



Eduarda Machado Lowndes Carpenter

**Um Modelo de Análise de Risco de Crédito
de Clientes em Relações B2B**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas do Departamento de Administração da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Roberto Moreno Moreira

Rio de Janeiro

Março de 2006

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.



Eduarda Machado Lowndes Carpenter

**Um Modelo de Análise de Risco de Crédito
de Clientes em Relações B2B**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Roberto Moreno Moreira

Orientador

Departamento de Administração – PUC-Rio

Prof. Antônio Carlos Figueiredo Pinto

Departamento de Administração – PUC-Rio

Prof. Ubiratan Jorge Iorio de Souza

UERJ

Prof. João Pontes Nogueira

Vice-Decano de Pós-Graduação do CCS

Rio de Janeiro, 23 de março de 2006

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, da autora e do orientador.

Eduarda Machado Lowndes Carpenter

Graduou-se em Engenharia Civil de Produção pela PUC-Rio em 1997. No âmbito profissional, atuou nas áreas de Logística, Engenharia Industrial e Controladoria, nas empresas Carioca de Engenharia, Produtos Roche e Dancor.

Ficha Catalográfica

Carpenter, Eduarda Machado Lowndes

Um modelo de análise de risco de crédito de clientes em relações B2B / Eduarda Machado Lowndes Carpenter ; orientador: Roberto Moreno Moreira. – Rio de Janeiro : PUC, Departamento de Administração, 2006.

101 f. ; 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Administração.

Inclui referências bibliográficas.

1. Administração – Teses. 2. Gerenciamento de Crédito. 3. Risco de Crédito. 4. LOGIT - Regressão Logística. I. Moreira, Roberto Moreno. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Administração. III. Título.

CDD: 658

Para os meus pais, Maria Isabel e Marcelo, por me terem proporcionado instrução e todo o estímulo na busca do saber.

Agradecimentos

Ao Prof. Roberto Moreno pela parceria na realização do trabalho.

Ao Prof. Jorge Ferreira por todo o suporte na área de estatística.

A Claudete, pela sua ajuda em estatística.

Aos professores que participaram da banca de dissertação.

A Dancor pela experiência profissional e apoio financeiro.

A Carolina, jóia da minha vida.

Ao Alexandre, meu marido, pelo apoio diário.

Ao meu irmão, Bernardo, por todo o companheirismo.

A Zezé, por toda a dedicação a minha filha durante este período.

Aos meus amigos e familiares.

Resumo

Carpenter, Eduarda Machado Lowndes; Moreira, Roberto Moreno, (Orientador). **Um Modelo de Análise de Risco de Crédito de Clientes em Relações B2B**. Rio de Janeiro, 2006. 101p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Este trabalho visa analisar os modelos atuais de avaliação de risco de crédito aplicados a empresas não-financeiras e desenvolver um modelo estatístico com o emprego da ferramenta LOGIT – Regressão Logística com base nos clientes jurídicos de uma empresa do ramo industrial. Este modelo tem como objetivo principal determinar a probabilidade de um cliente ser considerado como adimplente ou inadimplente. Com esta ferramenta o analista de crédito pode definir até que ponto se torna interessante para a empresa efetuar uma venda a prazo para o cliente.

Palavras-chave

Gerenciamento de Crédito, Risco de Crédito, LOGIT - Regressão Logística

Abstract

Carpenter, Eduarda Machado Lowndes; Moreira, Roberto Moreno (Advisor). **Credit Risk Model in B2B relations**. Rio de Janeiro, 2006. 101p. MSc. Dissertation – Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This dissertation has the objective of analyzing the current models of credit risk in non financial companies and to develop a statistical model with Logistic Regression. The main purpose of this model is to determine the probability of a client (business company) being considered a good or bad risk. This model will allow the credit analyst to measure the credit risk involved with credit sales.

Keywords

Credit Management, Credit Risk and Logistic Regression

Sumário

1. Introdução	11
1.1 A Importância de um Modelo de Risco de Crédito em Operações não-financeiras	11
1.2 Situação-Problema	12
1.3 Objetivos	14
1.4 Relevância do Estudo	15
1.5 Delimitação do Estudo	16
1.6 Metodologia	16
1.7 Estrutura da Dissertação	17
2. Referencial Teórico	19
2.1 Análise Discriminante	19
2.2 <i>LOGIT</i> – Regressão Logística	20
2.3 Crédito	24
2.4 A Administração dos Valores a Receber	26
2.4.1 Política de Crédito	26
2.4.2 Análise e Concessão de Crédito	30
2.4.3 Controle do Contas a Receber	41
3. Aplicações dos Modelos de Análise de Crédito	45
3.1 Vantagens e Limitações dos Modelos em Geral	57
4. Aplicação: Modelo <i>LOGIT</i> para Avaliar o Risco de Crédito	59
4.1 Preparação de Dados	59
4.2 Análise dos Dados	64
5. Resultados	75
6. Conclusão	80
7. Referências Bibliográficas	88
Anexo 1 – Relação das observações por variável	91
Anexo 2 – Resultado <i>SPSS</i> – Estatística Descritiva	92
Anexo 3 – Resultado <i>SPSS</i> - Correlações	94
Anexo 4 – Probabilidade de Perda por Cliente	98

Lista de tabelas

Tabela 1. Relação entre Elementos de uma Política de Crédito e medidas de Critério	28
Tabela 2. Cronologia dos Valores a Receber	43
Tabela 3. Relação das Variáveis Independentes	61
Tabela 4. Distribuição da Amostra	62
Tabela 5. Quadro Resumo de Correlação entre Variáveis	66
Tabela 6. <i>Omnibus Tests of Model Coefficients</i>	68
Tabela 7. Resumo do Modelo	68
Tabela 8. <i>Hosmer and Lemeshow Test</i>	70
Tabela 9. Matriz de Classificação	70
Tabela 10. Variáveis na Equação	72
Tabela 11. Correlação entre Variáveis Independentes da Equação	73
Tabela 12. Estatística VIF	74
Tabela 13. Probabilidade de Perda por Cliente	77
Tabela 14. Matriz de Classificação considerando toda a amostra	79
Tabela 15. Faixas de Concessão de Crédito por Probabilidade de Perda	84

Lista de figuras

Figura 1. Modelo do Relatório Relato (Serasa)	32
Figura 2. Situação do Cliente x Probabilidade de Perda	78
Figura 3. Idade da Empresa x % Amostra Clientes	81
Figura 4. Prazo de Atraso x % Amostra Clientes	82
Figura 5. Quantidade PEFIN x % Amostra Clientes	83
Figura 6. Quantidade Protestos x % Amostra Clientes	83

1

Introdução

1.1

A Importância de um modelo de risco de crédito em operações não-financeiras

Os modelos de *credit scoring* (escoragem de crédito) foram introduzidos nos primórdios da década de 90 com o objetivo de se reduzir perdas provenientes de inadimplência, utilizando dados históricos para se prever comportamento de pagamento pelo consumidor. No entanto, o negócio de *credit scoring* tem sido uma indústria mais difundida somente ao longo dos últimos cinco anos. (DEMBY, 2004). Segundo a autora, há cinco anos este produto era utilizado somente por bancos e financeiras, sendo que nestes últimos anos vem crescendo a sua demanda também por empresas não-financeiras.

Com a globalização da economia e a conseqüente abertura do mercado a investimentos estrangeiros, ocorreu o aumento da competição e o conseqüente ritmo acelerado na procura por novos clientes, em virtude da busca incessante pelo lucro. Aumentar a carteira de clientes passou a ser essencial para se ter um maior faturamento. No entanto, embora de um lado as empresas estivessem aumentando o seu faturamento, poderiam obter o ônus referente a riscos mal avaliados, acarretando em uma grande inadimplência. Com o grande volume de transações das empresas B2B (“business to business”) tornou-se necessária a utilização de ferramentas automáticas para se obter rápidas decisões, principalmente para transações de baixos valores.

A qualidade na concessão de crédito é fundamental para se minimizar os efeitos da inadimplência. A possibilidade de se obter um modelo preditivo de problemas financeiros de muito auxilia a prevenir altos níveis de inadimplência para uma empresa.

Analisando de uma forma mais ampla, observa-se que o contas a receber de uma empresa é um ativo vital para a sua sobrevivência, logo é de suma importância que se tenha de forma transparente a qualidade e o risco associados aos recebíveis da empresa. Uma empresa com uma carteira de alto risco de inadimplência tem grandes chances de ter problemas de fluxo de caixa em virtude do não recebimento do pagamento de produtos faturados a prazo, podendo ocasionar inclusive sua incapacidade de pagamento a fornecedores, fazendo-a recorrer a linhas de financiamento de capital de giro, com elevadas taxas de juros.

Concluindo, torna-se evidente a importância de uma análise da qualidade do contas a receber de uma empresa, sendo condicionada a objetivos mais amplos, inclusive da alta administração, no que tange o aumento do valor da empresa aos acionistas.

1.2

Situação-Problema

Segundo SILVA (p. 279, 2003), os modelos podem prestar grande contribuição ao processo de análise, porém não são uma receita milagrosa capaz de resolver todos os problemas de análise de risco de crédito. A análise de crédito envolve variáveis qualitativas e quantitativas, sendo que há uma tendência de que as empresas de maior porte apresentem demonstrativos financeiros mais informativos, propiciando a análise quantitativa. Diferentemente, para empresas pequenas, as informações quantitativas tendem a ser deficientes, sendo que esta deficiência tende a ser compensada por informações qualitativas.

Neste estudo, foi feito um levantamento de uma série de variáveis de uma carteira de clientes da empresa Dancor com o objetivo de se verificar quais eram as variáveis relevantes para a análise de risco de crédito de seus clientes.

A Dancor é uma empresa nacional do setor mecânico, fundada em 1946 e que produz bombas hidráulicas e filtros para piscinas. A empresa apresenta clientes em todo o território nacional e em alguns países da América do Sul e da América Central.

A maioria dos clientes pesquisados no presente estudo é composta por revendas de produtos de pequeno e médio porte, e por este motivo, há uma dificuldade na análise do risco de crédito destes clientes, uma vez que seus balanços e demonstrativos financeiros não têm a obrigatoriedade de serem auditados por uma empresa de auditoria independente. Portanto, por este e outros motivos, essas informações não necessariamente refletem a real situação da empresa.

As empresas de informações cadastrais, que também são chamadas de agências de informações de crédito, são empresas que prestam serviços, fornecendo dados importantes para a avaliação de crédito, desde os relatórios simplificados até os mais elaborados que podem inclusive apresentar o *rating*, ou seja, uma nota, para a empresa pesquisada.

Como principais empresas de informações de crédito no Brasil podem ser citadas o SCI-Equifax e a Serasa.

Embora as empresas de informações cadastrais tenham o serviço de classificar as empresas de acordo com o risco de crédito, como por exemplo, o Relatório de *Credit Rating* fornecido pela Empresa Serasa, o alto custo deste relatório não é justificado para a maioria dos clientes da empresa, além de muitas vezes não apresentar todas as informações face ao pequeno porte das empresas consultadas.

Adicionalmente, há uma tendência das empresas estarem buscando soluções de análise de crédito em casa para que o seu negócio seja tratado de forma particular, ao apresentar dados específicos para o seu ramo, e assim, evitar *scores* genéricos.

Para a Dancor, o relatório que mais se adequa à relação custo-benefício é o Relato, fornecido pela Empresa Serasa. Ele apresenta informações básicas para a análise de crédito dos clientes, como: informações de identificação, localização, histórico de pagamentos, pendências financeiras, entre outros.

Para se fazer uma análise de crédito, além das informações dos relatórios fornecidos pelas empresas de informações, utiliza-se dados do próprio banco de

dados da empresa fornecedora, para o caso de clientes que já tiveram relação comercial, bem como, informações contidas nas fichas cadastrais.

Todavia, existe uma série de questões a serem respondidas na esfera de análise de crédito. Em virtude de se existir uma grande quantidade de informações para se fazer uma análise de crédito, como a empresa pode analisar um relatório e demais informações complementares e dar um parecer? Como manter os mesmos critérios para a análise de todos os clientes, sendo justo na avaliação dos mesmos? Para quais informações deve ser dado maior peso de forma a se chegar em um resultado único?

Face a estes questionamentos surgiu a necessidade de se criar um padrão de avaliação dos clientes e poder classificá-los baseando-se nas informações de relatórios internos e externos, estes últimos fornecidos por empresas de banco de dados.

Embora a empresa estudada seja não-financeira, para realizar o presente trabalho buscou-se estudos de análise de crédito em instituições financeiras. Essas instituições por financiarem o bem mais volátil de todos, o dinheiro, necessitam realizar uma rigorosa investigação sobre seus clientes.

1.3

Objetivos

O trabalho tem como principal objetivo apresentar um modelo, com base na regressão logística, para definir a probabilidade de inadimplência de um cliente (pessoa jurídica), ou seja, determinar o risco de crédito para cada cliente baseando-se nas suas informações cadastrais.

O risco de inadimplência pode ser determinado tanto para um novo cliente no momento de uma compra a prazo, quanto para determinar o risco de crédito da atual carteira de clientes, com o intuito de se realizar um monitoramento do risco de crédito da carteira. Com um maior controle nas concessões de crédito, objetiva-se obter menores índices de inadimplência.

Um dos grandes desafios deste trabalho é o de prever e mensurar a probabilidade de ocorrência de um determinado evento no futuro a partir de dados históricos.

1.4

Relevância do Estudo

A maioria dos estudos na área de análise de crédito está orientada para operações realizadas por instituições financeiras, que de certa forma se justifica porque nesta área é cedido o bem mais volátil, o dinheiro. Este trabalho visa auxiliar no preenchimento de uma lacuna existente na área de crédito para pessoa jurídica fornecido por empresas não-financeiras nas operações de venda a crédito a empresas.

Ter um bom critério de estabelecimento de crédito é essencial para se ter um melhor controle da inadimplência, de forma a não comprometer o fluxo de caixa das empresas por motivos de redução de entrada de caixa.

A concessão de crédito permite um aumento do número de clientes, atraindo empresas que por não apresentarem capital suficiente não teriam condições de comprar os produtos. Vender a prazo é uma forma de se financiar o capital de giro destas empresas, contribuindo, de certa forma, para o crescimento da economia do país.

A introdução de um modelo para prever o risco de crédito auxilia na medida em que o fornecedor passa a ter uma noção do risco em que irá incorrer caso concretize a venda a prazo, propiciando um risco calculado para o mesmo. Este modelo de muito auxilia a preservar a saúde financeira da empresa, ao minimizar por um lado o risco de se ter títulos não pagos e por outro, ao permitir vendas a clientes que poderiam ser negadas, pela falta de maiores subsídios de análise de crédito.

1.5

Delimitação do Estudo

De acordo com Vergara (p. 30-31, 2003), o presente estudo apresenta uma delimitação em relação ao escopo, a área geográfica e ao tempo.

Quanto ao escopo, refere-se a análise de crédito concedida por uma empresa mecânica aos seus clientes (pessoas jurídicas), na venda de seus produtos a prazo.

Deve ser ressaltado, que uma base de dados confiável é fundamental para a elaboração de um modelo. Para tal, foram retiradas informações históricas presentes na empresa fornecedora e na Serasa. Essa empresa é o maior banco de informações econômico-financeiras e cadastrais da América Latina, e cobre todo território brasileiro.

Em virtude da maioria dos clientes pesquisados serem de pequeno porte, a base de informações para avaliação de crédito foi basicamente não financeira, em virtude dos demonstrativos financeiros das empresas não terem obrigatoriedade de serem auditados por uma consultoria independente, podendo então apresentar dados não verídicos.

Como delimitação geográfica, utilizou-se os clientes presentes no Brasil, de forma aleatória, presentes em diversos estados.

Como delimitação de tempo, o estudo foi baseado em uma carteira de 156 clientes que tiveram relações comerciais com a Dancor no ano de 2005.

1.6

Metodologia

Para criar o modelo de risco de crédito para a empresa foi conduzido um estudo de caso e realizada uma revisão bibliográfica. De acordo com a metodologia de Yin (1994), adotada para estudo de caso, foi utilizada a fonte de evidência: investigação documental e telematizada. Investigação documental deve-se porque realizou-se um levantamento de informações contidas no relatório,

mais especificamente no Relatório Relato. E a investigação também foi telematizada em virtude de algumas informações terem sido adquiridas do sistema interno da empresa.

Foi feito um estudo de caso ao se pesquisar uma carteira de clientes da empresa.

Segundo Vergara (p. 49, 2003),

“... estudo de caso é o circunscrito a uma ou poucas unidades, entendidas essas como pessoa, família, produto, empresa, órgão público, comunidade ou mesmo país. Tem caráter de profundidade e detalhamento. Pode ou não ser realizado no campo.”

O estudo de caso foi realizado baseado no histórico de clientes da Dancor, empresa industrial mecânica, fabricante de bombas hidráulicas e filtros de piscina. Para cada cliente foram verificados valores referentes a possíveis variáveis que pudessem explicar o comportamento da pontualidade dos clientes.

1.7

Estrutura da Dissertação

A presente dissertação busca elaborar um modelo com o uso da LOGIT para definir a probabilidade de risco de crédito dos clientes.

O segundo capítulo é referente ao referencial teórico presente no estudo. Inicia-se pela teoria das ferramentas estatísticas estudadas, a Análise Discriminante e a Regressão Logística (LOGIT). São definidos os conceitos e requisitos básicos para o emprego destas ferramentas. Para a LOGIT é definido o cálculo de probabilidade e informadas as medidas a serem observadas que identificam o ajuste geral do modelo.

Adicionalmente, são revistos os conceitos empregados no trabalho e feito um levantamento bibliográfico em relação à política de crédito, a análise e concessão de crédito, a cobrança e as ferramentas utilizadas para a criação de modelos de risco de crédito. Como ferramentas, são destacadas: C's de Crédito,

Sistema de Pontuação, Análise Contábil e Ferramentas Estatísticas, como, análise discriminante e logit.

O terceiro capítulo faz uma varredura de estudos realizados na área com aplicações de modelos de análise de crédito. Nota-se a presença das ferramentas estatísticas de análise discriminante ou logit nos modelos, tendo o emprego da análise discriminante com uma maior incidência.

O quarto capítulo apresenta a construção do modelo, considerando a fase de preparação dos dados e passos seguidos para a obtenção da fórmula geral do modelo.

O quinto capítulo apresenta os resultados referentes ao modelo, e nele é calculada a probabilidade de perda para cada cliente.

Por fim, o sexto capítulo apresenta as conclusões e identifica as oportunidades para novos estudos.

2

Referencial Teórico

2.1

Análise Discriminante

A Análise discriminante é uma ferramenta estatística apropriada quando a variável dependente é categórica e não-métrica. Ela envolve determinar para uma variável estatística, a combinação linear das duas (ou mais) variáveis independentes que discriminarão melhor entre grupos definidos a priori.

A discriminação é obtida estabelecendo-se os pesos da variável estatística para cada variável para maximizar a variância entre grupos relativa à variância dentro dos grupos.

A combinação linear é determinada pela seguinte equação:

$$Z_{jk} = a + W_1X_{1k} + W_2X_{2k} + \dots + W_nX_{nk}$$

Onde:

Z_{jk} = escore Z discriminante da função discriminante j para o objeto k

a = intercepto

W_i = peso discriminante para a variável independente i

X_{ik} = variável independente i para o objeto k

Conforme Hair (p. 209, 2005), a Análise Discriminante é a técnica estatística apropriada para testar hipóteses de que as médias de grupo de um conjunto de variáveis independentes para dois ou mais grupos são iguais.

A análise discriminante multiplica cada variável independente por seu peso correspondente e soma esses produtos. O resultado é um escore Z discriminante composto para cada indivíduo na análise.

A média do grupo é calculada a partir da média dos escores discriminantes para todos os indivíduos em um grupo, que é chamada de centróide. A quantidade de centróides é a mesma da quantidade de grupos, sendo que os centróides indicam o local mais típico de qualquer indivíduo de um grupo particular, e uma comparação entre os centróides de grupos mostra o quão afastados estão os grupos ao longo da dimensão testada.

É utilizado o Método de Matrizes de Classificação para avaliar a precisão preditiva do modelo. Este método apresenta o percentual das observações que foi enquadrado corretamente. Ou seja, é feito um comparativo entre a opção real da observação e a gerada pelo modelo. Objetiva-se com um modelo um percentual de acerto o mais próximo de 100%, significando que o modelo pode ser utilizado para auxiliar na predição.

Entretanto, para o emprego da Análise Discriminante é necessário que se atenda a suposições consideravelmente rígidas, como por exemplo, que as variáveis independentes sejam normalmente distribuídas e terem suas matrizes de variância-covariância iguais nos grupos.

2.2

LOGIT – Regressão Logística

Contemplando uma interpretação dos dados bastante análoga à Análise Discriminante, a Regressão Logística tem a vantagem de não depender das suposições rígidas desta última. Esta regressão adota o método de máxima verossimilhança para encontrar as estimativas mais prováveis para os coeficientes.

Este modelo apresenta a forma específica da curva logística e, para estimar um modelo de regressão logística, essa curva é ajustada aos dados reais.

O procedimento que calcula o coeficiente logístico compara a probabilidade de um evento ocorrer com a probabilidade de ele não ocorrer.

De acordo com Hair (p. 233, 2005), o indicador da probabilidade de um evento ocorrer é dado por:

$$\frac{\text{Prob (evento)}}{\text{Prob (não evento)}} = e^y.$$

O resultado desta função representa a probabilidade de ocorrência, P (Y=1).

Sendo:

$$P(Y=1) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Onde:

Z = resultado do modelo logit

P(Y=1) = probabilidade de Y = 1

Neste modelo a variável dependente é dicotômica, possuindo duas possibilidades de resultado, podendo assumir para este caso, os valores 0 ou 1.

A partir do valor dicotômico, o procedimento prevê sua estimativa de probabilidade de que o evento ocorrerá ou não.

Se a probabilidade prevista for maior do que 0,50 significa que a previsão será sim, caso contrário, será não.

