



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA E CONTABILIDADE
CURSO DE FINANÇAS

FRANCISCO PERIVALDO OLIVEIRA REIS

APLICAÇÃO DE CREDIT SCORING PARA PREVISÃO DE INADIMPLÊNCIA EM
ESCOLA PARTICULAR: UM ESTUDO DE CASO

FORTALEZA

2017

FRANCISCO PERIVALDO OLIVEIRA REIS

APLICAÇÃO DE CREDIT SCORING PARA PREVISÃO DE INADIMPLÊNCIA EM
ESCOLA PARTICULAR: UM ESTUDO DE CASO

Monografia apresentada ao Programa de Graduação em Finanças da Universidade Federal do Ceará, como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Finanças.

Orientador: Prof. Guilherme Diniz Irffi

FORTALEZA

2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

R31a Reis, Francisco Perivaldo Oliveira.
Aplicação de Credit Scoring para Previsão de Inadimplência em Escola Particular: um
Estudo de Caso / Francisco Perivaldo Oliveira Reis. – 2017.
51 f.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Faculdade
de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Curso de Finanças, Fortaleza, 2017.
Orientação: Prof. Dr. Guilherme Diniz Irffi.

1. Risco de Crédito. 2. Credit Scoring. 3. Inadimplência. 4. Probit. I. Título.

CDD 332

FRANCISCO PERIVALDO OLIVEIRA REIS

APLICAÇÃO DE CREDIT SCORING PARA PREVISÃO DE INADIMPLÊNCIA EM
ESCOLA PARTICULAR: UM ESTUDO DE CASO

Monografia apresentada ao Programa de Graduação em Finanças da Universidade Federal do Ceará, como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Finanças.

Aprovada em: ___/___/___.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Guilherme Diniz Irffi (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Vitor Borges Monteiro
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Profa. Georgeana Amaral Maciel da Silveira
Universidade Federal do Ceará (UFC) – Campus de Sobral

“Uncertainty is the fertile ground of creativity and freedom.”

Deepak Chopra

Resumo

As técnicas de avaliação e gerenciamento de risco de crédito em instituições financeiras têm avançado ao longo dos últimos anos por meio do desenvolvimento sobretudo de diversos modelos estatísticos de probabilidade. Por outro lado, diferentemente das instituições financeiras, as instituições particulares de ensino básico, em sua grande maioria, têm passado por limitações na gestão de suas políticas de concessão de crédito ano após ano. O objetivo desta pesquisa é desenvolver um modelo estatístico para prever a probabilidade de um responsável financeiro ser inadimplente nessas instituições. O modelo foi construído com base em uma amostra de 843 alunos matriculados numa escola de ensino infantil, fundamental e médio da cidade de Fortaleza. A técnica estatística utilizada no modelo foi uma regressão probit. Das 843 observações, 700 foram usadas para calibrar o modelo e 143 para testar sua acurácia. A validação do modelo foi verificada por duas vias: ANOVA e percentual de acertos na amostra teste. Os resultados do estudo indicam que, neste contexto, as variáveis descontos, gênero do responsável financeiro e turno procurado não são determinantes para a inadimplência. O IDH por bairro, apesar de significativo estatisticamente, não apresenta ser uma boa *proxy* da renda. Após a calibração, o modelo conseguiu acertar 92,31% das vezes no grupo de teste.

Palavras-chave: Risco de Crédito; Credit Scoring; Inadimplência; Probit.

Abstract

The techniques of credit risk assessment and management in financial institutions have advanced over the last years through the development of several statistical models of probability. On the other hand, unlike financial institutions, the private institutions of basic education, on their great majority, have had limitations in the management of their credit policies year after year. The objective of this research is to develop a statistical model to predict the probability that a financial responsible will be in default in these institutions. The model was constructed based on a sample of 843 students enrolled in a kindergarten, elementary and high school in the city of Fortaleza. The statistical technique used in the model was a probit regression. 700 of the 843 observations were used to calibrate the model and 143 to test its accuracy. The validation procedure of the model was verified by two ways: ANOVA and percentage of correct answers in the test sample. The study results indicate that, in this context, the variables "discount", "gender of the financial responsible" and "shift" are not determinant for the default. The HDI per neighborhood, although statistically significant, does not seem to be a good income proxy. After the calibration, the model was able to hit 92.31% of the time in the test group.

Key-words: Credit Risk; Credit scoring; Default; Probit.

LISTA DE QUADROS

Quadro 2.1: Tipos de riscos financeiros	19
Quadro 3.1: Lista de variáveis consideradas no estudo.....	29

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1: Parcelas pagas com atraso e em aberto	34
Tabela 4.2: Número de inadimplentes e atraso médio por faixa de desconto	36
Tabela 4.3: Principais indicadores de inadimplência por segmento.....	36
Tabela 4.4: Bairros por número de alunos	37
Tabela 4.5: Inadimplência por bairro	37
Tabela 4.6: Inadimplentes e atraso médio por regional.....	38
Tabela 4.7: Inadimplência por profissão	38
Tabela 4.8: Estatísticas descritivas para variáveis contínuas	39
Tabela 4.9: Estatísticas descritivas variáveis categóricas	40
Tabela 4.10: Coeficientes estimados	41
Tabela 4.11: Teste ANOVA.....	42
Tabela 4.12: Efeitos marginais dos coeficientes estimados	43

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 4.1: Evolução das parcelas quitadas, nov/16 a jun/17.....	35
---	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

EEIFM — Escola de Ensino Infantil, Fundamental e Médio

IBGE — Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IDH — Índice de Desenvolvimento Humano

SUMÁRIO

LISTA DE QUADROS	8
LISTA DE TABELAS	9
LISTA DE GRÁFICOS	10
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	11
1. INTRODUÇÃO	13
2 REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1 Definições de inadimplência	17
2.2 Os tipos de risco	18
2.2 O risco de crédito	21
2.3 Técnicas de gerenciamento do risco de crédito	22
2.4 Técnicas aplicadas ao Modelo de Credit Scoring	23
3. METODOLOGIA	27
3.1 Base de dados	28
3.1.1 Fonte e descrição dos dados	28
3.1.2 Definição das variáveis	29
3.2 Modelo empírico	31
3.2.1 Modelo probit	31
3.2.2 Método de estimação: regressão probit	32
4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	34
4.1 Análise Descritiva	34
4.2 Análise Econométrica	41
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	45
REFERÊNCIAS	47
ANEXO I	50

1. INTRODUÇÃO

Peter L. Bernstein, em seu célebre livro *Against the Gods: the Remarkable Story of Risk*, proclama a ideia revolucionária que estabelece a fronteira entre os tempos modernos e o passado: o domínio do risco. *A noção de que o futuro é mais do que um capricho dos deuses e que homens e mulheres não são passivos diante da natureza*¹. Ao trabalhar o desenvolvimento conceitual e matemático das ideias do risco historicamente o escritor demonstra que o ato de correr riscos tem sido um dos principais catalisadores que impulsionam a sociedade moderna. Assaf Neto (2012) enfoca que o risco pode ser compreendido pela *capacidade de se mensurar o estado de incerteza de uma decisão mediante o conhecimento das probabilidades associadas à ocorrência de determinados resultados ou valores*. Contudo, faz-se interessante salientar que este trabalho se concentra basicamente em um tipo de risco, qual seja, o risco de crédito (ou de inadimplência), que em linhas gerais se refere à probabilidade do principal e dos juros não serem pagos nas datas acordadas (atraso) ou não serem pagos de modo algum.

Convém lembrar que a inadimplência de um modo geral ganhou destaque no Brasil por parte das instituições financeiras em decorrência das mudanças econômicas provocadas pela introdução do Plano Real em 1994. Vale ressaltar que antes disso, a alta da inflação havia impossibilitado o crescimento do mercado de empréstimos, uma vez que os clientes do setor privado representavam um maior risco. Por outro lado, os grandes bancos comerciais preferiam financiar a dívida interna do país, com um risco de crédito menor e com maior liquidez. (PRADO, BASTOS e DUARTE JR., 2000, *apud* AMORIN NETO e CARMONA, 2004).

Segundo Annibal (2009), apesar da palavra inadimplência apresentar uma única significação, ou seja, um único entendimento por parte das pessoas, que é a falta de cumprimento de uma obrigação, a sua definição operacional para fins de avaliação de risco de crédito não é nada simples, pois os objetivos dos analistas podem ser conflitantes, podendo ser mais ou menos restritivos ou rigorosos, uma vez que tais objetivos refletem os interesses das instituições financeiras. No presente trabalho, são classificados como inadimplentes aqueles responsáveis financeiros que apresentam algum saldo devedor em aberto.

As instituições financeiras tradicionalmente realizam uma análise de risco de crédito antes de qualquer operação, cujo intuito é gerenciar todos os riscos que sofrem em

¹ The notion that the future is more than a whim of the gods and that men and women are not passive before nature

decorrência da concessão de crédito. Ou seja, o gerenciamento do risco de crédito está vinculado às atividades principais. Essa prática serve para que seja possível estabelecer um determinado grau de risco oferecido por cada concessão. No entanto, para as empresas que não tem como concessão de crédito seu principal produto o risco de crédito acaba se transformando em um desafio ainda maior, uma vez que essas empresas não possuem uma *expertise* que torne viável uma análise de crédito clara e fidedigna.

A título de exemplo, é imprescindível citar as instituições de ensino particulares que historicamente apresentam dificuldades em gerenciar as políticas de concessão de crédito, sobretudo em consequência do previsto na Lei 9.870 de 23 de Novembro de 1999, apelidada de “Lei do Calote”. De acordo com esta lei a escola particular fica proibida de suspender provas e de reter documentos de alunos inadimplentes; além disso, o desligamento do aluno por inadimplência somente poderá ocorrer ao final do ano letivo.

Tudo isso tem contribuído para o vertiginoso nível de inadimplência que esse segmento vem enfrentando ao longo dos últimos anos consoante o Sindicato dos Estabelecimentos Particulares de Ensino do Ceará (2017).

