

PREVISÃO DE RISCO DE CRÉDITO PARA DEFINIÇÃO DO PERFIL DE CLIENTES
DE UM BANCO DE VAREJO ¹
CREDIT RISK FORECAST TO DEFINE THE PROFILE OF CUSTOMERS OF A RETAIL
BANK

Marco Aurélio Marques Ferreira ²

Lívia Maria de Oliveira ³

Lucas Maia dos Santos ⁴

Luiz Antônio Abrantes ⁵

RESUMO: A inadimplência é o custo que mais onera o *spread* bancário. Sendo assim, o risco de crédito materializado pela inadimplência observada é diretamente ligado ao elevado custo das operações de empréstimo. Haja vista tais pontos, pergunta-se: seria possível prever o risco de crédito para melhorar as relações entre credores e devedores? Por isto, este trabalho tem como principal objetivo, a definição do perfil de clientes inadimplentes ou com risco futuro de inadimplência nas relações de empréstimo pessoal em bancos de varejo no Brasil, a fim de que estes decidam com maior precisão sobre conceder ou não o crédito ao cliente. Foi realizada uma pesquisa quantitativa exploratória com uso da análise logística, com informações de 158 clientes, pessoas físicas, de uma agência bancária situada na cidade de Viçosa, Minas Gerais. As variáveis coletadas foram diretamente relacionadas aos 5 “Cs” do crédito. O modelo proposto foi capaz de prever 92,71% dos clientes adimplentes e 74,19% dos inadimplentes, com um poder total de previsão de 85,44%. Os coeficientes estimados apresentaram ajustamento satisfatório a 1% de probabilidade. Assim, foi possível demonstrar a importância de uma análise de crédito bem sucedida.

PALAVRAS-CHAVES: Risco de crédito, Inadimplência, Regressão Logística.

ABSTRACT: The default is the cost most borne by the banking spread. Thus, the credit risk embodied in the observed default is directly connected to the high cost of lending operations. Considering these points, the following question arises: could be possible to predict the credit risk to improve the relationship between creditors and debtors? Therefore, this work has as main objective, achieve the definition of the profile of defaulting customers or future risk of default on personal loan relationships in retail banking in Brazil, so that they more accurately decide on whether to grant the credit or not. It was performed a quantitative study using exploratory logistic analysis, with information about 158 clients from a bank located in the city of Viçosa, Minas Gerais. The collected variables were directly related to the 5 “Cs” of credit. The proposed model was able to predict 92.71% of customers without default and 74.19% of the defaulting clients, with a total prediction power of 85.44%. The estimated coefficients showed satisfactory fit to 1% probability. Thus, we could demonstrate the importance of credit analysis successful.

KEYWORDS: Credit risk. Default. Logistic regression

¹ Artigo Recebido em 15.12.2009. Revisado por pares em 04.08.2011. Recomendado em 11.08.2011 por Leomar dos Santos Editor. Publicado em 21.09.2011.

Organização Responsável pelo periódico: Universidade regional de Blumenau – FURB – www.furb.br/rn

² Universidade Federal de Viçosa - UFV - marcoaurelio@ufv.br

³ Banco do Brasil - BB - admlucasmaia@hotmail.com

⁴ Universidade Federal de Viçosa - UFV - admlucasmaia@hotmail.com

⁵ Universidade Federal de Viçosa - UFV FGV - abrantes@ufv.br

INTRODUÇÃO

As atividades de gerir e analisar crédito são de suma importância para o contexto sócio-econômico de um país, tendo em vista seu papel essencial como fomentador do consumo e das necessidades de investimentos, tanto de empresas como de pessoas físicas. Sendo assim, como intermediários financeiros, os bancos necessitam de boas práticas de gestão de crédito, visando minimizar o risco e ao mesmo tempo possibilitar condições mais justas de aquisição para os tomadores.

O crescimento das operações de crédito registrado no período pelo Banco Central foi de 58%, possibilitado pelo crescimento concomitante dos depósitos à vista e dos depósitos a prazo. Num segundo momento, em meados de 1995, o governo brasileiro sentiu uma necessidade de intervir na oferta de crédito pelo fato da observação de que a inadimplência no setor também começou a ter níveis mais elevados. A explicação disso seria o despreparo dos bancos e o otimismo exagerado tanto dos tomadores quanto das instituições bancárias. Desde então, houve aumento do número de trabalho analisando a inadimplência e a constituição de ferramentas para prevê-la (SOUZA, 2008, p.4).

A inadimplência é o custo que mais onera o *spread* bancário. Segundo Pinheiro (2003), Schereiner e Dellien (2005), Wenner et al. (2007), um ambiente de incerteza e insegurança, ocasionado pela dificuldade de execução de garantias e recuperação de créditos por parte das instituições financeiras, gera problemas de perigo moral que se refletem negativamente na determinação das taxas praticadas nas operações de empréstimo. Daí explica-se o fato de a inadimplência responder por uma parcela significativa do *spread* bancário no Brasil, já que também faz com que as instituições financeiras apresentem-se receosas quanto ao aumento de suas carteiras de empréstimos, protegendo-se de maus pagadores por meio de uma oferta de crédito mais rigorosa. Mesmo raciocínio ainda pode ser encontrado em trabalhos de Van Greunin e Bratanovic (2003) e Christen e Pearce (2005).

Sendo assim, o risco de crédito materializado pela inadimplência observada é diretamente ligado ao elevado custo das operações de empréstimo. Christen e Pearce (2005) e Wener et al. (2007) afirmam que, em um ambiente instável, as instituições de crédito podem reduzir a oferta de crédito com o aumento das provisões para devedores duvidosos, por sua vez, elevando o custo do crédito. Para efetuar uma operação de crédito, é razoável que as instituições financeiras queiram receber garantias de que a importância a ser emprestada será devolvida, pois, além dos juros pactuados, estas instituições financeiras possuem obrigações para com seus depositantes. Haja vista tais pontos, pergunta-se: seria possível prever o risco de crédito para melhorar as relações entre credores e devedores?

Dessa forma, procurou-se apresentar nesse trabalho a importância de uma análise de crédito como mecanismo de previsão do risco embutido nessa atividade e determinação das variáveis que possuem maior relevância no nível de inadimplência a que as instituições financeiras estão sujeitas. Para tanto, baseou-se no uso de métodos estatísticos que por meio de ponderações das características dos clientes, permitem que se obtenha a recomendação mais precisa em conceder ou não o crédito ao tomador. Sendo assim, a questão central da pesquisa é analisar variáveis determinantes do perfil de clientes com risco de crédito nas instituições financeiras, especificamente em uma agência bancária da cidade de Viçosa – MG.

