

ESCOLA POLITECNICA DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

LUCIANA ALVES FERREIRA

UTILIZAÇÃO DO MODELO CREDIT SCORING, PARA O
GERENCIAMENTO DA INADIMPLÊNCIA, BEM COMO DA ADESÃO A
SERVIÇOS EXTRAS EM UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO PRIVADA

São Paulo
2012

LUCIANA ALVES FERREIRA

UTILIZAÇÃO DO MODELO CREDIT SCORING PARA O
GERENCIAMENTO DA INADIMPLÊNCIA, BEM COMO DA ADESÃO A
SERVIÇOS EXTRAS EM UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO PRIVADA

Dissertação apresentada a Escola
Politécnica da Universidade de São
Paulo para a obtenção do título de
Pós graduada em Engenharia

São Paulo
2012

LUCIANA ALVES FERREIRA

UTILIZAÇÃO DO MODELO CREDIT SCORING, PARA O
GERENCIAMENTO DA INADIMPLÊNCIA, BEM COMO DA ADESÃO A
SERVIÇOS EXTRAS EM UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO PRIVADA

Dissertação apresentada a Escola
Politécnica da Universidade de São
Paulo para a obtenção do título de
Pós graduada em Engenharia

Área de Concentração:
Engenharia Financeira

Orientador: Prof. Michael Viriato
Araújo

São Paulo
2012

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a minha família.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por ter me proporcionado viver, a minha família por sempre ter me apoiado e ao meu marido pela paciência de ter a solidão como sua companheira nestes últimos dias.

Ao professor Michael Viriato Araújo pela orientação, apoio e incentivo e a empresa em que trabalho que devido suas limitações me proporcionou almejar uma solução através do estudo deste trabalho.

A insatisfação é a principal motivadora
do progresso.
(Thomas A. Edison)

RESUMO

O presente trabalho deseja apresentar o modelo Credit Scoring para uma escola particular, como uma ferramenta de auxílio ao gerenciamento da inadimplência e à aceitação de clientes a adesão de serviços extras. Para o desenvolvimento do modelo utilizou-se informações cadastrais, como: idade, estado civil, ocupação profissão, tempo de ocupação e histórico de pagamento do ano de 2010 estes dados foram parametrizados sobre clientes cujo cadastro já constava há mais de doze meses. Os resultados apresentados foram satisfatórios classificando o modelo como uma excelente ferramenta de auxílio as decisões a serem tomadas no gerenciamento de risco sobre os serviços oferecidos. Assim sendo este trabalho ratifica a eficiência do modelo.

Palavras-chave: Credit Scoring. Serviços escolares. Inadimplência

ABSTRACT

This paper wants to present the Credit Scoring Model to a private school as a tool to assist in the management of bad debts and customer acceptance of the accession of extra services. To develop the model used to record information such as age, marital status, occupation, profession, occupation time and payment history of the year 2010 these data were parameterized to customers whose records have contained more than twelve months. The results were satisfactory classifying the model as an excellent tool to help decisions to be taken to manage risk on services offered. Thus this work confirms the efficiency of the model.

Keywords: Credit Scoring. School services. default

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 Quadro de resultados do estudo de Elizabetsky	19
Figura 2 Escala de classificação de risco para indústrias do estudo de José Pereira da Silva.....	20
Figura 3 Escala de classificação de risco para empresas comerciais do estudo de José Pereira da Silva.....	20
Figura 4 Reorganização da classificação de risco do estudo de José Pereira da Silva	21
Figura 5 Quadro de técnicas e classificação do risco.....	21
Figura 6 Ilustração do sistema de medição de risco	24
Figura 7 Matriz de classificação de erro (exemplo de Paiva 1997)	25
Figura 8 Matriz de classificação de erro	33
Figura 9 Cálculo da AUROC (ROC)	35
Figura 10 Curva AUROC (ROC)	36

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	9
1. O QUE É CRÉDITO	10
1.1 PRINCÍPIOS PARA A CONCESSÃO DE CRÉDITO	10
1.2 Os “Cs” DO CRÉDITO.....	11
2. RISCO DE CRÉDITO	15
3. ADMINISTRAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO E FORMAS DE CONTROLE	17
4. POR QUE MEDIR O RISCO DE CRÉDITO?	22
5. O MODELO CREDIT SCORING (PONTUAÇÃO DE CRÉDITO)	24
5.1 INDICADORES DE PODER DISCRIMINADOR.....	27
6- METODOLOGIA	28
6.1 REGRESSÃO LOGÍSTICA	28
6.2 COLETA DE DADOS	29
6.3 ESCOLHA DAS VARIÁVEIS	30
6.4 PREPARAÇÃO DOS DADOS E AVALIAÇÃO DO MODELO	31
7. RESULTADOS.....	32
8. CONCLUSÕES	37
REFERÊNCIAS.....	39

Introdução

Em busca de melhores resultados as empresas devem manter-se atualizadas, trazendo sempre o auxílio de ferramentas que lhe possam servir de apoio para que as decisões tomadas sejam coerentes e assim estas sigam rumo ao sucesso.

Visando estas decisões coerentes, este trabalho apresentará um estudo de Credit Scoring, modelo este que pontua os clientes classificando-os em níveis de risco do oferecimento do crédito, fazendo com que a empresa se previna de um risco futuro.

Aplicaremos o estudo a uma escola particular, somente ao segmento de educação infantil, onde além de oferecer os serviços educacionais de padrão acadêmico, também oferece serviços extras como: aula de judô, natação, ballet, ginástica olímpica, skate, xadrez, circo, entre outros. Detalhando o processo realizado, desde a coleta de dados, filtro das variáveis, até o resultado, considerando em todos os passos a eficiência do modelo e sua eficácia para o apoio a decisão de concessão aos serviços educacionais.

Através desta avaliação do modelo credit scoring a escola buscará utilizar-se da classificação dos clientes para o oferecimento dos serviços padrões como os extras visando uma redução na inadimplência e conseqüentemente otimizando suas atividades e principalmente seu fluxo de caixa.

