

# ANÁLISE DA INADIMPLÊNCIA DE UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO DO PARANÁ A PARTIR DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BACEN

**Juliana Cândido Custódio**

Mestranda em Administração  
Pontifícia Universidade Católica do Paraná- PUC-PR  
[wesley.vieira@pucpr.br](mailto:wesley.vieira@pucpr.br)

**Wesley Vieira da Silva**

Doutor em Engenharia de Produção  
Pontifícia Universidade Católica do Paraná- PUC-PR

**Daniela Torres da Rocha**

Mestranda em Administração  
Pontifícia Universidade Católica do Paraná- PUC-PR

**Edson Erthal de Medeiros**

Mestre em Administração  
Pontifícia Universidade Católica do Paraná- PUC-PR

**RESUMO:** As Instituições de Ensino Fundamental e Médio (IEFM) de forma geral têm dificuldade de gerir de forma adequada suas políticas de concessão de crédito ao fazerem suas matrículas ano a ano. Analisando sob o ponto de vista que cada matrícula é uma concessão de crédito, se faz necessário utilizar as técnicas disponíveis para aprimorar este procedimento. Deste forma, o presente trabalho visa à aplicação da resolução 2.682/99 do Banco Central (BACEN) para calcular uma possível Provisão Para Devedores Duvidosos (PDD), criando um modelo de credit scoring e identificar características dos inadimplentes relacionados aos registros por faixa de atraso. Após análises verificou-se que a provisão calculada pelo modelo de credit scoring é mais conservadora e que os principais fatores que determinaram a classificação dos saldos em atraso foram: Sexo; Residência; Estar empregado nos últimos 2 anos; Renda; Cartão de Crédito; Inadimplência e Valor da Parcela.

**Palavras-chave:** Resolução 2.682/99. Inadimplência. Instituições de Ensino Fundamental e Médio. Credit Scoring.

**ABSTRACT:** The Brazilian Schools and High Schools in general have difficulties to manage efficiently their credit policies specially regarding the student registers process. Assuming that each registers can be considered a new credit granted, it is necessary apply the best techniques to improve its process. This paper objectified the application of the procedures described in the Brazilian Central Bank resolution 2,682/99 to estimate the probability of default. It was developed a logistic regression and regression multinomial model to identify the main characteristics of the credits classified by rating under the resolution 2,682/99 criteria. The analysis showed that the credit scoring model is more conservative than the resolution 2,682/99 parameters of default, and that the main characteristics of the credits classified by rating under resolution 2,682/99 criteria are: 1)

Sex; 2) Property; 3) Unemployed; 4) Salary; 5) Credit Card; 6) Default presence and 7) Installment amount.

**Keywords:** Resolution 2.682/99. Probability of default. Educational institutions. Credit scoring.

## 1 INTRODUÇÃO

A concessão de crédito por parte de Instituições de Ensino Fundamental e Médio (IEFM) privadas a discentes e seus responsáveis financeiros, pode ter uma conotação de um empréstimo ou mesmo de um financiamento, onde os custos são desembolsados pela prestadora dos serviços.

Em uma IEFM de cunho privado, a compra de ativos fixos e intangíveis, aliado a manutenção da estrutura administrativa, forma uma estrutura de gastos a ser financiada pelo próprio negócio. Ao prestar um serviço ao discente, a instituição espera receber os pagamentos em dia, de forma que possa honrar também com os compromissos assumidos com os fornecedores. A não constatação desse fato afetará a estrutura de custos, que precisará ser arcada pela IEFM para posteriormente ser renegociada com o discente ou responsável financeiro.

Verifica-se, então, que o não pagamento das mensalidades obriga a IEFM a recorrer a fontes alternativas de financiamento, transferindo a dívida do discente para uma Instituição Financeira ou similar. Destaca-se, ainda, que independentemente dos problemas gerados pelos discentes em decorrência do não pagamento, seus direitos às aulas e a toda a estrutura da IEFM são garantidos até a renovação da matrícula.

Deste modo, faz-se necessário responder aos seguintes questionamentos: Como pode ser calculada uma Provisão para

Devedores Duvidosos como método auxiliar na tomada de decisões na diminuição do risco de crédito? Quais são as características determinantes daqueles que, ao buscarem uma IEFM particular para educação de seus filhos e dependentes, tornam-se inadimplentes?

Do ponto de vista estratégico, o gerenciamento adequado do crédito fornece dados e informações importantes às Instituições na forma de um conhecimento maior acerca do perfil de usuários deste crédito, favorecendo a melhoria de sua gestão e a redução das perdas causadas pela inadimplência. Segundo Chu e Schechtman (2003) o custo da informação é um importante componente das taxas de juros e serviços praticadas pelas Instituições, devido ao alto custo financeiro associado à coleta e manutenção de dados.

Nesse contexto, o presente trabalho tem como objetivo calcular uma possível Provisão Para Devedores Duvidosos (PDD), criando um modelo de credit scoring por meio de regressão logística binária e da aplicação dos critérios de provisão de inadimplência constantes na Resolução 2.682/99 e identificar características dos inadimplentes relacionados aos registros por faixa de atraso, a partir do uso da técnica de regressão logística multinomial.

Este trabalho encontra-se estruturado em quatro seções. A primeira parte do trabalho apresenta a revisão da literatura acerca a análise de crédito e técnica de credit scoring. Na segunda parte são abordados os aspectos metodológicos utilizados. Posteriormente, é realizada a apresentação e análise dos dados abordando os benefícios da aplicação da técnica de credit score e Resolução

2.682/99. E por fim, a última parte traz as considerações finais sobre os resultados obtidos e recomendações para pesquisas futuras.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO EMPÍRICO

### 2.1 Análise de Crédito

A análise de crédito é um processo que envolve a junção de todas as informações disponíveis a respeito de um determinado tomador de crédito, podendo ser pessoa física ou jurídica, com o objetivo de decidir sobre a concessão ou não de crédito. Trata-se de uma habilidade de se tomar uma decisão dentro de um contexto de incertezas.