Por isto, este trabalho tem como principal objetivo, a definição do perfil de clientes inadimplentes ou com risco futuro de inadimplência nas relações de empréstimo pessoal em bancos de varejo no Brasil, a fim de que estes decidam com maior precisão sobre conceder ou não o crédito ao cliente.

1. REFERENCIAL TEÓRICO

1.1. O crédito no Brasil

Os bancos são instituições altamente competitivas entre si, voltadas ao lucro e expansão, devendo para isso, explorar as possibilidades de lucro que cada situação econômica permite. No período inflacionário, o ganho era possibilitado porque os bancos não pagavam aos titulares de recursos depositados um rendimento superior a inflação. Entretanto, incluíam esta compensação na taxa cobrada do tomador de empréstimos e se apropriavam da diferença (SOUZA, 2008).

A estabilização da economia fez com que os bancos buscassem estratégias alternativas para manutenção dos lucros. Foi dessa forma que visualizaram uma possibilidade de lucro, diante do momento econômico, impulsionada pelos principais motivos, como o nascimento de um quadro de otimismo em relação aos preços na economia, a demanda por maiores volumes de empréstimos, além da tentativa por parte dos bancos em compensar a perda de receitas pelo fim da inflação (BRAGA, 1998, p.15).

De acordo com Ferreira e Perobelli (2006), houve uma importante elevação de créditos concedidos pelos bancos, principalmente, no segundo semestre de 1994, entretanto, a partir de 1995, o crescimento desacelerou-se, tendo como fato gerador, o aumento da inadimplência, repercutindo no aumento dos *spreads* bancários. Segundo Schreiner e Dellien (2005) e Rosch e Scheule (2007) o conceito de crédito, na economia, pode ser entendido como a entrega de um valor, baseado na confiança a alguém, com a promessa de que o devedor honrará a dívida.

De acordo com estudos já realizados nessa área, fatores macroeconômicos ajudam a explicar a determinação do *spread* bancário. Ou seja, num contexto de instabilidade que aumente a aversão ao risco, é explicável que se procure compensá-lo com aumento do *spread* (VAN GREUNING E BRATANOVIC, 2003; SCHREINER E DELLIN, 2005; CHRISTEN E PEARCE, 2005).

O fator atividade econômica tem ao mesmo tempo dois sentidos a serem considerados sobre o *spread*. Por um lado, tende diminuir a inadimplência por meio do aquecimento da economia e da escala de operação na concessão de crédito bancário. Por outro, tende a resultar em maiores taxas de empréstimos dependendo, contudo, do poder de mercado dos bancos líderes (VAN GREUNING E BRATANOVIC, 2003; SCHREINER E DELLIN, 2005; CHRISTEN E PEARCE, 2005).

Segundo Brito e Assaf Neto (2005), a boa gestão do risco do crédito é fundamental, tanto para a solvência das instituições bancárias quanto para um menor custo financeiro aos tomadores, além do aquecimento do mercado de crédito brasileiro.

Algumas medidas adotadas pelo governo se justificaram como meios de evitar que a inadimplência prejudicasse o sistema financeiro e econômico brasileiro. Dentre essas medidas, o governo adotou uma política monetária restritiva, aumentando o percentual do recolhimento compulsório sobre depósitos à vista, de poupança e de depósitos a prazo para os bancos. Outra medida mais popular foi o PROER (Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro). A preocupação principal do governo era evitar que a euforia do crédito aumentasse o consumo de forma exagerada, ao ponto de ameaçar a estabilidade de preços e fragilizar o sistema bancário (Puga, 1999, p.27 e 28).

O crédito que está disponível a um cliente é resumido como sendo sua capacidade de obter dinheiro mediante compromisso de pagamento num determinado prazo. Assim, de acordo com as discussões de Van Greuning e Bratanovic (2003) e Wenner et al. (2007), pode-se perceber a inclusão de duas noções fundamentais no conceito de crédito, determinadas primeiramente pela confiança, expressa na promessa de pagamento e depois pelo tempo, que é o período fixado entre a concessão e a liquidação da dívida.

Historicamente, a relação crédito/PIB no Brasil é inferior se comparada a outras economias do mundo, inclusive algumas emergentes. Os países do G-7, por exemplo, chegam a atingir uma relação crédito/PIB de 120%, enquanto no Brasil, esses valores têm registros mais recentes variando entre 24 e 37% (BRITO E ASSAF NETO, 2005).

1.2. Desenvolvimento de modelos estatísticos para modelagem de crédito

Os primeiros estudos acadêmicos sobre a modelagem do risco de crédito, de acordo com Silver (2000) e Christen e Pearce (2005), tiveram início na década de 30 nos EUA. Segundo Saunders (1999), Wenner et al. (2007) e Souza (2008), alguns motivos explicam o expressivo interesse na análise do risco de crédito, tais como: aumento estrutural das falências, resultado de uma maior competição global; crescimento da acessibilidade das empresas ao mercado de capitais, fragilidade e incerteza quanto aos valores das garantias reais e a tecnologia que permite às instituições aplicar técnicas mais sofisticadas.

Segundo Blatt (1999, p.28), “a análise de crédito consiste em um estudo da situação global de um devedor em perspectiva, visando à elaboração de um parecer que retrate, de forma clara e objetiva, o desempenho econômico-financeiro do mesmo”.

Schrickel (2000, p. 35-36) diz que: “embora a análise de crédito deva lidar com a análise histórica, as decisões de crédito devem considerar primordialmente o futuro do mesmo tomador. O risco situa-se no futuro, enquanto, no passado, encontra-se apenas história do cliente”.

Guimarães (2000) e Silva (2000) discutem que os estudos acadêmicos sobre modelagem de crédito iniciaram-se quando Fitzpatrick (1932), utilizando-se de uma amostra de empresas americanas, concluiu que os índices financeiros de empresas bem sucedidas, na maioria dos casos, ultrapassavam os índices de empresas falidas. Na mesma linha de estudo, Winakor e Smith (1935), na mesma década, estudaram os índices financeiros de empresas que chegaram à falência, concluindo que esses índices iam se deteriorando à medida em que a empresa mais se aproximava da falência.