A regressão logística é escrita através da seguinte equação:

$$Z = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_n * x_n$$

Onde:

Z = variável dicotômica

b_1, b_2, \dots, b_n = são os coeficientes expressos em logaritmos

x_1, x_2, \dots, x_n = são as variáveis independentes

A Regressão Logística deriva seu nome da transformação logística usada como variável dependente.

A medida geral de como o modelo se ajusta é dada pelo valor de verossimilhança, que compreende -2 vezes o logaritmo do valor da verossimilhança e é chamado de $-2 LL$ ou $-2 \log$ verossimilhança, assim sendo, um modelo bem ajustado terá um valor pequeno para $-2 LL$, sendo o seu valor mínimo igual a zero. Ao comparar o valor de $-2 LL$ entre equações, se verifica que a diferença representa a mudança no ajuste preditivo de uma equação para outra.

Adicionalmente, o modelo apresenta diversas medidas tipo R^2 para representar o ajuste geral do modelo. O R^2 para o Modelo Logit, pode ser calculado como:

$$R^2 \text{ logit} = \frac{(-2LL_{\text{nulo}} - (-2LL_{\text{modelo}}))}{-2LL_{\text{nulo}}}$$

O Método de Matrizes de Classificação desenvolvido para a Análise Discriminante para avaliar a precisão preditiva também pode ser utilizado.

Para utilizar a ferramenta LOGIT, podem ser selecionados os modelos *enter*, *forward* e *backward*.

Primeiramente, o método *enter* incorpora no modelo todas as variáveis sendo que a sua aplicação deve ser feita principalmente quando se tem certeza de que todas as variáveis são necessárias para a estimação dos betas do modelo.

Adicionalmente, de acordo com Hair (p. 156-158, 2005), os procedimentos de adição *forward* e eliminação *backward* são processos de tentativa e erro para encontrar as melhores estimativas para a regressão.

O modelo de adição *forward* é semelhante ao modelo *stepwise*, que é uma abordagem seqüencial para seleção de variáveis independentes. No modelo

stepwise a variável independente com a maior contribuição é acrescentada em um primeiro momento, em seguida, outras variáveis independentes são selecionadas para inclusão, com base em uma contribuição incremental sobre as variáveis já presentes na equação.

No entanto, o *stepwise* apresenta habilidade de eliminar variáveis presentes já no modelo em cada estágio, diferentemente dos modelos adição *forward* e eliminação *backward*.

No modelo *forward*, as variáveis vão sendo introduzidas uma a uma, enquanto que no modelo *backward*, a equação inicial é computada com todas as variáveis e então são eliminadas as variáveis independentes que não contribuem significativamente.

Ao utilizar esses métodos de busca seqüencial, o pesquisador deve estar ciente sobre o impacto da multicolinearidade entre as variáveis independentes.

Hair (p. 158, 2005) cita como exemplo, o caso de duas variáveis independentes altamente correlacionadas que têm correlações quase iguais com a variável dependente. O critério para inclusão ou eliminação é o de maximizar o poder preditivo incremental da variável adicional. Se uma dessas variáveis entrar no modelo, será muito improvável de que a outra variável também entre, pois essas variáveis são altamente correlacionadas e existe pouca variância individual para cada variável separadamente.

Resumindo, o pesquisador deve evitar concluir que as variáveis independentes que não entraram no modelo não têm importância quando na realidade elas estão altamente relacionadas com a variável dependente, mas também correlacionadas com as variáveis já presentes no modelo.

2.3

Crédito

“Crédito diz respeito à troca de bens presentes em bens futuros.”(Assaf p. 107, 2002)

Uma operação de crédito está associada a troca de bens ou serviços oferecidos no presente, por um acordo de recebimento no futuro, envolvendo as compensações financeiras referentes ao envio de bens ou serviços.

“Crédito é todo ato de vontade ou disposição de alguém de destacar ou ceder, temporariamente, parte do seu patrimônio a um terceiro, com a expectativa de que esta parcela volte a sua posse integralmente, após decorrido o tempo estipulado.” (Schrickel p. 25, 1994)

O patrimônio em referência pode ser dinheiro (empréstimo monetário), um bem ou um serviço, sendo que a parcela a ser retornada normalmente é dinheiro. Como esta cessão patrimonial envolve expectativas quanto ao recebimento da parte cedida, é imperativo reconhecer que a qualquer crédito está associado a uma noção de risco. No entanto, sendo um ato de vontade, sempre caberá ao cedente a decisão de cedê-lo ou não, baseando-se em uma análise de crédito.

A operação de crédito não é exclusiva das empresas financeiras, ela também existe na indústria, no comércio e no setor de serviços. Esta operação tem como objetivo o incremento das vendas, ao financiar o cliente, em virtude de ser uma forma de postergação do recebimento do valor do produto ou serviço prestado.

Para as empresas não financeiras esta operação se faz como papel secundário, o principal ganho da operação de venda a prazo é decorrente do valor agregado (ou margem) do produto ou serviço vendido, no entanto também pode haver ganho com a taxa financeira embutida na operação de crédito. Diferentemente, para as empresas financeiras, tem-se na operação de crédito o principal objetivo do negócio, fazendo parte de suas atividades operacionais.

Toda operação de crédito envolve um risco, o risco de crédito.

“Risco de crédito é o risco da contraparte deixar de cumprir suas obrigações relativas ao serviço da dívida; pode ser representado, também, pelo declínio do *rating* da contraparte, o que indica que a probabilidade de *default* aumentou.” (Pereira, p. 98, 2003)

Segundo, Vaughan (p.8, 1997), o risco pode ser definido como: chance ou possibilidade de perda, dispersão ou probabilidade de perda em relação a resultados esperados e incerteza.

Segundo Bessis (p.6, 1998), o risco de crédito possui duas dimensões: a quantidade do risco e a qualidade do risco. A primeira refere-se ao valor total que pode ser perdido nas operações de crédito no caso de inadimplência e a qualidade do risco refere-se a probabilidade de perda associada ao crédito. Essa pode ser apresentada na forma de *ratings* por empresas de banco de dados que oferecem este serviço.

O risco de crédito é um risco financeiro que envolve em operações de empréstimos, financiamentos e vendas a prazo. Para se conceder um crédito é necessário que se façam julgamentos sobre as pessoas ou organizações de forma a projetar o risco da operação. O risco que se incorre neste caso é o de inadimplência em que o comprador não honra parcialmente ou totalmente o acordo conforme previsto.

Deve-se ter o cuidado da não concentração de empréstimo em um único cliente ou em um grupo selecionado de compradores, que pode ser designado de risco de concentração de crédito.

Para operações realizadas por empresas financeiras, o risco de crédito é minimizado a medida em que na grande parte das operações há o envolvimento de garantias oferecidas pela empresa tomadora do empréstimo ou financiamento. Diferentemente, em operações realizadas por empresas não financeiras a incidência da presença de garantias é ínfima.

2.4

A Administração dos Valores a Receber

2.4.1

Política de Crédito

Liberar crédito para clientes normalmente envolve uma análise entre segurar estoques ou aumentar o contas a receber. A decisão de crédito deve ser dada somente após o analista ou gerente de crédito tenha considerado todos os aspectos de fornecimento de crédito e a forma de que essa decisão integra com as demais decisões e políticas da empresa. Esta decisão envolve fatores como: o quanto deve ser investido em crédito, quais devem ser os padrões de crédito, como os recebíveis devem ser monitorados e como o processo de coleta de informações deve ser processado.

O objetivo de uma decisão de crédito é o de maximizar a saúde da empresa para os acionistas. Entretanto, algumas vezes a decisão de se liberar um crédito passa a ser um passivo para a empresa. Muitas empresas vendem a crédito em virtude das demais procederem desta forma. No entanto, ao conceder crédito a empresa deve levar em consideração o fluxo de caixa proveniente desta política e o investimento necessário para que a mesma seja adotada.

A política de crédito pode ser dividida nos seguintes elementos: padrão, prazo, desconto e cobrança.

Os padrões de crédito são os requisitos mínimos para que seja concedido crédito a um cliente. Padrões mais exigentes tendem a gerar uma redução nas vendas a prazo e na probabilidade de devedores duvidosos. Diferentemente, deve-se adotar padrões mais fáceis quando se tem como objetivo o incentivo às vendas a prazo.

Em um segundo momento, o prazo de crédito é referente aos prazos de pagamento que poderão ser oferecidos para os clientes. A sua definição pode depender de uma série de fatores como: oligapolização dos setores, taxas de juros praticadas pelo mercado, probabilidade de pagamento e histórico de pagamentos a prazo realizado pelo cliente, entre outros.

Empresas que apresentam maior poder de barganha na cadeia produtiva têm condições de exigir maiores prazos de pagamento dos fornecedores e um menor prazo aos clientes.

As taxas de juros têm impacto no prazo de crédito uma vez que uma redução nas taxas de juros estimula as vendas a crédito, aumentando a atividade econômica.

O histórico de pagamentos do cliente é utilizado para se definir a sua probabilidade de pagamento. Clientes com histórico de bom pagador, podem ter maiores prazos de pagamento.

O terceiro elemento referente a política de crédito diz respeito a concessão de desconto. Os descontos são concedidos quando o cliente deseja realizar a compra a vista ou em um menor prazo. A empresa fornecedora pode adotar descontos em virtude de uma série de razões, como, necessidade de adiantar o recebimento em virtude de necessidade de entradas no fluxo de caixa, de forma a evitar um financiamento; desejo de aumentar as vendas, de forma a propiciar um desconto atrativo para os clientes; e vontade de reduzir o risco de inadimplência, reduzindo os prazos de pagamento dos clientes.

Por fim, a cobrança constitui o quarto elemento de uma política de crédito. A cobrança é a forma de se tentar obter o pagamento de títulos vencidos. Ela pode ser realizada por carta, por fax, por ligações telefônicas ou por visitas.

Adicionalmente, as empresas podem utilizar empresas de cobrança externa, que são empresas especializadas em realizar o serviço de cobrar dos clientes o pagamento dos títulos já vencidos. As empresas de cobrança normalmente trabalham tendo como remuneração uma comissão por título recebido. Muitas delas apresentam estrutura em diversas cidades do país propiciando fazer uma cobrança mais efetiva, em virtude de poder se apresentar fisicamente no estabelecimento do cliente.

Pagamentos realizados em atraso devem ser avaliados pelo gerente de crédito, em virtude de que uma ou mais razões seguintes podem ter ocasionado a não pontualidade no pagamento:

- Falta de organização por parte do comprador;
- Comprador passando por dificuldades financeiras;
- Os encargos praticados para pagamentos após vencimento não são grandes o suficiente para induzir o pagamento no vencimento.

A análise do motivo do não pagamento deve ser seguida de uma ação corretiva de forma a impedir que novos títulos não sejam pagos pelos mesmos motivos.

Os elementos de uma política de crédito e a relação entre as medidas de crédito podem ser resumidas conforme a Tabela 1:

Tabela 1 – Relação entre elementos de uma política de crédito e medidas de critério

	Padrões de Crédito		Prazo de Crédito		Descontos Financeiros		Política de Cobrança	
	Frouxo	Restrito	Amplio	Pequeno	Grande	Pequeno	Liberal	Rígida
Volume de Vendas	+	-	+	-	+	-	+	-
Despesas de Crédito	+	-	+	-	-	+	+	-
Investimentos em Valores a Receber	+	-	+	-	-	+	+	-

Fonte: MARTINS & ASSAF NETO, p. 333, 1996.

As variáveis de política de crédito afetam diretamente as vendas a prazo e a proporção de pagamentos que podem ser antecipados. Geralmente, a medida em que o desconto para pagamentos antecipados é aumentado, um maior número de clientes aproveitam deste desconto, pagando as contas com menores prazos. De outro lado, se o período de crédito é alongado para a mesma taxa, poucos clientes terão interesse em antecipar faturas, uma vez que o custo financeiro implícito na operação é reduzido.

Resumindo, o comprador deve avaliar se é mais interessante obter o desconto para o pagamento com menor prazo ou realizar o pagamento somente na

data de vencimento da fatura. Esta decisão é baseada no desconto a ser recebido para adiantamento de pagamento e na disponibilidade de caixa para realizar o tal pagamento.

Investir no contas a pagar requer consideração a alguns aspectos, como: custos de investimento, perdas provenientes de inadimplências, impacto das condições de crédito nas vendas e o conseqüente impacto no fluxo de caixa.

Podem ser apontadas como principais medidas financeiras de uma política de crédito, o investimento de capital, o investimento em estoques, as despesas de cobrança e as despesas provenientes de devedores duvidosos.

Mudanças na política de crédito e especificamente nos padrões de crédito podem afetar significativamente os ativos e passivos e o fluxo de caixa. Novos padrões de crédito podem estimular o crescimento das vendas, que acarretam em um crescimento da produção para se adequar ao aumento de demanda. Conseqüentemente, um aumento de produção resulta em um aumento de estoques e em um investimento adicional de capital.

As despesas de cobrança podem ser definidas como qualquer gasto que a empresa tem para realizar as atividades de cobrança. Nestas despesas estão compreendidas as relativas ao departamento de cobrança, como cartas e telefonemas para clientes, despesas referentes a comissão de empresas de cobrança externa e despesas judiciais.

As despesas com devedores duvidosos referem-se a probabilidade de perda com as vendas totais a crédito. As empresas brasileiras, de uma forma geral, adotam como despesa o valor máximo permitido pelo fisco, de forma a reduzir o valor do lucro a ser tributado.

Concluindo, os padrões de crédito têm uma grande influência no fluxo de caixa. O gerente deve avaliar como a política de crédito deverá ser financiada e projetar as entradas e saídas de caixa de forma a antever possíveis problemas e preservar a saúde financeira da empresa.

Após ter fixada a política de crédito, em termos de prazo de pagamento, padrão de crédito, política de cobrança e desconto a ser concedido, a empresa parte para a etapa seguinte, referente a análise e concessão de crédito.

2.4.2

Análise e Concessão de Crédito

“A análise de crédito envolve a habilidade de fazer uma decisão de crédito, dentro de um cenário de incertezas e constantes mutações e informações incompletas. Esta habilidade depende da capacidade de analisar logicamente situações, não raro, complexas, e chegar a uma conclusão clara, prática e factível de ser implementada.” (Schrickel p. 27, 1994)

A avaliação do risco de crédito traz consigo uma grande dificuldade, que é a de se prever se o cliente irá honrar ou não o compromisso a ser assumido. Para se ter subsídios para a tomada de decisão podem ser utilizados alguns modelos de avaliação de risco de crédito.

O principal objetivo de uma avaliação de risco de crédito em uma instituição não-financeira é o de identificar os riscos na situação de uma venda a prazo, onde ocorre uma diferença de tempo entre a entrega do bem pelo fornecedor e o recebimento do pagamento pelo cliente.

A análise de crédito utiliza dados históricos, para projetar situações futuras, pois o risco situa-se no futuro.

A decisão da concessão de crédito será tanto melhor, quanto melhores forem as informações disponíveis. No entanto, sabe-se que nem sempre se dispõe dos melhores dados e, mesmo assim, a decisão tem que ser tomada, seja positiva (concessão ou deferimento do crédito) ou negativa (não deferimento).

A concessão de crédito deve ser baseada na segurança e garantias de retorno, com uma alta correlação com a política de vendas. Essas duas áreas devem atender aos interesses da alta administração, em reduzir ao máximo o risco de crédito e maximizar o volume das vendas. Bio (p. 67, 1985) propõe uma definição formal em relação a política de crédito, com definições sobre fixação e

aprovação de limites de crédito com um acompanhamento periódico dos clientes, com o objetivo de constante análise dos limites de crédito estabelecidos.

Parte deste controle pode ser realizado por uma ferramenta presente na empresa de banco de dados que faz o monitoramento da situação dos clientes ao longo do tempo, inclusive enviando avisos (em tempo real) ao responsável pela análise de crédito sobre grandes mudanças ocorridas no cadastro do cliente.

Segundo Caouette (p. 117, 1999), um modelo pode ser definido por:

“ ... um meio produzido de solução de problemas. Representam, em outras palavras, o acúmulo do conhecimento, experiência e experimentação humana que pode ser aplicado à explicação da maneira como as pessoas se comportam ou as coisas funcionam.”

Um modelo é o responsável em transcrever em base matemática o acúmulo da experiência e do conhecimento, de forma a explicar o comportamento de como as coisas funcionam.

Existem diversos tipos de métodos de avaliação de risco de crédito, que explicam o comportamento do tomador do empréstimo. Utiliza-se desde métodos subjetivos baseados em análise qualitativa a modelos que exigem técnicas estatísticas, como forma de ferramenta.

De acordo com o perfil do cliente e o porte da empresa fornecedora, os modelos podem ter uma maior ou menor aplicação.

○ **Tipos de Fontes de Informação de Clientes (Pessoa Jurídica):**

Existe uma diversidade de fontes para a obtenção de informações históricas e atuais das empresas. Como as principais fontes, podem ser citadas: relatórios emitidos por empresas de informações para decisões de crédito, ficha cadastral, referências comerciais e bancárias, demonstrações contábeis e estatuto ou contrato social.

As empresas de informações para decisões de crédito proporcionam uma diversidade de relatórios desde relatórios contendo informações básicas do cliente, como: localização, histórico de pagamentos, últimas empresas que consultaram,

capital social, controle societário, presença de protestos, cheques sem fundos e ações judiciais; até relatórios que adicionalmente apresentam dados do balanço patrimonial, demonstrativo de resultados, índices financeiros, índices de balanço, análise econômico-financeira e uma pontuação referente a classe de risco do cliente.

A Figura 1 apresenta um modelo do Relatório Relato gerado pela empresa Serasa.

Figura 1 – Modelo do Relatório Relato (Serasa)

CONFIDENCIAL P/ XXXXXX - XXXXXX		DATA 05/01/2006 HORA 13:27:30	
SERASA SOLUCOES EM INFORMACAO		CNPJ: 00.000.000/0000-00	
RELATO - RELATORIO DE COMPORTAMENTO EM NEGOCIOS		VALORES EM REAIS	
IDENTIFICACAO / LOCALIZACAO (ATUALIZACAO EM 29/09/2005)			
CNPJ: 00.000.000/0000-00			
CIA DE MAQUINAS HIDRÁLICAS E EQUIPAMENTOS LTDA			
NOME FANTASIA : CIA DE MAQUINAS E EQUIPAMENTOS			
REGISTRO: 000.000.000 EM: 01/10/1999			
ENDEREÇO			
BAIRRO - ESTADO CEP: 00000-000			
FUNDACAO: 24/06/1997			
RAMO: COM DE MAQUINAS E EQUIPAMENTOS			
COD. ATIVIDADE SERASA: C-00.00.00			
CONTROLE SOCIETARIO (ATUALIZACAO EM 29/09/2005) (VALORES EM R\$)			
CAPITAL SOCIAL:		10.000	REALIZ:
		10.000	
NACIONALIDADE:		BRASIL	ORIGEM:
			NATUREZA:
			FECHADO
CPF / CNPJ	ACIONISTA / SOCIO	% CAP.VOTANTE	% CAP.TOTAL
ENTRADA	NACIONALIDADE		
999999999/99	JOÃO DA SILVA		
07/1997	BRASIL	100,0	
ADMINISTRACAO (ATUALIZACAO EM 29/09/2005)			
CPF / CNPJ	ADMINISTRACAO		
CARGO	NACIONALIDADE	ESTADO CIVIL	ENTRADA
			MANDATO
999999999/99	JOÃO DA SILVA		
SOCIO-GEREN	BRASIL		07/1997 INDET.
REGISTRO DE CONSULTAS			
MES/ANO	QTDE	MES/ANO	QTDE
		CINCO ULTIMAS	
		QTDE	
ATUAL:	0	JUN 05	1
DEZ/05	1	MAI/05	1
NOV/05	0	ABR/05	1
OUT/05	0	MAR/05	1
SET/05	4	FEV/05	0
AGO/05	1	JAN/05	1
JUL/05	0	DEZ/04	0
		02/12/2005	EMPRESA 1 LTDA
		24/09/2005	EMPRESA 2 LTDA
		16/09/2005	EMPRESA 3 LTDA
		15/09/2005	EMPRESA 4 LTDA
		06/09/2005	EMPRESA 5 LTDA
HISTORICO DE PAGAMENTOS (QTDE DE TITULOS)			
FONTES CONSULTADAS:002			
PONTUAL	8-15	16-30	31-60
			+60
			A VISTA
QTDE	%	QTDE	%
5	62	0	0
3	38	0	0
0	0	0	0
0	0	0	4

RELACIONAMENTO MAIS ANTIGO

JUL/1998

REFERENCIAIS DE NEGOCIOS (VALORES EM R\$)

DATA	VALOR	MEDIA
ULTIMA COMPRA 13/06/2005	444	664
MAIOR FATURA 13/06/2005	444	664
MAIOR ACUMULO 31/05/2005	885	885

PENDENCIAS FINANCEIRAS

TOTAL DE 35 OCORRENCIAS.