Aliado à concessão do crédito, o envolvimento tanto dos riscos como das incertezas, são conceitos que se encontram intrinsecamente atrelados à área de estatística. Nas visões de Vaughan (1997, p. 78-79), Bessis (1998, p. 23-28), Zamora (1990) e Emery e Finnerty (1997, p. 184-185), as abordagens comumente reportadas sobre o significado do que venha a ser o risco podem ser sumarizadas como: (a) chance ou possibilidade de perdas; (b) dispersão ou probabilidade de perdas em relação aos resultados esperados; (c) incertezas.

Já os autores Emery e Finnerty (1997), Tosta de Sá (1999), Gitman (1997) e Ross et al. (1998), definem o risco como a mensuração da variabilidade e a mensuração da possibilidade de um

resultado negativo. No que diz respeito à avaliação do risco de crédito, esta traz consigo a grande dificuldade, que é a de poder prever, antecipadamente, se um determinado cliente, a quem está sendo concedida o crédito irá honrar o compromisso assumido.

Desta forma, o Conselho Monetário Nacional por meio do Banco Central do Brasil aprova em 1999 a Resolução 2.682 que surge para regular a análise de risco efetuada pelas instituições financeiras (VICENTE, 2001). Esta Resolução é baseada nos modelos internacionais de análise de riscos, principalmente nos modelos de rating definidos pelas agências internacionais, a exemplo das agências Standad & Poors e Moody's duas das maiores agências na área, nos Estados Unidos (SILVA, 2006).

A Resolução 2.682/99 define que as operações de crédito das Instituições Financeiras devem ser analisadas conforme dois critérios (a) por ordem crescente de risco (onde AA representa risco zero e H o maior risco) e (b) por dias vencidos.

Conforme Silva (2006), a Resolução 2.682/99 não define o modelo padrão a ser seguido pelas instituições para a ordenação do risco, mas sim, ela dá diretrizes para se chegar ao cálculo do modelo a ser adotado, deixando a cargo das instituições a adoção do melhor critério de análise. Contudo, quanto ao critério de dias vencidos, a Resolução é bastante clara, fornecendo o percentual a ser empregado em cada uma das classificações dadas, conforme evidencia o Quadro 1.

<b>Categoria</b>	<b>AA</b>	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>	<b>F</b>	<b>G</b>	<b>H</b>
<b>Dias Atraso</b>	0	0-14	15-30	31-60	61-90	91-120	121-150	151-180	>180
<b>Percentual</b>	0%	0,5%	1%	3%	10%	30%	50%	70%	100%

**QUADRO 1 - CRITÉRIO DE CLASSIFICAÇÃO DA RESOLUÇÃO 2.682/99**

Fonte: Adaptado de Silva (2006, p. 71-72)

Segundo Marques (2002), o critério adotado pela Resolução 2.682/99 é extremamente conservador e, por vezes, prejudicial às Instituições, porque obriga as mesmas a reservar uma maior parcela de recursos na forma de provisões e reservas, que poderia estar sendo mais bem empregada em sua operação para geração de recursos.

Os critérios definidos pelo Banco Central na forma da Resolução 2.682/99 para as Instituições Financeiras serão aqui estendidos a uma Instituição de Ensino Fundamental e Médio (IEFM), para análise de sua carteira de clientes e definição do risco de inadimplência, estimado na forma de Provisão para Devedores Duvidosos (PDD).

Para aplicação da Resolução 2.682/99 quanto a característica dos dados, pode ser utilizado como base o modelo de análise de crédito descrito por Marques (2002): a técnica *Credit Scoring*.

### 2.1.1 A Técnica Credit Scoring

Conforme descrito em Securato (2002), o *credit scoring* é uma técnica que classifica as operações de crédito com pessoas físicas ou jurídicas, com o auxílio de cálculos estatísticos como as técnicas de análise multivariada, para agrupamento dos créditos em faixas de rating a partir de sua pontuação recebida.

Os modelos de *scoring* compreendem uma das principais ferramentas formais de suporte à concessão de crédito. Seu desenvolvimento baseia-se, de maneira geral, na construção de um procedimento rigoroso para descrever quais das características dos clientes estão relacionadas significativamente com o seu risco de crédito e qual a intensidade e direção desse relacionamento. A idéia

central destes modelos consiste na geração de um score (ou um grupo de scores) por meio dos quais os clientes potenciais possam ser ordenados segundo a sua chance de inadimplência (LOUZADO NETO, 2006).

O objetivo de um sistema de score é avaliar o risco de inadimplência associado com aplicações para crédito. A inadimplência está formalmente definida em termos do comportamento do cliente e é geralmente dada em termos de duas classes: os “bons” e os “maus”. Um score é então um número relacionado à probabilidade de um tomador cair na classe dos maus. A decisão de se conceder ou não um crédito é tomada comparando o score com um limiar aceitável (KELLY; HAND, 1999).

Este método pode ser empregado visando a identificação de padrões em uma carteira de créditos já constituída, ou para o auxílio na concessão de créditos futuros, no modelo mais conhecido como *behaviour scoring*.

## 3 METODOLOGIA DA PESQUISA

Este trabalho pode ser caracterizado como uma pesquisa aplicada, baseada no método dedutivo, com caráter explicativo. Para a execução deste trabalho foi selecionada uma IEFM de cunho particular situada no Estado do Paraná. O método de coleta dos dados adotado foi não-probabilístico por conveniência e intencional.

Foi elaborado um questionário com o objetivo de identificar o perfil sócio-econômico dos responsáveis dos alunos da IEFM em estudo. Foram enviados 3.000 questionários, com retorno de 894 questionários (aproximadamente 30%).

Após triagem, 603 questionários foram utilizados para análise dos resultados.

A classificação de adimplência ou inadimplência foi baseada no fato de existir ou não algum saldo devedor em aberto, relativo ao cadastro do responsável financeiro pelo aluno. Não referenciando nomes ou documentos, o estudo visa estimar o valor da Provisão para Devedores Duvidosos (PDD) a ser constituído com base nos critérios adotados pela Resolução 2.682/99 e utilização das técnicas de credit scoring a partir de modelos estatísticos de regressão logística: a binária e a multinomial.