Silva (2000) também cita os trabalhos de Merwin (1942), o qual conclui que o capital de giro foi o melhor indicador de falência, de Tamari (1966) e Beaver (1966), ambos utilizando índices financeiros como previsão de falência de empresas.

A análise de risco de crédito das pessoas físicas em instituições financeiras é determinada por procedimentos de análise subjetiva e análise objetiva. De acordo com Santos (2006, p.46), a análise subjetiva, ou caso a caso, é baseada na experiência adquirida dos analistas de crédito, no conhecimento técnico, no bom-senso e na disponibilidade de informações que lhes possibilitem diagnosticar se o cliente possui idoneidade e capacidade de gerar receita para honrar o pagamento das parcelas dos financiamentos.

Segundo Wenner et al. (2007), deve-se investigar a integridade, moral, capacidade de gerir recursos financeiros, capacidade para liquidar pagamentos e quantidade e qualidade dos colaterais. Neste ponto cita-se a nomenclatura dos “Cs” do crédito (capital, condições de pagamento, caráter do devedor, capacidade de pagamento e colateral), utilizada por Damodaran (2004), Gitman (2005), Brigham e Ehrhardt (2006) como importantes identificadores do risco de crédito de cada cliente.

Na análise objetiva, os C's do crédito são, então, ponderados diferentemente nos modelos de previsão de inadimplência para servirem como variáveis determinantes do risco de inadimplência. Usam-se metodologias estatísticas como forma de apurar a probabilidade de certo cliente tornar ou não inadimplente. Dentre as técnicas objetivas de gestão do risco de crédito, destaca-se o *Credit Scoring*.

Segundo Saunders (1999), Van Greuning e Bratanovic (2003) e Wenner et al. (2007), o *credit scoring* é uma técnica estatística usada a fim de determinar os fatores-chave que influenciam a probabilidade de inadimplência dos clientes. A base usada na técnica para pontuação dos proponentes de crédito são as informações cadastrais e de comportamento, e após serem atribuídos pesos a essas características, gera como resultado um escore e a classificação entre bons e maus tomadores de crédito.

Por serem objetivos e consistentes, os modelos de *credit scoring* oferecem vantagens para instituições que sabem desenvolvê-los. Altman (1998) e Souza (2008) consideram os modelos simples e de fácil interpretação, capacitando os credores a proporcionar um melhor serviço ao consumidor, já que ganham habilidade em aprovar ou negar um pedido de empréstimo.

Quanto a aspectos negativos dos modelos de *credit scoring*, destaca-se o aspecto temporal, tendo em vista que com o decorrer do tempo, tanto as variáveis quanto seus pesos podem sofrer alterações. Uma variável que é determinante em certa época, pode não ser em outra (SCHREINER E DELLIEN, 2005; SOUZA, 2008).

Duas principais abordagens utilizadas na escoragem quantitativa são a análise discriminante e a regressão logística. Além destas, segundo Souza (2008), a literatura utiliza-se da análise de probabilidade, da simulação de Monte Carlo e do modelo Probit. No meio acadêmico, os estudos a respeito do risco de crédito utilizando-se de metodologias quantitativas, como é o caso do *credit scoring*, começaram na década de 60, tendo como marco teórico o estudo de Altman (1968). Este apresentou o clássico modelo de análise discriminante, em que procurava estabelecer a possibilidade de uma empresa estar ou não insolvente. Anos antes, Fisher e Durand (1963) citado por Wenner et al. (2007) já haviam

apresentado modelos que atribuíam pesos para as variáveis utilizando uma análise discriminante, porém, a intensificação dos sistemas de *credit scoring* só ocorreu nos anos 60.

A partir da década de 1980, foi introduzida a técnica de regressão logística, que juntamente com a análise discriminante, são os modelos mais utilizados atualmente, conforme já citado.

Enfim, é conveniente destacar que os modelos de *Credit Scoring* utilizam variáveis diversas de acordo com as políticas de crédito de cada instituição, já que cada uma considera a relevância de cada variável de forma única. No entanto, o uso dos modelos quantitativos fornece uma mensuração melhor do risco de crédito e da probabilidade de inadimplência, de acordo com as variáveis destacadas, e consiste em uma matéria-prima de sucesso para os processos de modelagem de crédito (SCHEREINER E DELLIN, 2005; WENNER ET AL. 2007).

2. METODOLOGIA

A fim de se conhecer com mais precisão a importância da boa gestão do crédito e da relação dessa com o índice de inadimplência nas instituições financeiras, foi realizada uma pesquisa quantitativa e exploratória com o uso da análise logística.

Para realização do trabalho, inicialmente foram coletados dados cadastrais de 158 clientes, pessoas físicas, de uma agência bancária situada na cidade de Viçosa (MG), escolhidos aleatoriamente, entre adimplentes e inadimplentes. Por clientes inadimplentes, entendeu-se que seriam aqueles que apresentavam dívidas vencidas há pelo menos 30 dias e/ou fossem emitentes de cheques sem fundos.

As informações referentes a cada cliente estão disponíveis em um sistema de informações interno e por questões de sigilo bancário, não foram coletados nomes dos clientes, sendo esses apenas enumerados.

Foram selecionados apenas clientes correntistas, sendo excluídos aqueles caracterizados apenas como titulares de poupança, já que esses não realizam operações de crédito com o banco. Procurou-se também selecionar aqueles que estavam com o cadastro atualizado a fim de evitar o uso de informações distorcidas ou não comprovadas.

As modalidades de crédito em questão são o empréstimo pessoal, conhecido como CDC (crédito direto ao consumidor), e o crédito rotativo, subdivido em limites de cheque especial e de cartão de crédito.

As variáveis coletadas foram diretamente relacionadas com os 5 C's do crédito descritos anteriormente. Dessa forma, podem ser assim discriminadas:

- Variáveis relativas ao caráter: inclusão no cadastro em órgãos de proteção ao crédito, como SERASA e SPC; emissão de cheques sem fundos; graus de restrições de crédito (impeditivas ou fracas); tempo de relacionamento entre cliente e credor.
- Variáveis relativas à capacidade: renda mensal e o tipo de ocupação profissional que o mesmo possui; ocorrência de redução de renda.
- Variáveis relativas às condições: natureza da ocupação e tempo de residência no último endereço.

- Variáveis relativas ao capital: quantias de recursos aplicados e o endividamento do cliente junto ao banco. O endividamento, nesse caso, é composto tanto por débitos em dia quanto em atraso, levando em conta o saldo a pagar na data atual.
- Variáveis relativas a colaterais: não foram abordadas por se tratarem de crédito pessoal.

