente Dummy com valores 0 ou 1, variável discreta, assim, a consideramos uma variável dependente binária ou dicotômica uma vez que assume os dois valores (0 ou 1). O valor um corresponde a certa característica que o indivíduo tem, por exemplo: ter casa, ter emprego, ser competente entre outros. Já o valor zero corresponde a mesma característica que o indivíduo não tem. Essas variáveis são qualitativas em função de não poderem ser expressas em unidades de medida.

Podemos citar vários exemplos de emprego de modelos de escolha binária:

- ✓ Estudos dos determinantes da aquisição de bens como casas, automóveis, ou seja, bens duradouros;
- ✓ Estudos para escolha de modos de transportes como “uso de transporte público” ou a “uso de outros modos de transporte”;
- ✓ Estudos de comportamentos migratórios, a decisão de migrar ou não, é explicada em função dos salários na região de origem e na de destino.

3.4.2 Abordagem da máxima verossimilhança através do modelo Probit

Gujarati (2005) descreve o método de máxima verossimilhança como um método de estimativa do ponto com algumas propriedades teóricas mais fortes que as do método de mínimos quadrados ordinários. Acrescenta que consiste em estimar os parâmetros desconhecidos de tal modo que a probabilidade de se observarem os Y dados é mais alta (ou máxima) possível. Ao admitir-se que u_i se distribuem normalmente, os estimadores de mínimos quadrados ordinários e de máxima verossimilhança dos coeficientes de regressão β são idênticos, e isto vale tanto para regressões simples quanto para as regressões múltiplas.

De acordo com Maddala (2003), os modelos apresentam uma variável *dummy* como variável explicativa e eventualmente como variável explicada, ou dependente. A variável dependente assume valores 0 ou 1. Neste caso, o valor 1 representa a ocorrência de um evento ou a posse de uma determinada característica. O valor 0, ao contrário, significa a não ocorrência de um evento ou que o indivíduo não possui a característica em questão. A variável *dummy* é chamada de variável dicotômica, por assumir dois valores.

Quando o modelo de variáveis dependentes binárias é não-linear para expressar a relação entre as possibilidades estimadas da variável dependente e as variáveis explicativas, ou seja, na impossibilidade de se garantir que as previsões estejam no intervalo 0 e 1, recorreremos aos modelos *Probit* ou *Logit*. Os resultados das estimações dos dois modelos são similares em termos de significância estatística e precisão de ajustamento. A escolha por um modelo Probit ou Logit está relacionada à distribuição do seu termo de erro e a principal diferença entre os dois

modelos está no fato de a distribuição logística apresentar caudas ligeiramente mais grossas que a distribuição normal do modelo *Probit*. Maddala (2003) explica que não é provável que encontremos resultados diferentes utilizando os métodos *Probit* ou *Logit*, a menos que a amostra seja grande, de modo que tenhamos observações suficientes nas caudas.

Modelo *Probit*:

$$\Pr[Y_i = 1/X_i \cdot \beta] = 1 - \Phi(-X_i\beta) = \Phi(X_i\beta),$$

em que Φ é a função distribuição cumulativa na normal padrão.

Modelo *Logit*:

$\Pr[Y_i = 1/X_i \cdot \beta] = 1 - \left(\frac{e^{-X_i\beta}}{1 + e^{-X_i\beta}} \right)$, que analogamente é baseada na função acumulada logística.

Basicamente, não há uma forte razão que justifique a opção por um dos dois modelos, uma vez que o método de estimação é o mesmo para ambos (método da Máxima Verossimilhança) e diferem apenas na função de distribuição acumulada, conforme exemplificado acima.

No caso deste estudo, os modelos para estabelecer os determinantes do risco de crédito no mercado bancário cearense foram estabelecidos considerando a possibilidade de o cliente emitir um cheque sem provisão de fundos ou se ele possui alguma restrição a crédito ou está renegociando dívidas. Assim sendo, teremos dois modelos de acordo com as situações propostas:

$$y_i = \begin{cases} inad \\ inadcheque \end{cases}$$

De modo que:

inad = é uma variável dummy que assume valor 1 se o cliente emitiu um cheque sem fundo e zero caso contrário;

inadcheque = é uma variável dummy que assume valor 1 se o cliente possui alguma restrição¹ a crédito e zero caso contrário.