Apesar de diferir dos empreendimentos que recorrem a oferta de produtos financeiros ou bens físicos, o fornecimento de um serviço educacional pode ser entendido como uma concessão de crédito, onde a escola responsabiliza-se com os custos e despesas durante o mês e espera ser remunerado ao final deste período (MELO SOBRINHO, 2007).

Desta forma, como cada matrícula é tratada como uma concessão de crédito e, portanto, é de extrema importância utilizar as técnicas de modelagem estatística disponíveis no sentido de aprimorar o gerenciamento das carteiras de inadimplência.

Diante do exposto, essa pesquisa visa responder a alguns questionamentos, tais como:

- 1) Quais são as características determinantes que explicam a inadimplência dos responsáveis financeiros?
- 2) Qual a probabilidade de um responsável financeiro do aluno ser inadimplente sabendo que a escola hoje tem capacidade de reunir informações cadastrais e financeiras tanto do aluno quanto do seu responsável financeiro?
- 3) Qual o percentual de acerto ou acurácia do modelo utilizado neste estudo?

- 4) A utilização de modelagem estatística é uma alternativa viável para identificar o risco de inadimplência em uma instituição particular de ensino fundamental e médio?

Ao responder essas perguntas, o presente trabalho visa contribuir com a literatura sobre empresas não financeiras como as escolas particulares, na área de política e análise de crédito. Vale ressaltar que os estudos acadêmicos têm dado atenção, como aponta Melo Sobrinho (2007), quase que exclusivamente para a construção de modelos de risco de crédito referentes à concessão de recursos na forma de empréstimos por empresas em que a análise de crédito já faz parte da estrutura de seu *core business*.

Diante dessa realidade, torna-se extremamente importante que seja desenvolvida uma ferramenta estatística que possa contribuir na diminuição dos indicadores de inadimplência em instituições particulares de ensino fundamental e médio por meio de um melhor gerenciamento do risco de crédito, dado que essas instituições apresentam dificuldade em gerenciar suas carteiras de crédito.

Convém destacar que, em virtude do problema da pesquisa, foi formulado uma hipótese sobre os resultados esperados e que contribui para a condução desta pesquisa: o emprego de uma modelagem estatística de *credit scoring* promete ser um instrumento viável para estimar o risco de crédito ou a probabilidade de um aluno ser inadimplente na EEIFM examinada neste estudo.

Portanto, pode-se dizer que o objetivo geral desta pesquisa é propor um modelo estatístico que identifique o risco de inadimplência dos clientes de uma instituição particular de ensino infantil, fundamental e médio localizada na cidade de Fortaleza - CE.

Além disso, pretendem-se alinhar com os questionamentos desta pesquisa, os objetivos de: (1) descrever estatisticamente por meio de comparações as principais características cadastrais e financeiras dos alunos e de seus respectivos responsáveis; (2) aplicar um modelo estatístico que determine o grau de risco de crédito de cada cliente, ou, em outras palavras, a probabilidade que cada clientes possui de ser inadimplente; (3) identificar se grupos de inadimplentes por tempo e número de parcelas em atraso são estatisticamente diferentes para que a instituição de ensino possa adotar uma política de cobrança diferenciada.

Este trabalho está organizado a partir de agora em três capítulos. O primeiro capítulo traz o referencial teórico que norteia o presente estudo. Primeiramente, nesta parte

serão apresentados o conceito e a diversidade do risco de modo geral, logo após será discutido o risco de crédito, as políticas e análises de risco de crédito, além de técnicas estatísticas para a gestão de risco de crédito. No capítulo 2, será descrita a metodologia desta pesquisa. No capítulo 3, será feita a análise detalhada dos dados obtidos e discussão dos resultados tanto do ponto de vista descritivo como econométrico. Por fim, serão apresentadas as considerações finais do presente estudo, com as conclusões resultantes da análise dos dados e algumas sugestões para estudos futuros a partir das contribuições e desdobramentos da atual pesquisa.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Definições de inadimplência

Embora a palavra inadimplência apresente uma única concepção, qual seja: falta de cumprimento das cláusulas contratuais em determinado prazo. (SANDRONI, 1999) Em que a parte inadimplente, além de permanecer em débito, fica sujeita ao pagamento de juros de mora, multa contratual ou outros encargos. A tarefa de obter uma definição operacional de inadimplência, ou *default*, para fins de avaliação de risco de crédito não é trivial. (ANNIBAL, 2009)

Na realidade é difícil obter um consenso entre analistas de crédito a respeito de uma definição operacional de inadimplência, dado que os objetivos dos analistas podem ser conflitantes (SICSÚ, 2003, p.330). Alguns analistas tendem a adotar rígidos critérios com o propósito de obter um sistema de classificação de risco que aprove operações de crédito de forma mais econômica ou parcimoniosa. Contudo, outros analistas, preocupados com a criação de um sistema que limite os possíveis negócios de uma instituição financeira, tendem a adotar uma definição menos restritiva (ANNIBAL, 2009).

A inadimplência ganhou destaque no Brasil a partir de 1994 quando, com a implantação do Plano Real, a inflação se estabilizou. A alta inflacionária havia impossibilitado o crescimento do mercado de empréstimos; naquela época os clientes do setor privado apresentavam um grande risco. Por outro lado, os grandes bancos comerciais preferiam financiar a dívida interna do país, com um risco de crédito menor e com maior liquidez. (PRADO, BASTOS e DUARTE JR., 2000)

Westgaard e Wijst (2001, p. 339), por exemplo, declaram que: “[...] entrar em *default* é fracassar em pagar uma quantia devida a um banco”. Por sua vez, Bessis (1998, p. 82) expõe a seguinte definição: “[...] deixar de pagar uma obrigação, quebrar um acordo, entrar em um procedimento legal ou *default* econômico”.

No presente trabalho, são classificados como inadimplentes aqueles responsáveis financeiros que apresentam algum saldo devedor em aberto, ou seja, que fracassou em pagar determinada quantia nos termos do contrato original da operação de crédito (ANNIBAL, 2009).

2.2 Os tipos de risco

De uma maneira bastante intuitiva, o risco se dá quando em uma dada situação, existe incerteza acerca de um determinado resultado e, ao mesmo tempo, há possibilidade que esse resultado venha a ser desfavorável. Contudo, alinhando com o objetivo deste trabalho, uma definição mais rígida é necessária. Vaughan (2014, pág.2) define risco como uma condição do mundo real na qual existe uma exposição à adversidade. Mais especificamente, “risco é uma condição em que há uma possibilidade de um desvio adverso do resultado desejado que é esperado²”. De acordo com o Novíssimo Dicionário de Economia, risco é referido como

Situação em que, partindo-se de determinado conjunto de ações, vários resultados são possíveis e as probabilidades de cada um acontecer são conhecidas. Quando tais probabilidades são desconhecidas, a situação denomina-se incerteza. Em sentido mais concreto, é a condição de um investidor, ante as possibilidades de perder ou ganhar dinheiro. (SANDRONI, 1999)

O risco é, na maioria das vezes, representado por um conceito que é essencial para a atividade de quantificação em nossos dias, a medida estatística do desvio-padrão que indica se o valor médio esperado é representativo do comportamento esperado (ASSAF NETO, 2012).

Vicente (2001) em pesquisa realizada acerca da estimativa de risco na constituição da provisão para devedores duvidosos apresenta diferentes tipos de risco:

- i) *Riscos financeiros e não financeiros*: os riscos financeiros envolvem o relacionamento entre um indivíduo (ou organização) e o ativo associado à geração das expectativas de resultados que podem ser perdidos ou prejudicados; os riscos não financeiros podem ser representados por perdas não passíveis de mensuração financeira. Por exemplo, quando uma grande nevasca destrói milhares de acres e o efeito da neve resulta na destruição da flora e da fauna.
- ii) *Riscos estáticos e dinâmicos*: riscos dinâmicos resultam de mudanças na economia. Os riscos estáticos que podem ocorrer sem mudanças na economia. Exemplo: desonestidade.

² Risk is a condition in which there is a possibility of an adverse deviation from a desired outcome that is expected or hoped for.

- iii) *Riscos especulativos e puros*: riscos especulativos podem descrever a possibilidade de ocorrência tanto de ganhos como de perdas. O termo risco puro, em contrapartida, é usado para designar situações que envolvam apenas as chances de perda ou de não perda.
- iv) *Riscos fundamentais e particulares*: riscos fundamentais envolvem perdas que são impessoais em origem e consequência. São causados em grande parte, por fenômenos econômicos, políticos e sociais, podendo resultar em ocorrências físicas. Já os riscos particulares envolvem perdas que surgem de eventos individuais e são sentidos por indivíduos ao invés do grupo.

No quadro 2.1 estão resumidos os principais grupos de riscos financeiros alinhados tanto de acordo com a classificação adotada pelo Comitê de Supervisão Bancária da Basiléia (VICENTE, 2001) assim como pelo Dicionário de Termos Financeiros e Investimento (DOWNES,1993):

Quadro 2.1: Tipos de riscos financeiros

Tipo de Risco	Definição
Risco de Mercado	Risco de mercado depende do comportamento do preço do ativo diante das condições de mercado (variações nas taxas de juros, taxas de câmbio, preços de ações e commodities).
Risco Legal	Riscos de avaliações errôneas de ativos e passivos decorrentes de documentação ou procedimentos inadequados ou incorretos. Ocorre também quando há entrada de novos tipos de transações.
Risco Reputacional	Riscos que surgem quando de falhas operacionais ou de processos, falhas em cumprir ou obedecer às leis e às regulamentações.
Risco Operacional	Risco originado de problemas de funcionamento de sistemas de informática, transmissão, e de sistemas internos de monitoramento de regras.
Risco Atuarial	Comumente encontrado em seguradoras. Exemplo: morte prematura.