Outras variáveis foram coletadas a fim de definir o perfil mais comum dos clientes inadimplentes. Assim, dados como idade, sexo, estado civil e escolaridade também foram obtidos por meio das fichas cadastrais de cada cliente e posteriormente foram submetidos à análise em conjunto com as outras variáveis diretamente relacionadas aos 5 “Cs” do crédito.

2.1. Modelo de previsão de risco de crédito

A fim de perceber a influência de algumas variáveis de risco de crédito, o modelo utilizado teve como variável dependente o risco de crédito, ou inadimplência. Foram dadas às variáveis independentes as respectivas ponderações, assim, percebe-se quais estão mais associadas à ocorrência da inadimplência.

O *Logit* pertence à classe dos modelos estatísticos em que a variável explicada é, na verdade, uma variável qualitativa, ou, sendo quantitativa, dela apenas se pode observar manifestação de caráter qualitativo (OLIVEIRA, 1997; MAROCO, 2003). O objetivo desses modelos é refletir uma escolha entre duas alternativas, do tipo “sim ou não”, “isto ou aquilo”, “existe ou não existe” respostas estas marcadas pelo seu caráter de alta objetividade. Os modelos mais simples dentro dessa classe são aqueles em que a escolha é uma ou outra de (apenas) duas alternativas disponíveis e mutuamente exclusivas.

Como o problema remete à existência de variáveis categóricas, o teste de associação, bem como sua natureza, é realizado tomando como referência a distribuição de Qui-quadrado (χ^2), conforme procedimento destacado por Silver (2000). Nesse ponto, é oportuno destacar que, não havendo qualquer relação entre as variáveis independentes e a variável dependente, o valor de χ^2 será nulo. Caso contrário precisa-se apenas perceber se a diferença entre zero e o valor calculado, isto é, entre o valor observado e valor esperado, considerando se as variáveis independentes do estudo é algo mais que atribuíveis ao acaso ou erros de amostragem a dado nível de significância. Esse nível é normalmente oferecido como produto da operacionalização desse teste em maior parte dos softwares estatísticos, a exemplo do *S-plus* e o SPSS, muito utilizados em ciências sociais aplicadas, como Administração e Economia.

De acordo com Hair (2005) e Gujarati (2006), nesses modelos, a variável dicotômica é uma variável *dummy*, que assume os valores 0 ou 1, o que, na análise em questão, representa: 0 – caso o cliente não apresente risco de inadimplência e 1 – caso o cliente apresente risco de inadimplência.

No modelo *Logit*, define-se F_i como a probabilidade de que o cliente tomador não honre com a sua dívida. Essa probabilidade pode ser determinada por vários fatores (variáveis explicativas), representados por $X_i\beta$, regredidos sobre a variável dependente (Y). Dentre esses fatores, tem-se renda, ocupação profissional, tempo de relacionamento, idade, sexo, escolaridade, tempo de relacionamento, restrições cadastrais, aplicações financeiras, dentre

outras. Por meio da obtenção dos coeficientes das variáveis explicativas, pode-se perceber o impacto dessas na variação do logaritmo da probabilidade da variável dependente, aqui compreendida como risco de crédito.

2.2. Operacionalização das variáveis

Esperava-se a princípio, que fatores condicionantes relativos a caráter, condições, capital e capacidade, pudessem, em menor ou maior escala, refletir no risco de crédito dos clientes. A análise estatística dos dados permitiria, dessa forma, a observação do impacto das variáveis selecionadas no referido risco de crédito.

Tendo por base o referencial teórico e os estudos feitos por outros autores, esperava-se então, que características individuais, tais como, idade, sexo, estado civil, tempo de relacionamento com o banco, volume de investimento, existência ou histórico de restrições cadastrais, renda do proponente, natureza ocupacional fossem significativas para determinar o perfil do cliente e sua propensão à inadimplência.

A Tabela 1 apresenta a estatística descritiva das variáveis tidas como significativas na explicação do risco de crédito dos clientes em análise. Destacam-se na tabela, a média, o desvio-padrão e coeficientes de assimetria e curtose de cada variável.

Tabela 1. Estatística descritiva das variáveis testadas no modelo

Variável	Observações	Média	Desvio-Padrão	Assimetria	Curtose
IC	158	44,18	15,93	0,54	(0,32)
SC	158	1,53	0,50	(0,10)	(2,01)
EC	158	2,04	1,21	1,13	1,02
SS	158	1,78	0,43	(1,59)	1,22
IN	158	22.975,47	84.328,93	5,29	32,31
TRL	158	11,22	9,59	1,26	1,31
SM	158	(212,44)	621,87	(5,86)	41,43
ES	158	3,08	2,04	0,67	(0,75)

Descrição das variáveis:

IC= idade do cliente; SC= sexo do cliente; EC= estado civil; SS= SPC/Serasa; IN= volume de investimento (R\$); TRL=tempo de relacionamento do cliente com o banco(anos); SM= saldo médio em conta corrente nos últimos seis meses; ES= escolaridade.

As variáveis apresentadas na tabela foram as que se mostraram significantes no modelo estatístico de previsão de risco de crédito. As demais foram excluídas do modelo, mas todas serão descritas a seguir.

Fonte: Resultado da pesquisa

A seguir, são apresentadas as descrições das variáveis dependentes, bem como a relação esperada das variáveis independentes com a ocorrência de problemas de inadimplência.

Risco de inadimplência (Y): apresenta o risco de crédito oferecido pelo cliente tomador, constatado pelos dados obtidos de sua ficha cadastral no banco. Dessa forma, foi atribuído Y= 1 aos clientes inadimplentes e Y=0 aos clientes adimplentes, caracterizando a variável como sendo dicotômica.

Idade do cliente (IC): em relação à variável idade, esperava-se, que a princípio, as pessoas mais velhas fossem avaliadas como de menor risco, em virtude da estabilidade adquirida com os anos, responsabilidade e preocupação em poupar.

Sexo do cliente (SC): baseando-se em estudos anteriores, pressupôs-se que clientes do sexo feminino seriam menos propensas à inadimplência e isso refletiria em menor risco de crédito. Trata-se de uma variável do tipo *dummy*, de forma que se atribuiu 1= feminino e 2= masculino.