A regressão logística binária foi utilizada para o auxílio da classificação dos créditos dentro das faixas de rating do credit scoring. A técnica de regressão logística multinomial, foi usada para o

entendimento das principais características dos responsáveis classificados em cada uma das categorias dispostas pela Resolução 2.682/99.

## 4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS

### 4.1 Aplicação da Resolução 2.682/99

Uma vez que a Resolução 2.682/99 é direcionada às instituições financeiras, seu uso em um IEFM apresenta algumas limitações. Preliminarmente ao emprego da regressão logística, foi efetuada a classificação dos dados de acordo com a Resolução 2.682/99, conforme evidencia o Quadro 1, por critério de dias em atraso, tal como encontra-se demonstrado na Tabela 1.

**TABELA 1 - CLASSIFICAÇÃO DOS DADOS ANALISADOS PELOS CRITÉRIOS DA RESOLUÇÃO 2.682/99**

Classificação Bacen	Número de Observações	Dias Atraso	%	Saldo Devedor	Provisão
AA	523	0	0%	148.482,00	0
B	24	0-30	1%	7.605,00	76,05
C	12	31-60	3%	7.462,00	373,10
D	11	61-90	10%	9.042,00	904,20
E	16	91-120	30%	17.820,00	5.346,00
F	8	121-150	50%	11.860,00	5.930,00
G	9	151-180	70%	15.642,00	10.949,40
<b>Total geral</b>	<b>603</b>			<b>217.913,00</b>	<b>23.578,75</b>

Pode-se verificar que 87,63% ou 523 observações do total de 603, foram classificadas como adimplentes, ou seja, encontravam-se em dia ou não apresentam atrasos iguais ou superiores a 30 dias. Das 80 observações restantes, verificou-se que não houve atrasos superiores a 180 dias, ou seja, nenhum dos casos analisados foi enquadrado na

categoria “H” da Resolução 2.682/99 e provisionados em 100%.

Quanto aos valores das categorias de classificação, pode-se verificar que os adimplentes representam 68,14%, (ou R\$ 148.482,00) do valor total da amostra analisada (R\$ 217.913,00), e que o restante 31,86% gerou uma provisão de

R\$ 23.578,75, ou seja, aproximadamente 10,82% do total da amostra. Verifica-se que o peso maior da provisão concentra-se nos casos classificados na categoria “G” com atraso médio entre 150 e 180 dias, e provisão total de R\$ 15.642,00 (46,4% do total provisionado).

A análise subsequente mostra o modelo estatístico para classificação dos casos com maior probabilidade de se tornarem inadimplentes, auxiliando na aplicação do modelo de credit scoring, e a análise dos agrupamentos de dados com base na Resolução 2.682/99 a partir da aplicação do modelo estatístico de regressão logística multinomial. Estes procedimentos visam entender os fatores que levaram os responsáveis financeiros a se tornarem inadimplentes e depois os fatores principais que caracterizam dentro das faixas de atraso, segundo descrito pela legislação.

#### 4.2 A Adequação do Modelo de Regressão Logística Binária

Conforme mencionado por Marques (2002), a métrica denotada por credit scoring necessita da aplicação de uma técnica estatística para cálculo da probabilidade de perda e para classificação dos casos entre adimplente e inadimplente.

Para a construção do modelo de credit scoring foi utilizada a técnica de regressão logística binária combinada com a ponderação de pesos estatísticos, usando-se como base a variável Estado Civil, visando balancear a amostra coletada, evitando, de alguma forma, uma nova coleta de dados.

A base de dados utilizado na confecção do modelo de inadimplência contou com as 16 perguntas e respostas obtidas dos questionários recebidos, além da classificação dos casos entre Adimplente

e Inadimplente (AD-IN), o Valor da Parcela em R\$ (VP), a Quantidade de Parcelas em aberto (QP) e o Saldo Devedor Total (SDT), perfazendo um total de 20 variáveis. Para criação dos modelos de regressão logística foram utilizadas diferentes variáveis designadas como variáveis dependentes.

No modelo de regressão logística binária, a variável dependente considerada foi a variável codificada como “AD-IN” onde o valor zero (0) corresponde a indivíduo inadimplente e o número um (1) corresponde ao adimplente.

No modelo de regressão logística multinomial a variável dependente considerada foi a variável codificada como QP, sendo categorizada de 1 até 7, onde o número 1 corresponde a zero parcela em atraso, 2 corresponde a 1 parcela em atraso, sucessivamente até o número 7 que corresponde a 6 parcelas em atraso ou 180 dias de inadimplência.

O método utilizado para seleção do melhor modelo foi o forward stepwise, pelo critério de máxima verossimilhança. Segundo Hair Jr. et al. (1998), o método stepwise é o processo de estimação de modelos estatísticos onde as variáveis independentes são adicionadas ou retiradas do modelo de acordo com o poder de discriminação que elas agregam ao grupo de variáveis preditivas. Os parâmetros de estimação dos modelos foram 0,5% de significância para a entrada das variáveis e 10% para a saída e desconsiderado a inclusão da constante no modelo.

A partir da confecção do modelo de regressão logística binária disposta na Tabela 2, é possível verificar quais os fatores que mais contribuem com a inadimplência: a) Estado Civil (E. Civil) – sendo “1” para representar os casados, “2” os solteiros e “3” para representar as pessoas com outra categorização distinta

ANÁLISE DA INADIMPLÊNCIA DE UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO DO PARANÁ A PARTIR DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BACEN	Juliana Cândido Custódio Wesley Vieira da Silva Daniela Torres da Rocha Edson Erthal de Medeiros
---	---

das duas anteriores; b) Empregado nos Últimos 2 anos (EU2Anos) – sendo “1” para os que responderam que estiveram empregados nos últimos 2 anos, e “0” para os que responderam não, conforme pode-se verificar na Tabela 3, os responsáveis que não estiveram trabalhando nos últimos 2 anos, não foram considerados como fator importante para explicar a adimplência e

c) Faixa de Renda (FxRenda) – sendo “1” para os que percebem até R\$ 999,00; “2” para os que percebem entre R\$ 1.000,00 e R\$ 2.499,00; “3” para os que percebem entre R\$ 2.500,00 e R\$ 4.999,00 e “4” para os que percebem acima de R\$ 5.000,00. Vale salientar que a faixa de renda acima de R\$ 5.000,00 não foi considerada fator importante no cálculo do modelo:

**TABELA 2 - ESTIMATIVA DOS COEFICIENTES DA REGRESSÃO LOGÍSTICA BINÁRIA**

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I.for EXP(B)	
							Lower	Upper
ECivil			15,763	3	0,001			
ECivil (1)	1,520	0,522	8,488	1	0,004	4,573	1,645	12,717
ECivil (2)	1,913	0,655	8,530	1	0,003	6,771	1,876	24,438
ECivil (3)	2,187	0,564	15,060	1	0,000	8,907	2,952	26,878
EU2Anos(1)	0,675	0,302	4,994	1	0,025	1,964	1,087	3,550
FxRenda			23,875	3	0,000			
FxRenda(1)	-0,834	0,554	2,265	1	0,132	0,434	0,146	1,287
FxRenda(2)	0,612	0,539	1,286	1	0,257	1,844	0,641	5,306
FxRenda(3)	1,071	0,658	2,652	1	0,103	2,920	0,804	10,602

Na interpretação dos coeficientes estimados, é possível verificar que os valores das variáveis ECivil (1), (2) e (3), EU2Anos (1) e FxRenda (2) e (3), respectivamente, apresentam valores positivos, logo, influenciam positivamente na construção do modelo, ou seja, quanto maior o valor destes coeficientes, maior é a probabilidade de o indivíduo ser adimplente ou de não possuir parcelas em atraso.

Contudo, a variável FxRenda (1) tem comportamento distinto das demais, pois apresentou um coeficiente negativo, significando que dentro desta faixa, quanto maior o valor da renda, menor a probabilidade de se registrar adimplentes.

A inclusão no modelo da variável FxRenda, com exceção dos clientes que ganham até R\$ 999,00, representado pela variável FxRenda(1), pode-se inferir que os clientes com maior renda possuem maior tendência a pagarem em dia as mensalidades. O estado civil declarado do responsável também aponta uma influência positiva na construção do modelo, sendo possível concluir que os indivíduos que se declaram com outro estado civil que não “casado” ou “solteiro”, geram maior impacto no modelo calculado.

Já para a variável EU2Anos percebeu-se que somente os indivíduos que se declararam trabalhando nos últimos dois

anos foram considerados relevantes para o cálculo do modelo, pode indicar que os demais ou não possuem registro oficial de funcionário, sendo autônomos ou encontram-se trabalhando na informalidade. Estes resultados apontam para o fato de que os responsáveis que se declararam capazes de honrar suas dívidas (com alta renda e trabalhando) aparentemente possuem maior capacidade de pagamento de suas dívidas. Outra forma de verificar estatisticamente a adequação do modelo é por meio do teste de hipóteses Wald. Similar ao teste de hipóteses t-student nos modelos de regressão linear, essa estatística verifica se os coeficientes das variáveis independentes são estatisticamente diferentes de zero.

Conforme pode ser verificado na Tabela 3 os dados da estatística Wald foram significantes, com isso, rejeita-se a hipótese nula de que os coeficientes da equação são iguais a zero e de que as variáveis independentes selecionadas não produzem efeito sobre a variável dependente. Na mesma tabela, também

pode ser verificado o erro padrão “S.E.”, valor do teste Wald “Wald”, os graus de liberdade atrelados ao teste “df”, a significância “Sig.” e a probabilidade atrelada a cada variável “Exp(B)”:

Na regressão logística não é possível aplicar a estatística do  $r^2$ , uma vez que não se supõe a normalidade. Contudo, existem diversas outras medidas que visam atestar a adequabilidade do modelo e podem substituir a estatística  $r^2$  sendo chamadas de pseudos  $r^2$ . Entre elas, pode-se destacar a estatística de Cox&Snell  $r^2$  e Nagelkerk  $r^2$ . Outra forma de verificação do ajustamento do modelo também pode ser mensurada pelo índice “-2 Log Likelihood”, uma vez que este indicador representa um valor similar ao residual ou a somatória dos erros ao quadrado calculados na regressão múltipla, e equivale a “-2 vezes o logaritmo do valor de verossimilhança” (HAIR Jr. et al., 1998, p. 280). As estimativas das medidas de ajustamento do modelo estimado encontram-se evidenciado na Tabela 4.

**TABELA 3 - ESTATÍSTICAS DE AJUSTAMENTO DO MODELO**

<i>Step</i>	<i>-2 Log likelihood</i>	<i>Cox &amp; Snell R Square</i>	<i>Nagelkerke R Square</i>
1	347,340(a)	0,528	0,704
2	323,589(b)	0,548	0,730
3	318,432(b)	0,552	0,736

Nota: Estimativa com base no software SPSS 13.0

Conforme evidencia a Tabela 4, o modelo selecionado possui o menor valor de coeficiente “-2 Log Likelihood”, e valores dos coeficientes de Cox&Snell  $r^2$  e Nagelkerk  $r^2$  elevados mais próximos de 1, onde pode-se assumir que o modelo calculado é adequado ao conjunto de dados que se quer analisar e que a maior parte das variações nos dados pode ser

explicada pelo modelo calculado, até um total de 1.

Visando verificar a capacidade de previsão do modelo, calculou-se a matriz de classificação, conforme encontra-se a Tabela 5. Essa matriz tem por objetivo validar os cálculos efetuados aplicando o modelo apurado sobre a base de dados

ANÁLISE DA INADIMPLÊNCIA DE UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO DO PARANÁ A PARTIR DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BACEN	Juliana Cândido Custódio Wesley Vieira da Silva Daniela Torres da Rocha Edson Erthal de Medeiros
---	---

existente. Outra forma de verificar a adequação das estimativas classificatórias do modelo é aplicá-lo sobre uma base de dados independente, no caso o modelo foi

aplicado sobre a amostra de validação, conforme sugerido por Hair Jr. et al. (1998).