1. O que é crédito

A palavra crédito deriva do latim *credere* que significa acreditar, crer, confiar, ou seja, seria como acreditar, crer ou confiar que uma pessoa honraria com o pagamento dos serviços, materiais ou crédito oferecido a ela.

Segundo Paiva (1997) para se confiar em alguém é necessário conhecê-lo e para obter este conhecimento seria necessário tempo e informação, pois somente conhecendo poderemos firmar algum conceito sobre a conduta da pessoa, mas ele reforça seu esclarecimento, explicando que ainda assim a confiança não é absoluta, devemos confiar diferentemente em pessoas diferentes.

Para Blatt (1999), o credor fica em desvantagem na negociação devido as praticas utilizadas, ele afirma que credores assumem riscos de pagamentos tardios, fora dos prazos ou eventualmente nenhum pagamento, ainda que existam ações legais para obrigar tais pagamentos, o risco do devedor falir apresenta outras series de ameaças, fragilizando a condição financeira do credor.

Com tantos riscos Blatt (1999) explica que ainda é vantajoso a concessão de crédito, devido a conveniência oferecida aos clientes o que aumenta as vendas, receitas e lucros, maximiza o uso da capacidade produtiva e estoque, cria uma melhor mix de risco creditício como a qualidade da carteira de contas a receber, melhora o fluxo de caixa das cobranças do contas a receber e mantém as perdas de dívidas incobráveis dentro de um intervalo aceitável.

Tomam-se por conclusão que crédito significa a confiança de ambas às partes.

1.1 Princípios para a concessão de crédito

Blatt (1999) sinaliza seis pilares, para a concessão de crédito, são eles:

1. Informação creditícia

O departamento de crédito deve manter constantemente atualizado as informações econômicas e financeiras dos clientes, afim que de estas sejam confiáveis e íntegras. Estas informações devem ser analisadas com algum grau de precisão, pois não podem ser determinada com 100% de certeza.

2. Histórico de pagamento

O histórico de pagamento é um dos melhores indicadores que um cliente efetuará seus pagamentos, mas devido às referencias fornecidas pelo cliente serem sempre boas o departamento de crédito deve buscar outras informações não fornecidas pelo cliente.

3. Identificação do Cliente

É muito importante conhecer quem são os clientes e analisar as pessoas físicas e jurídicas que tenham algum vínculo ou ligação ao tomador de crédito.

4. Análise das demonstrações financeiras

Uma boa prática de crédito é a efetiva análise creditícia, analisando as demonstrações financeiras é possível saber a saúde financeira e a condição de uma empresa.

5. Qualidade de cobrança

As concessões de crédito podem fazer com que as ações de cobrança se alavanquem para isso é de grande valia utilizar-se de garantias para limitar riscos creditícios, aumentando a qualidade de cobrança e gerando mais vendas

6. Fortalecimento da venda a crédito

O analista de crédito não é responsável somente pela redução do risco de crédito e do aumento do fluxo de caixa da cobrança, mas também em gerar a venda a crédito, ou seja, o analista também se responsabiliza pelo serviço oferecido ao cliente buscando ter sempre um bom relacionamento com este.

1.2 Os “Cs” do Crédito

Os "Cs" do crédito são utilizados para que nenhuma informação importante seja ignorada ou esquecida diante de uma análise.

Estes "Cs" nos possibilitam enxergar quão complexo pode ser uma avaliação de crédito e esta complexidade se deve a um grau de subjetividade frente a uma decisão, mas este grau de subjetividade pode aumentar por dois motivos:

- A multiplicidade, grau de qualidade e origem das informações;
- O caráter, muitas vezes o analisado tem muitos pontos positivos e muitos negativos;

Seguem as definições dos 12 "Cs" do crédito:

- Caráter

Este essencialmente deve ser o primeiro C a ser analisado, pois ele avalia a honestidade do cliente, se realmente haverá intenção de honrar os compromissos assumidos. Uma boa forma de estudar esta análise é verificando os históricos financeiros do cliente, claro que em caso de ter um bom histórico não quer dizer que também cumprirá os compromissos assumidos neste momento, pois ele pode ter honrados os compromissos anteriores visando não honrar os futuros ou vice-versa, mas a probabilidade de que ele continue desempenhando o mesmo papel assumido anteriormente é sempre maior e por isto tomar este conceito atende como base para esta decisão.

- Capacidade

Este C é um dos mais difíceis de avaliação, pois estuda a capacidade do cliente gerir seus negócios. Uma visita seria talvez a melhor forma de avaliar, porém exemplificando para melhor esclarecimento é possível que em uma empresa o departamento de vendas funcione muito bem, enquanto o de cobrança tenha gargalos e não se desenvolva tão bem, o que poderá levar à empresa a falência.

- Capital

Neste C estuda a origem dos recursos do cliente, sua frequência e consistência, em caso de empresas os demonstrativos financeiros e contábeis seriam os melhores documentos a serem analisados, porém é importante saber que as empresas que não tem auditoria externa podem alterar os resultados, fazendo

com que os resultados sejam inferiores aos reais para pagarem menos impostos ou superiores aos reais para conseguirem mais créditos.

- Colateral

Este C serve como apoio ao caráter, mas de maneira nenhuma o substitui, pois este avalia as garantias de se caso o caráter falhar em honrar o compromisso este o assessorar. Em caso da análise ao C caráter tiver equilibrada entre pontos positivos e negativos, o C colateral pode ser aceito para balancear os pontos negativos, entretanto se o crédito for duvidoso o melhor é não ser concedido.

- Condições

O C condições estuda fatores externos e macroeconômicos que possam influenciar a empresa ou o trabalho do cliente devedor para o período do crédito. Para isso é necessário conhecer as atividades do cliente para identificar eventuais sazonalidades, desaquecimentos, sensibilidade a renda, sensibilidade a demanda, enfim, identificar condições para prever um futuro do cliente.