Estado civil (EC): parte-se do princípio que os indivíduos casados tenham maior comprometimento da renda com gastos familiares. Em relação aos divorciados e viúvos não foi criada nenhuma diferença em relação aos grupos de adimplentes e inadimplentes, pelo menos a princípio.

Renda (RE): uma variável importante, relacionada ao “C” capital, e que deve ser comprovada por documentos válidos, atuais e de fontes fidedignas. Foram apuradas as rendas mensais dos clientes, expressas em moeda nacional. Considerou-se que os indivíduos de maior renda tivessem maior capacidade de liquidar as dívidas possivelmente contraídas.

Investimento (IN): variável constituída apenas por investimentos dos clientes junto ao banco em questão. Relacionada também à capacidade de pagamento, esperava-se que clientes possuidores de maiores quantias em investimentos fossem menos propensos ao risco de crédito.

Responsabilidades (RP): variável também relacionada à capacidade e ao caráter. Desse modo, esperava-se que indivíduos com maior comprometimento da renda em responsabilidades já existentes oferecessem maiores riscos de inadimplência ao credor. Sobre o caráter, a variável pode exercer influência no sentido de demonstrar se o tomador sabe gerir suas finanças e tem noção do seu comprometimento de renda.

Escolaridade (ES): esperava-se que indivíduos com mais tempo de alfabetização fossem caracterizados como de baixo risco e mais conscientes a respeito das condições do empréstimo tomado.

Natureza da ocupação(NO): diz respeito ao capital do cliente, pois trata da forma de origem de seus recursos, frequência e consistência dos mesmos. Assim, era esperado que os clientes com vínculo empregatício estável, a exemplo de servidores públicos e os aposentados tivessem menor possibilidade de se tornarem inadimplentes. Ao contrário, autônomos, empregados de empresas privadas e profissionais liberais são mais suscetíveis à instabilidade profissional, podendo com isso, incorrer em maiores riscos ao credor.

Tempo de residência (TRS): variável obtida em anos, ligada ao “C” de condições. Isso se deve ao fato de esperar que os indivíduos que tem moradia mais estável são mais bem protegidos quanto a mudanças de condições externas, possivelmente, por serem proprietários e não ter parte da renda comprometida com aluguel. Ainda, podem ter mais referências de terceiros que aqueles que mudam constantemente de endereço.

Tempo de relacionamento (TRL): variável significativa, expressa em anos. Por meio da mesma, a instituição tem o acompanhamento dos históricos de movimentação do cliente, de pagamentos em dia, de fidelidade e da intenção do mesmo em honrar com a possível dívida. Sendo assim, esperava-se que clientes com maior tempo de relacionamento com a instituição bancária fossem menos propensos à inadimplência.

Saldo médio (SM): variável que demonstra a média de saldo final do cliente em movimentações na conta corrente. Saldos médios negativos e uso constante de cheque especial fazem com que o caráter do cliente seja mais propício ao risco.

Recebimento de Salário (RS): variável do tipo *dummy*, em que se atribuiu 1= recebedor de salários pelo banco e 2= não recebedor de salários pelo banco. Considera-se, a priori, que os clientes cuja fonte empregadora paga via o banco são menos arriscados quanto ao crédito.

SPC/SERASA (SS): também variável do tipo *dummy*, atribuindo 1 a clientes com restrições vigentes nos referidos órgãos de proteção ao crédito e 2 aos que não possuem restrições vigentes.

Devolução de cheques (CH): clientes que possuíam cheques devolvidos por insuficiência de fundos foram também caracterizados como inadimplentes, independente da quantidade e de que instituição financeira originou a ocorrência. Dessa maneira, caracterizou-se como uma variável *dummy*, em que se atribuiu 0 aos clientes sem ocorrência de cheques devolvidos por falta de fundos, e 1 aos clientes com devolução de cheques sem fundos.

Informação de telefone (TL): esperava-se que a existência no cadastro do cliente de número de contato telefônico tivesse relação com a intenção do cliente em pagar o crédito. Ou seja, indivíduos que informam telefone para contato são mais bem intencionados que aqueles que não informam. É então, variável do tipo *dummy*, e mais uma vez, atribuiu-se 1 aos clientes que informaram e 2 àqueles que não informaram o número de telefone para contato.

3. RESULTADOS

3.1. Caracterização dos clientes

A amostra analisada apresentou homogeneidade quanto ao número de indivíduos de sexo masculino e feminino, não havendo discrepância entre a porcentagem de participação de cada um desses, sendo 47,5% do sexo feminino e 52,5% masculino.

Pela faixa etária dos clientes, percebe-se que são indivíduos adultos, que já possuem capacidade de gerir suas finanças e de compreender a dinâmica e o funcionamento do mercado de crédito e das taxas de juros.

Tabela 2. Faixa etária dos clientes analisados na agência bancária de Viçosa-MG.

Faixa de Idade	Número de indivíduos	Porcentagem
20 a 30	36	22,8
31 a 40	34	21,5
41 a 50	30	19,0
51 a 60	32	20,2
Acima de 60	26	16,5
Total	158	100,0

Fonte: resultados da pesquisa

A Tabela 3 mostra a igualdade, também, de participação entre o estado civil dos clientes, entre solteiros e casados. Isso permitiu a análise mais precisa da influência do estado civil do tomador e sua propensão ao risco de crédito.

PREVISÃO DE RISCO DE CRÉDITO PARA DEFINIÇÃO DO PERFIL DE CLIENTES DE UM BANCO DE VAREJO

Tabela 3. Estado civil dos clientes analisados na agência bancária de Viçosa-MG.

Estado Civil	Frequência	Porcentagem
Solteiro	74	46,8
Casado	74	46,8
Separado	5	3,2
Viúvos	5	3,2
Total	158	100,0

Fonte: resultados da pesquisa

Outra variável de caracterização dos clientes diz respeito à escolaridade. Conforme Tabela 4, observa-se maior predominância de indivíduos que possuem apenas o 1º ou o 2º grau, seguidos por aqueles que possuem formação em ensino superior. Essa característica reflete o nível de escolaridade média do brasileiro, que é de 7,4 anos com perspectivas de crescimento para a próxima década, conforme dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

Tabela 4- Escolaridade dos clientes da agência bancária em 2008

Nível escolar	%	Nível escolar	%
Não informado	2,53	Superior incompleto	5,06
1º grau	26,58	Superior completo	17,09
2º grau	29,11	Pós-graduação em andamento	4,43
Superior em andamento	6,96	Mestrado	8,23

Fonte: resultado da pesquisa

O tempo de relacionamento do cliente com a instituição bancária demonstra o quão fiel o mesmo é ao banco. Ao mesmo tempo, oferece à instituição um meio de conhecer os hábitos do cliente em relação à sua movimentação financeira, uso dos produtos bancários e suas necessidades individuais. No caso em questão, nota-se pela Tabela 5 que a maior parte dos clientes analisados são clientes do banco entre 1 a 10 anos.