Risco cambial	Possibilidade de prejuízo no mercado de câmbio.
Risco de inflação	Possibilidade de corrosão do valor dos ativos ou da renda à medida que a inflação reduz o valor da moeda de um país.
Risco de taxa de juros	Possibilidade de queda de valor de um instrumento de dívida com taxa fixa devido a um aumento das taxas de juros.
Risco de estoque	Possibilidade de redução do valor do estoque em virtude de alteração de preço.
Risco de liquidez	Possibilidade de um investidor não conseguir comprar ou vender uma commodity ou um valor mobiliário rapidamente ou em número suficiente em razão das limitadas oportunidades de compra ou venda.
Risco político	Possibilidade de nacionalização ou outra medida desfavorável adotada por um governo.
Risco de Solvência	Risco de uma organização se tornar incapaz de cobrir as perdas, geradas por todos os outros tipos de risco. Pode ser definido como risco de falência.
Risco de Crédito	Possibilidade de um tomador não liquidar uma obrigação conforme acertado.
Risco do Principal	Possibilidade de queda de valor do capital investido
Risco de Subscrição	Risco assumido por um banco de investimento de que uma nova emissão de valores mobiliários adquirida integralmente não seja comprada pelo público e/ou que haja uma queda do preço de mercado durante o período de oferta.

Fonte: Elaborado pelo próprio autor

Apesar desta grande diversidade de tipos diferentes de risco abordados anteriormente, o presente trabalho terá um enfoque voltado exclusivamente para o risco de crédito que será abordado na próxima sessão.

2.2 O risco de crédito

O conceito de crédito pode ser analisado sob diversos pontos de vistas. Para uma instituição financeira, no entanto, crédito refere-se, principalmente, à atividade de colocar um valor à disposição de um tomador de recursos sob a forma de um empréstimo ou financiamento, mediante compromisso de pagamento em uma data futura (BRITO E ASSAF NETO, 2006).

O risco de crédito por sua vez pode ser definido,

pelas perdas geradas por um evento de *default* do tomador ou pela deterioração da sua qualidade de crédito. Há diversas situações que podem caracterizar um evento de *default* de um tomador. (...) o atraso no pagamento de uma obrigação, o descumprimento de uma cláusula contratual restritiva (*covenant*), o início de um procedimento legal como a concordata e a falência ou, ainda, a inadimplência de natureza econômica, que ocorre quando o valor econômico dos ativos da empresa se reduz a um nível inferior ao das suas dívidas, indicando que os fluxos de caixa esperados não são suficientes para liquidar as obrigações assumidas. (BESSIS, 1998, *apud* BRITO E ASSAF NETO, 2006)

Em se tratando da realidade das escolas particulares de ensino infantil, fundamental e médio a ideia de deterioração da qualidade de crédito acaba sendo ainda mais delicada, uma vez que, devido aos altos índices de inadimplência, muitas escolas acabam se dispondo a aceitar qualquer tipo de negociação, muitas das vezes abrindo mão do juros e multa e, já na esfera jurídica, abatendo inclusive parte do principal por meio de acordos.

A gestão de risco de crédito ganhou destaque no Brasil a partir de 1994 quando, com a implantação do Plano Real, a inflação se estabilizou. A alta inflacionária havia impossibilitado o crescimento do mercado de empréstimos; naquela época os clientes do setor privado apresentavam um grande risco. Por outro lado, os grandes bancos comerciais preferiam financiar a dívida interna do país, com um risco de crédito menor e com maior liquidez. (PRADO, BASTOS e DUARTE JR., 2000, *apud* AMORIN NETO e CARMONA, 2004).

Segundo Brito e Assaf Neto (2008), para propósitos de avaliação, o risco de crédito é dividido em três componentes: risco de *default* (associado à probabilidade de ocorrer inadimplência), risco de exposição (decorre da incerteza em relação ao valor do crédito no momento do *default*) e risco de recuperação (incerteza quanto ao valor que pode ser recuperado pelo credor).

Diante da exposição a diversos tipos de riscos financeiros, as instituições começaram a usar ferramentas no sentido de mensurar o risco de crédito cujo resultado é uma melhor gestão desses riscos. Na próxima sessão serão discutidos os diferentes e principais tipos de modelos de risco de crédito.

2.3 Técnicas de gerenciamento do risco de crédito

O principal objetivo por trás dos modelos de risco de crédito está a mensuração do risco por parte dos tomadores de crédito e das transações tanto individuais como de uma carteira de crédito como um todo. De acordo com Saunders (2002) esses modelos podem ser classificados em duas categorias diferentes: modelos de abordagem tradicional e modelos de abordagens novas. Dentro da categoria de abordagem tradicional estão: (1) os *sistemas especialistas*, que possuem uma abordagem mais subjetiva; (2) os modelos de *credit scoring*; e por último (3) os *sistemas de classificação*, que também são chamados de *rating*. Já a categoria de abordagem nova abrange os *modelos de portfólio*.

Em um sistema especialista, a decisão de crédito é deixada ao superior responsável pelos serviços de concessão de crédito ou ao gerente de relacionamento. Implicitamente, a experiência desta pessoa, seu julgamento subjetivo e a ponderação de certos fatores-chave são os determinantes mais importantes na decisão de conceder crédito.

Essencialmente, *credit scoring* é um método sistemático para avaliação de risco de crédito que fornece uma análise consistente dos fatores que tem historicamente determinado a causa ou o efeito do nível de risco. Esses fatores são geralmente determinados através de uma análise da atividade histórica de pagamento de contas, bem como através de vários parâmetros descritivos que podem ser usados para classificar uma conta em uma das várias categorias definidas ou classes de clientes (FENSTERSTOCK, 2005). De acordo com Santos e Famá (2007), *credit scoring* trata-se de um modelo de avaliação de crédito baseado em uma fórmula estatística desenvolvida com base em dados cadastrais, financeiros, patrimoniais e de idoneidade dos clientes.

Segundo Saunders (2002), os sistemas de *credit scoring* podem ser encontrados em praticamente todos os tipos de análise de crédito, desde crédito ao consumidor até empréstimos comerciais. A ideia é essencialmente a mesma: pré-identificar certos fatores-chave que

determinam a probabilidade de inadimplência, e combiná-los ou somá-los em uma pontuação quantitativa. Em casos como este trabalho, a pontuação pode ser literalmente interpretada como uma probabilidade de inadimplência; em outros, a pontuação pode ser usada como um sistema de classificação: um tomador de empréstimo potencial é colocado em um grupo bom ou mau, com base em uma pontuação e um ponto de corte.

Em se tratando de modelos de *credit scoring* multivariados, existem atualmente quatro metodologias: (1) o modelo de probabilidade linear, (2) o modelo logit, (3) o modelo probit, e (4) o modelo de análise discriminante. Contudo, apenas 2 desses modelos multivariados irão ser debatidos, de forma sucinta, na próxima sessão, o probit e análise discriminante. O modelo de redes neurais, de origem computacional também será abordado.

*Rating*³, utilizado principalmente pelas instituições financeiras em seus processos de concessão de crédito, por sua vez, é uma nota dada a um tomador de crédito em função de sua probabilidade de honrar suas dívidas, ou seja, o *rating* representa a expectativa de risco de *default*. Trata-se também de uma análise qualitativa de crédito, uma vez que, diferentemente dos modelos de *credit scoring* multivariados, depende do julgamento subjetivo de profissionais treinados.

Para Brito e Assaf Neto (2008), os modelos de risco de *portfolio* visam a estimar a distribuição estatística das perdas ou do valor de uma carteira de crédito, de onde são extraídas medidas que quantificam o risco do *portfolio*. Esse tipo de modelo baseado no *rating* é voltado sobretudo para a avaliação de risco de crédito de títulos e ações de grandes empreendimentos e que, por isso, foge ao escopo deste trabalho, ficando, portanto, fora de cogitação analisá-lo neste estudo.

2.4 Técnicas aplicadas ao Modelo de Credit Scoring

Nas últimas décadas inúmeros modelos estatísticos de probabilidade foram desenvolvidos pelas instituições financeiras. Para se ter uma noção clara disso, Mester (1997) *apud* Saunders (2002) evidencia o uso abrangente dos modelos de *credit scoring* por parte dos

³ Existem diversas agências de rating, onde as mais famosas são Standard & Poor's e Mood's, dentre outras, que apresentam escalas de níveis de risco diferenciadas. Por se tratar de um tipo de abordagem que foge ao escopo deste trabalho, que é o risco de crédito em instituições privadas de ensino infantil, fundamental e médio, toda a metodologia desta técnica foi preterida.

bancos: 97% dos bancos usam *credit scoring* para pedidos de cartão de crédito enquanto 70% dos bancos os usam na concessão de pequenos empréstimos.

Com o desenvolvimento e avanço da informática surgiram diversas técnicas quantitativas na análise de crédito voltado para o *credit scoring*, com o objetivo de reduzir a subjetividade que ainda havia em alguns aspectos da avaliação. Entre essas técnicas, as principais são a análise discriminante, a regressão logística, a regressão probit e, mais recentemente os modelos de redes neurais (MELO SOBRINHO, 2007).

Como este trabalho usará apenas a regressão probit em suas análises, os demais métodos serão apresentados apenas de uma forma concisa sem se preocupar com o teor e linguagem matemática dos respectivos métodos.

A *análise discriminante* é considerada um dos primeiros métodos multivariados aplicados na modelagem estatística voltada para a avaliação de risco de crédito. Porque antes disso,

os primeiros estudos focados na avaliação do risco de crédito eram denominados de modelos univariados, pois eram baseados na identificação de fatores, tomados de maneira isolada, capazes de prever a possibilidade de inadimplência. Estes estudos observavam diversos índices financeiros e traçavam um perfil daqueles que possuíam uma maior associação com empresas que não conseguiam pagar suas dívidas na data de vencimento. (MELO SOBRINHO,2007)

No contexto de gestão de risco de crédito, a análise discriminante consiste em um procedimento, com embasamento estatístico, que identifica e exclui tantos pretendentes indesejáveis quanto possível. Os bancos sistematicamente utilizam análise discriminante para esboçar o perfil dos clientes de empréstimos com o objetivo de calcular o risco de empréstimo a um novo cliente. Para esse fim, os bancos utilizam informações de clientes que já tomaram empréstimos no passado e verificam se o empréstimo foi ou não pago. Ao combinar essa observação com as informações já disponíveis desses clientes, os bancos então usam a análise discriminante para dar uma pontuação (*credit scoring*) ao risco de crédito de cada cliente.