- Conglomerado

Este C estuda os envolvidos com o pleiteador do crédito, no caso de ser pessoa jurídica, estudam-se as empresas envolvidas no grupo e no caso de pessoa física a o cônjuge, dependentes, garantidores entre outros que possam comprometer o pagamento do compromisso assumido.

Estes "Cs" citados acima são considerados com os tradicionais, agora seguimos as definições dos "Cs" modernos:

- Consistência

Este C estuda o mercado alvo como fazer sua escolha e seu gerenciamento, de acordo com a política do credor.

- Comunicação

No C comunicação estuda a eficácia das informações cadastrais, estruturais, contábeis e financeiras do pleiteador do crédito.

- Controle

O C controle tem uma função muito importante, pois ele se refere ao gerenciamento e a administração do crédito concedido. A prática deste pode evitar que um crédito concedido venha a se tornar um problema para o credor.

Os analistas de crédito devido a estudos atuais complementaram os "Cs" com mais três informações que consideram importantes para o caso de pessoa jurídica, são eles: concorrência, custos e caixa. Seguem definições abaixo:

- *Concorrência*

O pleiteador deve ter pleno conhecimento de seus concorrentes, estando pronto para competir entre os quesitos, qualidade, tecnologia entre outros, entretanto mais importante é o credor conhecer como cada cliente está preparado para atuar entre seus concorrentes.

- *Custos*

É de suma importância que o cliente conheça, administre e controle seus custos, para que não sofra eventuais ataques em suas receitas.

- *Caixa*

Mais importante do que saber se um cliente gera lucro ou prejuízo é saber a consistência em que o mesmo gera caixa, pois uma empresa honra seus compromissos com caixa e não com lucro. A qualidade de liquidez de um cliente é o melhor indicador de que ele poderá cumprir suas obrigações.

2. Risco de Crédito

Para Blatt (1999) o risco é a probabilidade de que algo esperado ou desejado por nós não aconteça ou que algo indesejado aconteça. Mais esclarecidamente o risco é a possibilidade de que o credor não receba do devedor na época e/ou nas condições estabelecidas.

Paiva (1997) vê o risco como a atividade humana, que ainda que imaginassem algo de uma forma, haveria grandes possibilidades do resultado ser diferente do imaginado. Ele também diz que é inerente a personalidade, exemplificando que enquanto uma pessoa aplica seus recursos em Bolsa de Valores outra prefere Caderneta de Poupança. Salaria ainda que não devemos confundir o risco com a incerteza e para maior esclarecimento resume os dois da seguinte maneira:

RISCO – se dá quando o tomador da decisão dispõe de dados históricos, e baseia-se neles estimando diferentes resultados sobre estimativas aceitáveis.

INCERTEZA – se dá quando o tomador da decisão não dispõe de dados históricos, e sua decisão é dada através da sua sensibilidade pessoal.

Diante de tais esclarecimentos podemos concluir que a incerteza deve ser eliminada de uma operação de crédito, entretanto, o risco deve ser bem administrado.

Existem dois tipos de risco:

RISCO ESPECÍFICO – é avaliado por analistas de crédito ou analistas de empresas, se caracterizam devido às características dos clientes.

RISCO DE MERCADO – este pode afetar todas as empresas, os fatores podem ser guerra, recessão, taxa de juros entre outros.

Paiva (1997) orienta que para uma boa administração diante de tais riscos a área de crédito deve ter definido dois níveis de função, seriam eles, o **nível operativo** que está relacionado ao risco específico, se refere ao desenvolvimento e manutenção de técnica ou sistema de avaliação de clientes e o **nível estratégico** que está relacionando ao risco de mercado, se refere à elaboração de uma política de crédito para o gerenciamento de uma carteira quanto ao mercado.

3. Administração do risco de crédito e formas de controle

Para se fazer uma boa administração do risco de crédito o analista necessita fazer um bom estudo do cliente, principalmente em caso de pessoa jurídica segundo Blatt (1999) é essencial avaliar algumas variáveis como:

- longevidade das operações;
- administração;
- composição legal;
- problemas fiscais;
- linha de atividade;
- natureza das operações;
- localização;
- organizações vinculadas

O analista precisa também estar atento aos diversos fatores de risco que são inter-relacionados e interdependentes, como:

- riscos inerentes ao ciclo de produção;
- riscos inerentes ao nível de atividade;
- riscos inerentes ao nível de endividamento;
- riscos ligados ao meio ambiente político-econômico;
- riscos inerentes a competição;
- riscos inerentes a própria administração;
- riscos inerentes a fatores totalmente imprevisíveis;

Tomando tais medidas será mais confiável a mensuração do risco de crédito, porém para facilitar o gerenciamento de uma carteira de clientes, os analistas costumam utilizar-se de sistemas que classificam os clientes em níveis de risco. Segundo Paiva (1997) são eles:

- Estudo de Stephen C. Kanitz

Este modelo apresenta uma formula de calculo do fator insolvência, separando as empresas em três agrupamentos, através de um número, são estes agrupamentos:

faixa de solvência, faixa de penumbra e faixa de insolvência. As variáveis discriminantes são:

$$X_1 = \frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Exigível total}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Ativo circulante} + \text{Realizável a longo prazo}}{\text{Exigível total}}$$

$$X_3 = \frac{\text{Ativo circulante} - \text{Estoques}}{\text{Passivo circulante}}$$

$$X_4 = \frac{\text{Ativo circulante}}{\text{Passivo circulante}}$$

$$X_5 = \frac{\text{Exigível total}}{\text{Patrimônio líquido}}$$

As funções são:

$$Z_1 = -1,44 + 4,03 X_2 + 2,25 X_3 + 0,14 X_4 + 0,42 X_5$$

ou

$$Z_2 = -1,84 - 0,51 X_1 + 6,32 X_3 + 0,71 X_4 + 0,52 X_5$$

Estudo de Elizabetsky

Em 1976 Roberto Elizabetsky, desenvolveu “Um Modelo Matemático para Decisão de Crédito no Banco Comercial”, utilizando 373 empresas, sendo 99 más e 274 boas, para obter 60 índices como variáveis discriminantes. Depois chegou a um grupo de 38 índices, através de análise de correlação entre grupos de índices, que

foram utilizados para uso de análise discriminante. Aplicando a metodologia em 54 empresas, os resultados foram diferentes conforme a tabela abaixo:

		Acertos					
		5 Variáveis		10 Variáveis		15 Variáveis	
Amostra	Quant.	Quant.	%	Quant.	%	Quant.	%
Emp. Boas	27	20	74,07	21	77,87	22	81,48
Emp. Más	27	17	62,96	23	85,19	24	88,89
Total	54	37		44		46	

Figura 1 Quadro de resultados do estudo de Elizabetsky

Estudo de Alberto Matias

Alberto Matias utilizou 100 empresas para avaliar seu estudo, destas empresas, 50 eram solventes e 50 insolventes. Este estudo apresenta uma precisão de 93% quando o índice de endividamento é tratado como variável discriminante e uma precisão de 95% utilizando 33 variáveis. Finalmente classificando sua função discriminante em três níveis, das 50 empresas insolventes 45 foram classificadas corretamente, duas erradamente e três na região de dúvida. Concluindo-se que o sistema tem 10% ou 4% de margem de erro, isto dependerá da interpretação para a região de dúvida.

Estudo de José Pereira da Silva

José Pereira da Silva apresenta um modelo de classificação de empresas que visam concessão de crédito. Seu modelo considera características operacionais de empresas atuantes em segmentos diferentes, gerenciando modelos específicos para empresas industriais e empresas comerciais (Z_i e Z_c).

O modelo probabilístico fornece uma escala de classificação de risco, decorrente de duas funções discriminante conjugadas.

Para empresas industriais:

-1,40 0 1,39 2,94 5,19 Zi					
(E)	(D)	(D)	(C)	(B)	(A)
Deficiente	Duvidosa	Duvidosa	Regular	Boa	Ótima
0,20	0,50	0,80	0,95	0,99	P(S)

Figura 2 Escala de classificação de risco para indústrias do estudo de José Pereira da Silva

Para empresas comerciais:

-1,36 0 1,42 2,96 4,63 Zc					
(E)	(D)	(D)	(C)	(B)	(A)
Deficiente	Duvidosa	Duvidosa	Regular	Boa	Ótima
0,20	0,50	0,80	0,95	0,99	P(S)

Figura 3 Escala de classificação de risco para empresas comerciais do estudo de José Pereira da Silva

Com base nos dados de probabilidade de solvência $P(S)$, podemos calcular a probabilidade de insolvência $P(I)$ ($P(I) = 1 - P(S)$), que passa a ser a margem de erro do sistema, assim podemos organizar a tabela acima da seguinte forma:

Faixa	P(I)
A	0,01
B	0,05
C	0,20
D	0,80
E	1,00

Figura 4 Reorganização da classificação de risco do estudo de José Pereira da Silva

A tabela acima é um requisito básico para gerenciar uma carteira, caso a avaliação de risco seja feita por um sistema de credit scoring.

Resumidamente as técnicas e os modelos para classificação do risco são:

Técnicas	Modelos
Análise Estatística	Regressão linear e Múltipla Análise discriminante, Linear e Quadrática Logit, Probit
Redes Neurais	Perceptron Multi Camadas Radial Basis Learning Vector Quantization Self Organization Map
Aprendizagem de Máquina (Supervisionado e Não Supervisionado)	K-Nearest Neighbors Parzen Windows Support Vector Machine Kernel Regression Cluster PCA

Figura 5 Quadro de técnicas e classificação do risco

4. Por que medir o risco de crédito?

Segundo Sicsú (2010) o analista de crédito pode avaliar o risco da concessão do crédito de forma subjetiva ou de forma objetiva utilizando metodologia quantitativa, ele acrescenta que apesar da análise subjetiva ser necessária a experiência do analista, não quantifica o risco do crédito e por este motivo esta análise não é suficiente para estimar de maneira precisa os ganhos ou as perdas esperadas com a operação, conseqüentemente não obtendo uma base concreta para uma decisão adequada.

Sicsú defende a medição do risco de forma objetiva apresentando alguns benefícios que seguem abaixo:

- Consistência nas decisões:

Se a análise for subjetiva, vários analistas podem apresentar resultados diferentes a clientes diferentes, pois esta análise depende da experiência e do envolvimento do analista com o cliente, como também se um analista analisar um só cliente ele pode dar diferentes avaliações em momentos diferentes. Já se a análise for quantitativa a avaliação será a mesma independente do analista.

- Decisões rápidas:

Diante de tecnologias tão avançadas o modelo quantitativo para a análise de concessão de crédito, vem a ser uma vantagem competitiva, pois em questão de minutos após o cadastro de informações do cliente é possível tomar diversas decisões com segurança.

- Decisões adequadas:

Quantificando o risco o credor pode adotar regras para as concessões de crédito, oferecendo, por exemplo, á clientes de baixo risco taxa de juros mais baixos e á cliente de alto risco taxa mais elevadas, desta forma ampliará o mercado conquistando mais clientes.

- *Decisão à distância:*

Devido os recursos para transmissão de dados não é preciso contratar um analista para cada loja ou filial, após o vendedor imputar os dados cadastrais é possível obter estes em um computador ligado a rede.

- *Monitorar e administrar o risco de um portfólio de crédito:*

Este monitoramento e administração só é possível devido à agilidade da quantificação do risco individual dos clientes através do sistema computacional.

A utilização de medidas objetivas para o risco de crédito permite também:

- identificar o grau que atendemos aos requisitos de órgãos reguladores;
- estabelecer uma linguagem comum entre os analistas de crédito;
- definir níveis de alçada para a concessão de crédito;

5. O modelo Credit Scoring (Pontuação de Crédito)

Apesar de as companhias seguradoras já utilizarem técnicas estatísticas para o processo decisório por mais de um século, estes métodos só tem sido utilizados com mais freqüência devido o desenvolvimento da informática tornando possível realizar cálculos complexos em alguns instantes.