**TABELA 4 - MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO E AMOSTRA DE VALIDAÇÃO**

	Matriz Classificação			Amostra de Validação		
	Inadimplente	Adimplente	%	Inadimplente	Adimplente	%
Inadimplente	0	52	0%	0	39	0%
Adimplente	0	494	100%	0	218	100%
Totais	<b>0</b>	<b>546</b>	<b>90,5%</b>	<b>0</b>	<b>257</b>	<b>84,8%</b>

Nota: Estimativa com base no software SPSS 13.0

Verifica-se que o modelo tem poder de previsão de 90,5% e 84,8%, ou seja, ele consegue identificar em 100% dos clientes adimplentes, contudo, não consegue prever com exatidão os clientes inadimplentes. Para efeito deste estudo, a equação calculada a partir deste modelo, serve de base para o cálculo das classes de rating usadas no modelo de credit scoring, não sendo necessário a exatidão na segregação estatística entre adimplentes e inadimplentes.

É necessário também avaliar a qualidade de discriminação do modelo por meio da curva de sensibilidade ou especificidade “ROC – Receiver Operating Characteristic”. Segundo Hosmer e Lemeshow (2000, p. 160). Os valores dos pontos de corte da curva ROC encontram-se dispostos no Quadro 2.

Ponto de Corte	Descrição
ROC = 0,5	Sugere sem poder discriminante
$0,7 \leq \text{ROC} < 0,8$	Aceitável poder discriminante
$0,8 \leq \text{ROC} < 0,9$	Excelente poder discriminante
ROC $\geq 0,9$	Excepcional poder discriminante

**QUADRO 2 - VALORES DE PONTO DE CORTE DA CURVA ROC**

Fonte: Hosmer e Lemeshow (2000, p. 162)

Ao analisar a curva ROC, verifica-se que a área sob a curva corresponde ao valor de 0,665 demonstrando um aceitável poder de discriminação para o modelo utilizado. O resultado pode ser justificado quando analisado em conjunto com o cálculo de adequação do modelo, onde demonstra que o modelo é capaz de identificar em 100% os casos adimplentes, mas, demonstra não identificar com exatidão os casos inadimplentes.

### 4.3 Adequação do Modelo de Regressão Logística Multinomial

Conforme demonstrado anteriormente na descrição do modelo de regressão logística binária, após a identificação das possíveis variáveis que apresentassem multicolinearidade foi efetuada a seleção das variáveis por meio do método de forward stepwise. Os parâmetros de estimação do modelo estimado foi 0,5% de significância para a entrada das variáveis e 10% para a saída, com a inclusão da constante no modelo. Nesse contexto, utilizou-se o tratamento estatístico de peso das variáveis a partir da variável “Quantidade de Parcelas”.

Pautando-se nos resultados da estimativa regressão logística multinomial é possível verificar estatisticamente a contribuição das variáveis selecionadas ao modelo estimado. Para os dados dispostos na

Tabela 6, o nível de significância é menor que 0,05. Logo, rejeita-se a hipótese nula de que as variáveis selecionadas não colaboram para o modelo calculado.

**TABELA 5 - TESTE DA CONTRIBUIÇÃO DAS VARIÁVEIS AO MODELO**

Variáveis	-2 Log Likelihood do Modelo Reduzido	Qui-Quadrado	Df	Sig.
Intercepto	890,363(a)	0,000	0	.
Gênero	935,448	45,085	6	0,000
Resid	917,078	26,715	6	0,000
EU2Anos	942,114	51,751	6	0,000
FxRenda	1030,184	139,821	18	0,000
C.Crédito	904,976	14,613	6	0,023
AD-IN	1839,238	948,875	6	0,000
Val-Parc.	932,171	41,808	6	0,000

Nota: Estimativa com base no software SPSS 13.0

Para a estimativa da adequação do modelo e verificação de quanto da variação nos dados pode ser explicada pelo modelo em análise, faz-se uso da estatística pseudos  $r^2$ , a exemplo dos testes já utilizados para a validação do modelo de regressão logística binária. Para os dados em análise, verificou-se que o coeficiente de Cox&Snell  $r^2$  foi igual a 0,798, o coeficiente de Nagelkerk  $r^2$  foi igual a 0,858 e o teste de McFadden foi igual a 0,602, ou seja, muito próximos de 1, significando que entre 60,2% a 85,8% das variações podem ser explicadas pelo modelo estimado.

Para a efetiva visualização da adequação do modelo aos dados em análise, faz-se necessário a apresentação da matriz de classificação, conforme demonstrado na Tabela 6. É possível verificar que 81% dos dados em análise podem ser explicados pelo modelo estimado. Também é possível notar que para os casos com 1, 2 e 3 parcelas em atrasos, respectivamente, os percentuais de acerto foram inferiores a 50%, o que significa

que possivelmente outras variáveis não inclusas no modelo, se adicionadas ao mesmo, auxiliassem na classificação dos dados nestas categorias.

Logo, pode-se afirmar que o modelo estimado classifica com sucesso os casos adimplentes, gerando o percentual de 100% de acerto. O modelo também apresenta um excelente resultado quando aplicado aos casos contendo seis parcelas em atraso, tendo em vista a previsão de acerto de 77,8%. Para as demais faixas de atraso, os índices de acerto foram iguais ou superiores a 50%. Isso evidencia o fato de que o conjunto de variáveis no modelo demonstra adequadamente as características comuns a todos os responsáveis financeiros classificados dentro de cada categoria, conforme modelo da Resolução 2.682/99.

É necessário avaliar também se o modelo estimado com base na técnica de regressão logística multinomial possui uma boa qualidade discriminante valendo-se da aplicação da curva de sensibilidade e especificidade “ROC –

ANÁLISE DA INADIMPLÊNCIA DE UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO DO PARANÁ A PARTIR DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BACEN	Juliana Cândido Custódio Wesley Vieira da Silva Daniela Torres da Rocha Edson Erthal de Medeiros
---	---

Receiver Operating Characteristic”. Busca-se com essa curva, avaliar se é possível validar ou não o modelo de risco

de crédito medindo a assertividade do mesmo.