De acordo com Johnston e Dinardo (2001), obtém-se a discriminação por meio do estabelecimento de pesos da variável estatística para cada variável, obtendo-se uma equação que assume o seguinte formato:

$$Y = X\beta_1 + u$$

Em que

Y = escore discriminante, na forma de um vetor coluna $n \times 1$ observações sobre Y .

X = uma matriz de dados $n \times k$, contendo todas as variáveis independentes do modelo e o termo de intercepto.

β_1 = um vetor coluna $k \times 1$ dos pesos desconhecidos.

u = um vetor coluna $n \times 1$ relativo aos erros de regressão.

Contudo, apesar de seu avanço em relação aos primeiros modelos univariados, existem alguns fatores limitantes para o uso desta técnica na elaboração de modelos de *credit scoring*. Dentre os fatores limitantes estão, a normalidade das variáveis regressoras, a variância homocedástica das perturbações e, por fim, o resultado da regressão não assegura que a pontuação discriminante se situe dentro do limite lógico de 0 e 1. (MELO SOBRINHO, 2007)

Os **modelos de escolha discreta**, como o logit e o probit são estruturados exclusivamente para lidar com dados dicotômicos e ao mesmo tempo solucionam as limitações características da análise discriminante, como por exemplo, a normalidade dos dados e a relação linear. Os modelos logístico e probit diferem principalmente no tocante à distribuição acumulada utilizada pelos dois modelos. No modelo logístico se utiliza a função logística e no modelo probit a função normal. Conforme aponta Greene (2002) *apud* Melo Sobrinho (2007), existem razões de conveniência matemática para favorecer um modelo ao outro, mas que se torna difícil justificar esta questão numa base teórica. O modelo probit será melhor abordado no próximo capítulo.

Por fim, as redes neurais artificiais são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência. Similarmente, um sistema neural artificial simula o processo de aprendizagem humano. O sistema aprende a natureza da relação entre entradas e saídas por meio de amostragem repetidas de conjuntos de informações de entrada/saída (SAUNDERS, 2002).

Percebeu-se ao longo deste capítulo que existem inúmeros modelos de gestão de risco de crédito, tanto de abordagem qualitativa quanto quantitativa. Contudo é importante ressaltar que esses modelos foram criados para atender a realidade de instituições financeiras que tem como seu *core business* o crédito em dinheiro. Ou seja, o gerenciamento do risco de

crédito nesta situação está vinculado às atividades principais. Ao mesmo tempo, as instituições de ensino privado também ofertam crédito, porém neste caso em forma de serviço. As escolas particulares não têm como concessão de crédito seu principal produto e o gerenciamento do risco de crédito acaba se transformando em um desafio ainda maior, já que essas empresas não possuem uma *expertise* que torne viável uma análise de crédito clara e fidedigna.

Por conta disso, este trabalho se propõe em replicar um desses modelos, mais precisamente o modelo probit, na realidade do ensino privado, especialmente por se tratar de um contexto onde a literatura de modelagem de risco de crédito é escassa.

3. METODOLOGIA

Pretende-se com este trabalho, analisar a viabilidade do uso do modelo de *credit scoring*, que é uma ferramenta estatística de avaliação de risco de crédito, no sentido de identificar o risco de inadimplência em uma instituição de ensino privado, de ensino infantil, fundamental e médio, localizada na cidade de Fortaleza.

Para esse fim, é necessário obter informações acerca dos sujeitos da pesquisa por meio de um cadastro que é realizado no ato da matrícula e que fica registrado no sistema da escola, uma espécie de gestor escolar onde são armazenadas e registradas informações e operações pedagógicas e financeiras. As informações financeiras são atualizadas, para pagamentos em boleto bancário, mediante retorno bancário no dia seguinte e para pagamentos no caixa da escola, na mesma hora.

As informações do cadastro contemplam diversas características pessoais dos clientes que possivelmente influenciam de maneira direta ou indireta a capacidade de pagamento até a data do vencimento, ou seja, que influenciam direta ou indiretamente a inadimplência.

A presente pesquisa pode ser classificada, quanto à sua natureza, como aplicada, uma vez que objetiva gerar conhecimentos para aplicação prática e para a solução de problemas específicos (SILVA, 2001); e quanto aos seus objetivos, como descritiva; onde, consoante Gil (2002, p.42) o objetivo primordial deste tipo de pesquisa é “a descrição das características de determinada população ou fenômeno ou, então, o estabelecimento de relações entre variáveis”; e quanto ao ponto de vista da abordagem do problema, como quantitativa, pois requer o uso de recursos e de técnicas estatísticas.

3.1 Base de dados

3.1.1 Fonte e descrição dos dados

Com o propósito de elaborar uma modelagem de *credit scoring* para o segmento educacional, esta pesquisa apresenta como elementos de análise principais os consumidores, que usufruem do serviço prestado pela escola (neste caso os alunos são entendidos como consumidores diretos, e os pais e/ou responsáveis financeiros como consumidores indiretos); bem como seus *status* de adimplência e inadimplência.

Conforme mencionado anteriormente, a instituição de ensino utilizada neste estudo localiza-se na cidade de Fortaleza e oferta serviços educacionais para os segmentos de ensino infantil, fundamental e médio para uma população de 853 alunos⁴.

Vale enfatizar que o débito aqui estudado se refere não apenas às mensalidades ou anuidades (termo utilizado pelo atendimento da instituição), mas também aos materiais didáticos, fardamentos, serviços referentes ao sistema de tempo integral, entre outros.

Por solicitação da diretoria, dado que o tema desta pesquisa aborda uma situação sigilosa, delicada e estratégica para a escola, a identidade da instituição bem como a identidade de seus clientes será omitida ao longo deste trabalho.

A fim de conferir maior confiabilidade aos testes estatísticos, dado que esse tipo de pesquisa exige a utilização de grandes quantidades de observações buscou-se utilizar todos os alunos para a composição da amostra.

Dessa população de 853 alunos regularmente matriculados, 25 são contemplados com bolsas de estudos integrais referentes as mensalidades por serem filhos de professores ou de funcionários do setor administrativo. Contudo, não serão eliminados da pesquisa uma vez que os mesmos pagam pelos materiais didáticos, fardamentos e outros serviços ofertados pela escola. Um grupo de 10 alunos que apresentam ficha cadastral incompleta ficou de fora do estudo. Desta forma, a amostra final utilizada na composição dos modelos é de 843 alunos. As

⁴ Em 19 de junho de 2017.

observações que integraram os modelos são referentes ao período de novembro de 2016 a junho de 2017⁵.

3.1.2 Definição das variáveis

Como foi determinado anteriormente, neste estudo, serão considerados inadimplentes, aqueles responsáveis financeiros cujo débito apresenta-se em aberto. Por seu turno, os indivíduos que pagam na data de vencimento ou antes mesmo serão considerados como adimplentes.

As variáveis independentes, ou explicativas, se referem às características dos indivíduos que adquirem os serviços educacionais da instituição em estudo. Em relação ao objeto de estudo concessão de crédito, não existe um entendimento na literatura sobre quais variáveis independentes melhor explicam a inadimplência. Somado a isso, as pesquisas sobre inadimplência no setor de serviços são limitadas e não conclusivas. (MELO SOBRINHO, 2007)

No quadro 3.1 são apresentadas todas as características das variáveis obtidas via cadastro dos alunos e setor financeiro da instituição.

Quadro 3.1: Lista de variáveis consideradas no estudo.

Variável	Descrição	Natureza/Formato	Categoria
INAD	Inadimplente	Qualitativa	0- Não 1- Sim
DESC	Desconto	Quantitativa	
ATRM	Atraso Médio ⁶	Quantitativa	
TEMP	Novato ou Veterano	Qualitativa (dicotômica)	0- Novato 1- Veterano
TURN	Turno	Qualitativa (dicotômica)	0- Manhã 1- Tarde
INF	Infantil	Qualitativa (dicotômica)	0- Não é aluno do infantil 1- Aluno do infantil

⁵ A campanha de matrícula do período letivo de 2017 começou em novembro de 2016. Por isso, algumas mensalidades do ano de 2017 terem vencimentos para novembro de 2016.

⁶ Em dias para o período letivo de 2017.

Variável	Descrição	Natureza/Formato	Categoria
FUND1	Fundamental I	Qualitativa (dicotômica)	0- Não é aluno do Fund I 1- É aluno do Fund I
FUND2	Fundamental II	Qualitativa (dicotômica)	0- Não é aluno do Fund I 1- É aluno do Fund I
MED	Médio	Qualitativa (dicotômica)	0- Não é aluno do Fund II 1- É aluno do Fund II
IDH	IDH por bairro	Quantitativa	
IRMAO	Possui irmão na escola	Qualitativa (dicotômica)	0- Não possui irmão 1- Possui irmão
SEXO	Sexo do Responsável	Qualitativa (dicotômica)	0- Feminino 1- Masculino

Fonte: Elaborado pelo autor

A variável inadimplente (INAD) refere-se aos clientes que apresentaram débitos em aberto na instituição. Já a variável atraso médio (ATRM), medido em dias, representa a média dos atrasos; contudo, os pais que costumam pagar suas parcelas antes da data de vencimento do boleto possuem um atraso médio negativo.

A variável bairro IDH⁷ é uma *proxy* da renda, dado que a instituição não trabalha com comprovação de renda nem possui as informações em seu banco de dados. Além disso, para fins de regressão, o IDH por bairro substituirá a variável categórica bairro.

Para as variáveis que assumem valores mutuamente exclusivos, isto é, cuja resposta pode assumir apenas dois valores, pode-se quantificar tais atributos formulando valores artificiais que assumem valores de 1 ou 0 para a presença e ausência desses atributos respectivamente (GUJARATI, 2011, p.289). As variáveis qualitativas que aqui assumem valores 0 e 1 são chamadas de variáveis binárias (*dummies*). Ou seja, essas variáveis sofreram o processo de quantificação pela presença ou ausência de um atributo.

⁷ Fonte: Censo 2010, IBGE. Elaboração: SDE/COPDE, 2014.