Como variáveis de controle foram selecionadas diversas características da carteira de clientes de um dos maiores bancos comerciais do país que atua na cidade de Fortaleza, dentre as quais foram selecionadas as seguintes:

- ✓ *chespusado* = é uma variável definida como o valor do cheque especial utilizado pelo cliente na data da coleta dos dados;
- ✓ *sexo* = é uma variável dummy que assume valor 1 se o cliente é do sexo feminino e zero caso contrário;
- ✓ *rating* = é uma variável limitada entre 1 e 10, representando a classificação de risco do banco. Quanto mais elevada a classificação, menos arriscado deve ser o cliente;
- ✓ *seguro* = é uma variável dummy que assume valor 1 se o cliente possui seguro contratado no banco e zero caso contrário;
- ✓ *servpublico* = é uma variável dummy que assume valor 1 se o cliente é funcionário público e zero caso contrário;
- ✓ *manager* = é uma variável dummy que assume valor 1 se o cliente é empresário e zero caso contrário.

Formalmente, os modelos de variável dependente Binária com hipótese Probit serão estimados de acordo com a definição de " y_i " terão a seguinte especificação:

$$y_i = f(\text{chespusado}, \text{sexo}, \text{rating}, \text{seguro}, \text{servpublico}, \text{manager}) \quad (1)$$

¹ Neste caso a variável assume valor 1 se o indivíduo possui restrições no SPC ou SERASA, ou está renegociando alguma dívida.

4 RESULTADOS

As tabelas 2 e 3 a seguir apresentam, respectivamente, os resultados das estatísticas descritivas para os clientes com inadimplência na modalidade cheque e os resultados do modelo para a probabilidade de risco nesta mesma modalidade.

Na tabela 2 observa-se os clientes sem inadimplência na modalidade cheque utilizam aproximadamente 600 reais a mais no limite de cheque especial que os adimplentes muito embora as demais variáveis assumam valores médios similares nos dois grupos.

Tabela 2 – Estatísticas Descritivas das Variáveis Utilizadas, por Categoria de Risco

VARIÁVEL	MÉDIAS		
	SEM-INAD	INADCHEQUE	TODOS
CHESPUSADO	4393.921	5049.297	1674.166
SEXO	0.203	0.309	0.220
RATING	5.322	5.786	7.86
SEGURO	0.593	0.642	0.308
SERVPUBLICO	0.102	0.143	0.108
MANAGER	0.441	0.429	0.367
VARIÁVEL	DESVIOS PADRÕES		
	SEM-INAD	INADCHEQUE	TODOS
CHESPUSADO	8596.320	8568.174	5036.737
SEXO	0.406	0.468	0.415
RATING	2.563	2.628	1.943
SEGURO	0.495	0.485	0.462
SERVPUBLICO	0.305	0.354	0.311
MANAGER	0.501	0.501	0.483

Fonte: Elaboração do autor para 244 observações

Na tabela 3 os resultados do modelo confirmam o resultado intuitivo de que os clientes que mais utilizam cheque especial possuem maior chance de emitir um cheque sem fundo, mas o sexo do cliente ou o fato de o mesmo ser funcionário público ou empresário em nada impactam esta probabilidade. Finalmente, o sinal negativo do coeficiente estimado para a variável *rating* confirma que clientes mais bem avaliados possuem menor chance de emitir um cheque sem fundo.

Tabela 3 – Resultados do Modelo para Risco de Cheque sem Fundo (*inadcheque*)

VARIÁVEL	COEFICIENTE	Z	p-valor
C	0.1339	0.33	0.7380
CHESPUSADO	0,0003	1.79	0.0742
SEXO	0.264*	1.09	0.2749
RATING	-0.241	-5.22	0.0000
SEGURO	0.699	3.17	0.0015

VARIÁVEL	COEFICIENTE	Z	p-valor
SERVPUBLICO	0.443*	1.36	0.1749
MANAGER	0.244*	1.06	0.2904

Fonte: elaboração do autor para 286 observações.