**TABELA 6 - MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA MULTINOMIAL**

Observado	Previsto							% Correto
	0 parcelas em atraso	1 parcela em atraso	2 parcelas em atraso	3 parcelas em atraso	4 parcelas em atraso	5 parcelas em atraso	6 parcelas em atraso	
0 parcelas em atraso	523	0	0	0	0	0	0	100,0%
1 parcela em atraso	22	12	6	2	4	0	2	25,0%
2 parcelas em atraso	0	3	12	6	9	0	6	33,3%
3 parcelas em atraso	0	0	0	12	16	4	12	27,3%
4 parcelas em atraso	0	0	5	10	50	5	10	62,5%
5 parcelas em atraso	0	0	0	0	12	24	12	50,0%
6 parcelas em atraso	0	0	0	0	14	0	49	77,8%
<b>% Total</b>	<b>64,7%</b>	<b>1,8%</b>	<b>2,7%</b>	<b>3,6%</b>	<b>12,5%</b>	<b>3,9%</b>	<b>10,8%</b>	<b>81,0%</b>

Nota: Estimativa com base no software SPSS 13.0

Ao avaliar a curva ROC, verifica-se que a mesma corresponde ao valor de 0,986, o que demonstra um excelente poder de discriminação de acordo com a classificação dada por Hosmer e Lemeshow, (2000). Este resultado pode justificado quando analisado em conjunto com o cálculo de adequação do modelo, que demonstra que o mesmo é capaz de identificar em 81% os casos classificados por faixa de atraso.

#### 4.4 O Modelo de Credit Scoring

Para a estimativa do modelo de credit scoring utilizaram-se os coeficientes calculados a partir da técnica de regressão logística binária, multiplicados por 100. Os procedimentos foram aplicados sobre a mesma base utilizada para confecção

dos demais modelos de regressão logística binária e multinomial, conforme evidencia a Tabela 7.

**TABELA 7 - COEFICIENTES UTILIZADOS NA ESTIMATIVA DO RATING**

Variável	Coefficientes
E. Civil	
E. Civil(1)	152
E. Civil(2)	191,3
E. Civil(3)	218,7
EU2Anos(1)	67,5
FxRenda	0
FxRenda(1)	-83,4
FxRenda(2)	61,2
FxRenda(3)	107,1

Nota: Estimativa com base no software SPSS 13.0

ANÁLISE DA INADIMPLÊNCIA DE UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO DO PARANÁ A PARTIR DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BACEN	Juliana Cândido Custódio Wesley Vieira da Silva Daniela Torres da Rocha Edson Erthal de Medeiros
---	---

Nesta pesquisa, utiliza-se o mesmo procedimento adotado por Marques (2002), onde o intercepto é fixado em 100 para que não haja valores negativos, e os resultados são divididos em classes de scoring. A partir disso, foi possível identificar o valor expresso em reais (R\$) proporcional à quantidade de adimplentes e inadimplentes, por faixa de rating estimada, tal como pode ser visto na Tabela 8.

Vê-se que as faixas de rating estimadas possuem uma proporção equilibrada entre adimplentes e inadimplentes, o que pode representar para a administração da IEFM uma melhora nos procedimentos de gestão dos dados, dado a identificação das características que compõe cada grupo nas faixas de rating, e a adoção de medidas específicas a cada grupo, visando a redução da inadimplência calculada.

**TABELA 8 - SALDO EM REAIS (R\$) DOS CASOS CLASSIFICADOS**

	<b>Bom</b>	<b>Mau</b>	<b>Total</b>	<b>R\$ Bom</b>	<b>R\$ Mau</b>	<b>Total R\$</b>
>310	97	33	130	27.455,00	33.383,00	60.838,00
311-370	209	24	233	59.506,00	18.879,00	78.385,00
371<	217	23	240	61.521,00	17.169,00	78.690,00
	<b>523</b>	<b>80</b>	<b>603</b>	<b>148.482,00</b>	<b>69.431,00</b>	<b>217.913,00</b>

Nota: Estimativa com base no software SPSS 13.0

Notadamente que para a aplicação da metodologia de Credit Scoring deve-se considerar os valores recuperados na carteira em análise. Nesse estudo, adotou-se inicialmente a taxa média histórica de

2% de recuperação dos saldos de liquidação duvidosa, que foi aplicada ao saldo de “Maus” conforme demonstrado pela Tabela 9.

**TABELA 9 - ESTIMATIVA DO VALOR RECUPERADO E DA PERDA LÍQUIDA**

	<b>Total</b>	<b>R\$ Mau</b>	<b>Recuperados</b>	<b>Perda Liq.</b>	<b>Média Perda</b>	<b>Prob. Perda Liq.</b>	<b>DesvPad Prob Perda</b>
>310	130	33.383,00	667,66	32.715,34	251,66	53,77%	15,95%
311-370	233	18.879,00	377,58	18.501,42	79,41	23,60%	5,39%
371<	240	17.169,00	343,38	16.825,62	70,11	21,38%	6,96%
	<b>603</b>	<b>69.431,00</b>	<b>1.388,62</b>	<b>68.042,38</b>	<b>112,84</b>	<b>31,22%</b>	

A “Perda Líquida” também pode ser considerada como o valor do Risco de Crédito Esperado, uma vez que ele representa o montante comprometido nas operações com probabilidade de não serem honrados. O modelo de Credit Scoring desenvolvido para a base de dados em análise demonstra que a provisão a ser constituída se baseada no montante de “Perda Líquida”,

considerado o valor total de saldos em aberto em atraso, subtraído da recuperação dos créditos, seria igual a R\$ 68.042,38, aproximadamente 3 vezes maior que o valor da provisão calculado com base nos critérios descritos na Resolução 2.682/99 de R\$ 23.578,75.

Com base na Tabela 9 pode-se destacar que a “Probabilidade de Perda Líquida” para o modelo desenvolvido foi calculada

em relação ao saldo em aberto das operações, com isso, é possível verificar que a “Perda Líquida” ou “Risco de Crédito” corresponde a 31,22% do total em aberto.