PENDENCIA:PEFIN

TOTAL DE OCORRENCIAS = 8

OCORRENCIAS MAIS RECENTES (ATE 05)

DATA	MODALIDADE	AVAL	VALOR	CONTRATO	ORIGEM	LOCAL
05/08/2005	DUPLICATA	N R\$	1.058	000000/0	MAJESTIC	
05/07/2005	OUTRAS OPER	N R\$	521	0000000000000000	TPI	
05/06/2005	OUTRAS OPER	N R\$	521	0000000000000000	TPI	
05/05/2005	OUTRAS OPER	N R\$	521	0000000000000000	TPI	
25/04/2005	OUTRAS OPER	N R\$	1.581	0000000000	TEL CELU	SPO

PENDENCIA:REFIN

TOTAL DE OCORRENCIAS = 27

OCORRENCIAS MAIS RECENTES (ATE 05)

DATA	MODALIDADE	AVAL	VALOR	CONTRATO	ORIGEM	LOCAL
03/12/2005	FINANCIAMENT	N	R\$ 5.997	0000000000010026	BV FINANC	SOC
07/10/2005	ADIANT.CONTA	N	R\$ 315	0000000000000002	B DO BRASIL	
08/09/2005	LEASING	N	R\$ 663		CIA ITAU	SPO
08/06/2005	CREDITO E FI	N	R\$ 12.840	00850621168040	FINASA	SPO
23/05/2005	ADIANT.CONTA	N	R\$ 128	0601640965000436	ABN AMRO	SPO

INFORMACOES DO CONCENTRE (VALORES EM REAIS)

EXISTE APENAS UMA GRAFIA PARA O DOCUMENTO CONSULTADO. (99.999.999)

CIA DE MAQUINAS HIDRÁULICAS E EQUIPAMENTOS LTDA

RESUMO

QTDE	DISCRIMINACAO	PERIODO	OCORRENCIA	MAIS RECENTE
	VALOR	ORIGEM	AG/PRACA	
1	PROTESTO	AGO01-AGO01	R\$ 396	RIO DE JANEIRO

OCORRENCIAS MAIS RECENTES (ATE 05)**PROTESTO**

DATA	VALOR	CARTORIO	CIDADE	UF
10/08/2001	R\$ 396	01	RIO DE JANEIRO	RJ

TOTAL DE OCORRENCIAS = 1

VALOR TOTAL = 396

INFORMACOES DO RECHEQUE (CHEQUES EXTRAVIADOS/SUSTADOS)

TOTAL DE 4 OCORRENCIAS DE SUSTACAO DE CHEQUES NOS ULTIMOS SEIS MESES 4

ULT.:

DATA	BANCO	AG	CONTA	CH INICIAL	CH FINAL	MOTIVO
15/12/2005	BRADESCO	9999	0000000000	000291	000293	EXTRAVIO
28/11/2005	BRADESCO	9999	0000000000	000246	000246	EXTRAVIO
20/10/2005	BRADESCO	9999	0000000000	000266	000266	EXTRAVIO
16/08/2005	BRADESCO	9999	0000000000	000173	000173	EXTRAVIO

Outra ferramenta importante para a análise de crédito é a ficha cadastral. As empresas fornecedoras normalmente trabalham com uma ficha padrão que deve ser preenchida com algumas informações do cliente em potencial.

A ficha cadastral solicita informações, como: identificação, localização, atividade, estrutura societária, imóveis, seguros, fornecedores, informações bancárias, entre outras.

Juntamente a ficha cadastral, são solicitados alguns documentos, como estatuto ou contrato social, com as últimas alterações e atas de assembléias, e demonstrações contábeis.

Baseado na ficha cadastral, podem ser solicitadas referências do cliente através de outros fornecedores (referências comerciais) e de bancos para fazerem parte da análise de crédito.

Com estas informações são utilizados alguns métodos para concatená-las e serem avaliadas como um todo.

- **Métodos Utilizados para Análise de Crédito**

Como métodos utilizados para análise de crédito podem ser citados, os 5 C's de Crédito, o Sistema de Pontuação, as Ferramentas Estatísticas e a Análise de Demonstrações Contábeis.

C's de Crédito

Este é um método tradicional de se categorizar as informações de crédito recebidas. Sua análise é baseada nas informações cadastrais do cliente (tanto internas quanto de empresas de informações cadastrais) e na própria convivência e julgamento subjetivo do setor de crédito com o cliente.

O resultado deste método é a aprovação ou não do cliente, não apresentando portanto nenhuma pontuação para o mesmo.

Os C's de Crédito analisam os clientes baseando-se em cinco fatores:

✓ **Caráter :**

Refere-se a intenção, a determinação do cliente em pagar pelo bem.

O emprestador deve fazer uma investigação sobre os seus antecedentes, obtida através do histórico de pagamento do cliente na própria empresa, da sua ficha cadastral, de relatórios de empresas de cadastro ou por outros fornecedores.

Esta investigação deve ser obstinada e paciente, a fim de que o emprestador construa sua base de convencimento acerca da índole do tomador em permanecer sempre dentro dos limites das “regras do jogo”.

Deve ser construído um conjunto de informações sobre o tomador, buscando informações sobre a solidez (tradição) e idade da empresa, o profissionalismo de seus dirigentes, suas posturas éticas e honestidade.

O Caráter é o “C” insubstituível, pois caso este seja inaceitável todos os demais “C`s” estarão comprometidos.

✓ **Capacidade:**

Este item mede a habilidade da empresa em pagar ao fornecedor, verificando a capacidade técnica da empresa em administrar o negócio e, conseqüentemente, de saldar os seus compromissos.

São verificados alguns pontos como grau de profissionalização da empresa, provável “mistura” dos bens da empresa com os bens pessoais dos sócios, análise de projeto sucessório definido para empresas familiares, juntamente a formação, experiência e capacitação de seus potenciais sucessores.

✓ **Capital:**

Refere-se a posição do cliente em relação a posse de bens para lastrear o cumprimento da obrigação e a saúde financeira da empresa. Este aspecto implica em uma análise global, tanto de análise de balanço quanto em termos de análise econômico-financeira.

Verifica-se informações como o nível de endividamento da empresa, sua capacidade de geração de caixa e rentabilidade das suas operações.

✓ **Condições:**

Consideram os fatores externos (como mudanças macroeconômicas) ao ambiente da empresa e sua vulnerabilidade a eles.

Como fatores externos podem ser citadas: mudanças cambiais, abertura de fronteiras internacionais para livre comércio ou redução de impostos de importação, incentivos fiscais, entre outros.

✓ ***Collateral* (Garantias):**

O Colateral, tradução do termo em inglês de idêntica grafia, significa a garantia.

Para este “C” são verificadas as garantias que a empresa oferece ou pode oferecer para dar suporte a venda a prazo.

A garantia serve para contrabalançar e atenuar possíveis impactos negativos decorrentes do enfraquecimento de um dos três elementos: Capacidade, Capital e Condições. O Caráter não está dentro destes elementos uma vez que quando ocorre a falta de honestidade, não se deve confiar nas garantias ofertadas, podendo ser de grande volatilidade.

Este método tem como vantagem, propiciar a interação entre o analista de crédito e o tomador do mesmo, propiciando obter informações não-qualitativas. No entanto, este modelo carece de um padrão definido, dependendo exclusivamente do julgamento individual do analista e de sua experiência.

Adicionalmente, propicia um baixo volume de produção de análises por ter que ser realizado caso-a-caso, necessitando de um envolvimento pessoal do concedente.

▪ Sistema de Pontuação

O Sistema de Pontuação é criado especificamente para uma proposta particular. Ele tenta incorporar uma série de variáveis na concessão de crédito. Estas variáveis podem abranger informações como: localização, garantia, idade da empresa, entre outros.

Este método apresenta como melhoria em relação ao Método dos 5 C's de Crédito por ter uma metodologia padronizada, de acordo com os interesses da empresa. Com este método, as informações são mais consistentes e objetivas, e podem ser utilizadas por uma maior abrangência de pessoas. No entanto, neste método, existe a falta do rigor científico em virtude dos pesos e variáveis utilizadas serem em função da experiência do consultor ou analista de crédito que o elaborou.

Segundo Assaf (p.120, 2002), no sistema de pontuação as informações são segregadas em blocos, sendo que cada bloco apresenta um peso específico. Por exemplo, no bloco de dados essenciais, podem ser coletadas informações de localização, estrutura societária, idade da empresa, valor dos imóveis, entre outros.

Em geral, a determinação dos aspectos considerados na pontuação são obtidos a partir de uma experiência histórica de concessão de crédito pela empresa ou pelo setor de atuação. Da mesma forma, cada variável tem um peso de acordo com o seu impacto no resultado do cliente a partir de um comportamento histórico.

O analista de crédito dá a nota para cada item de cada grupo e no final totaliza a pontuação. Para cada faixa de pontuação existe pré-definida a indicação de crédito, que pode ser desde a negação do crédito até a aprovação com o pagamento integral a prazo.

Um sistema de pontuação com maior rigor científico utiliza um modelo estatístico para a obtenção de dados relevantes e seus respectivos pesos.

Por exemplo, os grupos discriminantes são definidos a partir da combinação das diversas variáveis e são úteis para testar se existem diferenças significativas entre o padrão médio ponderado dos grupos, determinar quais as informações dos clientes relevantes possibilitando a discriminação, e classificar um novo cliente que solicita crédito com base no modelo previamente estabelecido.

- **Ferramentas Estatísticas**

Como ferramentas estatísticas utilizadas na elaboração de modelos de análise de crédito, podem ser citadas, a análise discriminante linear, o PROBIT e o LOGIT.

Essas ferramentas modelam a probabilidade de inadimplência como variável dependente, em que a variância é explicada por um conjunto de variáveis independentes.

A análise discriminante linear, utiliza técnicas de segmentação linear para identificar os melhores indicadores que na realidade são os que permitem melhor segregar os bons dos maus clientes. No entanto, antes de utilizar a análise discriminante, deve-se verificar as hipóteses necessárias que podem ser um fator limitativo.

Segundo Vicente (p. 49, 2001), a análise discriminante seleciona os melhores indicadores, isto é, aqueles que melhor permitem separar os clientes adimplentes dos inadimplentes. Adicionalmente, esta análise constrói um único índice geral, ponderando os melhores e mais representativos índices.

O PROBIT assume que a probabilidade de perda esteja entre 0 e 1 e que a sua distribuição seja normal. Já o LOGIT, assume que a probabilidade cumulativa de não pagamento esteja situada entre 0 e 1 e que seja logisticamente distribuída. (Hair, p. 206-208, 2005)

Os modelos criados com uma ferramenta estatística apresentam uma padronização como base para análise, além de possuírem um maior rigor científico. No entanto, podem apresentar como desvantagem a impessoalidade e a rigidez da avaliação.

▪ **Análise das Demonstrações Contábeis**

O método da concessão de crédito pela análise de demonstrações contábeis é um método que utiliza as demonstrações contábeis como importante ferramenta na análise de crédito para pessoas jurídicas. Neste método podem ser verificadas tendências (análise horizontal) ou participações (análise vertical).

Conforme Assaf (p. 122-123, 2002), os índices de endividamento, de rentabilidade, de caixa e de liquidez são os normalmente utilizados para a análise do cliente.

A análise do endividamento mostra a forma como o cliente está sendo financiado. Normalmente, quanto maior o financiamento pelo capital de terceiros, maior o risco financeiro associado.

A rentabilidade, confronta o lucro obtido com o investimento (capital total ou capital próprio) ou o montante de vendas.

Os índices de caixa mostram se a empresa tem geração ou não de caixa. Casos de geração negativa de caixa são perigosos, fazendo com que a empresa tenha que ter financiamentos de curto prazo (como conta garantida, antecipação de duplicatas), que em geral são mais caros.

Pelo índice de liquidez verifica-se que empresas com pouca liquidez terão maior chance de se tornarem no futuro insolventes.

Este método deve ser utilizado de forma complementar e somente para os casos em que envolvam maiores valores. A sua análise é trabalhosa e deve ser criteriosa para a interpretação dos índices.

Pode ser apresentado como desvantagem na aplicação desta técnica, que as suas informações utilizadas para análise são periódicas, dependendo do encerramento de cada exercício. No entanto, algumas empresas geram as demonstrações em menores periodicidades, no entanto deve-se atentar se seus números foram auditados por uma empresa independente, de forma a propiciar credibilidade no seu conteúdo.

Adicionalmente, deve-se atentar as limitações presentes na legislação societária e o reflexo da inflação nestas demonstrações. Exceto se a empresa apresentar demonstrações pela correção integral, a forma de como é apurado o lucro no Brasil impede que se tenha uma melhor análise.

Por fim, a análise de balanço depende da experiência e da qualidade técnica do analista, gerando dificuldades em delegar o processo a funcionários com menor experiência.

Da mesma forma que o Método dos 5 C's de Crédito, podem ser utilizadas ferramentas estatísticas de forma a propiciar um maior rigor científico, auxiliando na padronização de um modelo único, podendo ser utilizado por uma maior gama de funcionários.

o **Custo da Informação**

Ao ser solicitada uma análise de crédito por um cliente, existem três opções que devem ser consideradas: negar o pedido, aceitar o pedido ou fazer uma investigação, em caso de dúvida.

Para clientes antigos, uma fonte de informação são os próprios dados históricos, que apresentam baixo custo em função de já estarem presentes no sistema da empresa. No entanto, dependendo do valor que estiver em jogo, são feitas consultas distintas, que envolvem diferentes custos e tempos de resposta.

Conforme mencionado anteriormente, existem diversos tipos de informação para novos clientes, como: relatórios mais simples ou complexos de empresas de cadastro, informações bancárias, comerciais, análise de índices extraídos de demonstrações contábeis, entre outras.

Em virtude da diversidade de custos de informação, deve ser feita uma análise do custo-benefício destas informações. Entende-se como custo da informação, custos de relatórios cobrados por terceiros, de horas envolvidas em análises de balanço, busca de referências comerciais e bancárias. Do outro lado, o benefício decorre da redução da probabilidade de se rejeitar uma venda com valor presente positivo ou de aceitá-la com um valor presente negativo.

O objetivo é de que um pedido de crédito seja liberado se o custo da sua concessão, incluindo a possibilidade de não pagamento, for inferior ao valor esperado da receita a prazo. Para identificar a melhor decisão a ser tomada utiliza-se a árvore de decisão. Como tipos de decisões utilizadas na árvore de decisão podem ser citadas: investigação simples do cliente, investigação completa do cliente, não investigar e rejeitar cliente.

2.4.3

Controle do Contas a Receber

Com o crescente aumento das operações a crédito, ocorre uma maior necessidade de monitoramento das operações de crédito. A monitoração inclui uma avaliação da quantidade e da qualidade das quantias de crédito em operação, bem como o planejamento e execução de políticas visando a maximização do recebimento do contas a receber.

O valor referente a venda faz parte do contas a receber da empresa fornecedora e do contas a pagar na empresa compradora. Em função desta dualidade, as técnicas disponíveis para monitorar o contas a receber podem ser estendidas naturalmente ao contas a pagar da empresa recebedora do crédito.

De acordo com Assaf Neto & Silva (p. 137-144, 2002), para efetuar o monitoramento do contas a receber são adotados alguns índices, como giro dos valores a receber, índice de inadimplência, valores a receber em dias de vendas e cronologia dos valores a receber.

O giro dos valores a receber é resultante da relação entre o valor total das vendas a prazo e os valores a receber, apurados ao final de um período:

$$\text{Giro dos Valores a Receber} = \text{Vendas a Prazo} / \text{Valores a Receber}$$

O giro dos valores a receber informa quantas vezes as vendas a prazo giraram, ou seja, foram recebidas, no período determinado.

O prazo médio referente a estas vendas é calculado pela divisão entre o total de dias compreendidos neste período pelo giro dos valores a receber.

Um crescimento neste índice mostra a ocorrência de uma redução no prazo de crédito concedido pela empresa.

No entanto, este índice não deve ser analisado isoladamente. Um aumento dele não necessariamente mostra que a empresa esteja tendo um bom desempenho. Pode ser que para ter prazos de recebimento reduzidos a empresa esteja sacrificando a margem de lucro de seus produtos ao praticar grandes descontos para redução de prazos de pagamento.

O índice de inadimplência é uma medida representativa da participação de créditos com problemas na carteira de valores a receber. É calculado conforme a seguinte expressão:

$$\text{Índice de Inadimplência} = \text{Devedores Duvidosos} / \text{Vendas Totais}$$

A interpretação deste índice deve ser feita com cautela, segundo Scherr (1989), a inadimplência somente é identificada tempos após as vendas. Ou seja, uma empresa que venda com prazo de 60 dias somente poderá identificar a inadimplência referente a estas vendas após passados esses 60 dias.

Assim sendo, ao considerar como base o valor referente as vendas do mês corrente deve-se atentar que parte destas vendas podem ainda estar com vencimento em meses futuros. Logo, para se ter um real índice de inadimplência deveria ser feita uma divisão entre o valor de devedores duvidosos e as vendas de competência do período que lhe deram origem.

O indicador dias de valores a receber (DVR) é amplamente utilizado pelas empresas, informando o montante de contas a receber em número de dias de vendas. É calculado da seguinte forma:

$$\text{DVR} = \frac{\text{Valores a Receber no Período}}{\text{Vendas do Período/Número de Dias do Período}}$$

Pelo DVR sabe-se em um determinado momento a quantidade de dias de vendas que ainda não foram recebidos.

Entretanto, o numerador e o denominador são dados históricos enquanto a interpretação do indicador é uma projeção. Assim sendo, o DVR deve ser usado apenas como uma medida de comparação entre períodos de forma a monitorar a tendência.

A cronologia dos valores a receber (*aging of accounts receivable*) permite que se mensure qual proporção da carteira de valores a receber é relativa as contas vencidas e as contas a vencer.

A Tabela abaixo (Tabela 2) apresenta a cronologia dos valores a receber para uma empresa que tem um volume mensal de vendas de \$ 800, sendo dividido em 30% a vista, 50% em 30 dias e 20% em 60 dias.

Tabela 2 – Cronologia dos Valores a Receber

Mês		Jan.	Fev.	Mar.	Abr.	Mai.	Jun.
Vendas Totais		\$ 800	\$ 800	\$ 800	\$ 800	\$ 800	\$ 800
Valores a Receber							
	No 1o mês	\$ 560	\$ 560	\$ 560	\$ 560	\$ 560	\$ 560
	No 2o mês		\$ 160	\$ 160	\$ 160	\$ 160	\$ 160
TOTAL		\$ 560	\$ 720	\$ 720	\$ 720	\$ 720	\$ 720
DVR (\$ 720/\$ 800) x 30		-	27	27	27	27	27
AGING	No 1o mês (\$ 560/\$ 720)	-	77,80%	77,80%	77,80%	77,80%	77,80%
AGING	No 2o mês (\$ 160/\$ 720)	-	22,20%	22,20%	22,20%	22,20%	22,20%

Fonte: ASSAF NETO & SILVA, p. 142, 2002

A empresa citada apresenta volume de vendas, DVR e *aging* constantes ao longo do período. Tem como dias de vendas a receber de 27 dias e uma cronologia de recebimento de valores de 77,80% no primeiro mês e 22,20% no segundo mês.

3

Aplicações dos Modelos de Análise de Crédito

Podem ser citados como principais estudos realizados para previsão de insolvência de pessoas jurídicas:

○ **Estudo de Tamari**

O estudo foi realizado no final da década de 50 e foi o primeiro autor a utilizar um composto ponderado de vários índices para construir um modelo capaz de prever falências em empresas.

Obteve-se como maior peso a tendência do lucro e capital social mais reservas sobre o passivo total, sendo considerado o melhor indicador para a previsão de falências.

Adicionalmente, apresentou que os índices eram indicadores, sendo que baixas pontuações não necessariamente indicariam falência.

○ **Estudo de Beaver**

Realizou um estudo em 1966 coletando dados de empresas falidas, como: não-pagamento de dividendos e inadimplência com debenturistas de 79 empresas, no período de 1954 a 1964. Esses dados foram comparados com os de 79 empresas saudáveis, iniciando o estudo com 30 índices e finalizando com 6 índices mais significativos, que foram: geração de caixa dividido pela dívida total, liquidez corrente, capital circulante líquido menos estoque sobre desembolsos operacionais previstos, lucro líquido sobre ativo total, exigível total sobre ativo total e capital de giro sobre ativo total.

Foi utilizado um teste de classificação dicotômica, dividindo as empresas em duas sub-amostras. O ponto de interseção entre as duas foi definido como ponto de corte, sendo que valores acima dele seriam para empresas falidas e, abaixo, empresas não-falidas.

○ **Estudo de Altman (incluindo estudo realizado com empresas brasileiras)**

Edward Altman utilizou nos Estados Unidos a análise discriminante múltipla para definir uma função para definir empresas boas e ruins, sendo a sua aplicação em 1968. Foram definidas variáveis que pudessem separar essas empresas e seus respectivos pesos. A função definida por ele foi:

$$Z1 = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,0999X_5$$

Em que:

$$X_1 = \frac{(\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante})}{\text{Ativo Total}}$$

$$X_2 = \frac{(\text{Lucros Retidos})}{(\text{Ativo Total})}$$

$$X_3 = \frac{(\text{Lucros antes dos juros e impostos})}{\text{Ativo Total}}$$

$$X_4 = \frac{\text{Valor de Mercado do Equity}}{\text{Exigível Total}}$$

$$X_5 = \frac{\text{Vendas}}{\text{Ativo Total}}$$

Sendo que, o valor de mercado do equity é definido pelo número de ações vezes o preço de mercado.

As médias obtidas foram as seguintes:

Grupo das Empresas Falidas: - 0,29

Grupo das Empresas não Falidas: 5,02

Observa-se que das cinco variáveis, quatro trabalham com o ativo total no denominador.

Posteriormente, foi desenvolvido por Altman e mais dois professores da PUC-Rio: Tara K. N. Baidya e Luiz Manoel Ribeiro Dias, um trabalho publicado na Revista de Administração de Empresas (RAE), de Jan.- Mar./1979: Previsão de problemas financeiros em empresas.

Inicialmente, o estudo foi baseado no nível de endividamento sobre o patrimônio líquido de uma amostra de empresas brasileiras, tendo observado que este índice cresceu de 85% para 110,5% no período de 1970 a 1975. Adicionalmente, observaram que as despesas financeiras tiveram um crescimento percentual superior ao Lucro Líquido antes do Imposto de Renda. Concluindo que no geral, as empresas estavam se endividando em escala crescente e que as despesas financeiras estavam afetando de forma significativa os resultados.

Fizeram adicionalmente uma análise dos registros de falências e concordatas em São Paulo e no Rio de Janeiro e observaram que houve uma queda no período de 1973 a 1976. A metodologia de trabalho foi a análise discriminante, utilizando 23 empresas com problemas financeiros (EPF) e 35 empresas do mesmo porte e ramo sem problemas financeiros (ESPF). Trabalharam com o balanço de 3 exercícios, utilizando para as EPF balanço do ano anterior ao exercício em que ocorreu a falência ou problemas e para as ESPF balanços dos anos correspondentes.