Nota: (*) Não-significante estatisticamente

Ainda na tabela 1, a variável SEGURO foi significativa, o que significa que quando maior o volume de seguros feitos pelo cliente, maior a probabilidade de inadimplência, considerando o seguro como uma despesa que trará mais custos para o cliente.

A tabela 4 adiante apresenta os resultados do modelo quando a variável a ser explicada refere-se ao total de restrições, exceto cheque especial, que o cliente possa ter.

Observa-se que neste caso os indivíduos do sexo feminino ou que possuem maior *rating* são os que menos enfrentam restrições, ao passo que entre os que possuem seguro contratado essa probabilidade é maior. Neste ponto é que a relação de causalidade pode ser questionada, haja vista que clientes mais dependentes de serviços do banco são mais suscetíveis a aceitar os produtos a eles ofertados, no caso o seguro.

Tabela 4 – Resultados do Modelo para Outras Restrições (*inad*)

VARIÁVEL	COEFICIENTE	Z	p-valor
C	2.738	4.58	0.0000
CHESPUSADO	0,0003*	1.56	0.1194
SEXO	-0.615	-1.97	0.0492
RATING	-0.525	-7.26	0.0000
SEGURO	0.665	2.86	0.0043
SERVPUBLICO	0.0176*	0.05	0.9640
MANAGER	0.386*	1.58	0.1144

Fonte: estimativas próprias para 286 observações

Nota: (*) Não-significante estatisticamente

Para o resultado acima a variável dependente Y, binária, assume o valor de 1 quando inadimplente e 0 (zero) quando adimplente. Deste modo, observa-se que as variáveis CHESPUSADO, SERVPUBLIC e MANAGER não se mostraram estatisticamente relevantes para estimar a chance de inadimplência. Mais uma vez, a variável RATING, além de significativa estatisticamente, teve seu sinal como o esperado, ou seja, negativo, o que significa que quanto melhor a classificação de risco do cliente menor será a probabilidade de inadimplência. A variável SEGURO foi significativa, isso mostra que quando maior o volume de seguros feitos pelo

cliente, maior a probabilidade de inadimplência. A variável SEXO foi significativa e seu coeficiente negativo, conforme o esperado, demonstra que as mulheres conseguem ter uma melhor administração financeira, diminuindo assim, a chance de inadimplência.

Em ambos os modelos, observamos que a variável servidor público mostra-se irrelevante, mostrando que a estabilidade no emprego não influencia ser ou não inadimplente, assim como ser ou não empresário. Neste contexto fizemos algumas simulações com as variáveis estatisticamente relevantes no modelo para a chance de inadimplência por categoria dentro desses subgrupos.

Tabela 5 – Chance de Inadimplência dos Indivíduos por Categoria Analisada

PERFIS SELECIONADOS	INADCHEQUE	INAD
Mulher com seguro e funcionária pública	38.1%	10.1%
Homem com seguro e funcionário público	28.5%	25.5%
Mulher com seguro e empresária	30.7%	18.3%
Homem com seguro e empresário	22.2%	38.6%

Fonte: Elaboração do autor

A tabela 5 demonstra que enquanto uma mulher funcionária pública e com seguro no banco possui 38,1% de chance de emitir um cheque sem fundos, para um homem nas mesmas condições essa chance é de 28,5%, mas nas demais restrições de crédito as grandezas probabilísticas são menores e a relação inversa: os homens funcionários públicos e com seguro no banco são os que possuem maior chance de inadimplência: 25,5%, contra 10,1% do sexo feminino.

Entre os empresários, muito embora a magnitude seja diferente, a associação é análoga: mulheres são mais arriscadas com cheque e homens no conjunto das restrições.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Considerando a necessidade do mercado econômico-financeiro atual em controlar os riscos associados aos seus ativos, este trabalho desenvolve uma ferramenta que permite modelar o risco de crédito no setor bancário de Fortaleza.