O Credit Scoring é o método que mais tem se adaptado as necessidades das instituições financeiras na área de risco, principalmente de pessoas físicas. Este método trata os dados realizando uma análise discriminante, onde apresenta resultados do tipo: bom/mau, sucesso/fracasso, ou seja, classifica os clientes por faixa de risco, auxiliando de forma eficiente a decisão para a concessão de crédito.

Sicsú (2010) explica que o Credit Scoring pode ser desenvolvido em dois modelos, no caso do desenvolvimento para clientes novos é denominado modelo *application scoring* e para o desenvolvimento de clientes ou ex-clientes é denominado modelo *behavioral scoring*, a diferença destes modelos são as variáveis utilizadas para a elaboração dos scores, pois para o caso do *behavioral scoring* além de considerarmos as variáveis do modelo *application scoring* também são considerados informações sobre créditos anteriores no caso do cliente ter honrado seus compromissos anteriores este terá uma contribuição positiva para o resultado de seu score, já em caso contrário, se o cliente tiver atrasos no pagamento ou inadimplência, também será contrária a contribuição para o resultado de seu score.

Paiva (1997) ilustra que nos sistemas em geral, temos os seguintes elementos:

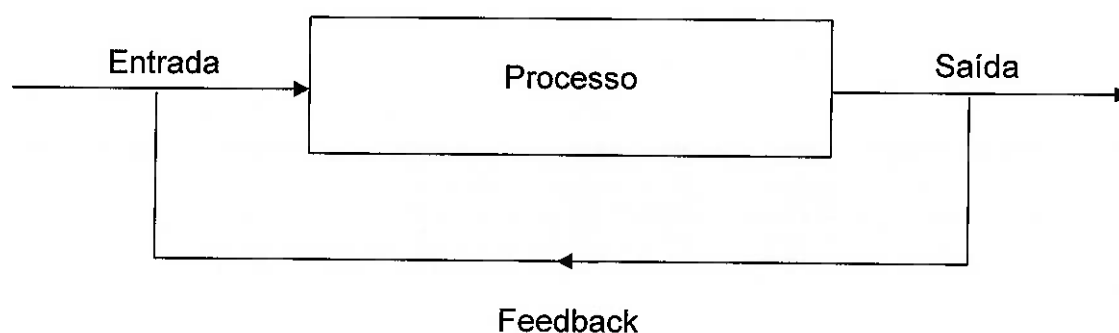


Figura 6 Ilustração do sistema de medição de risco

A entrada no sistema é normalmente um ou mais dos 4 “CS” do Crédito, o processo é a metodologia, ou seja os indicadores para discriminar os clientes, a saída é a classificação dos clientes em agrupamento de risco e o feedback vem a ser a margem de erro do processo.

Segundo Blatt (1999) é necessário para a entrada dos dados estudarem as fichas cadastrais e os históricos financeiros dos clientes, separando-os em dois grupos, o grupo que o credor considera “bom” e o grupo considerado “mau”. Esta separação só será possível quando o credor definir o que entende por “bom” e “mau” e este conceito pode mudar de empresa para empresa.

Após esta separação deve se estudar os grupos de acordo com suas características, exemplo: idade, propriedades, escolaridade, etc., obtendo o perfil de cada grupo.

Agora entra em ação a vez do processo, onde se monta um modelo estatístico pela análise discriminante e assim a saída nos mostrará as probabilidades de risco classificada a cada cliente.

Paiva (1997) enfoca a importância do feedback, pois muitos sistemas desenvolvidos por analistas de empresas, dão mais valor ao processo, à técnica e às variáveis discriminantes que ao feedback. Entretanto a margem de erro é fundamental para a validação do sistema utilizado.

Ele exemplifica supondo que dois sistemas foram aplicados na análise de 200 clientes, para classificá-los em seus respectivos graus de risco, os sistemas classificam os clientes em dois grupos, são eles: A (baixo risco) e B (alto risco), assim os clientes foram sorteados aleatoriamente escolhendo-se 100 empresas para cada grupo, os resultados dos sistemas foram os do quadro abaixo:

Risco Real	Classificação Sistema 1		Classificação Sistema 2	
	Alto	Baixo	Alto	Baixo
Alto	80	20	75	25
Baixo	30	70	25	75

Figura 7 Matriz de classificação de erro (exemplo de Paiva 1997)

E questiona: Considerando que uma instituição atua em um mercado que tenha 30% dos clientes de alto risco e os demais de baixo, qual dos dois sistemas atenderia melhor?

O melhor sistema é o que apresenta menor erro. O erro é a soma das probabilidades de os sistemas classificarem os clientes de baixo risco como clientes de alto risco e vice-versa, ou seja:

No sistema 1:

$$P(S1 \text{ error}) = (0,3 \times 0,2) + (0,7 \times 0,3) = 0,27 \text{ ou } 27\%$$

No sistema 2:

$$P(S2 \text{ error}) = (0,3 \times 0,25) + (0,7 \times 0,25) = 0,25 \text{ ou } 25\%$$

Assim o sistema 2 prova que deveria ser escolhido por apresentar o menor erro.

Por outro lado se a instituição desejar deferir crédito para clientes de alto risco e passarmos a analisar o erro do sistema pela probabilidade de se tomar clientes de alto risco por clientes de baixo risco, então teremos os resultados abaixo:

Sistema 1:

$$\begin{aligned} E(S1) &= \frac{\text{Clientes AR chamados de BR}}{\text{Total de clientes com crédito}} = \\ &= \frac{(0,20 \times 0,30)}{(0,20 \times 0,30) + (0,70 \times 0,70)} = 0,1091\% \text{ ou } 10,91\% \end{aligned}$$

Sistema 2:

$$= \frac{(0,25 \times 0,30)}{(0,25 \times 0,30) + (0,75 \times 0,70)} = 0,1250\% \text{ ou } 12,50\%$$

Deste modo o sistema 1 seria o melhor, pois ele apresenta menor perda de negócios. Estas explicações deixam claro que o sistema adequado para cada instituição depende da estratégia a ser adotada, mas geralmente a opção escolhida é a primeira já que o prejuízo da inadimplência pode colocar em risco a sobrevivência da instituição.