3.2 Modelo empírico

3.2.1 Modelo probit

A função probit está relacionada com a distribuição de probabilidade normal padrão. Se Z é uma variável aleatória normal padrão, então a função de densidade de probabilidade é

$$\phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-0,5z^2} \quad (3.1)$$

A função probit por sua vez é

$$\Phi(z) = P[Z \leq z] = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-0,5u^2} du \quad (3.2)$$

Esta integral é a probabilidade que uma variável aleatória normal padrão caia à esquerda do ponto z . A função $\Phi(z)$ é a função de distribuição cumulativa que é usada para calcular probabilidades normais.

O modelo probit expressa a probabilidade p de Y assumir o valor 1

$$p = P[Z \leq \beta_1 + \beta_2 x] = \Phi(\beta_1 + \beta_2 x) \quad (3.3)$$

onde $\Phi(z)$ é a função probit. O modelo probit é dito não linear porque (3.3) é uma função não linear de β_1 e β_2 . Se β_1 e β_2 fossem conhecidos, (3.3) poderia ser usado para encontrar a probabilidade que um indivíduo será inadimplente por exemplo. Contudo, uma vez que esses parâmetros não são conhecidos, será preciso estimá-los. A estimação no modelo probit se dá pelo procedimento de máxima verossimilhança.

No modelo probit, representado por (3.3), considerando a derivada abaixo pode-se examinar o efeito marginal de uma mudança em x (em uma unidade) na probabilidade de y ser igual a 1,

$$\frac{dp}{dx} = \frac{d\Phi(t)}{dt} \frac{dt}{dx} = \phi(\beta_1 + \beta_2 x) \beta_2 \quad (3.4)$$

Em que $t = \beta_1 + \beta_2 x$ e $\phi(\beta_1 + \beta_2 x)$ é a função de densidade de probabilidade normal padrão calculada em $\beta_1 + \beta_2 x$. A expressão (3.4) mostra o efeito de um aumento de x em p . O efeito depende da inclinação da função probit, que é dada por $\phi(\beta_1 + \beta_2 x)$ e pela magnitude do

parâmetro β_2 . Contudo, conforme menciona Wooldridge (2009) existe um custo quanto a isso, já que os efeitos parciais em (3.4) são difíceis de sumarizar por causa do fator de escala acima depende de X . Uma maneira de solucionar isto é substituir cada variável explicativa por sua média amostral para que se obtenha os efeitos marginais para a média.

3.2.2 Método de estimação: regressão probit

Antes de realizar a regressão foi feito um teste ANOVA para os diversos grupos das variáveis citadas no quadro 1.1. Dado as suas significâncias estatísticas, as variáveis INF, FUND1, FUND2 e MED foram excluídas. Após isso, com o objetivo de estimar a probabilidade de um aluno ser inadimplente, o modelo probit pôde ser descrito da seguinte maneira

$$P_i = \beta_1 + \beta_2 DESC_i + \beta_3 ATRM_i + \beta_4 TEMP_i + \beta_5 TURNO_i + \beta_6 REG_i + \beta_7 IDH_i + \beta_8 IRMAO_i + \beta_9 SEX_i + \mu_i \quad (3.5)$$

Precisa-se neste caso recorrer a um procedimento de estimação não linear usando o método de máxima verossimilhança. Porém, segundo Gujarati (2011) é importante enfatizar que em vez de se utilizar a estatística t para avaliar a significância estatística de um coeficiente, usa-se a estatística Z (normal). Desta forma, as inferências se dão com base na tabela normal. A distribuição t convergirá para a distribuição normal caso o tamanho da amostra seja razoavelmente grande.

Das 843 observações, 700 foram usadas para calibrar o modelo e 143 para testar sua acurácia. A acurácia do modelo foi verificada por duas vias: ANOVA e percentual de acertos na amostra teste. Para isso, usa-se, diferentemente de outros modelos de regressão, uma medida de qualidade de ajustamento conhecida como *count R²*, e que é definida como:

$$Count R^2 = \frac{\text{número de previsões corretas}}{\text{número total de observações}}$$

Visto que o regressando no modelo probit assume valor 1 ou zero, se a probabilidade prevista for maior que 0,5, classifica-se como 1, mas, se for menos que 0,5, classifica-se como 0.

$$\hat{y} = \begin{cases} 1 & \hat{p} \geq 0,5 \\ 0 & \hat{p} < 0,5 \end{cases}$$

Gujarati (2011) enfatiza que “não devemos exagerar a importância da qualidade de ajustamento em modelos que o regressando é dicotômico”. Ou seja, segundo o autor o que importa são os sinais esperados dos coeficientes de regressão e sua significância estatística e prática.

O último passo foi calcular o efeito marginal de cada coeficiente. A interpretação dos coeficientes da regressão para a análise marginal foi realizada utilizando a função `maBina` disponível no pacote `er` (*Empirical Research in Economics with R*).

4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

4.1 Análise Descritiva

Conforme relatório financeiro extraído de seu sistema, a instituição de ensino em estudo movimentou até o dia 19 de junho de 2017, 8562 parcelas referentes ao ano letivo de 2017. Desse total, 1310 parcelas foram pagas com atraso (15,3%) e 1885 não foram pagas⁸ (aproximadamente 22%). Como pode ser visto na tabela abaixo, **37,32%** das parcelas negociadas até 19 de junho de 2017 atrasaram ou não foram pagas. Em termos monetários essas 3195 parcelas representam 30,65% da receita prevista. Trata-se, portanto, de um cenário bastante preocupante já que segundo o Sindicato dos Estabelecimentos Particulares de Ensino do Ceará a inadimplência aceitável situa-se abaixo de 10%.

Tabela 4.1: Parcelas pagas com atraso e em aberto

Atraso	Número de parcelas pagas com atraso	Número de parcelas em aberto ⁹	Percentual de parcelas não pagas ¹⁰ (%)	Total
até 30 dias	1157	440	27,0	1597
De 30 a 60 dias	134	494	78,7	628
De 60 a 90 dias	16	150	90,4	166
Acima de 90 dias	3	801	99,6	804
Total	1310	1885	59,0	3195

Fonte: Elaborado pelo autor

Percebe-se por meio da tabela acima que a instituição apresenta bastante dificuldade em receber parcelas com mais de 60 dias de atraso. Das 804 parcelas, por exemplo, com mais de 90 dias de atraso, apenas 3 foram pagas; ou seja, menos de 1%. Isso reflete a falta de planejamento da escola com suas políticas de cobrança, onde o aluno fica esquecido pelo setor de cobrança por até 2 meses.

Percebe-se a partir daí que uma vez que o responsável financeiro atrasa mais de dois meses, a capacidade de quitação diminui drasticamente. Desta forma, é necessário que os EEIFM invistam melhor na gestão e políticas de cobrança dentro desse prazo de até dois meses. Essas práticas de cobrança envolvem o envio de SMS, *e-mails*, cartas, ligações, etc. aos pais e

⁸ Até 19 de Junho de 2017

⁹ Até 19 de junho de 2017.

¹⁰ Neste caso, não é levado em consideração as parcelas pagas antes do vencimento.

responsáveis lembrando-os acerca do vencimento iminente, como também alertá-los que uma importante parcela acabou de vencer e não foi quitada¹¹.

Convém destacar que a evolução do número de parcelas quitadas a partir de novembro de 2016, como pode ser verificado pelo gráfico 4.1, varia pouco durante o mês de dezembro de 2016 e de maio a junho de 2017. A principal razão para isto acontecer no mês de dezembro é o período de festas de final do ano e que é marcado por menos matrículas e rematrículas; já em relação a maio e a junho, as explicações ainda são desconhecidas.

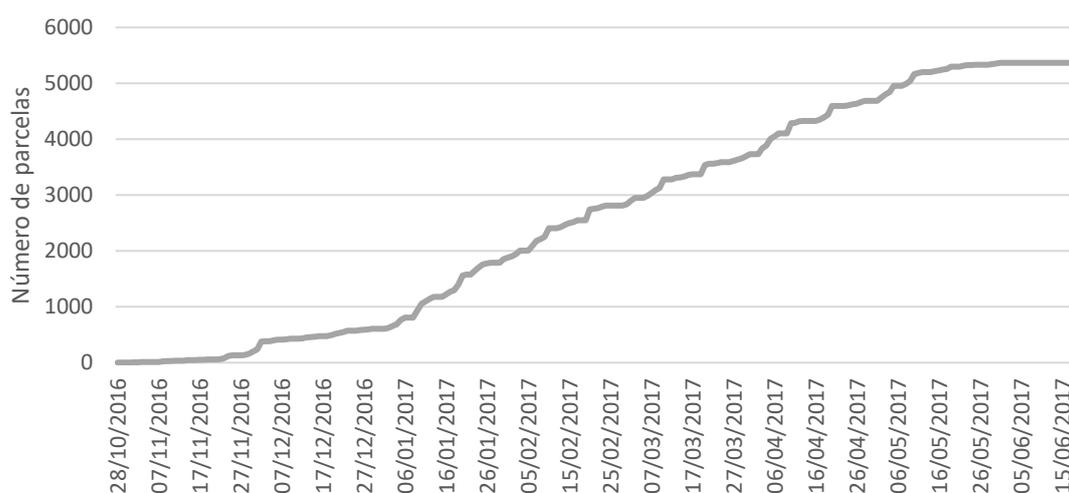


Gráfico 4.1: Evolução das parcelas quitadas, nov/16 a jun/17.
Fonte: Elaborado pelo autor.

Descontos são ofertados mais notadamente durante a campanha de matrícula, no sentido de rematricular alunos veteranos. Neste caso os descontos são escalonados de tal maneira que vão diminuindo ao longo de cinco etapas de campanha. Para alunos novatos descontos são ofertados de maneira informal por meio de negociações.

Dos 843 alunos desta pesquisa, 167 alunos (19,8%) apresentam descontos de 35% (moda). De acordo com a tabela 4.2, quase metade (48%) dos alunos que não apresentam desconto estão inadimplentes. Apesar da faixa de 20 a 40% de descontos ser a que possui mais inadimplentes, 92, esse valor apresenta o menor valor relativo, 31%. Dos 24 alunos que possuem bolsas integrais para mensalidades, 11 estão em situação de inadimplência. Esses débitos são constituídos principalmente de material didático e outras atividades secundárias.