As variáveis explicativas foram baseadas no modelo de ALTMAN, em 1968, nos Estados Unidos, com adequação aos demonstrativos financeiros das empresas brasileiras.

Os modelos obtidos foram os seguintes:

$$Z1 = -1,44 + 4,03X_2 + 2,25X_3 + 0,14X_4 + 0,42X_5$$

ou

$$Z2 = -1,84 - 0,51X_1 + 6,32X_3 + 0,71X_4 + 0,52X_5$$

Sendo:

$$X_1 = \frac{(\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante})}{\text{Ativo Total}}$$

$$X_2 = \frac{(\text{Não Exigível} - \text{Capital aportado pelos acionistas})}{(\text{Ativo Total})}$$

$$X_3 = \frac{(\text{Lucros antes dos juros e impostos})}{\text{Ativo Total}}$$

$$X_4 = \frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Exigível Total}}$$

$$X_5 = \frac{\text{Vendas}}{\text{Ativo Total}}$$

Sendo que, “Não exigível menos capital aportado pelos acionistas” corresponde a Reservas mais Lucros Acumulados.

Os modelos Z1 e Z2, segundo os autores, apresentam resultados análogos, tendo como ponto crítico, ou seja, ponto de corte, em zero. No modelo Z1, os autores comentam que a variável X1 não contribuía para o poder explicativo do mesmo, além de apresentar sinal contrário a lógica e a intuição.

Por outro lado, o modelo Z2 não inclui a variável X2 devido à dificuldade de quantificar os lucros retidos com base em apenas nos balanços recentes. Para Z1 foi observada uma faixa crítica (penumbra) entre – 0,34 e 0,20, para valores acima de 0,20 empresas sem problemas financeiros e abaixo de – 0,34, empresas com problemas financeiros.

Segundo os autores, o modelo teve precisão de 88% na classificação de empresas quando utilizado um ano antes da constatação de problema financeiro e de 78% quando aplicado com três anos de antecedência.

o **Estudo de Backer e Gosman**

Verificaram que no período de 1947 a 1975 houve queda nos índices de liquidez das empresas americanas. Para os autores, esta queda foi em virtude da insuficiência de fluxo de caixa para satisfazer o pagamento de dividendos e as

necessidades de investimentos, adicionalmente o esforço das empresas para elevar o ganho por ação a partir do aumento do nível de endividamento.

Os autores fizeram pesquisas abrangendo debêntures, crédito comercial e empréstimos bancários. Trabalharam com 33 índices financeiros que foram citados em entrevistas com bancos, agências de informações e companhias de seguro.

No estudo os índices foram classificados em quatro categorias: operacionais, alavancagem financeira, liquidez e fluxo de caixa.

Utilizaram como recursos estatísticos: teste T, análise fatorial e análise discriminante.

o **Trabalho de Elizabetsky**

Em 1976 foi desenvolvido por Roberto Elizabetsky um “Modelo Matemático para decisão de Crédito no Banco Comercial”. Foi utilizado análise discriminante para um grupo de 373 empresas, sendo 99 más e 274 boas. Essas empresas foram escolhidas no ramo de confecções em virtude de ser o setor que apresentava os maiores problemas de liquidez na época.

Inicialmente foram selecionados 60 índices e através de análise de correlação foi reduzida a quantidade de variáveis, chegando a 38 índices.

Posteriormente foi feito um teste com 54 empresas e verificado o percentual de acerto para três modelos distintos, sendo um com 5 variáveis, outro com 10 variáveis e o último apresentando 15 variáveis.

Verificou-se que a medida que foram aumentando o número de variáveis não surgiram novas combinações de índices com peso suficiente para eliminar alguns dos índices que estavam nos modelos anteriores.

Adicionalmente, o sinal dos coeficientes das variáveis não alteraram nos três modelos.

○ **Estudo de Stephen C. Kanitz**

Stephen Kanitz em 1978 construiu o termômetro da insolvência, seguindo uma linha semelhante a dos trabalhos de Altman.

Kanitz apresenta como fórmula de cálculo do fator de insolvência:

$$\text{Fator Insolvência} = 0,05X_1 + 1,65X_2 + 3,55X_3 - 1,06X_4 - 0,33X_5$$

Sendo:

$$X_1 = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Patrimônio Líquido}}$$

$$X_2 = \frac{(\text{Ativo Circulante} + \text{Realizável LP})}{(\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível LP})}$$

$$X_3 = \frac{(\text{Ativo Circulante} - \text{Estoques})}{\text{Passivo Circulante}}$$

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

$$X_5 = \frac{\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível LP}}{\text{Patrimônio Líquido}}$$

Para este modelo, uma empresa com o Fator de Insolvência entre 0 e 7 está na faixa de solvência, entre -3 e 0, na região da penumbra, ou indefinida. A zona de insolvência é compreendida na faixa entre -7 e -3.

Dos 5 índices utilizados por Kanitz, três deles são índices de liquidez:

X_2 = Liquidez geral

X_3 = Liquidez seca

X_4 = Liquidez corrente

Comparando este modelo com o de Altman, verifica-se que enquanto o modelo de Kanitz tem como base a liquidez, o de Altman utiliza como base o ativo total.

o **Trabalho de Alberto Matias**

Foi utilizada a técnica de análise discriminante no trabalho desenvolvido por Matias em 1978 com um grupo de 100 empresas de diversos ramos de atividade, sendo 50 solventes e 50 insolventes. Foram definidas como empresas insolventes segundo Matias (p. 82, 83), “...empresas insolventes são aquelas que tiveram processo de concordata requerida e/ou diferida, e/ou falência decretada” e como empresas solventes, “...empresas solventes são aquelas que desfrutam de crédito amplo pelo sistema bancário, sem restrições e objeções a financiamentos ou empréstimos”.

A função discriminante final após ser testado diversos índices, foi:

$$Z = 23,792X_1 - 8,260X_2 - 8,868X_3 - 0,764X_4 + 0,535X_5 + 9,912X_6$$

Sendo:

$$X_1 = \frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Ativo Total}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Financiamentos e Empréstimos Bancários}}{\text{Ativo Circulante}}$$

$$X_3 = \frac{\text{Fornecedores}}{\text{Ativo Total}}$$

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

$$X_5 = \frac{\text{Lucro Operacional}}{\text{Lucro Bruto}}$$

$$X_6 = \frac{\text{Disponível}}{\text{Ativo Total}}$$

Foram obtidas as seguintes médias, com o desvio padrão de 3,328 para ambos os casos:

Empresas Solventes: 11,176

Empresas Insolventes: 0,321

Das 50 empresas solventes, 44 foram classificadas corretamente, 1 incorretamente e 5 na região da dúvida. Das insolventes, 45 foram classificadas corretamente, 2 erradamente e 3 na região de dúvida, totalizando 50 empresas.

o **Estudo de Letícia E. Topa**

No estudo realizado por Letícia Topa em 1979, são destacados em Silva (p. 282, 2003) dois fatores a serem abordados na análise financeira.

Os Fatores Determinantes servem para se traçar o perfil da empresa, sendo alguns deles subjetivos, como o Caráter (o conceito da empresa no mercado de atuação). Os Fatores Complementares e exógenos como situação conjuntural do ramo de atividade, capacidade gerencial, organização e controles da empresa.

O modelo foi submetido à comprovação empírica, utilizando o Teorema de Bayes, tendo sido constatado seu sucesso em um teste com 55 empresas. Os instrumentos quantitativos juntamente com os subjetivos reforçam a idéia de complementaridade nas análises.

o **Modelo Pereira**

Em 1982, Pereira desenvolveu um modelo baseado em análise discriminante, introduzindo novos índices financeiros e testando outros fatores como segmentação das empresas e horizonte de tempo. O modelo pode ser representado pela seguinte equação básica:

$$Z = \text{Constante} + X_1 a_1 + X_2 a_2 + X_3 a_3 + \dots X_n a_n$$

Sendo:

Z = valor da função que servirá para classificar a empresa

a_1, a_2, \dots, a_n = coeficientes dos índices X_1, X_2, \dots, X_n

X_1, X_2, \dots, X_n = índices selecionados

A sua aplicabilidade é para operações de curto prazo para empresas médias e grandes. Para longo prazo, sugere-se uma análise mais abrangente e prospectiva. Não é aconselhado para empresas de pequeno porte em virtude da qualidade de seus demonstrativos contábeis.

Caso esses demonstrativos sejam confiáveis o modelo pode ser aplicado, porém com algumas restrições em virtude da pequena empresa poder apresentar características muito particulares.

O modelo pode ser aplicado em empresas comerciais e industriais para avaliação da saúde financeira destas empresas, tendo um modelo específico para cada setor.

Adicionalmente, o modelo apresenta características temporais, sendo que a medida em que a empresa se aproxima do período de concordata, os índices são alterados.

Outro fator a ser considerado no modelo é que são consideradas as características regionais, sendo que o mesmo se torna mais eficiente a medida em que é regionalizado.

Por último, este modelo utiliza além dos índices tradicionais, novos índices que têm como objetivo medir aspectos dinâmicos ligados ao ciclo financeiro das empresas, a capacidade de crescimento e de geração de recursos das mesmas, bem como aspectos relativos as suas estruturas de capitais.

○ **Aplicações de Modelos Recentes no Brasil**

Foi criado em 2000 um modelo de *credit socoring*, para uma instituição financeira, com emprego de regressão logística e outras técnicas por Marques Rosa, na Universidade de São Paulo.

Utilizou-se uma amostra de 33.691 clientes de uma instituição financeira brasileira que receberam empréstimos para financiamentos de compra de veículos no período de 1996 a 1997 com o objetivo de avaliar o grau de risco associado a cada financiamento.

As variáveis que tiveram maior correlação com o risco de crédito foram: estado civil, número de menores dependentes, tipo de residência (alugada, comprada, outros), posse de telefone comercial, tipo de profissão (liberal, comércio, aposentado, outro), idade e tempo como cliente.

O modelo apresentou uma explicação de 70,4% de todos os casos corretamente.

Em 2001, foi realizado por Vicente um estudo envolvendo 202 clientes de um produto de crédito de longo prazo, de uma instituição financeira.

O estudo tinha como objetivo estimar o risco na constituição da provisão para devedores duvidosos, sendo apresentado na Universidade de São Paulo.

Baseado nestes clientes foi desenvolvido um modelo de regressão logística para a mensuração da provisão para devedores duvidosos.

Através da regressão logística foi obtida a seguinte equação:

$$Z = 7,8566 + (\text{Var } 2 \times 0,0690) + (\text{Var } 3 \times -0,4168) + (\text{Var } 5 \times 4,5462)$$

Onde:

Var 2 = Faixa de Saldo a pagar;

Var 3 = Faixa de Recursos Próprios do devedor;

Var 5 = Faixa de Quantidade de Parcelas do financiamento.

Em um segundo passo, foi definida a probabilidade de perda para cada um dos clientes e a partir desta informação os mesmos foram enquadrados de acordo com a Classificação definida pelo Banco Central, Resolução 2682/99.

A partir deste enquadramento foi definido o percentual que poderia ser provisionado como perda para cada cliente, obtendo posteriormente, o valor total de provisão para devedores duvidosos.

O modelo apresentou uma explicação de 91,26% de todos os casos corretamente.

Em 2003 foi desenvolvido por Santos um modelo de pontuação para controle do risco de crédito para uma empresa no ramo de eletroeletrônicos. O trabalho foi apresentado na Universidade de Brasília.

Foram pesquisadas 90 empresas do ramo de eletroeletrônicos, que atuam como distribuidores, revendas ou consumidores.

Os dados financeiros foram coletados nos Balanços Patrimoniais das empresas.

Com base nestes dados foram gerados resultados para os Modelos de Análise Discriminante e de Regressão e posteriormente os resultados foram comparados com outros modelos como: Kanitz, Altman e Mota.

Com a aplicação da análise discriminante, foi obtida a seguinte função:

$$Y = 0,150 + 0,121 X_1 - 0,460 X_2 + 0,317 X_3 + 0,379 X_4$$

Onde:

X_1 : Duplicatas a Receber / Ativo Total;

X_2 : Ativo Circulante;

X_3 : Prazo Médio de Pagamento a Fornecedores;

X_4 : Resultado Operacional Líquido.

O prazo médio de pagamento a fornecedores é obtido pela divisão do total de fornecedores pelo custo das mercadorias vendidas e multiplicado por 360 (dias).

Entretanto, foi detectado similaridade entre os grupos, não ocorrendo discriminação. Um modelo plenamente confiável deve apresentar grupos diferentes entre si.

Utilizando a variável dicotômica (0 = bom pagador e 1 = mau pagador) como variável dependente, foi aplicado o modelo LOGIT e como variáveis independentes mais significantes, o ativo circulante e a composição do endividamento.

No modelo obteve-se o valor de Beta de 0,051 para a variável Ativo Circulante e de 0,129 para a Composição do Endividamento.

No entanto, com a aplicação do modelo foram classificadas corretamente apenas 38 empresas de um total de 90.

Em 2004 foi desenvolvido por Pereira um modelo para mensurar o risco de crédito no segmento hospitalar filantrópico. O trabalho foi apresentado na Fundação Visconde de Cairu, em Salvador.

Foi elaborado um estudo com base na análise dos “Cs” tradicionais de crédito e uma simulação com aplicação da análise discriminante, em uma amostra de 40 entidades hospitalares filantrópicas, para identificar a melhor alternativa de mensuração do risco de crédito.

Na análise dos “Cs” de crédito, para cada “C”, foram definidas variáveis e atribuída uma pontuação para cada uma, obtida através da comparação de índices extraídos dos dados da entidade avaliada com tabelas de índices padrão.

Após a pontuação de todas as variáveis para cada “C” de crédito, foram somadas todas as pontuações, obtendo um valor final.

Com a aplicação da análise discriminante foi obtida a seguinte equação:

$$Y = 1,30 + 0,36 \text{ IND}_1 - 0,39 \text{ IND}_2 + 0,14 \text{ IND}_3$$

Sendo:

IND₁: Índice de Liquidez Corrente

IND₂: Composição do Endividamento

IND₃: Retorno sobre o Patrimônio Líquido

Posteriormente, foi feita uma comparação entre o resultado pelo modelo de previsão de insolvência e a classificação original da amostra das entidades, obtendo um grau de confiança de 95%.

3.1

Vantagens e Limitações dos Modelos em Geral

Podem ser citadas as seguintes vantagens no uso de modelos:

- Auxilia na eliminação da subjetividade no julgamento que pode variar de analista para analista. Desta forma, fazendo com que todos sigam o mesmo padrão e utilizem a sensibilidade para complemento da avaliação da decisão de crédito, considerando variáveis que não estão contempladas no modelo.
- Aumenta a velocidade da informação para a concessão de crédito, proporcionando uma maior agilidade das respostas.

Diferentemente, podem ser apontados como limitações:

- Os modelos somente funcionam para um período de tempo, com o decorrer do mesmo, tanto os índices quanto as variáveis podem sofrer alterações. Adicionalmente, os modelos são desenvolvidos *ex-post*, se baseando que comportamentos realizados no passado serão permanecidos no futuro.
- Os modelos embora apresentando bons resultados podem falhar, ou seja, eles não podem ser utilizados no lugar do julgamento do analista e sim como uma ferramenta complementar.

- Os modelos podem não apresentar resultados verdadeiros se a sua base de dados estiver com informações equivocadas. Por exemplo, modelos baseados em informações de demonstrativos contábeis podem apresentar valores distorcidos caso tenha adulteração ou alguma falha nos demonstrativos contábeis.
- Aspectos de região geográfica, bem como ramos de atividades podem limitar o uso de um modelo único. Deve ser feita uma análise sobre a possível interferência destes fatores no resultado de acordo com a realidade da empresa.
- Os modelos apresentam uma resposta objetiva quanto a decisão de crédito a ser dada aos clientes, não levando em consideração possíveis fatores estratégicos.

4

Aplicação: Modelo LOGIT para Avaliar o Risco de Crédito

4.1

Preparação de Dados

Foi utilizada uma base de dados de 156 clientes que tiveram o vencimento de seus títulos compreendidos no período de abril a outubro de 2005.

Os dados históricos destes clientes tiveram como fonte tanto o próprio sistema interno da empresa fornecedora, quanto relatórios de uma empresa de cadastro, a Serasa, especializada na elaboração de *rating* de empresas.

Como a fonte de dados externa (Serasa) não possui dados históricos, somente dados no presente, para a amostra foram selecionados clientes que tiveram transações recentes com a empresa, para que houvesse o menor espaço de tempo possível entre as informações históricas de pagamento e as do Serasa.

Baseado nos dados de pagamento destes clientes, foi definida a variável dependente *dummy*, Situação do Cliente (0 – adimplente e 1 inadimplente), de acordo com a seguinte classificação:

- Para clientes adimplentes – clientes com histórico de pagamentos em dia ou com o máximo de atraso em até 30 dias;
- Para clientes inadimplentes – clientes com histórico de pagamentos com atraso superior a 30 dias.

Foi realizado o corte em 30 dias em virtude de que os títulos após 30 dias vencidos, já foram cobrados internamente pela empresa e não tiveram êxito. Após este prazo, eles são enviados para uma empresa de cobrança externa, passando a ter ônus adicional referente ao valor de comissão cobrado por título recebido, ao gerenciamento desta carteira em cobrança externa, além de terem um maior risco de não recebimento, em virtude de já terem sido cobrados internamente.

Adicionalmente, nota-se que quanto maior o tempo de vencimento de um título, maior é a dificuldade em se obter o seu pagamento.

Por fim, foram levantadas as variáveis independentes que tinham possibilidade de explicar a correlação com a inadimplência. Foram listadas 13 variáveis independentes, conforme a seguir:

- i. Idade da empresa;
- ii. Quantidade de consultas por empresa de factoring/fomento mercantil;
- iii. Concentração das consultas de factoring/fomento mercantil;
- iv. Prazo médio de atraso;
- v. Período da última compra;
- vi. Quantidade de pendências vencidas em bancos e financeiras (REFIN);
- vii. Quantidade de pendências vencidas com empresas não-financeiras (PEFIN);
- viii. Quantidade de protestos;
- ix. Período dos protestos;
- x. Quantidade de cheques sem fundos e sustados;
- xi. Quantidade de ações judiciais;
- xii. Quantidade de parcelas por pedido do cliente;
- xiii. Prazo médio de pagamento do cliente;

As empresas de *factoring* e de fomento mercantil, utilizadas nas variáveis “ii” e “iii”, são empresas que prestam serviços principalmente relativos ao adiantamento do valor referente a títulos a receber. Normalmente apresentam taxas financeiras superiores aos bancos de varejo.

Para cada variável independente foram definidas faixas de valores (Tabela 3). Estas faixas foram criadas em virtude da grande dispersão dos dados e a partir

da suposição de que as empresas apresentam o mesmo comportamento em relação à pontualidade no pagamento ao apresentar informações compreendidas na mesma faixa.

Tabela 3 – Relação das Variáveis Independentes

Variável Independente	Fonte	Faixas por Variável
Idade da empresa	Serasa	1 - até 5 anos // 2- de 6 a 10 anos // 3- de 11 a 20 anos // 4- de 21 a 40 anos // 5 - mais de 41 anos
Quantidade consultas empresas factoring ou fomento mercantil	Serasa	1 - 0 consultas // 2- 1 consulta // 3- 2 consultas // 4- 3 consultas // 5 - 4 consultas // 6 - 5 consultas
Concentração das consultas de empresas de factoring ou fomento mercantil	Serasa	1- a mais recente no último mês // 2- a mais recente de 1 a 2 meses atrás // 3 - a mais recente de 3 a 6 meses atrás // 4 - a mais recente de 7 a 12 meses atrás // 5 - a mais recente com mais de 12 meses // 6 - não há
Prazo Médio de atraso	Serasa	1 - de 0 a 5 dias // 2- de 6 a 10 dias // 3- de 11 a 20 dias // 4- de 21 a 40 dias // 5 - mais de 41 dias
Período da última compra a qualquer fornecedor	Serasa	1- no último mês // 2- de 1 a 2 meses atrás // 3 - de 3 a 6 meses atrás // 4 - de 7 a 12 meses atrás // 5 - mais de 12 meses
Quantidade de pendências vencidas em bancos e financeiras (REFIN)	Serasa	1 - zero // 2- de 1 a 2 // 3- de 3 a 5 // 4- de 6 a 10 // 5 - de 11 a 20 // 6 - mais de 21
Quantidade de pendências vencidas informadas por empresas não financeiras (PEFIN)	Serasa	1 - zero // 2- de 1 a 2 // 3- de 3 a 5 // 4- de 6 a 10 // 5 - de 11 a 20 // 6 - mais de 21
Quantidade de protestos	Serasa	1 - zero // 2- de 1 a 2 // 3- de 3 a 5 // 4- de 6 a 15 // 5 - de 16 a 30 // 6 - de 31 a 50 // 7 - mais de 51
Período em que abrangem os protestos	Serasa	1- no último mês // 2- de 1 a 2 meses atrás // 3 - de 3 a 6 meses atrás // 4 - de 7 a 12 meses atrás // 5 - mais de 12 meses atrás // 6 - não há
Quantidade de cheques sem fundos/sustados	Serasa	1 - zero // 2- de 1 a 2 // 3- de 3 a 5 // 4- de 6 a 15 // 5 - de 16 a 30 // 6 - de 31 a 50 // 7 - mais de 51
Quantidade de ações judiciais	Serasa	1 - zero // 2- 1 ação // 3- 2 ações // 4- de 3 a 5 ações // 5 - mais de 6 ações
Quantidade de Parcelas por Pedido do Cliente	Empresa	1 - 1 parcela // 2 - 2 parcelas // 3 - 3 parcelas // 4 - 4 parcelas // 5 - 5 parcelas // 6 - mais de 6 parcelas
Prazo Médio de Pagamento do Cliente	Empresa	1 - até 20 dias // 2 - 21 a 30 dias // 3 - 31 a 45 dias // 4 - 46 a 60 dias // 5 - 61 a 80 dias // 6 - mais de 81 dias

Para cada cliente da amostra, foi feito o levantamento das variáveis independentes, com a sua respectiva faixa, e a variável dependente associada (0 ou 1). A relação das observações encontram-se no Anexo 1.