A mesma tabela ainda mostra a estimativa do valor médio em reais (R\$) em termos de perda foi mensurado em relação ao número de casos considerados em cada faixa de Rating. O “Desvio Padrão da Probabilidade de Perda” foi calculado com base no saldo médio das operações por faixa em relação a “Probabilidade de Perda” existente. Uma vez que o modelo de credit scoring é aplicado sob o saldo das operações consideradas inadimplentes, e classifica os saldos a partir de suas características comuns, pode-se dizer que ele produz resultados mais acurados que os demonstrados pela aplicação da Resolução 2.682/99, para esta base de dados extraída de uma IEFM.

#### 4.5 Estimativa da Perda Potencial

Além de efetuar o cálculo do valor a ser provisionado como potencial perda, estatisticamente a partir do modelo de credit scoring, é possível calcular a perda potencial ou perda não esperada (SECURATO, 2002), ou seja, o montante que a IEFM poderá apurar como prejuízo não recuperável sobre o total dos saldos em aberto, devido a outros fatores não abrangidos pela amostra de dados coletada e nem pelo modelo de risco aqui adotado.

Segundo Marques (2002), o cálculo da perda potencial está intrinsecamente relacionado com a volatilidade dos dados avaliados. O mesmo autor mostra que a perda potencial corresponde à variância em torno do Risco de Crédito estimado, com isso, verifica-se que a perda potencial refere-se a um valor com base em R\$ 68.042,38, que se refere ao risco

de crédito calculado para esta amostra de dados.

A notação adotada nesta pesquisa baseia-se no trabalho de Marques (2002), descrito por meio da expressão algébrica (4).

$$PP = \sqrt{\left( \sum_{i=1}^N w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ 1 \neq j}}^N w_i w_j \sigma_i \sigma_j \rho_{i,j} \right)} \quad (4)$$

Onde:

$N$  corresponde ao número de observações,

$w_i$  e  $w_j$  indicam a proporção do saldo dos créditos por faixa de *rating*,

$\sigma$  é o desvio padrão da probabilidade de perda de cada dado e

$\rho_{i,j}$  representa a correlação entre os ativos.

A equação (4) apresenta duas equações sob a base, uma para indicar o risco de inadimplência e outra para indicar o risco diversificável quando leva em consideração o relacionamento entre os ativos. O resultado da equação anterior expressa um percentual que aplicado ao valor do risco de crédito, demonstrará o valor em termos monetários (R\$) da perda potencial.

Conforme descrito em Marques (2002) o valor da correlação entre os créditos que constituem a base de dados, tende a ser muito baixa ou inexistente, uma vez que ela está associada a probabilidade de dois ou mais créditos venham a se tornar inadimplentes dentro do mesmo horizonte de tempo. Nesta pesquisa, adotou-se o valor igual a 2% para expressar a correlação entre os dados, por critério de julgamento.

Substituindo-se os dados na notação definida em (4) tem-se as seguintes estimativas parciais:

ANÁLISE DA INADIMPLÊNCIA DE UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO DO PARANÁ A PARTIR DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BACEN	Juliana Cândido Custódio Wesley Vieira da Silva Daniela Torres da Rocha Edson Erthal de Medeiros
---	---

$$\sum_{i=1}^N w_i^2 \sigma_i^2 = \sqrt{[(0,2792 \times 0,1595)^2 + (0,3597 \times 0,0539)^2 + (0,3611 \times 0,0696)^2]} \\ = \sqrt{0,0029891}$$

Adicionando-se o resultado parcial obtido anteriormente na equação (4), têm-se a

estimativa da Perda Potencial em termos (PP%), para os dados em análise:

$$PP = \sqrt{(0,0029891 + 2 \times 0,02 \times 0,001982 \times 0,000376 \times 0,000632)}$$

$$PP = \sqrt{0,2990}$$

$$PP\% = 5,47\%$$

**TABELA 10 - ESTIMATIVA DAS PROBABILIDADES DE PERDA POTENCIAL**

Faixas	Total	Valor Op	%	DesvPad	% x DesvPad	(% x DesvPad) <sup>2</sup>	PP cálculo	PP R\$
>310	130	60.838,00	27,92%	0,1595	0,0445	0,001982	5,47%	3.720,60
311-	233	78.385,00	35,97%	0,0539	0,0194	0,000376		
371<	240	78.690,00	36,11%	0,0696	0,0251	0,000632		
	<b>603</b>	<b>217.913,00</b>	<b>100,00%</b>			<b>0,0029891</b>		

A Tabela 10 retrata as estimativas das probabilidades de perda potencial para cada uma das faixas de rating.

Na Tabela 10 encontra-se o valor estimado para perda potencial. Verifica-se que o índice apurado equivale a 5,47% do risco de crédito anteriormente calculado, com isso, é possível afirmar que além provisão de R\$ 68.042,38 proposta pelo modelo, R\$ 3.720,60 poderão ser efetivamente registrados como perdas por outros motivos não abrangidos pelo modelo.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES

Os objetivos do presente trabalho foram analisar a inadimplência de uma IEFM a partir da aplicação da classificação dos créditos pela aplicação da Resolução 2.682/99 valendo-se do critério de dias em atraso, visando a construção de um modelo de credit scoring a partir do uso da técnica de regressão logística binária e identificar as principais características dos dados agrupados por faixa de atraso de acordo com a mesma resolução, a

partir do uso da técnica de regressão logística multinomial.

Os resultados obtidos indicaram que o modelo de credit scoring apresentou resultados mais conservadores do que aqueles propostos pela resolução 2.682/99, uma vez que indicou um valor de risco de crédito aproximadamente três vezes maior que o calculado a partir da resolução.

Verificou-se que 87,63% ou 523 observações do total de 603, foram classificadas como adimplentes, ou seja, encontravam-se em dia ou apresentavam atrasos iguais ou superiores a 30 dias. Destaca-se que nas 80 observações restante, não houve atrasos superiores a 180 dias, indicando que nenhum dos casos analisados foi enquadrado na categoria “H” da Resolução 2.682/99.