¹¹ A instituição de ensino aqui estudada não possui essa prática de cobrança tanto por limitações de pessoal como tecnológica.

Tabela 4.2: Número de inadimplentes e atraso médio por faixa de desconto

Desconto	Número de alunos	Inadimplentes	Inadimplentes/ Alunos (%)	Atraso Médio (em dias)
0%	80	38	47,5	21,3
0% ----- 20%	171	61	35,7	13,7
20% ----- 40%	297	92	31,0	13,3
40% ----- 60%	162	67	41,4	18,7
60% ----- 80%	109	37	33,9	14,9
80%----- 100%	24*	11	45,8	22
Total	843	306	36,3	15,6

Fonte: Elaborado pelo autor. * Incluindo bolsas integrais para mensalidade.

O grupo cuja faixa de desconto vai de 80 a 100% atrasa em média 22 dias. Como foi dito anteriormente, o principal débito desse grupo é o material didático e outras atividades. Responsáveis financeiros que possuem descontos de 20 a 40% são os que atrasam menos. Isso tudo dá a entender que pode haver um ponto de mínimo para o atraso médio das faixas de desconto. Uma análise mais detalhada dos anos anteriores pode corroborar essa hipótese.

Conforme é apresentado na tabela abaixo, dentre os quatro segmentos, o ensino médio é o que possui o maior volume de parcelas negociadas. Este segmento movimentou 2779 parcelas, ou seja, um terço de todas as parcelas da escola. Em seguida vem o fundamental 1 e 2 com 27% cada. O ensino infantil corresponde apenas a 13% do total de parcelas negociadas. Mas é o ensino fundamental 2 que apresenta o pior desempenho em termos de inadimplência pois 32,3% de suas parcelas estão em aberto. Em seguida vem o ensino médio com 21,5%; fundamental 1 com 17,6% e o infantil com apenas 9,2% de suas parcelas em aberto. Como consequência é de se esperar que o fundamental 1 também apresente a maior inadimplência (37,3%) como também o maior atraso médio (21,4 dias). No segmento infantil, os pais demoram em média 7,2 dias para pagar suas parcelas.

Tabela 4.3: Principais indicadores de inadimplência por segmento

	Educação Infantil	Fundamental I	Fundamental II	Ensino Médio	Total Geral
Parcelas negociadas	1084	2295	2291	2779	8449
Em (%)	12,8	27,2	27,1	32,9	100,0
Parcelas em aberto por segmento (%)	9,2	17,6	32,3	21,5	21,8
Desconto ¹² (%)	41,5	42,2	37,3	36,2	38,8
Inadimplência (%)	7,2	14,6	24,2	16,3	16,7

¹² Desconto médio

	Educação Infantil	Fundamental I	Fundamental II	Ensino Médio	Total Geral
Atraso médio	7,2	13,2	21,4	15,2	15,6

Fonte: Elaborado pelo autor

Uma outra característica importante da base de dados é a sua distribuição por bairros de Fortaleza. Esses 843 alunos estão distribuídos em 73 bairros. Dois bairros possuem mais de 100 alunos, 13 bairros possuem de 10 a 100 alunos. E 58 bairros possuem menos de 10 alunos; destes 58 bairros, 24 bairros possuem um aluno cada.

Tabela 4.4: Bairros por número de alunos

Número de alunos	Número de bairros
Mais de 100 alunos	2
De 50 a 100 alunos	2
De 10 a 50 alunos	11
Menos de 10	58
Total	73

Fonte: Elaborado pelo autor

Meireles, Aldeota, Centro e Praia de Iracema são os bairros predominantes tanto no número de alunos adimplentes como inadimplentes. No entanto, apesar de ser um indicador bastante elevado, menos de 30% dos alunos do Meireles são inadimplentes.

Tabela 4.5: Inadimplência por bairro

Bairro	Adimplente	Inadimplente	Total	Inadimplente/Total (%)
Meireles	126	49	175	28
Aldeota	93	53	146	36
Centro	52	22	74	30
Praia de Iracema	50	23	73	32
Joaquim Távora	23	15	38	39
Papicu	13	12	25	48
Mucuripe	14	9	23	39
Dionísio Torres	9	10	19	53
Praia do Futuro	10	8	18	44
Outros	147	105	252	42

Fonte: Elaborado pelo autor

Ao considerar os bairros por regionais¹³, nota-se que há uma distribuição bastante heterogênea: cerca de 80% dos alunos reside na regional 2, enquanto a regional 3 é a menor com menos de 1% dos alunos. Dentro das próprias regionais, em termos relativos, as regionais 4 e 6 apresentam quase metade dos alunos em situação de inadimplência: 48,8% e 49,3%

¹³ Ver ANEXO I: Bairros por Secretarias Executivas Regionais.

respectivamente. Somado a isso, os alunos dessas regionais atrasam em média 21,5 e 19,1 dias. Por outro lado, apenas um aluno da Regional 3 apresenta débito em aberto. Os nove alunos da Regional 3 atrasam em média 4,4 dias. O menor índice, portanto.

Tabela 4.6: Inadimplentes e atraso médio por regional

Regionais	Número de alunos	Participação (%)	Inadimplentes	Inadimplentes/ Total alunos (%)	Atraso Médio (em dias)
Regional 1	34	4,03	12	35,3	14,8
Regional 2	679	80,5	237	34,9	15,2
Regional 3	8	0,09	1	12,5	4,4
Regional 4	41	4,86	20	48,8	21,5
Regional 5	14	1,66	3	21,4	8,2
Regional 6	67	7,95	33	49,3	19,1
Total	843	100	306	36,3	15,6

Fonte: Elaborado pelo autor

É importante enfatizar que a média do Índice de Desenvolvimento Humano, IDH, dos bairros da regional 6 é a mais baixa, 0,3589, ou seja, um IDH muito baixo. Um indicador tão baixo pode ser um importante indício de inadimplência.

As donas de casa, os comerciantes e os empresários são as profissões mais comuns entre os responsáveis financeiros. 53, 51 e 47 pessoas respectivamente afirmaram exercer essas profissões. Contudo, destacam-se os responsáveis que afirmaram ser autônomos pois 79% deles são inadimplentes. Os militares também chamam atenção pelo fato de apenas 14% deles estarem inadimplentes.

Tabela 4.7: Inadimplência por profissão

Profissão ¹⁴	Quantidade	Adimplentes	Inadimplentes	Inadimplentes (%)
Dona de casa	53	35	18	34
Comerciante	51	30	21	41
Empresário	47	26	21	45
Professor	42	29	13	31
Administrador	32	25	7	22
Estudante	29	15	14	48
Gerente	29	17	12	41
Militar	29	25	4	14
Autônomo	28	6	22	79
Funcionário público	28	18	10	36
Enfermeiro	25	16	9	36

¹⁴ Os responsáveis financeiros estão distribuídos em 180 profissões. No quadro acima, são destacadas somente as mais frequentes.

Profissão ¹⁴	Quantidade	Adimplentes	Inadimplentes	Inadimplentes (%)
Engenheiro	20	14	6	30
Outras profissões	430	281	149	35

Fonte: Elaborado pelo autor

Antes de discutir os resultados da regressão na sessão seguinte é importante observar o comportamento das variáveis independentes contínuas. Na tabela abaixo foi feito um resumo das principais estatísticas descritivas dessas variáveis.

Tabela 4.8: Estatísticas descritivas para variáveis contínuas

	Desconto (%)	Atraso Médio ¹⁵	IDH
Média	38,8	15,6	0,6928
Mediana	38,0	0,9	0,72
Moda	35,0	0	0,953
1º quartil	20,0	-1,1	0,5567
3º quartil	60,0	25,6	0,8666
Mínimo	0	-33,6	0,172
Máximo	100	91,3	0,953
Desvio-padrão	0,220009	26,68431	0,22217
Coefficiente de variação	0,5676	1,7072	0,3207

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota-se que a variável desconto apresenta a média e a mediana bastante próximos, contudo o desconto mais comum concedido pela escola é o de 35%. A variável atraso por sua vez apresenta uma média de 15,6 dias, mediana de 0,9 dias e a moda cujo valor é zero indica que é mais comum os pais ou responsáveis pagarem a parcela no dia do vencimento. A moda do IDH igual 0,953 mostra que os alunos oriundos do bairro mais nobre da cidade são os que mais predominam. Das três variáveis, com um coeficiente de variação de 1,7072, o atraso médio é o que mais oscila. Logo depois vem o desconto com 0,5676 e o IDH com 0,3207.

Ao analisar as estatísticas descritivas das variáveis categóricas nota-se que os grupos manhã, veteranos, médio, regional 6 e masculino apresentam as médias mais elevadas para o débito. Contudo, em relação às medianas, os grupos tarde, veteranos, médio, regional 2 e masculino é que apresentam os valores mais elevados. Neste caso, a mediana vem a ser uma medida de tendência central mais confiável que a média, uma vez que aquela não é afetada por valores extremos. Os grupos manhã, novatos, infantil, regional 4, regional 6, demais regionais e feminino apresentam médias maiores que suas respectivas medianas apresentando desta forma indícios de assimetria na distribuição, ou seja, os valores no topo da distribuição estão muito

¹⁵ Em dias.

distantes do centro. Acrescenta-se a isso o fato de todos os grupos apresentarem coeficientes de assimetria positivos. É interessante observar que os valores mínimos apresentam valores bem abaixo das mensalidades justamente porque, como foi afirmado anteriormente, representam parcelas de material didático, escolinhas esportivas e outros eventos.