De acordo com Hair (p.219-220, 2005), o tamanho da amostra deve seguir os seguintes padrões:

- Proporção Mínima: 5 observações para cada variável independente. Como no modelo foram utilizadas 13 variáveis independentes, deveria-se ter no mínimo 65 observações (5 x 13 variáveis independentes) ;
- Mínimo de 20 observações por grupo.

Utilizou-se o *software* SPSS Versão 11.5 para a criação do modelo. Após a colocação dos dados no software foram definidas aleatoriamente as observações que seriam utilizadas para a criação do modelo e para a sua validação.

Para a obtenção aleatória dos dois grupos foi criada uma variável de seleção, “SELEC 70”, dividindo em grupos com 70% e 30% das observações.

A amostra foi distribuída conforme a Tabela 4.

Tabela 4 – Distribuição da Amostra

		N	Percentual
Casos Selecionados (Modelo)	Incluso na Análise	91	58,3
	Casos sem Dados	12	7,7
	Total	103	66,0
Casos Não-Selecionados (Validação)		53	34,0
Total		156	100,0

Vale ressaltar que, a amostra de 156 observações, quando particionada em amostras de análise e de teste (validação), atende a proporção mínima (5 observações para 1 variável), fornecendo uma razão de aproximadamente 8 para 1 (103 observações para 13 variáveis independentes potenciais) na amostra de análise.

Embora esta proporção cresça para 12 para 1 se a amostra não for dividida, considera-se mais importante validar os resultados com dados não utilizados para a criação do modelo, do que aumentar o número de observações na amostra de análise.

Além disso, os grupos excedem ao tamanho mínimo de 20 observações por grupo.

Na etapa de análise de dados observa-se a ocorrência de 12 *missing cases*, correspondendo a 7,7% da amostra.

Adicionalmente, foi feita uma análise dos dados baseada na estatística descritiva (Anexo 2).

Então, foram geradas informações para os dados referentes a cada variável, como: média, moda, mediana, desvio padrão, variância, assimetria e curtose.

Observou-se que para algumas variáveis, como: quantidade consultas por empresas de factoring, prazo médio de atraso, período da última compra, quantidade REFIN, quantidade PEFIN, quantidade de protestos, quantidade de cheques sem fundos, quantidade de ações judiciais e quantidade de parcelas, a média se encontrava superior a mediana, apresentando uma assimetria positiva.

Isto implica em dizer que nestes casos, mais de 50% dos dados presentes em cada variável se posicionam abaixo da média, conferindo-lhe uma certa tendência de superestimação dos dados.

Pelo coeficiente de curtose pode-se ter uma indicação da intensidade das frequências das observações nas vizinhanças dos valores centrais, da mediana, que divide os dados em 50% a esquerda e 50% a direita, e da média aritmética, caso esta última seja representativa dos valores centrais. Em termos gráficos, a curtose indica o grau de achatamento da curva da amostra.

Analisando os dados para a amostra, pôde ser identificado que a maioria das variáveis independentes apresentou dados de curtose muito distantes de 3 (característica de uma distribuição normal). A variável “Prazo Médio de Atraso” foi a que apresentou dado de curtose o mais próximo de uma distribuição normal, com 2,1, classificada como moderadamente platicúrtica. Esse distanciamento da distribuição normal confere uma menor previsibilidade, em termos de certeza probabilística, em relação ao comportamento dos dados no futuro.

Em virtude da característica das variáveis independentes não serem normalmente distribuídas foi descartado para a criação do modelo o emprego da ferramenta estatística análise discriminante.

4.2

Análise dos Dados

Nesta etapa, foi feita uma análise de correlação entre as variáveis independentes e uma análise entre cada variável independente e a variável dependente ($Y = \text{Situação do Cliente}$). (Anexo 3)

Essa análise de correlação permitiu identificar as variáveis independentes que apresentam uma grande correlação com a variável dependente, pois quanto maior a correlação entre a variável dependente e a independente, maior o poder discriminante entre os grupos, resultando em uma melhor explicação do modelo.

Foram identificadas como variáveis altamente correlacionadas: “Idade da empresa”, “Prazo médio de atraso”, “Período da Última Compra”, “Quant. REFIN”, “Quant. PEFIN”, “Quant. Protestos”, “Período dos Protestos”, “Quant. Cheques sem fundos” e “Prazo Médio Pagamento”. (Anexo 3)

Conclui-se que para esta amostra as demais variáveis não explicam a variável dependente “Situação do Cliente”, o que não significa necessariamente que na população elas não a expliquem.

Adicionalmente, foi realizada uma análise de correlação entre as variáveis independentes (Anexo 3). Através da análise de correlação entre as variáveis independentes, verificou-se aquelas que tinham maior correlação entre si.

Verifica-se que um modelo que apresenta variáveis independentes com alta correlação, ou seja a presença de multicolinearidade, tende a apresentar os betas superestimados.

Segundo Hair (p. 142, 2005),

“... a multicolinearidade refere-se à correlação entre entre três ou mais variáveis independentes. O impacto da multicolinearidade é reduzir o poder preditivo de qualquer variável independente na medida em que ela é associada com as outras variáveis independentes. Quando a colinearidade aumenta, a variância única explicada por cada variável independente diminui e o percentual da previsão compartilhada aumenta.”

Adicionalmente, de acordo com Hair (p. 165, 2005), a multicolinearidade resulta em partes maiores de variância compartilhada e níveis mais baixos de variância única, da qual os efeitos das variáveis independentes individuais podem ser determinados.

Concluindo, a existência da multicolinearidade deve ser observada, pois na sua existência não se deve interpretar os betas da equação isoladamente, pois há a tendência desses coeficientes estarem superestimados, em virtude de uma sobreposição do poder preditivo.

Observa-se na Tabela 5, um resumo das correlações entre variáveis independentes, com significância no nível de 0,01, ou seja, de 1% (bi-caudal).

Tabela 5 – Quadro Resumo de Correlação entre Variáveis

Variável Independente	Alta Correlação com:
Idade da empresa	Prazo médio de atraso , período da última compra, quant. Protestos , período protestos e quant. Cheques sem fundos.
Quantidade consultas empresas factoring ou fomento mercantil	Conc. Consultas de factoring, quant. REFIN e quant. Ações judiciais.
Concentração das consultas de empresas de factoring ou fomento mercantil	Quant. Cons. Factoring.
Prazo Médio de atraso	Idade empresa , per. Última compra, quant. REFIN, quant. Protestos , per. Protestos e quant. cheques sem fundos.
Período da última compra a qualquer fornecedor	Idade empresa, prazo medio de atraso, quant. REFIN, quant. Protestos, quant. Cheques sem fundos e prazo médio de pagamento.
Quantidade de pendencias vencidas em bancos e financeiras (REFIN)	Quant. Cons. Factoring, prazo médio de atraso, per. Última compra, quant. PEFIN, quant. Protestos, per. Protestos, quant. Cheques sem fundos e quant. Ações judiciais.
Quantidade de pendencias vencidas informadas por empresas não financeiras (PEFIN)	Quant. REFIN, quant. Protestos , per. Protestos, quant. Cheques sem fundos e quant. Ações judiciais.
Quantidade de protestos	Idade da empresa , prazo médio de atraso , período da última compra, quant. REFIN, quant. PEFIN , per. Protestos, quant. Cheques sem fundos e prazo médio de pagamento.
Período em que abrangem os protestos	Idade da empresa, prazo médio de atraso, período da última compra, quant. REFIN, quant. PEFIN, quant. Protestos e quant. Cheques sem fundos.
Quantidade de cheques sem fundos/sustados	Idade da empresa, prazo médio de atraso, período da última compra, quant. REFIN, quant. PEFIN, quant. Protestos e per. protestos.
Quantidade de ações judiciais	Quant. Cons. factoring, quant. REFIN e quant. PEFIN.
Quantidade de Parcelas por Pedido do Cliente	Prazo médio de pagamento.
Prazo Médio de Pagamento do Cliente	Per. Última compra, quant. Protestos e quant. Parcelas.

Após a análise de correlação, foi aplicada a ferramenta regressão logística.

A escolha do modelo de Regressão Logística (LOGIT) deveu-se à não normalidade da curva de distribuição do risco de crédito e a característica dicotômica da variável dependente desejada ($Y = 0$ ou $Y = 1$). Não foi utilizado o

modelo probit, modelo semelhante ao logit, por este pressupor que haja normalidade na curva de distribuição.

De acordo com Hair (p. 245, 2005), a logit é útil para situações nas quais se deseja prever a presença ou ausência de uma característica, ou resultado, baseado em valores das variáveis independentes. Pode ser utilizada, por exemplo, para se mensurar a probabilidade do risco de crédito em situações de operação de vendas a prazo, empréstimos ou financiamentos.

A probabilidade máxima pode ser estimada pela logit, após a transformação da variável dependente em variável de base logarítmica, permitindo que seja calculada a probabilidade de um certo evento acontecer.

Para os dados do estudo, foram gerados resultados para os seguintes métodos *Forward Stepwise: Conditional, Wald e Likelihood Ratio*. Esses métodos diferenciam entre si em função do critério empregado para orientar a entrada das variáveis independentes.

Para o método *Conditional* busca-se a maior probabilidade condicional, no método *Wald*, busca-se um maior coeficiente de *Wald* e no *Likelihood Ratio*, objetiva-se uma maior redução no valor $-2LL$ (“ $- 2 \log$ verossimilhança”).

Inicialmente foram gerados resultados para os três critérios acima para orientar a entrada das variáveis, sendo que os três métodos apresentaram o mesmo resultado final. As tabelas seguintes referentes ao *output* do SPSS, foram geradas pelo método *Forward Stepwise Likelihood Ratio*, que tem como objetivo reduzir o valor de $- 2LL$.

Pela Tabela 6 verifica-se que as variáveis foram selecionadas em 4 etapas e observa-se através da linha “Modelo” que o modelo apresenta adequação estatisticamente significativa, mesmo a um alfa de 1%, rejeitando a hipótese nula de que as variáveis independentes não explicam a variável dependente Y – “Situação do Cliente”.

Tabela 6 – Omnibus Tests of Model Coefficients

		Qui-quadrada	Grau de liberdade	Sig.
Passo 1	Passo	36,523	1	0,000
	Bloco	36,523	1	0,000
	Modelo	36,523	1	0,000
Passo 2	Passo	13,043	1	0,000
	Bloco	49,565	2	0,000
	Modelo	49,565	2	0,000
Passo 3	Passo	6,432	1	0,011
	Bloco	55,997	3	0,000
	Modelo	55,997	3	0,000
Passo 4	Passo	4,006	1	0,045
	Bloco	60,003	4	0,000
	Modelo	60,003	4	0,000

Adicionalmente, pode ser verificado na Tabela 7, que houve uma redução do valor de $-2 \text{ Log Likelihood}$, conforme foram sendo introduzidas as variáveis no modelo. Seu valor foi reduzido de 77,4 para 53,9. Este valor significa a medida geral de como o modelo se ajusta.

De acordo com Hair (p. 264, 2005), o $-2 \text{ Log Likelihood}$ é dado pelo valor de verossimilhança, que compreende -2 vezes o logaritmo do valor da verossimilhança e é chamado de -2 LL ou $-2 \text{ log verossimilhança}$, assim sendo, um modelo bem ajustado terá um valor pequeno para -2 LL , sendo o seu valor mínimo igual a zero.

Ao comparar o valor de -2 LL após a introdução de cada variável independente, verifica-se que a diferença representa a mudança no ajuste preditivo de uma equação para a outra.

Tabela 7 – Resumo do Modelo

Passo	$-2 \text{ Log likelihood}$	Cox & Snell R^2	Nagelkerke R^2
1	77,386	0,331	0,463
2	64,343	0,420	0,588
3	57,912	0,460	0,644
4	53,906	0,483	0,676

Adicionalmente, existem as medidas *Cox & Snell*, *Nagelkerke* e “pseudo” R^2 que também têm o intuito de apresentar o ajuste geral do modelo. Segundo Hair (p. 264, 2005), estas medidas de adequação de ajuste comparam as probabilidades estimadas com as probabilidades observadas, sendo que valores mais altos significam um melhor ajuste do modelo.

A medida R^2 Cox & Snell está limitada, no sentido em que não pode alcançar o valor máximo de 1; e, conseqüentemente, Nagelkerke propôs uma modificação que apresenta o domínio de 0 a 1.

No modelo gerado, obteve-se como valor de Cox & Snell, variando de 0,331 para 0,483 e de Nagelkerke, variando de 0,463 para 0,676. Observa-se que conforme foram incluindo as variáveis, o modelo foi melhor se ajustando, de forma a apresentar valores mais altos.

A terceira medida é o “pseudo” R^2 , baseado na melhora no valor de $-2LL$.

O “Pseudo” R^2 para o Modelo Logit, pode ser calculado como:

$$R^2 \text{ logit} = \frac{2LL_{\text{nulo}} - (-2LL_{\text{modelo}})}{-2LL_{\text{nulo}}}$$

Apresentando o seguinte valor para o modelo em questão:

$$R^2 \text{ logit} = (77,386 - 53,906) / (77,386) = 0,3034$$

Segundo Hair (p. 264, 2005), a medida final de ajuste do modelo é o valor de *Hosmer and Lemeshow Test*, o qual mede a correspondência entre valores reais e os previstos da variável dependente. Um bom ajuste de modelo é indicado por um valor qui-quadrado não-significante.

Tabela 8 – *Hosmer and Lemeshow Test*

Passo	Qui-quadrada	Grau de liberdade	Sig.
1	0,154	2	0,926
2	2,457	4	0,652
3	5,630	6	0,466
4	8,600	6	0,197

Após o teste de *Hosmer and Lemeshow*, é utilizado o Método de Matrizes de Classificação desenvolvido para a Análise Discriminante para avaliar a precisão preditiva do modelo de regressão logística.

A Matriz de Classificação (Tabela 9), mostra a classificação dos casos preditos pelo modelo comparando com os dados reais referentes à variável Y, Situação do Cliente.

Observa-se que o modelo apresenta melhor explicação para os clientes com a situação de solvente, com o percentual de acerto de 95,2% para a amostra de casos selecionados (amostra de análise), utilizada para gerar o modelo.

Considerando o modelo de uma forma geral, 90,1% dos clientes são classificados corretamente em um dos dois grupos, apresentando, a princípio, um expressivo percentual representativo de convergência.

Tabela 9 – Matriz de Classificação

Observação	Preditos							
	Casos Selecionados (Modelo)			Casos Não-Selecionados (Validação)				
	Situação Cliente		Percentual Correto	Situação Cliente		Percentual Correto		
	0,00	1,00		0,00	1,00			
Passo 1	Situação Cliente	0,00	54	8	87,1	30	1	96,8
		1,00	9	20	69	5	7	58,3
	Percentual Geral				81,3			86,0
Passo 2	Situação Cliente	0,00	58	4	93,5	31	0	100,0
		1,00	10	19	65,5	3	9	75,0
	Percentual Geral				84,6			93,0
Passo 3	Situação Cliente	0,00	59	3	95,2	31	0	100,0
		1,00	7	22	75,9	4	8	66,7
	Percentual Geral				89			90,7
Passo 4	Situação Cliente	0,00	59	3	95,2	31	0	100,0
		1,00	6	23	79,3	3	9	75,0
	Percentual Geral				90,1			93,0

Ao observar na Tabela 9 os dados referentes aos casos não selecionados para a criação do modelo e utilizados como amostra de validação, verifica-se que 100% dos casos foram enquadrados corretamente para a situação de cliente adimplente e 75% para a situação de cliente inadimplente, totalizando uma média de 93% de acerto geral do modelo.

Para identificar o percentual mínimo de classificação aceitável é necessário utilizar o critério de chance proporcional, que será calculado a seguir.

O critério de chance proporcional, conforme Hair (p. 241, 2005) leva em consideração a diferença dos tamanhos dos grupos analisados, sendo para o modelo em análise, os grupos de adimplentes ($Y=0$) e de inadimplentes ($Y = 1$). A fórmula para o critério de chance proporcional é:

$$C_{\text{PRO}} = p^2 + (1 - p^2)$$

Onde:

C_{PRO} = critério de chance proporcional

p = proporção de empresas no grupo 1

$1 - p$ = proporção de empresas no grupo 2

Para o modelo em questão, foram obtidas 65 observações para a situação adimplente e 26 para inadimplente, tendo como valor de chance proporcional $(0,714)^2 + (0,286)^2 = 0,592$.

Conforme Hair (p.242, 2005), o critério de chance máxima é simplesmente o percentual corretamente classificado se todas as observações fossem colocadas no grupo com maior probabilidade de ocorrência.

Como o grupo 1 ocorre 71,4% do tempo, estaria correto 71,4% do tempo se fossem designadas todas as observações a este grupo. No entanto, para a amostra de análise foi obtido na matriz de classificação um percentual de acerto de 95,2%, bem superior aos 71,4%.

A precisão de classificação de 90,1% do modelo é substancialmente maior que o critério de chance proporcional obtido (59,2%) e maior que o critério de chance máxima de 71,4%. Também excede a referência sugerida do valor mais 25%, o que neste caso estabelece o valor de referência em $71,4 \times 1,25 = 89,25\%$.

A tabela a seguir, Tabela 10, apresenta as variáveis presentes na equação, gerada pela ferramenta de regressão logística bem como os seus betas e a significância das variáveis independentes.

Tabela 10 – Variáveis na Equação

		B	S.E.	Wald	Grau de Liberdade	Sig.	Exp (B)
Passo 1	PRZ_ATR	1,902	0,431	19,522	1	0,000	6,702
	Constante	-3,721	0,692	28,914	1		0,024
Passo 2	PRZ_ATR	1,569	0,485	10,472	1	0,001	4,800
	QT_PROT	0,527	0,156	11,365	1	0,001	1,693
	Constante	-4,474	0,845	28,014	1	0,000	0,011
Passo 3	ID_EMPR	-0,722	0,297	5,919	1	0,015	0,486
	PRZ_ATR	1,390	0,502	7,678	1	0,006	4,016
	QT_PROT	0,483	0,164	8,708	1	0,003	1,620
	Constante	-2,206	1,117	3,902	1	0,048	0,110
Passo 4	ID_EMPR	-0,734	0,309	5,650	1	0,017	0,480
	PRZ_ATR	1,408	0,500	7,919	1	0,005	4,086
	QT_PEFIN	0,934	0,477	3,841	1	0,050	2,545
	QT_PROT	0,436	0,178	6,046	1	0,014	1,547
	Constante	-3,314	1,262	6,895	1	0,009	0,036

O teste de *Wald* é usado em regressão logística para obter a significância de cada coeficiente logístico (B). A estatística *WALD* é obtida por: $(\text{Coef. B} / \text{Erro Padrão})^2$. Identifica o quanto a variável independente participa individualmente da explicação da variável dependente.

Observa-se que pelo teste de *Wald* a significância de quase todos os coeficientes logísticos foi aceitável a um alfa de 5%, com exceção do coeficiente referente à variável QT_PEFIN que teve um alfa de 10%, que embora superior, também é aceitável para entrar no modelo.

Esses resultados representam uma expressiva adequação do modelo para explicar o comportamento da variável dependente Situação do Cliente.

A partir do resultado do logit, obtêm-se a seguinte equação final:

$$\text{SIT_CLIENTE} = - 3,314 + (- 0,734 \times \text{ID_EMPR}) + (1,408 \times \text{PRZ_ATR}) + (0,934 \times \text{QT_PEFIN}) + (0,436 \times \text{QT_PROT})$$

Onde:

SIT_CLIENTE = Situação do Cliente (adimplente ou inadimplente)

ID_EMPR = Idade da empresa

PRZ_ATR = Prazo médio de atraso no pagamento a fornecedores

QT_PEFIN = Quantidade de pendências vencidas informadas por instituições não-financeiras

QT_PROT = Quantidade de protestos

Após a definição da equação, verifica-se o grau de correlação entre as variáveis independentes contidas na mesma, obtendo a Tabela 11, para avaliar a possibilidade da ocorrência da multicolinearidade, ou seja, correlação entre duas ou mais variáveis independentes.

Tabela 11 – Correlação entre Variáveis Independentes da Equação

Variável Independente definida na Equação	Alta Correlação com:
Idade da empresa	Prazo médio de atraso e quant. Protestos.
Prazo Médio de atraso	Idade empresa e quant. Protestos.
Quantidade de pendencias vencidas informadas por empresas não financeiras (PEFIN)	Quant. Protestos.
Quantidade de protestos	Idade da empresa, prazo médio de atraso e quant. PEFIN.

Analisando a tabela com as correlações entre as variáveis independentes do modelo, observa-se que as mesmas estão altamente correlacionadas entre si.

Assim sendo, foi realizado o teste VIF que identifica o grau de colinearidade entre as variáveis. Para casos em que o valor de VIF for menor ou igual a 5 considera-se que não há presença de colinearidade estatisticamente representativa entre as variáveis.

Pelos resultados (Tabela 12), verifica-se que todos os valores de VIF apresentados foram inferiores a 5, logo, não havendo uma presença significativa de colinearidade entre as variáveis.

Tabela 12 – Estatística VIF

Modelo	Estatística de Colinearidade	
	Tolerância	VIF
1 (Constante)		
Idade Empresa	0,850	1,177
Prazo Médio de Atraso	0,647	1,547
Quant. PEFIN	0,707	1,414
Quant. Protestos	0,523	1,911

5

Resultados

O modelo gerado apresentou um resultado muito bom, com um forte suporte empírico tanto na amostra para geração do modelo quanto na de validação. Com ele, podem ser identificados os clientes enquadrados como adimplentes e inadimplentes, bem como a probabilidade de risco de crédito associada a eles, com um percentual de acerto superior a 90%.