Tabela 5. Tempo de relacionamento dos clientes com a instituição bancária.

Tempo em anos	Frequência	Porcentagem
0 a 1	9	5,7
1 a 5	46	29,1
5 a 10	34	21,5
10 a 15	31	19,6
Mais de 15	38	24,1

Fonte: resultado da pesquisa

3.2. Perfil financeiro dos clientes

A amostra analisada é composta de clientes, pessoas físicas, de um banco de varejo, encarteirados como preferenciais e exclusivos. Sendo assim, não foram coletados dados de clientes de renda muito elevada, pertencentes a carteiras do tipo *private* ou *estilo*. De acordo com a Tabela 6, a renda média obtida foi de R\$ 2.155,29, acima da média brasileira, que segundo dados do IBGE é de R\$ 1.208,10.

Tabela 6. Movimentação financeira dos clientes bancários

Renda média dos clientes	R\$ 2.155,29
Saldo médio de movimentação	R\$ -212,44
Volume de investimentos	R\$ 22.975,48

Fonte: resultado da pesquisa

O saldo médio de movimentação dos clientes e o volume de investimentos foram de R\$ 212,44 negativos e R\$ 22.975,48, respectivamente, conforme Tabela 6. O saldo médio negativo é uma evidência da expressiva utilização de cheque especial pelos clientes. O cheque especial é a forma de crédito pessoal com as taxas de juros mais elevadas e o mais oneroso se comparado ao CDC e ao cartão de crédito. Isso pode ser um fator que diminui a capacidade de pagamento do cliente, visto que o pagamento de altos juros consome uma parte do poder aquisitivo do cliente.

De acordo com a Tabela 7, quanto à natureza ocupacional, grande parte dos clientes é composta por autônomos, seguida pelos empregados de empresas do setor privado. Tendo em vista que a cidade de Viçosa-MG possui uma universidade federal, a porcentagem de empregados públicos federais também é significativa.

Tabela 7. Distribuição dos tipos de natureza ocupacional dos clientes.

Natureza Ocupacional	Frequência	Percentual
Autônomo	35	22,2
Empregado privado	28	17,7
Empregado federal	22	13,9
Empregado estadual	12	7,6
Empregado municipal	12	7,6
Profissional Liberal	26	16,5
Estudante/bolsista	8	5,1
Aposentado	15	9,5
Total	158	100,0

Fonte: resultados da pesquisa

A natureza ocupacional pode revelar o grau de estabilidade no emprego e de profissionalização dos indivíduos. Estima-se que servidores públicos sejam menos sujeitos à instabilidade de emprego e de salário do que autônomos ou profissionais liberais, por exemplo. Tendo por base estudos de outros autores, supôs-se que a maior parte dos clientes inadimplentes fosse de autônomos ou empregados de empresas privadas e que tivessem menor tempo no cargo atual.

3.3. Análise do modelo proposto

Foi possível, por meio dos métodos estatísticos usados, identificar, dentre as variáveis coletadas, quais são de maior impacto em relação ao problema do risco de crédito nas instituições financeiras. De acordo com a Tabela 8, as variáveis do modelo proposto foram capazes de prever 92,71% dos clientes adimplentes e 74,19% dos inadimplentes. O poder total de previsão do modelo foi de 85,44%, o que equivale dizer que as variáveis utilizadas fizeram a previsão correta de 135 dos 158 casos observados.

PREVISÃO DE RISCO DE CRÉDITO PARA DEFINIÇÃO DO PERFIL DE CLIENTES DE UM BANCO DE VAREJO

Tabela 8. Previsões do modelo de probabilidade de risco de crédito

Observações Reais		Previsões		
		Risco de Crédito		% de Acerto
		Adimplente	Inadimplente	
Risco de Crédito	Adimplente	89*	7**	92,71%
	Inadimplente	16**	46*	74,19%
Total				85,44%

*Previsão correta

**Previsão incorreta

Fonte: resultados da pesquisa

Por intermédio da Tabela 9, podem ser observadas as variáveis utilizadas no modelo estatístico de previsão, com as respectivas significâncias, apuradas pelas estatísticas Z. Ressalta-se que na apreciação dos resultados é importante observar o sinal dos coeficientes das variáveis, uma vez que na análise proposta, a magnitude representa apenas o impacto da variável independente sobre o logaritmo da probabilidade da variável dependente e não o efeito marginal.

Tabela 9. Variáveis do modelo de previsão de risco de crédito

Variável	Coefficiente	Erro-padrão	Significância
IC	0,0086	0,0183	0,6374
SC	-1,6380	0,5738	0,0043
EC	-0,3159	0,2226	0,1559
SS	-5,3960	0,9846	0,0000
IN	-2,7503	3,7249	0,0460
TRL	0,0500	0,0296	0,0918
SM	-1,3208	0,3480	0,0001
ES	-0,3088	0,1462	0,0347
Constant	5,5878	6,4312	0,3849

Descrição das variáveis:

IC= idade do cliente; SC= sexo do cliente; EC= estado civil; SS= SPC/Serasa; IN= volume de investimento; TRL=tempo de relacionamento do cliente com o banco; SM= saldo médio em conta corrente nos últimos seis meses; ES= escolaridade.

As variáveis apresentadas na tabela foram as que se mostraram significantes no modelo estatístico de previsão de risco de crédito.

Fonte: resultados da pesquisa

Os coeficientes estimados pelo modelo apresentaram ajustamento satisfatório. O R^2 de 0,55 é aceitável e o teste de χ^2 apresenta-se significativo a menos 1%, indicando que as variáveis incorporadas têm considerável poder para explicar o fenômeno em estudo.

Todas as variáveis explicativas apresentam-se significativas a menos de 10% de probabilidade. O ajustamento resultou do procedimento conhecido por “*stepwise*” em que as variáveis com menor poder de explicação são automaticamente eliminadas, passo-a-passo, até que se atinja um modelo ideal, composto somente por variáveis significativas. Cabe ressaltar que nesse procedimento foram eliminadas as seguintes variáveis: Renda do cliente(RE), Responsabilidades(RP), Natureza da Ocupação(NO), Tempo de Residência(TRS),

Recebimento de Salário(RS) e Informação de Telefone(TL), por não apresentarem considerável grau significância na explicação do fenômeno em questão.