Blatt (1999) resume o modelo de credit scoring como um definidor de probabilidade, onde dizemos que uma determinada população tem probabilidade de "35 para 1", queremos dizer que no grupo há 35 bons clientes para cada mau cliente e desta

forma o modelo de scoring não define se um cliente será bom ou mau pagador, somente o posiciona em um grupo com probabilidade de risco definida.

5.1 Indicadores de poder discriminador

Segundo Sicsú (2000) avaliar o poder discriminador dos modelos de discriminação é uma prática muito comum entre os analistas de credit scoring e estes analistas têm estas medidas tão enraizadas que as tomam como critério de aceitação do modelo de escoragem. Ele explica que ainda sendo importantes estes indicadores, estes não podem ser a única forma de analisar, comparar e selecionar modelos. Os modelos destacados por ele são:

- Taxa de erro de classificação;
- KS – Índice de Kolmogorov – Smirnov;
- AUROC (ROC) – *Area Under Receiver Operation Curve*;
- Coeficiente de Gini;
- CAP – Perfil de Eficiência Acumulada (Curva de Lorenz)
- D de Sommers

E informa que apesar da medida mais usada no Brasil ser o KS (distância de Kolmogorov-Smirnov), a medida AUROC (ou simplesmente ROC) é mais eficiente que o KS.

6- Metodologia

Este trabalho desenvolveu o modelo credit scoring, especificamente o modelo de escoragem comportamental, mais conhecido como behavioral scoring como foi detalhado no capítulo 4 com a definição de Sicsú (2000).

Para o desenvolvimento foram utilizados dados do sistema de cadastro e dados do histórico financeiro, os clientes selecionados para esta modelagem foram aqueles com mais de 12 meses de cadastro com filhos matriculados no segmento de educação infantil, pois são estes os principais aderentes aos serviços extras acadêmicos, nicho para o qual o estudo realizado tem maior importância. Como o estudo está se desenvolvendo sobre uma escola particular e não uma instituição financeira como são de costume desenvolvido estes modelos, ficam mais difíceis selecionar dados, pois não dispomos de muitas informações pessoais como são solicitadas no cadastro de instituições financeiras, por este motivo analisar o histórico financeiro dos clientes traz uma maior segurança para a definição dos scores.

O objetivo do desenvolvimento deste modelo é obter um acompanhamento da saúde financeira dos clientes, para o gerenciamento da inadimplência e dos serviços extras oferecidos para que estes sejam além de um diferencial para a empresa também um auxiliar complementar para o fluxo de caixa. O modelo foi construído com a técnica estatística regressão logística, que tem sido a técnica mais utilizada até o momento, segundo Sicsú (2000) esta é a técnica mais adequada para visualizar o impacto de cada uma das diferentes variáveis, facilitando a implantação e administração do modelo.

6.1 Regressão logística

Segundo Sicsú (2000) a regressão logística estima a probabilidade de ocorrência de um evento a partir de um conjunto de informações que caracterizam esse evento, ou

seja, a probabilidade de um indivíduo E pertença a um grupo G1 (grupo evento), assim a probabilidade de que pertença ao grupo G2 é 1 menos esse valor.

Esta análise é geralmente utilizada para dados com resposta binária ou dicotômica e consiste em relacionar através de um modelo, a variável resposta (variável dependente) com fatores que eventualmente influenciem ou não a probabilidade de ocorrência de determinado evento (variáveis independentes).

Gujarati (2000) explica que na análise de regressão, a variável dependente muitas vezes não é influenciada pelas variáveis que podem ser quantificadas (por exemplo, renda, produto, altura e temperatura), mas sim por variáveis qualitativas (por exemplo, sexo, nacionalidade, greves), como as variáveis qualitativas geralmente indicam a presença ou a ausência de um atributo, como feminino ou masculino, um método para “quantificar” estes atributos é construir variáveis artificiais que assumam valores de 1 ou 0, assim quando tivermos 0 indicará a ausência de um atributo e 1 indicará a presença desse atributo.

No desenvolvimento da análise de regressão logística para o modelo de Credit Scoring, a variável dependente poderá ser (inadimplência e adimplência ou insolvência e solvência). Para um evento dependente em que a variável Y é binária, ou seja, assume os valores 0 ou 1 e as variáveis independentes $X_1, X_2, \dots, X_k$, segundo Gujarati (2000) a função distribuição é dada por:

$$P_i = \Pr [Y_i = 1 | X = X_i] = \frac{1}{1 + e^{-z}}, \text{ onde:}$$

P_i Representa a probabilidade de um evento ocorrer

$Z = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots B_i X_i$, onde segundo Sicsú (2000):

Z será denominada função discriminante linear,

$Z_k = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots B_i X_i$ é o valor da função para o indivíduo k;

6.2 Coleta de dados

A escola particular estudada possui quatro unidades, porém os dados coletados foram de uma única unidade localizada no bairro do Morumbi e somente para clientes com cadastro de mais de 12 meses com filhos matriculados no segmento de educação infantil.

Utilizando o sistema computacional acadêmico Lyceum, coletamos dados de 111 clientes, destes 16 foram excluídos da amostra, pois eram bolsistas ou tiveram evasão, 28 eram inadimplentes e 67 eram adimplentes.

Como já explicado, devido uma escola particular não possuir tantas informações de seus clientes como instituições que oferecem crédito, foi necessário fazer um estudo comportamental (behavioral scoring) para que as variáveis pudessem ser mais sólidas e confiáveis.