Observa-se a seguinte equação como resultado após a aplicação da ferramenta LOGIT.

$$\text{SIT_CLIENTE} = - 3,314 + (- 0,734 \times \text{ID_EMPR}) + (1,408 \times \text{PRZ_ATR}) \\ + (0,934 \times \text{QT_PEFIN}) + (0,436 \times \text{QT_PROT})$$

Na equação, foram destacadas como variáveis independentes: idade da empresa, prazo médio de atraso, quantidade de pendências financeiras e quantidade de protestos. Na verdade, o cliente se torna inadimplente em virtude de alguns fatores, sendo que alguns deles puderam ser descritos por meio das variáveis compreendidas no modelo gerado.

Embora haja correlação entre algumas variáveis independentes, verifica-se que os sinais dos betas estão coerentes com o que se observa na realidade. Quanto maior a idade da empresa, menor a probabilidade do cliente ser inadimplente. E, por outro lado, o prazo médio de atraso, a quantidade de pendências financeiras e a quantidade de protestos apresentaram relação direta com a variável dependente situação do cliente.

A partir da equação do modelo, pode-se determinar a probabilidade de um cliente ser inadimplente. A probabilidade de inadimplência pode ser definida por:

$$P(Y=1) = \frac{1}{1 + e^Z}$$

Onde:

Z = resultado do modelo logit

P(Y=1) = probabilidade de Y = 1, ou seja, a probabilidade do cliente ser inadimplente

Após a definição do valor de Z para cada cliente foi calculada a probabilidade de perda relativa a cada uma das empresas, aplicando-se o modelo LOGIT. Verifica-se no Anexo 4 uma listagem com todos os clientes, os valores das variáveis do resultado do logit (valor de Z), bem como a probabilidade de perda.

A Tabela 13 mostra de forma resumida, uma listagem dos clientes e suas respectivas probabilidades de perda.

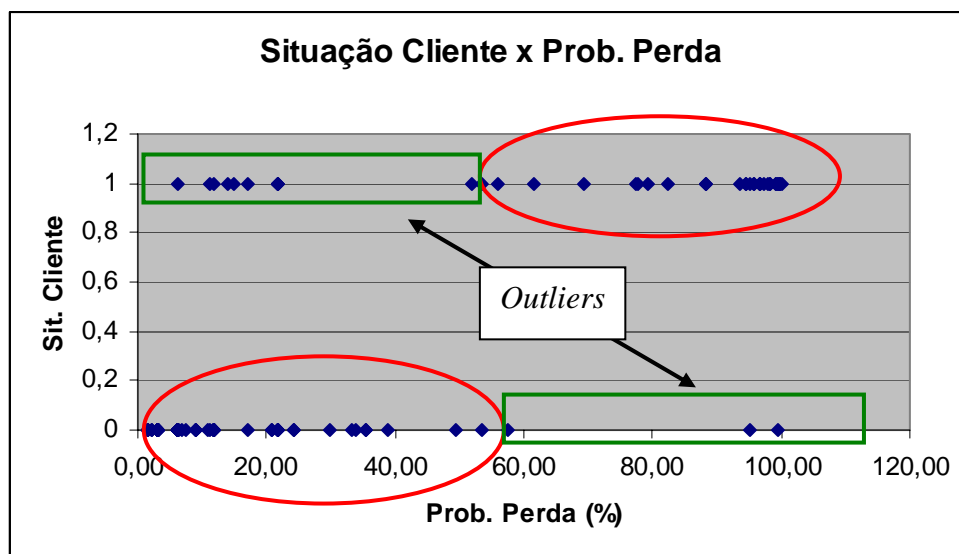
Tabela 13 – Probabilidade de Perda por Cliente

Obs	Cliente	Prob Perda (%)	Obs	Cliente	Prob Perda (%)	Obs	Cliente	Prob Perda (%)	Obs	Cliente	Prob Perda (%)
1	12713	99,54	51	10602	6,07	101	1521	3,01	151	13138	95,66
2	13082	-	52	10707	21,91	102	6013	6,07	152	11061	98,14
3	11505	-	53	12622	82,45	103	7463	6,07	153	1144	99,94
4	10669	-	54	12623	15,07	104	1361	1,46	154	11116	98,38
5	8671	-	55	10523	96,82	105	1397	3,01	155	9252	95,05
6	13100	-	56	2851	96,71	106	95	3,01	156	11741	99,10
7	11597	-	57	12401	79,36	107	6502	9,08			
8	11551	-	58	1426	11,87	108	4974	6,07			
9	9044	-	59	11508	93,59	109	896	2,25			
10	12598	-	60	755	3,01	110	4893	3,01			
11	13034	-	61	150	3,01	111	9664	3,01			
12	12673	-	62	10433	21,91	112	79	3,01			
13	12727	-	63	7903	24,37	113	1223	6,07			
14	11180	-	64	4419	3,01	114	5949	6,07			
15	12974	-	65	6687	9,08	115	949	3,01			
16	12724	-	66	7255	29,81	116	6042	11,87			
17	174	-	67	8227	24,37	117	1138	1,46			
18	12933	-	68	5460	3,01	118	1316	7,31			
19	10178	-	69	4399	6,07	119	6316	6,07			
20	8009	-	70	5650	6,07	120	10441	6,07			
21	8000	-	71	7787	11,87	121	871	3,01			
22	4351	-	72	635	3,01	122	3320	3,01			
23	6033	21,91	73	979	1,46	123	8450	9,08			
24	10	1,46	74	6871	11,87	124	169	1,46			
25	4527	6,07	75	2458	6,07	125	3952	6,07			
26	3709	6,07	76	7097	11,87	126	4951	6,07			
27	10094	3,01	77	12434	21,91	127	11077	88,16			
28	6957	11,87	78	6949	6,07	128	12948	11,25			
29	4625	6,07	79	62	3,01	129	12949	99,41			
30	187	3,01	80	12013	11,87	130	3877	96,63			
31	7178	33,26	81	6641	10,88	131	8033	88,30			
32	12470	11,87	82	13135	21,91	132	11975	99,09			
33	1483	2,25	83	7361	3,01	133	9658	53,45			
34	3558	6,07	84	326	3,01	134	11650	49,45			
35	1859	6,07	85	2922	3,01	135	10414	35,52			
36	2692	6,07	86	6838	3,01	136	12912	38,74			
37	10697	21,91	87	882	3,01	137	6354	20,90			
38	197	3,01	88	12999	3,01	138	12540	53,45			
39	2620	6,07	89	892	6,90	139	5964	20,90			
40	6915	11,87	90	1353	3,01	140	7316	35,52			
41	7484	55,98	91	1262	6,07	141	8717	69,26			
42	4200	11,25	92	11036	21,91	142	4121	97,88			
43	12814	77,71	93	1383	3,01	143	8484	77,33			
44	13014	94,56	94	8862	17,24	144	11555	94,56			
45	10695	97,15	95	1372	1,46	145	13131	99,76			
46	10448	95,66	96	1805	33,84	146	12198	99,39			
47	9310	17,24	97	5972	11,87	147	5432	51,95			
48	9388	14,12	98	2562	11,87	148	7188	95,23			
49	10042	21,91	99	6164	57,45	149	11443	99,98			
50	12636	61,64	100	8114	6,07	150	9283	99,64			

A Figura 2 demonstra a distribuição de todos os clientes da amostra, com a relação entre a variável dependente, Sit. Cliente, e a probabilidade de perda.

A concentração inferior à esquerda mostra os clientes solventes e com uma menor probabilidade de perda. Diferentemente, na parte superior à direita apresenta os clientes insolventes com uma maior probabilidade de perda. Vale ressaltar que todos esses clientes (circundados na figura) foram enquadrados corretamente.

Figura 2 – Situação do Cliente x Probabilidade de Perda



Nota-se como pontos fora da curva (os *outliers*), clientes com baixa probabilidade de perda e insolventes ou clientes com alta probabilidade de perda e solventes.

No entanto, estes clientes são minoria, podendo ser observado tal fato na matriz de classificação (Tabela 14), considerada como base de dados toda a amostra, apresentando um percentual de acerto de 91%. Isso significa dizer que para a base de dados utilizada, 91% das observações foram enquadradas corretamente com a utilização do modelo.

Tabela 14 – Matriz de Classificação considerando toda a amostra

Observação	Situação do Cliente		Porcentagem Correta
	0	1	
Sit_Cliente = 0	90	3	96,8
= 1	9	32	78,0
Percentual Geral			91,0

6

Conclusão

Esta pesquisa teve como objetivo principal tentar identificar o risco de crédito associado aos clientes da empresa. Na revisão da literatura, foram destacados os modelos empregados de risco de crédito e verificou-se a presença do uso da análise discriminante e regressão logística, como principais ferramentas estatísticas para modelagem de risco de crédito.

Assim, adotou-se como ferramenta estatística a regressão logística, um modelo capaz de gerar a probabilidade de risco de crédito associada a cada cliente.

Através deste trabalho fica evidenciado que o uso da regressão logística pôde ser utilizado com sucesso no desenvolvimento do modelo de risco de crédito. O modelo proposto, com uma amostra de 156 clientes, apresentou um elevado grau de explicação e permitiu responder as seguintes perguntas citadas na introdução:

“Em virtude da grande quantidade de informações, como analisar um relatório e dar um parecer? Como manter os mesmos critérios para a análise de todos os clientes, sendo justo na avaliação dos mesmos? Para quais informações deveríamos dar maior peso de forma a chegar em um resultado único?”

A tabela de classificação mostrou que a taxa de acerto geral do modelo de regressão logística é de 91% (Tabela 14) e que as taxas de acerto dos grupos individuais também apresentam valores significativos, de 96,8% e 78%, para prever adimplentes e inadimplentes, respectivamente.

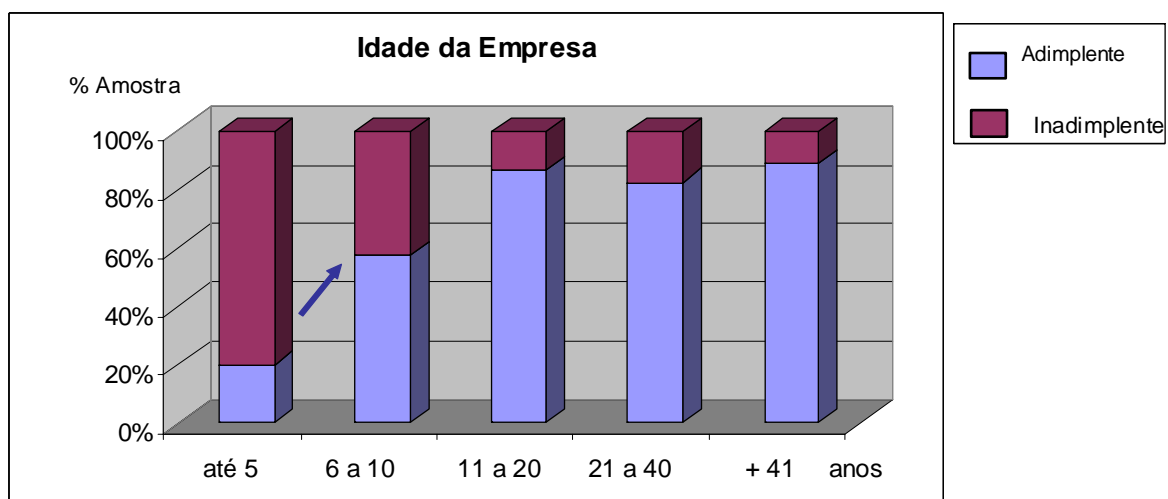
O “pseudo” R^2 de Nagelkerke apresentou um poder de explicação de 0,676 e a medida de Hosmer e Lemeshow, que indica o ajuste geral do modelo, mostra

que não houve diferença estatisticamente significativa entre as variáveis dependentes observadas e previstas a uma significância de 0,197. Adicionalmente, verifica-se que o valor de -2 LL reduziu a cada passo do modelo, com uma redução de 30,3% (de 77,386% para 53,906%).

Os resultados do trabalho mostraram que as empresas que apresentavam uma maior idade, apresentavam também um menor risco de crédito. Adicionalmente, observou-se que quanto maior a quantidade de títulos protestados, de pendências financeiras junto a empresas não-financeiras e de atraso a fornecedores, maior a probabilidade do cliente ficar inadimplente.

Quanto maior a idade da empresa (Figura 3), menores as chances da mesma se encontrar inadimplente. Verifica-se que empresas que apresentam até 5 anos de idade têm grande probabilidade de ficarem inadimplentes. Isso provavelmente se deve ao fato de que a maioria das empresas, conforme vão tendo uma maior longevidade, apresentam uma maior estabilidade financeira.

Figura 3 – Idade da Empresa x % Amostra Clientes



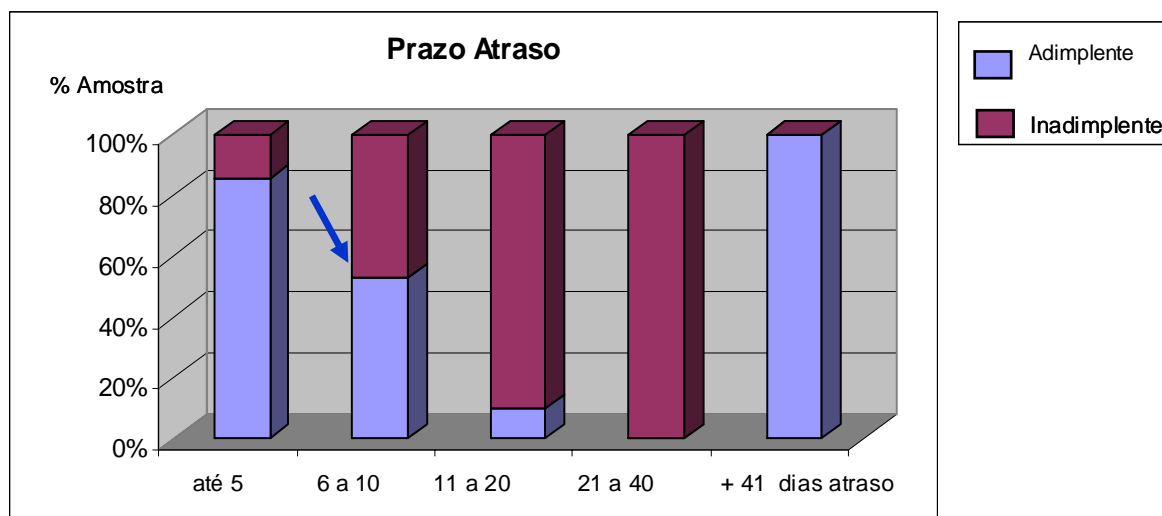
Empresas novas, podem apresentar maiores índices de inadimplência em virtude de ainda estarem reconhecendo o mercado, se estruturando, e avaliando a melhor estratégia a ser adotada. Adicionalmente, empresas novas podem

apresentar problemas de fluxo de caixa em virtude dos investimentos iniciais inerentes a abertura do negócio.

O prazo de atraso tem ligação direta com a inadimplência (Figura 4), pois imagina-se que clientes que apresentam atraso pelas informações obtidas pelo Serasa têm chance de permanecerem atrasando nas compras que forem realizadas posteriormente. Pela Figura 4 observa-se que clientes que apresentam prazo de atraso superior a 6 dias têm uma maior probabilidade de ficarem inadimplentes.

Cabe ressaltar que somente aparecem como atraso no Serasa, as informações que são passadas pelos fornecedores, ou seja, não sendo necessariamente todo o universo de atraso do cliente. Adicionalmente, a última coluna que representa atraso superior a 41 dias apresenta informação de 100% adimplente. Este caso deve ser ressaltado porque a amostra contém somente uma observação para esta faixa, não sendo representativa para se ter uma conclusão.

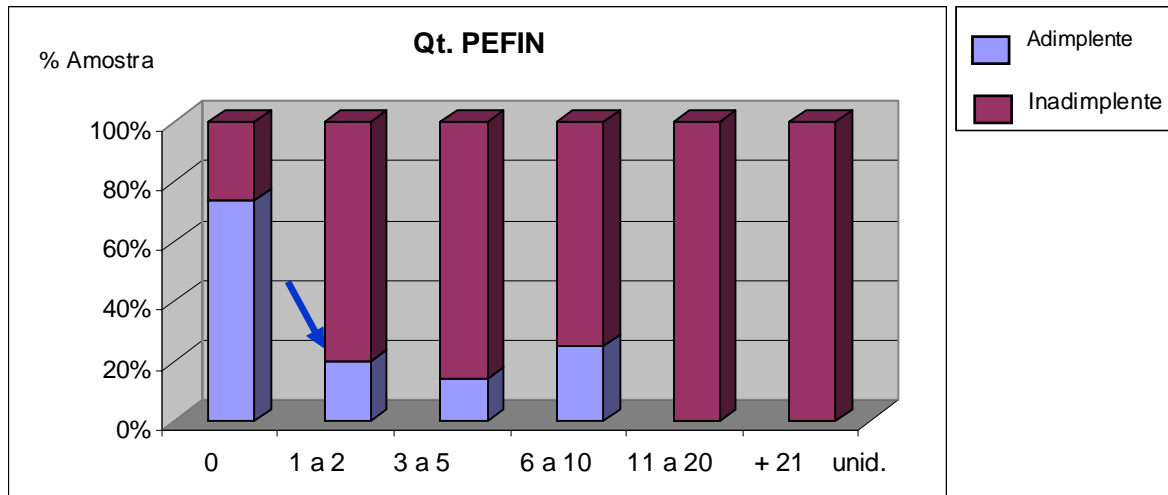
Figura 4 – Prazo de Atraso x % Amostra Clientes



Adicionalmente, a quantidade de pendências com empresas não-financeiras (Figura 5) também apresentou uma correlação positiva com a inadimplência. Essas pendências são registradas no Serasa através de informações passadas por empresas que têm interesse em registrar no Serasa o não pagamento de um compromisso. Esta situação é semelhante ao protesto de um título, porém

mais utilizada quando o valor a ser cobrado é baixo, em virtude da taxa de se criar um PEFIN ser muito inferior ao valor do protesto.

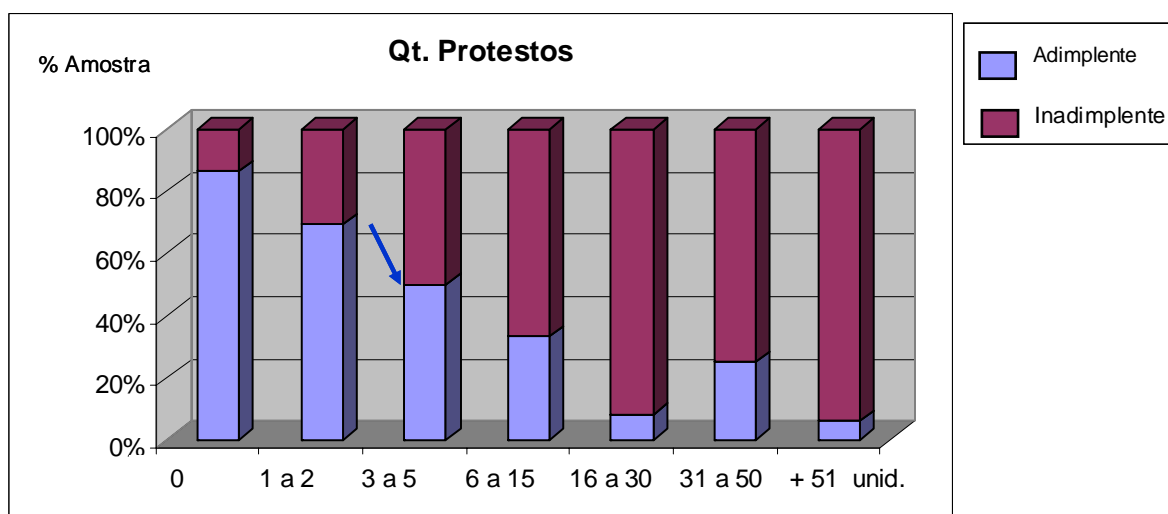
Figura 5 – Quant. PEFIN x % Amostra Clientes



Por fim, a variável independente quantidade de protestos também apresentou ligação com a inadimplência do cliente. Pela Figura 6 verifica-se que clientes que apresentam mais de 3 protestos têm grande probabilidade de se tornarem inadimplentes.

Imagina-se que clientes que apresentam muitos títulos protestados, irão continuar a não pagar as operações que forem realizadas posteriormente.

Figura 6 – Quant. Protestos x % Amostra Clientes



Cabe, no entanto, uma ressalva no que diz respeito a quantidade de protestos que concerne no seguinte: algumas empresas pagam as suas contas após os títulos serem protestados, no cartório ou após negociação futura com a empresa credora.

Quando os títulos são pagos no cartório, automaticamente os mesmos são excluídos da listagem de títulos protestados. Nos casos em que os títulos são pagos diretamente a empresa, os títulos protestados somente são excluídos com a apresentação de uma carta de anuência, que é fornecida pela própria empresa. Assim sendo, pode haver uma diferença de tempo entre a data de pagamento efetiva do cliente e a “limpeza” do título em cartório.

Com a definição da probabilidade de perda do cliente, podem ser definidas faixas de probabilidade de perda, sendo que clientes que apresentem menor probabilidade de perda podem obter melhores condições de crédito.

Por exemplo, uma divisão do limite de crédito a ser concedido pode ser realizada como base segundo a tabela abaixo:

Tabela 15 – Faixas de Concessão de Crédito por Probabilidade de Perda

Cliente com Prob. Perda (%)	Tipo de Pagamento/ Financiamento	Valor (R\$) (*1)	Prazo Médio (dias)
Até 3%	f. próprio ou f. vendor	até 30.000	75
De 3,01% a 10%	f. próprio	até 20.000	60
De 10,01% a 30%	f. próprio	até 10.000	60
De 30,01% a 40%	f. próprio	até 5.000	45
De 40,01% a 70%	Penumbra (* 2)		
Acima de 70,01%	depósito antecipado	qualquer	-

(*1) - Valor máximo que deve ser avaliado em função do porte da compradora.