Com relação aos valores das categorias de classificação, verificou-se que os adimplentes representam 68,14% (R\$ 148.482,00) do valor total da amostra analisada (R\$ 217.913,00).

Por meio da técnica estatística Stepwise foi possível à seleção de um número parcimonioso de covariáveis significativas para explicação da inadimplência na organização estudada.

O modelo ajustado apresentou resultados satisfatórios tanto para explicação da variável inadimplência quanto que para predição da mesma. Sendo que, o modelo ajustado apresentou na matriz de classificação, poder de previsão de 90,5 e, na matriz de validação, de 84,8.

Outro ponto a ser destacado refere-se aos fatores que contribuíram com a adimplência calculadas a partir da adoção da técnica de regressão logística binária, que auxiliou na construção do modelo de credit scoring, a saber: 1) Estado Civil; 2) EU2Anos e 3) FxRenda. Sendo possível verificar o fato de que os responsáveis que se declararam em condições de

honrar a dívida estão efetivamente pagando em dia as suas parcelas.

Os fatores que auxiliaram na classificação dos saldos dentro das faixas de atraso de acordo com a Resolução 2.682/99 foram: a) Gênero; b) Residência; c) EU2Anos; d) FxRenda; 5) C.Crédito; 6) AD-IN e 7) Val. Parc. Dessas variáveis, verificou-se que o modelo selecionou como as principais, aquelas relacionadas ao sexo feminino, o fato de não possuírem casa própria, não se declararem trabalhando nos últimos 2 anos, a faixa de salários situada entre de R\$ 0,00 e R\$ 4.999,00, o fato de não possuir cartão de crédito, estar inadimplente e o valor da parcela.

Analisando a amostra de acordo com a classificação dos casos no credit scoring, verifica-se que na faixa de rating  $> 310$  predomina-se os maus pagadores (33 casos), o que representa um montante de R\$ 33.383,00. Já o rating referente a faixa  $371 <$  é o mais concentra bons pagadores (217 casos).

Com relação a probabilidade de perdas potenciais, verifica-se que o índice apurado equivale a 5,47% do risco de crédito anteriormente calculado, desta forma, pode-se afirmar que além provisão de R\$ 68.042,38 proposta pelo modelo, R\$ 3.720,60 poderão ser efetivamente registrados como perdas por outros motivos não abrangidos pelo modelo.

Como o estudo da inadimplência em uma IEFM é um campo relativamente novo, os resultados aqui demonstrados visam auxiliar ao melhor entendimento das relações existentes entre os valores em atraso e o perfil da carteira em análise, auxiliando na evolução do conhecimento para a área de análise de risco.

Como contribuição teórica, acredita-se que esta pesquisa possa contribuir para a área de estudos no que se refere ao entendimento de fatores que possam

influenciar a inadimplência em instituições de ensino do Paraná por meio das variáveis independentes testadas no modelo de regressão logística em relação à variável dependente inadimplência com a instituição.

Como limitação desta pesquisa, aponta-se o fato de que os resultados estão associados somente à uma Instituição de Ensino Fundamental e Médio (IEFM) , e

não ao setor como um todo, podendo a instituição estudada ter situações diferentes das demais empresas do ramo.

Sugere-se, para futuras pesquisas, avaliar a inadimplência das instituições de todas as Instituição de Ensino Fundamental e Médio (IEFM) do Estado do Paraná, podendo se estender a pesquisa à Instituições de Ensino Superior (IES).

## REFERÊNCIAS

**BANCO CENTRAL DO BRASIL – BACEN.** Resolução 2.682/99. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Brasília: <http://www.bcb.gov.br>, 2000.

BESSIS, J. **Risk Management in Banking.** London: John Wiley & Sons, 1998.

CHU, V.; SCHECHTMAN, R. **O uso de Informações no Crédito Bancário.** In: Economia Bancária e Crédito – Avaliação de 4 anos do Projeto. Brasília: BACEN-DEPE, Dez-2003, pág. 68-77, Parte VII.

EMERY, D.R., FINNERTY, J.D. **Corporate Financial Management.** New Jersey: Prentice-Hall, 1997.

GITMAN, L.J. **Princípios de Administração Financeira.** 7 ed., São Paulo: Harbra, 1997.

HAIR, Jr., J.F. et al. **Multivariate Data Analysis.** 5th. New Jersey: Prentice-Hall, 1998.

HOSMER, D.W.; LEMESHOW, S. **Applied logistic regression.** 2<sup>nd</sup> ed. New York: John Wiley & Sons, 2000.

KELLY, M.G.; HAND, D.J. Credit scoring with uncertain class definitions. **IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry**, Oxford, v. 10, n. 4, p. 331-345, 1999.

LOUZADO NETO, F. Modelagem temporal para *credit scoring*: uma nova alternativa à modelagem tradicional via análise de sobrevivência. **Revista Tecnologia de Crédito Serasa.** São Paulo, ed. 56, dez. 2006.

MARQUES, L.F.B. **Gerenciamento do Risco de Crédito – Cálculo do Risco de Crédito para a Carteira de um Banco do Varejo.** Dissertação de Mestrado, UFRG. Porto Alegre: fevereiro de 2002.

ROSS, S.A. et al. **Corporate Finance.** São Paulo: Atlas, 1995.

SECURATO, J.R. **Crédito: Análise e Avaliação do risco.** São Paulo: Saint Paul, 2002.

SILVA, J.P. **Gestão e Análise de Risco de Crédito.** São Paulo: Atlas, 2006.

SPSS – Statistic Program for Social Science - **Tutorial.** Release13.0 (1 Set 2004).

TOSTA DE SÁ, G. **Administração de Investimentos: Teoria de Carteiras e Gerenciamento do Risco.** Rio de Janeiro: qualitymark ed., 1999, 376p.

VAUGHAN, E.J. **Risk management.** New Baskerville: John Wiley & Sons, 1997.

VICENTE, E.F.R. **A Estimativa do Risco na Constituição da PDD.** Dissertação de Mestrado, USP. São Paulo: maio de 2001.

ZAMORA, A.J. **Bank Contingency Financing.** New York: John Wiley & Sons, 1990.

==== RC&C ====