Tabela 4.9: Estatísticas descritivas variáveis categóricas

	Média	Mediana	Desvio-padrão	Assimetria	Mín.	1º quartil	3º quartil	Máx.	Alunos	Coefficiente de Variação
MANHÃ	2179	2067	1426	0,5535	85	875	3229	7093	160	65,4%
TARDE	2149	2339	1323	0,8176	85	850	2981	7681	131	61,6%
NOVATOS	2087	2011	1381	1,1199	85	850	2847	7681	124	66,2%
VETERANOS	2200	2273	1356	0,3466	85	876	3246	7093	182	61,6%
INFANTIL	1983	1839	1382	2,1107	479	1182	2287	6661	20	69,7%
FUNDAMENTAL I	2193	2299	1371	0,5227	85	990	3213	7093	69	62,5%
FUNDAMENTAL II	2021	2185	1170	0,3226	201	805	2836	5127	126	57,9%
MÉDIO	2348	2477	1588	0,5760	127	876	3613	7681	91	67,7%
REGIONAL 2	2188	2264	1264	0,4187	85	990	3122	7093	237	57,8%
REGIONAL 4	2119	1898	1542	0,5513	429	623	2913	5077	20	72,8%
REGIONAL 6	2390	2069	1870	1,0131	201	717	3771	7681	33	78,2%
DEMAIS REGIONAIS FEMININO	1214	723	1089	1,7144	229	588	1201	3935	16	89,7%
MASCULINO	2089	2035	1356	0,8244	85	811	2990	7681	184	64,9%
	2253	2289	1378	0,4361	85	966	3260	7093	122	61,2%

Fonte: Elaborado pelo autor

Apesar da assimetria positiva ou à direita, ao observar os dados da tabela acima sob um contexto interquartil, percebe-se que quase todos os grupos, exceto regional 6 e demais regionais, apresentam distâncias entre 1º quartil e mediana maiores que mediana e 3º quartil. Isso mostra que ao desconsiderar 50% dos valores extremos, os dados apresentam assimetria à esquerda. Todos os grupos apresentam coeficiente de variação muito altos confirmando assim uma dispersão dos dados bastante elevada.

Em resumo, as variáveis acima descritas sugerem que algumas características apontam para uma tendência inadimplente. Acrescenta-se, porém, a imprescindibilidade de recursos estatísticos para uma melhor análise. Para isso, nas próximas sessões um modelo de regressão será apresentado.

4.2 Análise Econométrica

Como dito anteriormente, foi utilizada uma função de distribuição acumulada normal para aferir os coeficientes da regressão probit. Onde a variável dependente é estimada em função do desconto, atraso médio, tempo de escola, turno, regional, IDH, irmãos e sexo do responsável. Como foi especificado na metodologia, os dados foram divididos em dois pedaços: treinamento (700 observações) e teste (143 observações). O conjunto de treinamento foi usado para calibrar modelo e depois usado para testar o segundo grupo. A regressão foi feita para 700 observações cujo intento foi a calibragem do modelo. Na tabela abaixo vê-se os resultados da estimação para o primeiro grupo:

Tabela 4.10: Coeficientes estimados

Variável	Coeficiente estimado	Erro padrão	Valor z	Valor-p
Intercepto	-1.628275	0.349222	-4.663	3.12e-06*
DESC	-0.078199	0.320633	-0.244	0.8073
ATRM	0.092210	0.006938	13.291	2e-16*
TEMP	-0.227786	0.140756	-1.618	0.1056
TURN0	-0.071679	0.139248	-0.515	0.6067
REG2	-0.277743	0.318808	-0.871	0.3836
REG4	0.302695	0.394877	0.767	0.4433
REG6	0.505450	0.339614	1.488	0.1367
IDH	0.763357	0.431045	1.771	0.0766*
IRMAOS	0.283505	0.147721	1.919	0.0550*
SEXO	-0.153103	0.140153	-1.092	0.2747

Fonte: Elaborado pelo próprio autor. (*) Significante a 10%.

O resultado da regressão mostra que a variável desconto tem baixíssima importância na probabilidade de um aluno vir a ser inadimplente. Isso pode ser explicado pelo fato das faixas de descontos, como é mostrado na tabela 4.2, apresentar um percentual de inadimplentes e atraso médio bastante elevados. Por exemplo, as faixas de descontos de 0 a 20% e de 80 a 100% apresentam percentual de inadimplentes de 47,5% e 45,8% e atraso médio de 21,3 e 22 dias. Já a faixa de 20 a 40% apresenta o menor percentual de inadimplentes (31%) e o menor atraso médio (13,3 dias). Dito de outra forma, um aumento de desconto, não necessariamente diminui a probabilidade de um aluno vir a ser inadimplente. Contudo, faz-se necessário o seguinte questionamento: até que faixa de desconto há uma diminuição da probabilidade de ser inadimplente? Um estudo mais detalhado pode responder esta pergunta.

A variável ATRM (atraso médio) é estatisticamente significativo ao nível de 1%, apresentando um valor p muito próximo de zero. As variáveis tempo de escola, turno, regional e sexo não apresentam coeficiente estatisticamente significantes. As variáveis IDH e IRMAOS, ambas com sinais positivos, são estatisticamente significativos a 10%. O que explica o aumento de um décimo no IDH implicar em aumento da probabilidade do aluno ser inadimplente é o fato da maioria dos alunos inadimplentes residirem em bairros nobres. O IDH por bairro nesta situação parece ser uma proxy para renda bastante imprecisa já que a escola se situa em um bairro nobre da cidade. Por conta disso, os pais dos alunos tendem a procurar escolas no bairro onde moram.

Depois disso, executou-se uma função ANOVA sobre o modelo para a analisar a tabela de desvios:

Tabela 4.11: Teste ANOVA

	Graus de liberdade	Desvio	Resid. gl	Desvio residual	Valor-p
NULL	NA	NA	842	1104,53	NA
DESC	1	0,334763	841	1104,196	0,562868
ATRM	1	683,7658	840	420,4297	0,000000*
TEMP	1	3,307786	839	417,1219	0,068952*
TURNO	1	0,447896	838	416,674	0,503336
REG	3	5,326505	835	411,3475	0,149392
IDH	1	3,261177	834	408,0864	0,070938*
IRMÃOS	1	3,469274	833	404,6171	0,062519*
SEXO	1	1,16833	832	403,4488	0,279745

Fonte: Elaborada pelo autor. (*) significativa a 10%.

A diferença entre o desvio nulo e o desvio residual mostra como o presente modelo se comporta em relação ao modelo nulo (um modelo somente com o intercepto). Quanto maior este intervalo, melhor. Analisando a tabela, pode-se ver uma queda no desvio quando é adicionada uma variável por vez ao modelo. Quanto menor o valor-p, maior a contribuição ou importância da variável no modelo. Ao adicionar, por exemplo, ATRM ao modelo, o valor do desvio residual diminui expressivamente. As variáveis TEMP, IDH e IRMAO melhoram o modelo, porém com menos intensidade que a variável ATRM. Já as variáveis DESC, TURNO, e SEXO apresentam valor-p bastante elevados. Um valor-p elevado neste caso indica que o modelo, sem essas variáveis, explica mais ou menos a mesma quantidade de variação.

Embora não exista um equivalente exato para o R^2 da regressão linear, uma vez que essa medida convencional de qualidade de ajustamento não é particularmente significativa

nos modelos com regressando binário, o índice *count* R^2 pode ser usado para avaliar o ajuste do modelo.

Agora o próximo passo é verificar como o modelo se comporta ao fazer a previsão da inadimplência em um novo conjunto de dados. O programa R, utilizado no presente estudo, dá um retorno da probabilidade na forma de $P(Y=1|X)$. Uma vez que o regressando no modelo probit é zero ou 1, se a probabilidade prevista for maior que 0,5 será classificada como 1, mas se for menor que 0,5, será classificada como 0. Para este novo conjunto de dados (grupo teste), formado por 143 observações a acurácia do modelo foi de 92,31%. Uma acurácia de 92,31% sobre o grupo teste é um excelente resultado. Isso mostra que depois de calibrado o modelo com 700 observações, o modelo conseguiu acertar 92,31% das vezes no grupo teste com 143 observações.

Por último, usando as médias amostrais dos X_i , foi calculado o efeito marginal na média e usando o comando *mfx* no R foi obtido o efeito marginal médio.

Tabela 4.12: Efeitos marginais dos coeficientes estimados

	Efeito marginal	Erro padrão	Valor t	Valor-p
INTERCEPTO	-0,65	0,139	-4,664	0,000*
DESC	-0,031	0,128	-0,244	0,807
ATRM	0,037	0,003	13,187	0,000*
TEMP	-0,091	0,056	-1,626	0,104
TURN0	-0,029	0,056	-0,515	0,607
REG2	-0,11	0,125	-0,882	0,378
REG4	0,119	0,152	0,786	0,432
REG6	0,196	0,123	1,586	0,113
IDH	0,305	0,172	1,771	0,077*
IRMÃOS	0,113	0,058	1,936	0,053*
SEXO	-0,061	0,056	-1,095	0,274

Fonte: Elaborada pelo próprio autor. (*) Significante a 10%.

Percebe-se pela tabela acima que o efeito marginal das variáveis desconto, veterano, turno, regionais e sexo mostraram-se insignificantes. Por outro lado, as variáveis atraso médio, IDH e irmãos mostraram-se significantes aos seus respectivos níveis de significância.

Em relação à magnitude de impacto, o aumento de um dia de atraso aumenta em média 3,7% a probabilidade do pai ou responsável ser inadimplente. O aumento do IDH em um

décimo aumenta em média a probabilidade de inadimplência. Finalmente, os alunos que possuem irmãos, possuem em média uma chance cerca de 11,3% maior do que os que não possuem irmãos de ser inadimplentes.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo deste estudo foi desenvolver um modelo de previsão de inadimplência em uma escola particular de ensino infantil, fundamental e médio, utilizando a técnica estatística de regressão probit, e que ao mesmo tempo funcionasse como uma ferramenta de gerenciamento de risco.

Mesmo diante de toda essa exposição aos diferentes componentes do risco de crédito, as escolas particulares não dispõem de ferramentas e ações do ponto de vista estatístico e tecnológico para diminuir os elevados indicadores de inadimplência. Sabe-se que a utilização de modelos como este aqui estudado é amplamente difundido e utilizado em instituições cujo *core business* é a concessão de crédito em valores monetários. Porém, para as instituições que ainda não possuem essa cultura de gestão do risco de crédito, como por exemplo as instituições de ensino básico que concedem crédito em forma de serviços, o *credit scoring* mostra-se como uma potencial e possível ferramenta de auxílio na prevenção de perdas resultantes da inadimplência.