(*2) - Zona de penumbra, deve ser decidido em função do risco desejado.

Observa-se através da Tabela 15, que para cada faixa de probabilidade de perda foi indicado um tipo de financiamento, um valor e um prazo médio máximo a ser financiado.

Para clientes com menor risco, podem ser oferecidos financiamentos mais arriscados para a empresa, como por exemplo o tipo vendedor, em que o banco financia o cliente, tendo como avalista a empresa fornecedora. Adicionalmente, para empresas com pouco risco, podem ser liberados valores maiores de limite de crédito bem como um prazo médio de financiamento maior. No entanto, os valores de limite de crédito a serem liberados também têm que ser compatíveis ao porte da empresa.

Deve-se ressaltar que a tabela serve como base para análise de crédito, no entanto, outros fatores devem ser levados em consideração, como: fatores estratégicos, situação financeira da empresa fornecedora, grau de risco atual da carteira de títulos a vencer e outras informações que forem julgadas necessárias.

Analisando o cenário atual, verifica-se que em virtude da globalização e competição entre as empresas, acirrou-se a busca por diminuição de riscos e maximização de resultados. Neste cenário, a predição de cenários futuros têm sido um grande desafio, e uma análise confiável de crédito passa a ser uma competência importante para as empresas. Aumentar a carteira de clientes “saudáveis” passa a ser uma luta fundamental das empresas.

Esta análise de crédito propicia a maximização do crédito, minimizando a incidência de riscos mal avaliados, de forma a evitar que a empresa negue crédito para clientes que pagam ou aprove crédito para clientes que não pagam.

Adicionalmente, o modelo pode ser utilizado para análise da carteira de recebíveis de uma empresa, informando uma noção do risco da carteira de clientes com títulos em aberto. Com esta informação pode se ter uma base do percentual do contas a receber que a empresa pode considerar como realmente a receber, obtendo uma estimativa de provisão para devedores duvidosos. É uma informação que passa segurança para os acionistas de forma a mostrar o real valor do contas a receber, e, conseqüentemente, o valor da empresa.

Pode-se concluir que o modelo de previsão de crédito auxilia na eliminação da subjetividade no julgamento do cliente e aumenta a agilidade nas respostas de liberação de crédito. No entanto, é necessário que o analista utilize sua

sensibilidade para complementar a avaliação, principalmente nos valores de limites de crédito mais altos.

Por fim, a área de concessão de crédito deve ter um canal direto com a área de vendas. Essas duas áreas devem atender aos interesses da alta administração, em reduzir ao máximo o risco de crédito e maximizar o volume das vendas.

Embora este modelo tenha sido criado visando operações de crédito de uma empresa não financeira (industrial) para a venda de seus produtos a prazo, ele pode ser empregado, com as devidas alterações, no contexto de decisões financeiras, para instituições financeiras e empresas comerciais ou de serviços.

O presente estudo em virtude de suas limitações não exaure todas as possibilidades, ele apenas abre as portas para novos estudos e novas contribuições. Nesse sentido, é importante destacar os seguintes aspectos:

1. A decisão da concessão de crédito será tanto melhor, quanto melhores forem as informações disponíveis. Informações incorretas podem gerar resultados equivocados.
2. O modelo definido basea-se em informações do passado e admite-se que as características passadas continuarão prevalecendo no futuro. Logo, este modelo somente funciona para um curto período de tempo e deve ser reavaliado periodicamente.
3. O modelo foi desenvolvido baseado em uma amostra de clientes distribuídos no território brasileiro. No entanto, caso haja uma grande mudança no perfil geográfico dos clientes, pode acontecer de apresentar distorções em função de possíveis particularidades das regiões. Outras mudanças, como: mudança significativa do porte dos clientes, mudança na estratégia de vendas e financeira, entre outras, também podem gerar alterações no atual modelo.
4. A introdução de um modelo de análise de risco de crédito deve ser considerado como base para avaliação. Deve ser utilizado o julgamento do analista de crédito de forma a amarrar todas as informações e dar um parecer final.

5. Para a criação de modelos semelhantes é aconselhável a obtenção de séries históricas sobre o comportamento dos pagamentos dos clientes, no entanto, neste caso não foi possível em virtude de uma das fontes de informação (Serasa) não apresentar dados históricos.

Como sugestão para futuros estudos, pode ser criado um modelo de risco de crédito por setor da economia e ser feito posteriormente, um comparativo entre os resultados de cada setor. Através da análise dos resultados, buscar identificar as variáveis que apresentam correlação com a probabilidade de perda para cada setor e comparar. Outro estudo seria aplicar o modelo logit para os clientes de uma empresa ou de um determinado ramo, segmentados por regiões do país e avaliar o impacto da inadimplência por região geográfica. Por fim, poderiam ser aplicadas outras ferramentas estatísticas, como análise discriminante e probit para se obter modelos de risco de crédito.

Referências Bibliográficas

ALTMAN, E.; BAIDYA, T. & DIAS, L.M.R. **Previsão de Problemas Financeiros em Empresas.** RAE – Revista de Administração de Empresas. Jan-Mar, 1979, Rio de Janeiro.

ASSAF NETO, A. & SILVA, C.A. T. **Administração do Capital de Giro.** 3ª ed. Editora Atlas, 2002.

BERGAMINI, S.; BORGES, L.F.X.; MOTTA, R. da R.; CALÔBA, G.M. & VILLA-FORTE, L.N. **Modelo de Avaliação de Risco de Crédito em Projetos de Investimento quanto aos Aspectos Ambientais.** Nov-2003. IBEA. Annual Congress Puerto Vallarta, Mexico.

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

BIO, S.R. **Sistemas de Informação: Um Enfoque Gerencial.** 1ª ed. Editora Atlas, 1985.

BLAKELEY, S. **Measuring Credit and Banruptcy Risk: Is It “Bad Faith” For A Solvent Debtor To File Chapter 11?.**2004. ABI/INFORM Global.

BRIGHAM, E.F.; GAPENSKI, L.C. & EHRHARDT, M.C. **Administração Financeira, Teoria e Prática.** 1ª ed. Editora Atlas, 2001.

CAOUCETTE, J.B.; ALTMAN, E.I. & NARAYANAN, P. **Gestão do Risco de Crédito: O Próximo grande desafio financeiro.** 1ª ed. Editora Qualitymark, 1999.

DEMBY, E.R. **What’s the Score in Credit Scoring?.**Nov- 2004. Collections & Credit Risk, Banking Information Source.

DU, Y. **Credit Rating, Default Probability and Structural Credit Risk Models.** Jul-2004. Queen’s School of Business, Ontario, Canada.

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

GALLINGER, G.W. & HEALEY, P.B. **Liquidity and Analysis and Management.** 2nd ed. Addison Wesley, 1991.

HAIR, J.; ANDERSON, R.; TATHAM, R. & BLACK, W. **Análise Multivariada de Dados.** 5ª ed. Bookman, 2005.

KRUZICH, F.A.R. **Análise de Risco de Crédito Baseado em MIS – Management Information System**. 2004. Artigo. Universidade Federal de Itajubá – Instituto de Engenharia Mecânica, Departamento de Produção.

LADWIG, C. **Blended Score Best for Small Business Risk**. Mar – 2005. Collections & Credit Risk. Banking Information Source.

LIU, J. **Three Essays on Credit Risk**. Jul - 2004. Yale University.

MARQUES ROSA, P. de T. **Modelos de “Credit Scoring”: Regressão Logística, Chaid e Real**. 2000. Mestrado. Universidade de São Paulo – Instituto de Matemática e Estatística.

MARTINS, E. & ASSAF NETO, A. **Administração Financeira**. Editora Atlas, 1996.

MATIAS, A.B. **Contribuição as Técnicas de Análise Financeira: Um Modelo de Concessão de Crédito**. Trabalho Apresentado ao Departamento de Administração da Faculdade de Economia e Administração da USP. São Paulo, 1978.

Mc CLAVE, J.T.; BENSON, P.G. & SINCICH, T. **Statistics for Business and Economics**. 8th ed. Prentice Hall, 2001.

ORTOLANI, E.M. **Operações de Crédito no Mercado Financeiro**. 1^a ed. Editora Atlas, 2000.

PEREIRA, G.H. de A. **Modelos de Risco de Crédito de Clientes: Uma Aplicação a Dados Reais**. 2004. Mestrado. Universidade de São Paulo – Instituto de Matemática e Estatística.

PEREIRA, L.C.J. **Decisões de Crédito para Grandes Corporações**. 1998. Doutorado. Universidade de São Paulo – Instituto de Economia, Administração e Contabilidade.

SÁ, C.A. **Estabelecimento de Limite de Crédito: Uma Nova Abordagem para um Velho Problema**. 1^a ed. Qualitymark, 2004

SANTOS, D.M. dos. **Modelos de Pontuação em Análise de Crédito para Controle do Risco e Inadimplência**. 2003. Mestrado. UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA – Departamento de Administração.

SCHERR, F.C. **Modern Working Capital Management**. Prentice-Hall. 1989.

SCHRICKEL, W. K. **Análise de Crédito – Concessão e Gerência de Empréstimos**. São Paulo: Atlas, 1994.

SECURATO, J.R. **Um Modelo para Quantificar o Risco de Crédito**. 2000. Mestrado. UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO – ADMINISTRAÇÃO.

SEGRETI, J.B. & LIMA, M.A.F. **Risco de Crédito: Desenvolvimento de Modelo Econométrico para Mensurar a Probabilidade de Inadimplência em Instituições Financeiras – Um Estudo de Caso.** 2002. Artigo. UNIFECAP – Centro Universitário Álvares Penteado.

SILVA, J.P. da. **Gestão e Análise de Risco de Crédito.** 4ª ed. Editora Atlas, 2003.

SILVA, M.S.F.M. da. **O Processo de Internacionalização de Empresas.** 1998. Mestrado. UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO – ADMINISTRAÇÃO.

SMAIL, J. **Credit, Risk, and Honour in Eighteenth-Century Commerce.** Jul – 2005. Journal of British Studies.

STUCHI, L.G. **Quantificação de Risco de Crédito: Uma Aplicação do Modelo Creditrisk+ para Financiamento de Atividades Rurais e Agroindustriais.** 2003. Mestrado. UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO.

ROBERTSON, E. **What's the score in credit scoring?** Collections & Credit Risk, November 2004.

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

VERGARA, S.C. **Projetos e Relatórios de Pesquisa em Administração.** 4ª ed. Editora Atlas, 2003.

VICENTE, E.F.R. **A Estimativa do Risco na Constituição da PDD.** 2001. Mestrado. UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO – Departamento de Contabilidade e Atuária.

YIN, R. **Case Study Research - Design and Methods.** London, Sage Publications, 1994.

Anexos

Anexo 1 – Relação das observações por variável

Observação	sit_cli	id_empr	qt_cons	conc_con	prz_atr	ult_comp	qt_refin	qt_pefin
1	0	2	1	3	5	.	1	1
2	1	2	3	6	.	.	1	1
3	1	1	1	6	.	.	1	2
4	1	1	3	6	.	.	1	1
5	1	2	3	6	.	.	1	5
6	1	1	1	6	.	.	1	1
7	1	1	2	3	.	.	2	2
8	1	1	2	4	.	.	1	2
9	1	1	2	6	.	.	1	1
10	1	4	3	3	.	.	6	2
11	1	1	1	3	.	.	1	1
12	1	1	3	6	.	.	1	1
13	1	1	3	6	.	.	1	1
14	1	2	3	6	.	.	2	1
15	1	1	3	6	.	.	1	1
16	1	1	1	6	.	.	3	3
17	0	4	1	6	.	.	1	1
18	0	1	3	6	.	.	1	1
19	0	3	2	6	.	.	4	4
20	0	3	3	6	.	.	1	1
21	0	3	2	6	.	.	1	1
22	0	3	1	6	.	.	1	1
23	1	1	1	6	1	1	1	1
24	0	5	1	2	1	1	1	1
25	0	3	3	6	1	3	1	1
26	0	3	2	6	1	1	1	1
27	0	4	1	6	1	1	1	1
28	0	2	1	6	1	1	1	1
29	0	3	2	6	1	1	1	1
30	0	4	1	1	1	2	1	1
31	0	2	1	6	1	2	1	1
32	0	2	1	6	1	1	1	1
33	0	5	1	1	1	1	1	1
34	0	3	3	6	1	2	1	1
35	0	3	3	6	1	1	1	1
36	0	3	1	6	1	1	1	1
37	0	1	2	3	1	2	1	1
38	0	4	1	6	1	1	1	1
39	0	3	1	6	1	1	1	1
40	0	2	2	6	1	1	1	1
41	1	4	2	1	2	1	1	3
42	0	4	3	6	2	1	1	1
43	1	2	1	6	3	3	2	1
44	1	1	3	6	3	1	1	1
45	1	2	3	6	4	1	2	1
46	1	2	1	1	4	2	2	1
47	1	2	3	6	1	3	1	1
48	1	3	2	6	1	1	1	2
49	1	1	3	6	1	1	1	1
50	1	1	3	3	1	3	3	1
51	1	3	1	6	1	2	1	1
52	1	1	3	6	1	2	1	1
53	1	2	1	6	1	3	1	2
54	1	4	2	3	1	4	1	1
55	1	2	1	6	1	3	5	4
56	1	4	3	2	1	1	1	6
57	1	1	3	6	1	3	1	1
58	1	2	1	6	1	1	1	1
59	1	3	1	6	1	1	1	4
60	0	4	1	2	1	1	1	1
61	0	4	1	6	1	1	1	1
62	0	1	3	2	1	3	1	1
63	0	2	1	6	1	1	1	1
64	0	4	1	6	1	1	1	1
65	0	3	1	3	1	1	1	1
66	0	4	2	1	1	1	1	1
67	0	2	2	6	1	1	1	1
68	0	4	1	2	1	1	1	1
69	0	3	3	6	1	1	1	1

Observação	qt_prot	per_prot	qt_cheq	qt_acoes	qt_parce	prz_pagt	selec70
1	5	5	1	1	3	3	0
2	4	1	4	1	1	1	0
3	4	1	4	1	1	2	1
4	4	1	1	1	1	3	1
5	7	1	4	1	1	3	0
6	3	2	1	1	1	2	1
7	5	5	5	1	1	1	0
8	5	2	1	1	1	1	0
9	7	2	1	1	3	6	1
10	5	3	5	1	1	3	0
11	6	2	1	1	1	2	1
12	5	2	5	1	2	5	0
13	1	6	2	1	1	1	0
14	5	1	3	1	2	3	1
15	3	3	1	1	1	3	1
16	2	3	4	1	1	2	1
17	2	4	1	1	1	1	0
18	1	6	1	1	1	2	1
19	4	5	1	1	3	3	0
20	1	6	1	1	1	2	0
21	1	6	1	1	1	1	1
22	1	6	1	1	2	2	0
23	1	6	1	1	1	4	1
24	1	6	1	4	1	2	1
25	1	6	1	1	1	1	0
26	1	6	1	1	1	3	0
27	1	6	1	1	1	3	0
28	1	6	1	1	2	2	0
29	1	6	1	1	1	1	0
30	1	6	1	1	3	3	1
31	4	1	1	1	3	2	1
32	1	6	1	1	3	3	0
33	2	6	1	1	4	5	0
34	1	6	1	1	2	4	1
35	1	6	1	1	1	3	1
36	1	6	1	1	1	1	1
37	1	6	1	1	3	6	0
38	1	6	1	3	1	2	0
39	1	6	1	1	1	2	1
40	1	6	1	1	3	3	1
41	2	1	1	1	2	4	0
42	1	6	1	2	1	2	0
43	2	2	2	1	3	6	1
44	4	1	1	1	3	6	0
45	4	2	2	1	2	5	0
46	3	1	1	1	1	4	1
47	2	4	2	1	3	6	1
48	1	6	1	1	3	6	0
49	1	6	1	1	3	5	0
50	5	1	2	1	3	6	0
51	1	6	1	1	1	2	0
52	1	6	1	1	2	4	0
53	7	1	4	1	1	3	0
54	5	1	1	1	2	5	0
55	7	3	7	2	1	2	0
56	6	3	1	1	4	6	1
57	7	1	4	1	2	5	0
58	1	6	1	1	1	2	1
59	7	1	1	1	1	2	1
60	1	6	1	1	1	1	1
61	1	6	1	1	3	2	0
62	1	6	1	1	2	4	0
63	3	1	1	1	3	6	0
64	1	6	1	1	3	6	0
65	2	1	1	1	1	1	1
66	7	4	2	1	1	5	0
67	3	4	1	1	1	2	0
68	1	6	1	1	3	6	0
69	1	6	1	1	1	2	0

Observação	sit_cli	id_empr	qt_cons	conc_con	prz_atr	ult_comp	qt_refin	qt_pefin
70	0	3	3	6	1	1	1	1
71	0	2	1	6	1	1	1	1
72	0	4	1	6	1	1	1	1
73	0	5	1	2	1	1	1	1
74	0	2	1	6	1	3	1	1
75	0	3	1	6	1	1	1	1
76	0	2	3	3	1	3	1	1
77	0	1	3	5	1	1	1	1
78	0	3	1	6	1	1	1	1
79	0	4	1	6	1	1	1	1
80	0	2	1	6	1	1	1	1
81	0	4	1	6	1	1	1	2
82	0	1	1	6	1	1	1	1
83	0	4	1	2	1	1	1	1
84	0	4	1	1	1	1	1	1
85	0	4	1	6	1	1	1	1
86	0	4	3	6	1	1	1	1
87	0	4	1	6	1	1	1	1
88	0	4	2	6	1	1	1	1
89	0	4	1	6	1	2	1	1
90	0	4	1	6	1	2	1	1
91	0	3	2	1	1	1	1	1
92	0	1	3	3	1	1	1	1
93	0	4	2	6	1	2	1	1
94	0	2	3	6	1	2	1	1
95	0	5	1	6	1	1	1	1
96	0	4	1	6	1	2	1	4
97	0	2	1	6	1	1	1	1
98	0	2	2	6	1	2	1	1
99	0	2	1	6	1	2	1	3
100	0	3	1	6	1	1	1	1
101	0	4	1	6	1	1	1	1
102	0	3	3	3	1	2	1	1
103	0	3	3	6	1	1	1	1
104	0	5	1	6	1	2	2	1
105	0	4	1	6	1	2	1	1
106	0	4	1	6	1	3	1	1
107	0	3	1	6	1	1	1	1
108	0	3	3	3	1	1	1	1
109	0	5	2	6	1	2	1	1
110	0	4	1	1	1	1	1	1
111	0	4	1	6	1	1	1	1
112	0	4	1	6	1	1	1	1
113	0	3	1	6	1	1	1	1
114	0	3	1	3	1	1	1	1
115	0	4	1	6	1	1	1	1
116	0	2	3	6	1	1	1	1
117	0	5	1	6	1	1	1	1
118	0	4	1	6	1	1	1	2
119	0	3	1	2	1	1	1	1
120	0	3	1	6	1	1	1	1
121	0	4	1	6	1	1	1	1
122	0	4	3	6	1	1	1	1
123	0	3	1	1	1	1	1	1
124	0	5	1	6	1	1	1	1
125	0	3	3	2	1	1	1	1
126	0	3	1	6	1	1	1	1
127	1	1	3	6	2	1	1	3
128	1	4	1	1	2	1	1	1
129	1	1	3	3	2	4	2	4
130	1	4	1	6	2	3	1	4
131	1	2	1	6	2	3	2	1
132	1	1	3	1	2	2	1	4
133	1	1	3	6	2	4	1	1
134	0	3	3	6	2	1	1	1
135	0	2	3	6	2	1	1	1
136	0	3	1	2	2	1	1	1
137	0	3	3	6	2	1	1	1
138	0	1	1	1	2	2	1	1
139	0	3	3	6	2	1	1	1
140	0	2	2	6	2	1	1	1
141	1	2	1	2	3	1	1	1
142	1	4	3	2	3	3	5	3
143	1	5	1	6	3	3	3	1
144	1	1	1	2	3	2	1	1
145	1	1	1	6	3	2	1	3
146	1	1	3	6	3	3	1	2
147	1	3	3	6	3	3	3	1
148	0	2	2	6	3	4	1	1
149	1	1	1	2	4	2	6	4
150	1	1	1	1	4	1	1	2
151	1	2	1	2	4	2	3	1
152	1	2	1	1	4	3	1	1
153	1	1	2	6	4	4	1	3
154	1	3	1	6	4	2	1	1
155	1	1	3	6	4	1	1	1
156	1	1	2	6	4	3	1	1