Pelo resultado do modelo, verifica-se que, ao contrário do que era esperado, a variável renda não foi significativa na determinação do risco de crédito dos clientes. As instituições bancárias permitem que o tomador comprometa apenas uma percentagem de sua renda com parcelas mensais dos empréstimos e financiamentos, normalmente entre 25 e 30%. Essa precaução é importante tanto para a saúde financeira do tomador quanto para segurança do banco.

A princípio, esperava-se também que a idade tivesse maior influência na determinação do risco. Entretanto, em vista das outras variáveis, a idade não exerceu grande impacto no referido problema. Por outro lado, a variável sexo confirmou as expectativas iniciais. Os homens analisados foram mais propensos à inadimplência que as mulheres. As razões podem ser amplamente discutidas posteriormente, seja porque as mulheres são consideradas mais compromissadas ou não. Historicamente, pesquisas demonstram que os homens, na maioria das vezes, correspondem à maior percentagem entre os inadimplentes.

O volume de responsabilidades, tal como a renda, foi excluído do modelo por não exercer influência significativa no perfil dos clientes inadimplentes. Isso é explicável, pois nenhuma instituição financeira permite que o cliente assuma dívidas além do padrão considerado normal, dado o risco incorrido. Assim, o volume de responsabilidades já concedidas é condizente com o risco assumido pelo banco. Ao contrário, o volume de investimentos mostrou-se diretamente relacionado à adimplência. Ou seja, clientes que possuem recursos investidos oferecem menor risco ao banco do que aqueles que não possuem investimentos. A quantidade e a forma como os recursos são aplicados faz referência ao capital do cliente, e indica maior segurança caso a fonte principal de renda seja por algum motivo, indisponibilizada.

No que se refere à escolaridade, confirmou-se a expectativa de que quanto melhor a formação acadêmica do proponente, menor seu risco de inadimplência. Conforme já discutido, supõe-se que indivíduos com melhor grau de escolaridade sejam mais esclarecidos quanto às condições gerais do mercado de crédito e tenham conhecimento das taxas de juros vigentes. Tendo isso em vista, oferecem menor risco ao credor, já que têm noção do endividamento a que se propõem. Em contrapartida, os clientes com menor grau de escolaridade não têm amplo acesso à educação financeira, sendo mais suscetíveis a fazer compromissos além de suas capacidades reais.

Esperava-se que a natureza ocupacional fosse outra variável significativa no risco de crédito dos clientes. Entretanto, esta foi excluída do modelo, por não ter exercido grande impacto na determinação dos clientes inadimplentes. Porém, em pesquisas futuras, essa variável poderá ser analisada em profundidade para determinar o perfil dos clientes inadimplentes no Brasil.

Outra expectativa confirmada diz respeito ao saldo médio em conta corrente. Clientes que possuem maior taxa de utilização do cheque especial, o que caracteriza saldo médio devedor, oferecem maior risco ao banco. Isso fica evidente quando se observa a taxa de juros do cheque especial que é a mais onerosa entre as linhas de crédito para a pessoa física. Esse tipo de crédito deveria ser utilizado apenas em casos excepcionais e de emergência.

Atualmente, o reajuste do IOF – Imposto sobre Operações Financeiras -, deixou o custo do cheque especial ainda mais elevado, o que pode provocar o descontrole para esses clientes, e conseqüentemente, a inadimplência.

O tempo de relacionamento do cliente com a instituição financeira foi incluído no modelo, porém com resultado diverso daquele primeiramente esperado. Ou seja, foi verificado que quanto maior o tempo de relacionamento do cliente com o banco, maior a probabilidade de inadimplência. Isso pode ser justificado pelo fato de que criam-se laços mais estreitos entre cliente e banco, o que facilita a oferta de maior volume de crédito. O nível de confiança no cliente aumenta, e esse pode exigir mais disponibilidade de crédito, limites maiores de cheque especial e cartão de crédito, o que aumenta o risco de ocorrer um descontrole financeiro. Por outro lado, a variável referente ao tempo de residência do cliente não foi considerada significativa dentro do modelo proposto.

Em relação à existência de históricos de restrições em órgãos de proteção ao crédito, tais como SPC e Serasa, comprovou-se que esse fato aumenta o risco de inadimplência do cliente. Isso é evidente, considerando que o cliente já foi inadimplente com outra instituição ou fornecedor, e não tendo crédito mais com estes, procura outro credor. As informações desses órgãos são compartilhadas entre as instituições, e o simples fato de o cliente ter tido restrições, ainda que baixadas, é motivo para que o banco diminua o volume de recursos disponível a ele.

As outras variáveis não incluídas no modelo foram o recebimento de salário pelo banco e a informação de telefone no cadastro do cliente. Entre clientes que têm seus salários creditados em conta corrente e os que não têm, não foi verificada discrepância em relação ao risco de crédito dos mesmos. Da mesma forma, o fato de o cliente informar ou não telefones para contato não contribuiu de forma significativa para o problema em questão.

Sendo assim, a última variável demonstrada pelo modelo diz respeito ao estado civil do cliente. O grau de significância, porém, não foi aceitável a fim de elaborar conclusões e fazer relação do mesmo com a inadimplência. Conforme as expectativas iniciais, esperava-se que indivíduos casados tivessem maior comprometimento de renda com gastos familiares, e que os solteiros fossem em menor grau. Porém, o descontrole financeiro, atualmente, pode acontecer com qualquer indivíduo, independente do seu estado civil.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Por meio deste trabalho foi possível demonstrar a importância de uma análise de crédito bem sucedida. Com o modelo proposto neste estudo, as instituições financeiras conseguem maior precisão quanto à classificação de risco do cliente. Ficou evidente que a inadimplência é um problema considerável, dadas as suas conseqüências, como elevação do *spread* bancário, insolvência de instituições e custo financeiro mais oneroso ao tomador.

O estudo mostrou também que as características pessoais e comportamentais dos clientes necessitam ser analisadas e atualizadas periodicamente, tendo em vista que essas são variáveis significativas na definição do perfil dos tomadores de crédito. Sendo assim, sugere-se para que em estudos futuros seja mais bem explicado o porquê do impacto negativo ou positivo de cada variável descrita.