Os resultados do presente estudo mostraram que depois de 30 dias de atraso, o número de parcelas pagas com atraso despencam mais de 80%. Isso mostra que as escolas precisam optar por uma melhor gestão do sistema de cobrança.

Percebeu-se também que os descontos não são determinantes para a inadimplência. O fato é que os maiores percentuais de inadimplentes pertencem aos grupos que não possuem descontos nas mensalidades e aos grupos com 100% de desconto nas mensalidades.

Especificamente para a instituição aqui abordada, a variável IDH apresentou sinal positivo e foi estatisticamente significativa. Contudo, não faz sentido no contexto econômico, afirmar que um aumento do IDH aumente a inadimplência. Nesse caso, o que acontece é que grande parte dos inadimplentes residem em bairros nobres da cidade. Isso também acontece porque existe uma má distribuição de alunos por bairro, confirmando assim que o IDH por bairro não é uma boa *proxy* da renda para este tipo de estudo, uma vez que a população de alunos das escolas particulares tende a se concentrar nas áreas próximas à instituição.

Ficou provado por meio do teste ANOVA que as variáveis TEMP, ATRM, IDH e IRMAOS contribuem significativamente ao serem incluídas ao modelo.

Para aferir o poder de previsão, a amostra foi dividida em duas partes, dados de validação e teste. No primeiro caso, os dados foram utilizados no desenvolvimento do modelo; no caso seguinte os dados foram utilizados para apurar o desempenho ao realizar as previsões. Depois de calibrado com 700 observações, o modelo conseguiu acertar 92,31% das vezes no grupo teste.

De modo geral é fácil perceber, por meio dos resultados deste trabalho, que diante da proteção dos indivíduos inadimplentes através da legislação atual como também das limitações encontradas por partes das escolas particulares em receber os pagamentos atrasados, os modelos de *credit scoring* (representado neste trabalho pelo modelo probit) mostram-se como uma opção viável na solução dos efeitos negativos causados pelo risco de crédito. Neste sentido, os modelos de *credit scoring* vem a ser uma ferramenta importante nas tomadas de decisão futuras e planejamento financeiro bem como de previsão.

Por último, sabendo que os empreendimentos educacionais historicamente não possuem uma cultura de crédito, espera-se que futuras pesquisas no âmbito da gestão de risco de crédito voltada para a inadimplência deste segmento possam explorar e investigar a possibilidade de inclusão de novas variáveis explicativas na composição de novos modelos de *credit scoring*.

REFERÊNCIAS

- ANNIBAL, C. A. Inadimplência do Setor Bancário Brasileiro: uma avaliação de suas medidas. **Trabalhos para Discussão**. Banco Central. Brasília, n. 192, p.1-36, Setembro. 2009.
- ASSAF NETO, A. **Mercado Financeiro**. 11 ed. São Paulo: Atlas, 2012.
- ATLAS DO DESENVOLVIMENTO HUMANO NO BRASIL. Disponível em <http://www.atlasbrasil.org.br/2013/pt/o_atlas/idhm/>. Acesso em: 01 out. 2017.
- BERNSTEIN, P.L. **Against the Gods: the Remarkable Story of Risk**. New York: John Wiley & Sons, 1996.
- BESSIS, J. **Risk management in banking**. Chichester: John Wiley & Sons, 1998.
- BRITO, G. A. S; ASSAF NETO, A. Modelo de Classificação de Risco de Crédito nas Empresas. **Revista Contabilidade e Finanças**. USP. São Paulo, v. 19, n. 46, p. 18 – 29. janeiro/abril 2008.
- DOWNES, J; GOODMAN J. E. **Dicionário de Termos Financeiros e Investimento**. São Paulo: Nobel, 1993.
- FENSTERSTOCK, A. **Credit Scoring and the Next Step**. Business Credit Magazine. Vol. 107, nº 3, Março, 2005.
- GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 4 ed. São Paulo: Atlas, 2002.
- GUJARATI, D. N; PORTER, D. C. **Econometria Básica**. 5 ed. Porto Alegre: AMGH, 2011.
- JOHNSTON, J; DINARDO, J. **Métodos Econométricos**. 4 ed. Lisboa: McGraw-Hill, 2001.
- PRADO, R. G. A., BASTOS, N. T., DUARTE JR, A. M. **Gerenciamento de Riscos de Crédito em Bancos de Varejo no Brasil**. Global Risk Management – Unibanco S.A. São Paulo, 2000.
- MEDEIROS, E. E; REZLER, G; DEL CORSO, J.M; VIEIRA DA SILVA, W. Fatores determinantes da inadimplência em instituições de ensino dos níveis fundamental e médio de Curitiba: um estudo de caso. In: XII SIMPEP, **Anais....**, Bauru, 2005.
- MELO SOBRINHO, M. J. V. **Um Estudo da Inadimplência Aplicado ao Segmento Educacional de Ensino Médio e Fundamental, Utilizando Modelos Credit Scoring, com**

Análise Discriminante, Regressão Logística e Redes Neurais. 2007. 137 f. Dissertação (mestrado) – Centro de Ciências Sociais Aplicadas, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2007.

NETO, A. A. A; CARMONA, C. U. M. Modelagem de Risco de Crédito: Um Estudo do Segmento de Pessoas Físicas em um Banco de Varejo. **Revista Eletrônica de Administração.** UFRGS. Porto Alegre – Edição 40 Vol. 10 No. 4, jul-ago 2004.

SANDRONI, P. **Novíssimo Dicionário de Economia.** 1ª Edição. São Paulo: Círculo do Livro, 1999.

SANTOS, J. O.; FAMÁ, R. Avaliação da Aplicabilidade de um Modelo de Credit Scoring com Variáveis Sistemáticas e Não-Sistemáticas em Carteiras de Crédito Bancário Rotativo de Pessoas Físicas. **Revista Contabilidade e Finanças.** USP. São Paulo, n. 44, p. 105 – 117. maio/agosto 2007.

SAUNDERS, A. **Credit Risk Measurement** – New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms. Second Edition. New York: John Wiley & Sons, 2002.

SICSÚ, A. L. Desenvolvimento de um Sistema de *Credit Scoring*. In: DUARTE JUNIOR, Antônio Marcos; VARGA, Gyorgy (Org.). **Gestão de Riscos no Brasil.** 1. ed. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, 2003.

SILVA, E. L. **Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação/** Edna Lúcia da Silva, Eстера Muszkat Menezes. – 3. ed. ver. atual.- Florianópolis: Laboratório de Ensino a Distância da UFSC, 2001.

SINDICATO DAS ESCOLAS PARTICULARES DO CEARÁ. Disponível em <<http://www.cinepe-ce.org.br>>. Acesso em: 22 jun. 2017.

VAUGHAN, EMMETT J. **Fundamentals of Risk and Insurance.** Eleventh edition. New Jersey: John Wiley & Sons, 2014.

VINCENTE, E. F. R. **A Estimativa do Risco na Constituição da PDD.** 2001. 163 f. Dissertação (mestrado) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade/USP, São Paulo, 2001.

WESTGAARD, S.; WIJST, N. *Default probabilities in a corporate bank portfolio: A logistic model approach*. **European Journal of Operational Research**, [S.l.], v. 135, p. 338-349, 2001.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introductory Econometrics: A Modern Approach**. 4ed. Mason: Cengage Learning, 2009.

ANEXO I

Bairros por Secretarias Executivas Regionais

Regional	Bairros
Regional 1	15 bairros: Alagadiço, Álvaro Weyne, Arraial Moura Brasil, Barra do Ceará, Carlito Pamplona, Cristo Redentor, Farias Brito, Floresta, Jacarecanga, Jardim Guanabara, Jardim Iracema, Monte Castelo, Pirambú, Villa Ellery e Vila Velha.
Regional 2	21 bairros: Aldeota, Cais do Porto, Centro, Cidade 2000, Cocó, De Lourdes, Luciano Calvacante, Dionísio Torres, Guararapes, Joaquim Távora, Manuel Dias Branco, Meireles, Mucuripe, Papicu, Praia de Iracema, Praia do Futuro I, Praia do Futuro II, Salinas, São João do Tauapé, Varjota, Vicente Pinzon.
Regional 3	16 bairros: Amadeo Furtado, Antônio Bezerra, Autran Nunes, Bela Vista, Bonsucesso, Dom Lustosa, Henrique Jorge, João XXIII, Jóquei Club, Padre Andrade, Parque Araxá, Parquelândia, Pici, Presidente Kennedy, Quintino Cunha e Rodolfo Teófilo.
Regional 4	20 bairros: Aeroporto, Benfica, Bom Futuro, Couto Fernandes, Damas, Demócrito Rocha, Dendê, Fátima, Gentilândia, Itaóca, Itaperi, Jardim América, José Bonifácio, Montese, Pan-Americano, Parangaba, Parreão, Serrinha, Vila Pery e Vila União.
Regional 5	18 bairros: Bom Jardim, Canindezinho, Conjunto Ceará I, Conjunto Ceará II, Conjunto Esperança, Genibau, Granja Lisboa, Granja Portugal, Jardim Cearense, Manoel Sátiro, Maraponga, Mondubim, Parque Presidente Vargas, Parque Santa Rosa, Parque São José, Planalto Ayrton Senna, Prefeito José Walter e Siqueira.
Regional 6	29 bairros: Aerolândia, Alto da Balança, Ancuri, Barroso, Cajazeiras, Cambéba, Castelão, Cidade dos Funcionários, Coaçu, Conjunto Palmeiras, Curió, Dias Macedo, Edson Queiroz, Guajeru, Jangurussu, Jardim das Oliveiras, José de Alencar, Lagoa Redonda, Sapiranga, Mata

	Galinha, Messejana, Parque Dois Irmãos, Parque Iracema, Parque Manibura, Passaré, Paupina, Pedras, Sabiaguaba e São Bento.
--	--

Fonte: Prefeitura de Fortaleza. Elaboração: Próprio autor.