6.3 Escolha das variáveis

As variáveis possíveis de seleção que poderiam ser influenciadoras na situação adimplente dos mesmos foram:

- Estado Civil
- Idade
- Ocupação profissional
- Tempo de ocupação
- Histórico financeiro de 2010

Nos modelos de Credit Scoring a qualidade de crédito (adimplência ou inadimplência) da operação estudada, é denominada como variável resposta (dependente). Neste trabalho foram considerados clientes inadimplentes aqueles que tiveram atrasos, que fizeram acordos e que deixaram de honrar alguma parcela, já os clientes adimplentes consideramos aqueles que anteciparam seus pagamentos ou que honraram em dia suas parcelas para o período estudado do ano de 2010.

6.4 Preparação dos dados e avaliação do modelo

Para a preparação dos dados foi inicialmente estabelecido pesos as variáveis explicativas (independentes) selecionadas, desta forma foi possível obter os scores dos 95 clientes estudados para assim, através da regressão logística obter os resultados das variáveis dependentes.

Após o desenvolvimento do modelo, foram verificados os percentuais de erros preditivos, do tipo I (considerar um cliente inadimplente como adimplente) e tipo II (considerar um cliente adimplente como inadimplente) através da uma matriz de classificação. A matriz de classificação é uma tabela que compara a classificação gerada pelo modelo com a classificação original da amostra.

A precisão do modelo foi avaliada pela AUROC, ou seja, a área sobre a curva ROC, que calcula a sensibilidade e a especificidade para cada valor de k , variando do menor ao maior valor do escore.

7. Resultados

Na análise de regressão logística, a previsão dos indivíduos para sua classificação nos grupos de inadimplência ou adimplência, são diretamente realizados através da probabilidade do evento inadimplência acontecer. A variável dependente Y_i representa a qualidade de crédito do individuo i e a regressão logística calcula a probabilidade condicional de Y_i ser igual a 1, que para este estudo representa a probabilidade do cliente ser adimplente. Esta probabilidade é apurada pela seguinte formula:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-z_i}}, \text{ onde:}$$

Z_i = representa a equação do modelo de aprovação de crédito estimado;

P_i = representa a probabilidade de o individuo i ser inadimplente;

As variáveis independentes ou explicativas foram observadas para a amostra em questão e foram identificados os seguintes aspectos:

- *Estado Civil* (solteiro casado e divorciado): identificamos que grande parte dos solteiros e dos divorciados pertenciam ao grupo dos inadimplentes por isso foi dado um valor menor para estas classificações nesta variável.
- *Idade*: foi identificado que a maior parte de inadimplentes eram clientes com faixa etária média ou menor do grupo de amostra.
- *Ocupação*: para esta variável apesar de parecer obvia, que quanto maior o nível do cargo, maior o salário e conseqüentemente melhores as condições para honrar suas obrigações. Este pode ser controverso, é importante ligar esta variável a próxima para se ter uma previsão melhor e não deixar ser enganado por uma situação avessa.

- *Tempo de ocupação*: esta variável é importante, uma remuneração boa não quer dizer que o cliente será um bom pagador, para isso é essencial saber quanto tempo tem na mesma ocupação, assim saberemos o grau de estabilidade do cliente.

- *Histórico Financeiro*: esta variável para este estudo se mostrou a mais importante, pois como já dito em outros capítulos este modelo utiliza-se de variáveis explicativas que possam ser mais discriminantes possíveis, mas se tratando de uma escola particular no cadastro de seus clientes não há uma preocupação para a colheita de informações desse tipo.

Abaixo segue a matriz de classificação com os percentuais de erro do tipo I e II:

Não default			
0	0	Erro tipo I	0,000
1	67		

Default			
0	27	Erro tipo II	0,036
1	1		

Figura 8 Matriz de classificação de erro

Através da Auroc que avalia e compara o poder discriminador do modelo, obtemos um resultado excelente, segundo a definição de Sicsú (2000) onde define ser um modelo satisfatório quando a Auroc ou (ROC) como é mais conhecida, é igual ou maior que 70% e excelente quando essa medida for superior a 80%. Abaixo segue o quadro de calculo da ROC:

% Default classificados como default	% Não default classificados como default	Auroc
100%	99%	1,49%
100%	97%	1,49%
100%	96%	1,49%
100%	94%	1,49%
100%	93%	1,49%
100%	91%	1,49%
100%	90%	1,49%
100%	88%	1,49%

100%	87%	1,49%
100%	85%	1,49%
100%	84%	1,49%
100%	82%	1,49%
100%	81%	1,49%
100%	79%	1,49%
100%	78%	1,49%
100%	76%	1,49%
100%	75%	1,49%
100%	73%	1,49%
100%	72%	1,49%
100%	70%	1,49%
100%	69%	1,49%
100%	67%	1,49%
100%	66%	1,49%
100%	64%	1,49%
100%	63%	1,49%
100%	61%	1,49%
100%	60%	1,49%
100%	58%	1,49%
100%	57%	1,49%
100%	55%	1,49%
100%	54%	1,49%
100%	52%	1,49%
100%	51%	1,49%
100%	49%	1,49%
100%	48%	1,49%
100%	46%	1,49%
100%	45%	1,49%
100%	43%	1,49%
100%	42%	1,49%
100%	40%	1,49%
100%	39%	1,49%
100%	37%	1,49%
100%	36%	1,49%
100%	34%	1,49%
100%	33%	1,49%
100%	31%	1,49%
100%	30%	1,49%
100%	28%	1,49%
100%	27%	1,49%
100%	25%	1,49%
100%	24%	1,49%
100%	22%	1,49%