Sendo o crédito um importante instrumento para a economia de um país, todas as partes envolvidas se beneficiam quando sua concessão se dá de forma que o risco de inadimplência seja o menor possível. Para isso, as técnicas estatísticas se mostraram eficientes, trazendo importante contribuição às instituições que trabalham diretamente na oferta do crédito à pessoa física, linha especialmente tratada nesse trabalho.

Sabe-se que o risco de crédito depende, entre outros fatores, do valor e custo da operação, da capacidade econômica do devedor, de sua reputação, da situação da conjuntura econômica (perspectivas de crescimento, estabilidade, etc.) e das garantias oferecidas. Por tratar-se de um estudo exploratório, as variáveis apontadas neste estudo não foram abordadas profundamente. Sendo assim, é de grande valia que pesquisas futuras dêem continuidade ao estudo, incorporando outros elementos e variáveis ao tema.

Dado o papel predominante dos bancos comerciais no provimento de financiamento à pessoa física e a importância de uma análise acurada do risco na concessão de crédito, o uso eficiente das técnicas estatísticas, como aqui aplicadas, bem como trabalhos que analisem as já existentes, mostram-se essenciais para mudar o perfil do crédito no Brasil. Certamente, é com base nesse desenvolvimento e nessas análises que os bancos passarão a ter mais precisão sobre o perfil do tomador típico, a fim de diminuir a inadimplência e consequentemente, os problemas oriundos da mesma.

5. BIBLIOGRAFIA

ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **Journal of Finance**, v.5, n.3, p. 589-609, set. 1968.

BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A. . Modelo de Classificação de Risco de Crédito de Grandes Empresas. In: Congresso USP de Controladoria e Contabilidade, 5., 2005, São Paulo. **Anais...** São Paulo: USP, 2005.

BEAVER, W. Financial Ratios as Predictors of Bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, v. 6, n.3, p. 71-102, ago. 1966.

BLATT, A. **Avaliação de Risco e Decisão de Crédito: um enfoque prático**. São Paulo: Nobel, 1999.

BRAGA, M. B. Os Bancos Brasileiros e a Crise Mundial. **Informações Fipe**, n. 216, set. 1998.

BRIGHAM, E.F., EHRHARDT, M.C. **Financial Management: Theory and Practice**. Ohio: South-Western Publishers, 2006.

CHRISTEN, R., D. PEARCE, D. Managing risks and designing products for agricultural microfinance: features of an emerging model. **Consultative Group to Assist the Poor**, Washington, n. 11, 2005. Disponível em:

<http://www.cgap.org/portal/binary/com.epicentric.contentmanagement.servlet.ContentDeliveryServlet/Documents/OccasionalPaper_11.pdf>. Acesso em: 11 nov. 2009.

DAMODARAN, A. **Finanças corporativas: teoria e prática**. Porto Alegre: Bookman, 2004.

FERREIRA, R. R., PEROBELLI, F. F. C. A dinâmica do *spread* bancário no cenário brasileiro e suas implicações no custo para o tomador de empréstimos. In: Seminários em Administração FEA-USP, 2006, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FEA-USP, 2006.

FITZPATRICK, P. J. A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with those of Failed Firms. **Certified Public Accountant**, v.12, p. 598–605, 1932.

GITMAN, L. J. **Princípios de Administração Financeira**. 7 ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

GUIMARÃES, I. A. **Construção e Avaliação de uma Regra de Conhecimento de Clientes de uma Instituição Financeira com Base em Análise Multivariada**. 2000. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção)- Universidade Federal do Paraná, Curitiba.

GUJARATI, D. M. **Essentials of econometrics**. 3ª Ed. New York: Mc Graw-Hill International, 2006.

HAIR, J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. **Multivariate Data Analysis**, 7ª ed., Nova Jersey: Prentice Hall, 2005.

OLIVEIRA, M. M. **Econometria**. Alfragide, Portugal: McGraw-Hill, 1997

MAROCO, J. **Análise estatística**. Lisboa: Sílabo, 2003. 508 p.

MERWIN, C. L. **Financing small corporations in five manufacturing industries 1926 and 1936**. New York: National Bureau of Economic Research, 1942.

PINHEIRO, A.C. **O componente judicial dos spreads bancários. Em Economia Bancária e Crédito: avaliação de quatro aos do projeto de Juros e Spread Bancário**. Brasília: Banco Central do Brasil, 2003.

PUGA, F. P. **Sistema Financeiro Brasileiro: reestruturação recente, comparações internacionais e vulnerabilidade à crise cambial**. Rio de Janeiro: BNDES, 1999.

ROSCH, D., SCHEULE, H. Stress-testing credit risk parameters: an application to retail loan portfolios. **The Journal of Risk Model Validation**, n. 1, v.1, p. 55-75, 2007.

SANTOS, J. **Análise de Crédito: empresas e pessoas físicas**. São Paulo: Atlas, 2006.

SAUNDERS, A. **Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms**. New York: John Wiley & Sons, 1999.

SCHREINER, M., DELLIN, H.. 2005. Credit Scoring, Banks, and Microfinance: Balancing “High-Tech” with “High-Touch”. **Microenterprise Development Review**, v.8, n.2, 2005. Disponível em: <http://www.iadb.org/sds/doc/int44D.PDF>. Acesso em: 10 out. 2009.

SCHRICKEL, W. K. **Análise de Crédito: concessão e gerência de empréstimos**. São Paulo: Atlas, 2000.

SILVA, J. P. **Gestão e Análise do Risco de Crédito**. 3 ed. São Paulo: Atlas, 2000.

SILVER, M. **Estatística para administração**. São Paulo: Atlas, 2000.

SOUZA, M. C. M. **Quantificação das incertezas na avaliação de projetos: o modelo utilizado na agência de fomento do Estado da Bahia.** 2008. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis. 154p.

TAMARI, M. Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy, **Management International Review**, v. 6, n.4, pp. 15-21, 1966.

VAN GREUNING, H., S., BRATANOVIC, S, B. **Analyzing and managing banking risk: a framework for assessing corporate governance and financial risk.** Washington, D.C: The World Bank, 2003.

WENNER, M., NAVAJAS, S., TRIVELLI, C., TARAZONA, A. **Managing credit risk in rural financial institutions in Latin America.** Washington: Inter-American Development Bank, 2007.

WINAKOR, A. SMITH, R. Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations, 51. **Bureau of Business Research**, Urbana, Illinois. 1935.