A partir de dados para o cadastro dos clientes de um grande banco comercial da cidade de Fortaleza aplicou-se um modelo de escolha discreta com hipótese *Probit* para estimar a chance de inadimplência em duas modalidades do setor financeiro, quais sejam a emissão de cheques sem fundos e o enquadramento do cliente na categoria de restrições a crédito.

Na modalidade cheque especial, os resultados mostram que o comprometimento do limite determina a chance de emissão de um cheque sem fundo, mas este fato não pode ser atribuído ao sexo do cliente ou ao setor de trabalho do mesmo.

Na modalidade outras restrições, constata-se que as mulheres são menos problemáticas e que os clientes com seguro contratado junto ao banco possuem maior chance de inadimplência. Em ambas as modalidades a medida de risco (*rating*) proposta pelo banco se mostrou eficiente em mensurar o risco de crédito associado a cada cliente.

REFERÊNCIAS

- BRUNI, A. L.; FUENTES, J.; FAMÁ, R. Risco de Crédito: Evolução Teórica e Mecanismos de Proteção Desenvolvimento nos Últimos Vinte anos. *In: SEMEAD – SEMINÁRIOS DE ADMINISTRAÇÃO DA FEA/USP*, 2., 1997, São Paulo. **Anais...** São Paulo: SEMEAD, 1997.
- CAOQUETTE, J. B.; ALTMAN, E. I; NARAYANAN. P. **Managing Credit Risk: The next Great Financial Challenge**. New York: John Wiley & Sin Inc, 1998.
- CHAIA, A. J. **Modelos de Gestão do risco de Crédito e sua Aplicabilidade no Mercado Brasileiro**. 2003. 90f. Dissertação (Mestrado em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.
- CROSBIE, P. J.; BOHN, J.R. **Modeling Default Risk – KMV**. San Francisco, CA: KMV, LLC, 2002.
- DAMODARAN, A. **Applied Corporate Finance: a user's manual**. Nova Iorque: John Wiley & Sons, Inc, 1999.
- FIGUEREDO, R. P. **Gestão de Riscos Operacionais em Instituições Financeiras: Uma Abordagem Qualitativa**. 2001. 81f. Dissertação (Mestrado em Administração) - Universidade da Amazônia - UNAMA, Belém, 2001.
- GITMAN, L. J. **Princípios de Administração Financeira**. São Paulo: Harbra, 1997.
- LEITÃO, M. **Saga brasileira: a longa luta de um povo por sua moeda**. 4. ed. Rio de Janeiro: Record, 2011.
- LEWIS, E. M. **An Introduction to Credit Scoring**. San Rafael: Fair Isaac and Co. Inc., 1992.
- PERERA, L. C. J. **Decisão de Crédito para Grandes Corporações**. 1998. Tese (Doutorado em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1998.
- SANTOS, J. O. **Análise de Crédito: Empresas e Pessoas Físicas**, São Paulo: Atlas, 2000.
- SAUNDERS, A. **Administração de Instituições Financeiras**. São Paulo: Atlas, 2000.
- SAUNDERS, A. **Medindo o Risco de Crédito – Novas Abordagens para Value at Risk e Outros Paradigmas**. Tradução: Bazan Tecnologia Linguística: revisão técnica Luiz Afonso Cerqueira e João Carlos Douart. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.
- SCHRICKEL, W. K. **Análise de crédito: Concessão e Gerência de Empréstimos**, São Paulo: Atlas, 1995.

SOUZA, M. C. M. **Quantificação das Incertezas na Avaliação de Projetos: O Modelo Utilizado na Agência de Fomento do Estado da Bahia.** 2004. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2004.

TRAPP, A.C.G. **Estudo da avaliação e gerenciamento do risco operacional de instituições financeiras no Brasil:** análise de caso de uma instituição financeira de grande porte. 2004. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004.