100%	21%	1,49%
100%	19%	1,49%
100%	18%	1,49%
100%	16%	1,49%
100%	15%	1,49%
100%	13%	1,49%
100%	12%	1,49%
100%	10%	1,49%
100%	9%	1,49%
100%	7%	1,49%
100%	6%	1,49%
100%	4%	1,49%
100%	3%	1,49%
100%	1%	1,49%
100%	0%	0,00%
100%	0%	0,00%
100%	0%	0,00%
96%	0%	0,00%
93%	0%	0,00%
89%	0%	0,00%
86%	0%	0,00%
82%	0%	0,00%
79%	0%	0,00%
75%	0%	0,00%
71%	0%	0,00%
68%	0%	0,00%
64%	0%	0,00%
61%	0%	0,00%
57%	0%	0,00%
54%	0%	0,00%
50%	0%	0,00%
46%	0%	0,00%
43%	0%	0,00%
39%	0%	0,00%
36%	0%	0,00%
32%	0%	0,00%
29%	0%	0,00%
25%	0%	0,00%
21%	0%	0,00%
18%	0%	0,00%
14%	0%	0,00%
11%	0%	0,00%
7%	0%	0,00%
Auroc		98,5%

Figura 9 Cálculo da AUROC (ROC)

O cálculo do modelo atingiu quase 100% de seu poder discriminador então a curva ROC passou a ser um L invertido como vemos na figura abaixo:

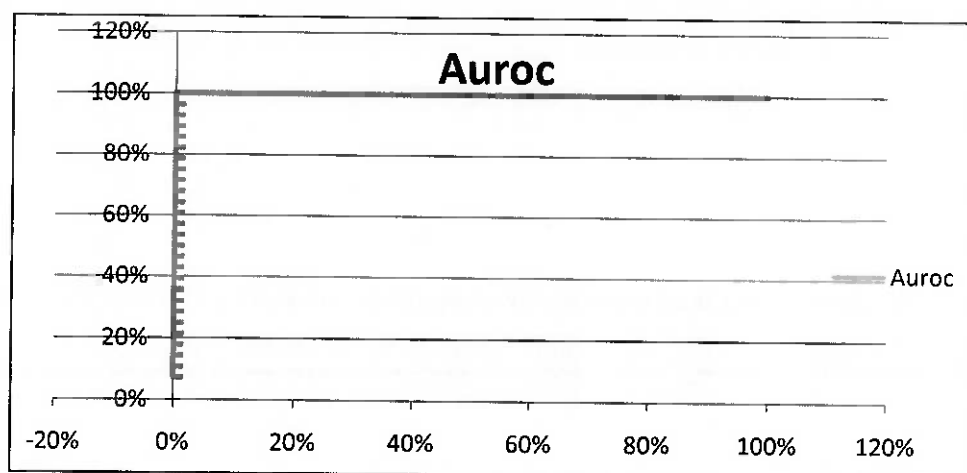


Figura 10 Curva AUROC (ROC)

Sicsú (2000) alerta quando um modelo apresenta resultado muito bom é preciso estudar delicadamente as variáveis e ele ainda complementa seu alerta utilizando um ditado popular muito conhecido "Quando a esmola é demais o santo desconfia." Diante deste resultado e da orientação do autor Sicsú, seria de fundamental importância abranger o número de variáveis de novos indivíduos para uma nova amostra, assim se os resultados forem novamente satisfatórios então a aplicação do modelo poderia auxiliar na aceitação de clientes novos, no gerenciamento da inadimplência e ainda na adesão dos mesmos aos serviços extras acadêmicos.

8. Conclusões

O desenvolvimento do modelo Credit Scoring para o caso estudado neste trabalho apresentou resultados excelentes, visando o poder discriminador dos clientes que consequentemente interfere positivamente na previsão do risco de inadimplência dos mesmos. Os analistas de crédito definem que os indicadores do poder discriminador quando atingem 70% ou um percentual maior o modelo é satisfatório e quando ultrapassa a 80% é excelente, o modelo em questão apresentou a medida da AUROC em 98,5%, o classificando em um excelente modelo.

Embora as escolas particulares não costumem utilizar-se de ferramentas para a medição do risco de crédito, diante do trabalho apresentado verificamos que é possível a implantação deste, a fim de aperfeiçoar as decisões da escola em questão a aceitação do cliente e até mesmo para o estudo do oferecimento de serviços extras para os segmentos melhores classificados na carteira de clientes.

Atualmente o sistema computacional utilizado não apresenta recurso para restringir um cliente já inadimplente para a adesão de serviços extras e por tal motivo o cliente acumula dívida tornando ainda mais complicada sua capacidade de pagar os serviços contratados, a escola então passa a ter a modalidade extra oferecida como um gargalo em seu fluxo, quando este deveria ser um diferencial para a escola e um complemento ao fluxo de caixa.

As melhorias seriam significantes, entre tanto, ficou claro que para a implantação do modelo será necessário fazer ajustes quanto às fichas cadastrais, para que se possam ter maiores informações dos clientes e assim obter um modelo mais seguro com variáveis independentes de auto poder discriminante. Não seria um trabalho difícil fazer este ajuste, uma vez que a escola possui contato diário com os clientes.

Considerando que o modelo interfira diretamente no fluxo de caixa, ou seja, que o modelo contribua para a sustentabilidade financeira da escola, esta poderá contribuir melhor com a sociedade oferecendo mais bolsas de estudos o que também não deixa de ser um objetivo da escola.

Tendo em vista a implantação deste modelo em outras empresas do segmento educacional este trabalho poderia contribuir para a expansão do conhecimento nesta

área, oferecendo suporte para a exploração de novos desenvolvimentos estratégicos.

REFERÊNCIAS

BLATT, ADRIANO. **Avaliação de risco e decisão de crédito: um enfoque prático**. São Paulo: Nobel, 1999.

GUJARATI, DAMODAR N. **Econometria Básica**. São Paulo: Pearson Makron Books, 2000.

PAIVA, CARLOS ALBERTO. **Administração do risco de crédito**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1997.

Saunders, Anthony. **Medindo o Crédito de Risco: Novas abordagens para value at risk e outros paradigmas**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

SICSÚ, ABRAHAM LAREDO. **Credit Scoring: desenvolvimento, implantação, acompanhamento**. São Paulo: Bluncher, 2010.