Observação	qt_prot	per_prot	qt_cheq	qt_acoes	qt_parce	prz_pagt	selec70
70	1	6	1	1	2	3	0
71	1	6	1	1	2	3	1
72	1	6	1	1	1	2	0
73	1	6	1	1	1	1	0
74	1	6	1	1	1	2	0
75	1	6	1	1	1	1	1
76	1	6	1	1	2	4	0
77	1	6	1	1	1	3	1
78	1	6	1	1	2	2	1
79	1	6	1	1	1	1	0
80	1	6	1	1	1	1	0
81	2	3	1	1	4	5	0
82	1	6	1	1	1	2	1
83	1	6	1	1	2	4	0
84	1	6	1	1	1	2	1
85	1	6	1	1	1	1	1
86	1	6	1	1	3	6	0
87	1	6	1	1	1	2	0
88	1	6	1	1	3	3	0
89	3	3	1	1	1	1	0
90	1	6	1	1	1	2	1
91	1	6	1	1	1	4	0
92	1	6	1	1	1	2	1
93	1	6	1	1	1	2	0
94	2	1	1	1	1	2	0
95	1	6	1	1	1	1	0
96	1	6	1	1	3	6	0
97	1	6	1	1	1	2	0
98	1	6	1	1	2	3	1
99	2	1	1	1	1	1	0
100	1	6	1	1	1	1	1
101	1	6	1	1	2	4	0
102	1	6	1	1	2	5	0
103	1	6	1	1	1	1	0
104	1	6	1	1	1	2	1
105	1	6	1	1	1	1	0
106	1	6	1	1	1	2	1
107	2	1	1	1	3	4	1
108	1	6	1	1	2	2	0
109	2	2	1	1	2	4	0
110	1	6	1	3	1	2	0
111	1	6	1	1	1	2	0
112	1	1	2	1	4	5	0
113	1	6	1	1	1	2	0
114	1	6	1	1	3	3	0
115	1	6	1	1	1	2	1
116	1	1	1	1	1	2	0
117	1	6	1	1	1	2	0
118	1	6	1	1	1	1	0
119	1	5	2	1	1	1	1
120	1	6	1	1	1	1	0
121	1	6	1	1	3	6	1
122	1	6	1	1	3	3	1
123	2	2	1	1	3	3	1
124	1	6	1	1	1	2	0
125	1	6	1	1	2	3	0
126	1	6	1	1	1	1	1
127	1	6	1	1	2	4	0
128	1	6	1	1	1	1	0
129	6	2	3	1	3	6	0
130	7	2	1	1	2	5	1
131	7	1	1	1	2	3	0
132	5	2	1	1	2	5	0
133	1	6	1	1	2	5	0
134	4	5	1	1	2	3	0
135	1	6	1	1	2	1	0
136	3	1	1	1	3	3	0
137	1	6	1	1	1	2	0
138	1	6	1	1	2	2	0
139	1	6	1	1	3	6	0
140	1	6	1	1	2	3	1
141	1	6	1	1	3	6	1
142	7	2	7	1	2	4	0
143	7	1	1	1	2	5	0
144	4	2	1	1	2	4	0
145	7	1	1	1	2	2	0
146	7	1	3	1	1	1	0
147	1	6	1	1	2	5	0
148	6	3	2	1	3	6	0
149	7	1	5	2	2	4	0
150	5	1	1	1	2	4	1
151	3	2	3	1	1	2	0
152	5	1	1	1	1	2	0
153	7	1	3	1	2	3	1
154	7	1	1	1	1	2	0
155	1	6	1	1	2	4	0
156	5	1	2	1	1	2	1

Anexo 2 – Resultado SPSS – Estatística Descritiva

	Idade	Quant.	Conc.	Prazo Médio	Quant.	Prazo Médio	
		Empresa	Consultas Factoring	Consultas Factoring	Atraso	Parcelas	Pagamento
N	Válido	156	156	156	135	156	
	Falta	0	0	0	21	0	
Média		2,69870	1,36540	4,87820	1,51850	1,73080	2,97440
Desvio Padrão da Média		0,99390	0,05231	0,14731	0,08336	0,06947	0,12924
Mediana		3	1	6	1	1	3
Moda		4	1	6	1	1	2
Desvio Padrão		1,24133	0,65339	1,83986	0,96855	0,86767	1,61425
Variância		1,54090	0,42692	3,38507	0,93809	0,75285	2,60579
Assimetria		0,03800	1,98800	-1,16600	1,79800	0,79300	0,58300
Desvio Padrão Assimetria		0,19400	0,19400	0,19400	0,20900	0,19400	0,19400
Curtose		-1,15200	4,12300	-0,39800	2,09500	-0,57600	-0,82200
Desvio Padrão Curtose		0,38600	0,38600	0,38600	0,41400	0,38600	0,38600
Intervalo		4	3	5	4	3	5
Mínimo		1	1	1	1	1	1
Máximo		5	4	6	5	4	6
Percentil	10	1	1	2	1	1	1
	20	1	1	3	1	1	2
	25	2	1	3	1	1	2
	30	2	1	6	1	1	2
	40	2	1	6	1	1	2
	50	3	1	6	1	1	3
	60	3	1	6	1	2	3
	70	4	1	6	1	2	4
	75	4	2	6	2	2	4
	80	4	2	6	2	3	5
	90	4	2	6	3	3	6

		Período Ultima Compra	Quantidade REFIN	Quantidade PEFIN	Quantidade Protestos	Período Protestos	Quantidade Cheques s/ fundos	Quantidade Ações Judiciais
N	Válido	134	156	156	156	156	156	156
	Falta	22	0	0	0	0	0	0
Média		1,58210	1,25000	1,36540	2,41030	4,35260	1,42310	1,06410
Desvio Padrão da Média		0,75130	0,06722	0,07337	0,16816	0,17131	0,08913	0,02830
Mediana		1	1	1	1	6	1	1
Moda		1	1	1	1	6	1	1
Desvio Padrão		0,86969	0,83955	0,91642	2,10030	2,13965	1,11320	0,35341
Variância		0,75637	0,70484	0,83983	4,41125	4,57812	1,23921	0,12490
Assimetria		1,27500	4,07100	2,72300	1,20900	-0,67300	3,05300	6,25400
Desvio Padrão Assimetria		0,20900	0,19400	0,19400	0,19400	0,19400	0,19400	0,19400
Curtose		0,48100	17,47000	7,16500	-0,04900	-1,39300	9,56300	41,94900
Desvio Padrão Curtose		0,41600	0,38600	0,38600	0,38600	0,38600	0,38600	0,38600
Intervalo		3	5	5	6	5	6	3
Mínimo		1	1	1	1	1	1	1
Máximo		4	6	6	7	6	7	4
Percentil	10	1	1	1	1	1	1	1
	20	1	1	1	1	1	1	1
	25	1	1	1	1	2	1	1
	30	1	1	1	1	2,1	1	1
	40	1	1	1	1	5	1	1
	50	1	1	1	1	6	1	1
	60	1	1	1	1,2	6	1	1
	70	2	1	1	3	6	1	1
	75	2	1	1	4	6	1	1
	80	2	1	1	5	6	1	1
	90	3	2	3	7	6	3	1

Anexo 3 - Resultado SPSS – Correlações

		Situação	Idade	Quant.	Conc.
		Cliente	Empresa	Cons. Factoring	Cons. Factoring
Situação Cliente	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	1,000 0,000 156	⁻ 0,498** 0,000 156	0,032 0,696 156	-0,081 0,312 156
Idade Empresa	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	⁻ 0,498** 0,000 156	1,000 0,000 156	0,017 0,830 156	-0,042 0,606 156
Quant. Cons. Factoring	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,032 0,696 156	0,017 0,830 156	1,000 0,000 156	⁻ 0,854** 0,000 156
Conc. Cons. Factoring	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	-0,081 0,312 156	-0,042 0,606 156	⁻ 0,854** 0,000 156	1,000 156
Prazo Médio Atraso	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,580** 0,000 135	⁻ 0,379** 0,000 135	0,116 0,182 135	⁻ 0,189* 0,028 135
Período Última Compra	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,470** 0,000 134	⁻ 0,298** 0,000 134	0,004 0,963 134	-0,001 0,988 134
Quant. REFIN	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,335** 0,000 156	-0,039 0,632 156	0,256** 0,001 156	-0,135 0,094 156
Quant. PEFIN	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,388** 0,000 156	-0,107 0,185 156	0,088 0,274 156	-0,088 0,273 156
Quant. Protestos	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,638** 0,000 156	⁻ 0,311 0,000 156	0,139 0,083 156	-0,109 0,176 156
Período Protestos	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	⁻ 0,581** 0,000 156	0,332** 0,000 156	-0,051 0,526 156	0,095 0,240 156
Quant. Cheques s/ fundos	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,461** 0,000 156	⁻ 0,239** 0,003 156	0,132 0,100 156	-0,050 0,533 156
Quant. Ações Judiciais	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	-0,060 0,455 156	0,162* 0,043 156	0,177* 0,027 156	-0,147 0,068 156
Quant. Parcelas	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,017 0,837 156	-0,010 0,902 156	0,084 0,299 156	-0,118 0,143 156
Prazo Médio Pagamento	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,278** 0,000 156	-0,107 0,184 156	0,162* 0,044 156	-0,142 0,076 156

	Prazo Médio Atraso	Período Ultima Compra	Quant. REFIN	Quant. PEFIN
Correlação de <i>Pearson</i>	0,580**	0,470**	0,335**	0,388**
Sig. (bi-caudal)	0,000	0,000	0,000	0,000
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	-0,379**	-0,298**	-0,039	-0,107
Sig. (bi-caudal)	0,000	0,000	0,632	0,185
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	0,116	0,004	0,256**	0,088
Sig. (bi-caudal)	0,182	0,963	0,001	0,274
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	-0,189*	-0,001	-0,135	-0,088
Sig. (bi-caudal)	0,028	0,988	0,094	0,273
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	1,000	0,342**	0,343**	0,159
Sig. (bi-caudal)		0,000	0,000	0,065
N	135	134	135	135
Correlação de <i>Pearson</i>	0,342**	1,000	0,329**	0,219*
Sig. (bi-caudal)	0,000		0,000	0,011
N	134	134	134	134
Correlação de <i>Pearson</i>	0,343**	0,329**	1,000	0,358**
Sig. (bi-caudal)	0,000	0,000		0,000
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	0,159	0,219*	0,358**	1,000
Sig. (bi-caudal)	0,065	0,011	0,000	
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	0,525**	0,536**	0,377**	0,505**
Sig. (bi-caudal)	0,000	0,000	0,000	0,000
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	-0,465**	-0,422**	-0,247**	-0,343**
Sig. (bi-caudal)	0,000	0,000	0,002	0,000
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	0,259**	0,422**	0,645**	0,391**
Sig. (bi-caudal)	0,002	0,000	0,000	0,000
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	-0,024	-0,064	0,141	0,047
Sig. (bi-caudal)	0,782	0,462	0,078	0,562
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	0,083	0,058	0,013	0,133
Sig. (bi-caudal)	0,338	0,507	0,869	0,099
N	135	134	156	156
Correlação de <i>Pearson</i>	0,178*	0,243**	0,105	0,168*
Sig. (bi-caudal)	0,039	0,005	0,193	0,036
N	135	134	156	156

		Quant.	Período	Quant.	Quant.
		Protestos	Protestos	Cheques s/ Fundos	Ações Judiciais
Situação Cliente	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,638** 0,000 156	^-0,581** 0,000 156	0,461** 0,000 156	-0,060 0,455 156
Idade Empresa	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	^-0,311** 0,000 156	0,332** 0,000 156	^-0,239** 0,003 156	0,162* 0,043 156
Quant. Cons. Factoring	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,139 0,083 156	-0,051 0,526 156	0,132 0,100 156	0,177* 0,027 156
Conc. Cons. Factoring	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	-0,109 0,176 156	0,095 0,240 156	-0,050 0,533 156	-0,147 0,068 156
Prazo Médio Atraso	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,525** 0,000 135	^-0,465** 0,000 135	0,259** 0,002 135	-0,024 0,782 135
Período Última Compra	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,536** 0,000 134	^-0,422** 0,000 134	0,422** 0,000 134	-0,064 0,462 134
Quant. REFIN	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,377** 0,000 156	^-0,247** 0,002 156	0,645** 0,000 156	0,141 0,078 156
Quant. PEFIN	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,505** 0,000 156	^-0,343** 0,000 156	0,391** 0,000 156	0,047 0,562 156
Quant. Protestos	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	1,000 0,000 156	^-0,777** 0,000 156	0,541** 0,000 156	-0,018 0,821 156
Período Protestos	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	^-0,777** 0,000 156	1,000 0,000 156	^-0,396** 0,000 156	0,072 0,370 156
Quant. Cheques s/ fundos	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,541** 0,000 156	^-0,396 0,000 156	1,000 0,000 156	0,095 0,240 156
Quant. Ações Judiciais	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	-0,018 0,821 156	0,072 0,370 156	0,095 0,240 156	1,000 0,000 156
Quant. Parcelas	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,075 0,351 156	-0,105 0,192 156	-0,075 0,352 156	-0,133 0,099 156
Prazo Médio Pagamento	Correlação de <i>Pearson</i> Sig. (bi-caudal) N	0,214** 0,007 156	^-0,193** 0,016 156	0,046 0,572 156	-0,088 0,277 156

		Quant.	Prazo Médio
		Parcelas	Pagamento
Situação Cliente	Correlação de <i>Pearson</i>	0,017	0,278**
	Sig. (bi-caudal)	0,837	0,000
	N	156	156
Idade Empresa	Correlação de <i>Pearson</i>	-0,010	-0,107
	Sig. (bi-caudal)	0,902	0,184
	N	156	156
Quant. Cons. Factoring	Correlação de <i>Pearson</i>	0,084	0,162*
	Sig. (bi-caudal)	0,299	0,044
	N	156	156
Conc. Cons. Factoring	Correlação de <i>Pearson</i>	-0,118	-0,142
	Sig. (bi-caudal)	0,143	0,076
	N	156	156
Prazo Médio Atraso	Correlação de <i>Pearson</i>	0,083	0,178*
	Sig. (bi-caudal)	0,338	0,039
	N	135	135
Período Última Compra	Correlação de <i>Pearson</i>	0,058	0,243**
	Sig. (bi-caudal)	0,507	0,005
	N	134	134
Quant. REFIN	Correlação de <i>Pearson</i>	0,013	0,105
	Sig. (bi-caudal)	0,869	0,193
	N	156	156
Quant. PEFIN	Correlação de <i>Pearson</i>	0,133	0,168*
	Sig. (bi-caudal)	0,099	0,036
	N	156	156
Quant. Protestos	Correlação de <i>Pearson</i>	0,075	0,214**
	Sig. (bi-caudal)	0,351	0,007
	N	156	156
Período Protestos	Correlação de <i>Pearson</i>	-0,105	-0,193*
	Sig. (bi-caudal)	0,192	0,016
	N	156	156
Quant. Cheques s/ fundos	Correlação de <i>Pearson</i>	-0,075	0,046
	Sig. (bi-caudal)	0,352	0,572
	N	156	156
Quant. Ações Judiciais	Correlação de <i>Pearson</i>	-0,133	-0,088
	Sig. (bi-caudal)	0,099	0,277
	N	156	156
Quant. Parcelas	Correlação de <i>Pearson</i>	1,000	0,737**
	Sig. (bi-caudal)		0,000
	N	156	156
Prazo Médio Pagamento	Correlação de <i>Pearson</i>	0,737**	1,000
	Sig. (bi-caudal)	0,000	
	N	156	156

Anexo 4 – Probabilidade de Perda por Cliente

Obs	Client	SIT_	ABER	FX	ABER	FX	ABER	FX	ABER	FX	Z	Prob Perda (%)
			ID_E	ID_E	PRZ_	PRZ_	QT_P	QT_	QT_P	QT_P		
.	e	CLI	MPR	MPR	ATR	ATR	EFIN	PEFI	ROT	ROT		
1	12713	0	7	2	60	5	0	1	21	5	5,37	99,54
2	13082	1	8	2		-	0	1	13	4	-	-
3	11505	1	2	1		-	2	2	13	4	-	-
4	10669	1	3	1		-	0	1	12	4	-	-
5	8671	1	7	2		-	20	5	75	7	-	-
6	13100	1	5	1		-	0	1	3	3	-	-
7	11597	1	2	1		-	1	2	24	5	-	-
8	11551	1	2	1		-	1	2	18	5	-	-
9	9044	1	5	1		-	0	1	59	7	-	-
10	12598	1	24	4		-	2	2	27	5	-	-
11	13034	1	3	1		-	0	1	38	6	-	-
12	12673	1	1	1		-	0	1	16	5	-	-
13	12727	1	5	1		-	0	1	0	1	-	-
14	11180	1	10	2		-	0	1	29	5	-	-
15	12974	1	1	1		-	0	1	4	3	-	-
16	12724	1	1	1		-	3	3	1	2	-	-
17	174	0	23	4		-	0	1	1	2	-	-
18	12933	0	0	1		-	0	1	0	1	-	-
19	10178	0	12	3		-	6	4	15	4	-	-
20	8009	0	15	3		-	0	1	0	1	-	-
21	8000	0	17	3		-	0	1	0	1	-	-
22	4351	0	13	3		-	0	1	0	1	-	-
23	6033	1	3	1	5	1	0	1	0	1	-1,27	21,91
24	10	0	43	5	0	1	0	1	0	1	-4,21	1,46
25	4527	0	13	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
26	3709	0	19	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
27	10094	0	28	4	1	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
28	6957	0	9	2	0	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
29	4625	0	13	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
30	187	0	38	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
31	7178	0	9	2	3	1	0	1	8	4	-0,70	33,26
32	12470	0	7	2	1	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
33	1483	0	41	5	0	1	0	1	1	2	-3,77	2,25
34	3558	0	19	3	2	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
35	1859	0	20	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
36	2692	0	18	3	1	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
37	10697	0	3	1	4	1	0	1	0	1	-1,27	21,91
38	197	0	21	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
39	2620	0	12	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
40	6915	0	8	2	0	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
41	7484	1	26	4	6	2	5	3	2	2	0,24	55,98
42	4200	0	32	4	6	2	0	1	0	1	-2,06	11,25
43	12814	1	7	2	11	3	0	1	2	2	1,25	77,71
44	13014	1	5	1	20	3	0	1	7	4	2,85	94,56
45	10695	1	8	2	36	4	0	1	11	4	3,53	97,15
46	10448	1	8	2	27	4	0	1	4	3	3,09	95,66
47	9310	1	6	2	0	1	0	1	1	2	-1,57	17,24
48	9388	1	11	3	5	1	1	2	0	1	-1,80	14,12
49	10042	1	4	1	5	1	0	1	0	1	-1,27	21,91
50	12636	1	3	1	4	1	0	1	19	5	0,47	61,64

Obs	Client	SIT_	ABER	FX	ABER	FX	ABER	FX	ABER	FX	Z	Prob Perda (%)
.	e	CLI	ID_E	ID_E	PRZ_	PRZ_	QT_P	QT_P	QT_P	QT_P		
			MPR	MPR	ATR	ATR	EFIN	PEFI	ROT	ROT		
51	10602	1	14	3	3	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
52	10707	1	3	1	4	1	0	1	0	1	-1,27	21,91
53	12622	1	10	2	5	1	1	2	60	7	1,55	82,45
54	12623	1	26	4	3	1	0	1	17	5	-1,73	15,07
55	10523	1	10	2	5	1	6	4	109	7	3,41	96,82
56	2851	1	28	4	2	1	21	6	34	6	3,38	96,71
57	12401	1	4	1	3	1	0	1	61	7	1,35	79,36
58	1426	1	7	2	5	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
59	11508	1	17	3	4	1	6	4	797	7	2,68	93,59
60	755	0	31	4	1	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
61	150	0	39	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
62	10433	0	4	1	0	1	0	1	0	1	-1,27	21,91
63	7903	0	9	2	2	1	0	1	4	3	-1,13	24,37
64	4419	0	39	4	1	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
65	6687	0	14	3	1	1	0	1	1	2	-2,30	9,08
66	7255	0	26	4	7	1	0	1	171	7	-0,86	29,81
67	8227	0	7	2	0	1	0	1	4	3	-1,13	24,37
68	5460	0	21	4	1	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
69	4399	0	17	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
70	5650	0	20	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
71	7787	0	6	2	0	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
72	635	0	25	4	1	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
73	979	0	47	5	1	1	0	1	0	1	-4,21	1,46
74	6871	0	10	2	1	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
75	2458	0	19	3	1	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
76	7097	0	8	2	1	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
77	12434	0	3	1	2	1	0	1	0	1	-1,27	21,91
78	6949	0	14	3	1	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
79	62	0	21	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
80	12013	0	8	2	1	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
81	6641	0	25	4	1	1	2	2	1	2	-2,10	10,88
82	13135	0	1	1	5	1	0	1	0	1	-1,27	21,91
83	7361	0	28	4	1	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
84	326	0	39	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
85	2922	0	23	4	1	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
86	6838	0	23	4	1	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
87	882	0	21	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
88	12999	0	21	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
89	892	0	33	4	0	1	0	1	3	3	-2,60	6,90
90	1353	0	39	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
91	1262	0	20	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
92	11036	0	4	1	1	1	0	1	0	1	-1,27	21,91
93	1383	0	32	4	1	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
94	8862	0	10	2	2	1	0	1	2	2	-1,57	17,24
95	1372	0	44	5	0	1	0	1	0	1	-4,21	1,46
96	1805	0	33	4	0	1	6	4	0	1	-0,67	33,84
97	5972	0	10	2	2	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
98	2562	0	10	2	1	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
99	6164	0	10	2	3	1	3	3	2	2	0,30	57,45
100	8114	0	11	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07

Obs	Client	SIT_	ABER	FX	ABER	FX	ABER	FX	ABER	FX	Z	Prob Perda (%)
.	e	CLI	ID_E	ID_E	PRZ_	PRZ_	QT_P	QT_P	QT_P	QT_P		
			MPR	MPR	ATR	ATR	EFIN	PEFI	ROT	ROT		
101	1521	0	23	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
102	6013	0	12	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
103	7463	0	12	3	1	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
104	1361	0	42	5	0	1	0	1	0	1	-4,21	1,46
105	1397	0	38	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
106	95	0	36	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
107	6502	0	12	3	0	1	0	1	1	2	-2,30	9,08
108	4974	0	13	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
109	896	0	46	5	0	1	0	1	1	2	-3,77	2,25
110	4893	0	24	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
111	9664	0	22	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
112	79	0	32	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
113	1223	0	19	3	1	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
114	5949	0	16	3	1	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
115	949	0	34	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
116	6042	0	10	2	1	1	0	1	0	1	-2,00	11,87
117	1138	0	55	5	0	1	0	1	0	1	-4,21	1,46
118	1316	0	38	4	0	1	1	2	0	1	-2,54	7,31
119	6316	0	16	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
120	10441	0	18	3	1	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
121	871	0	37	4	0	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
122	3320	0	24	4	2	1	0	1	0	1	-3,47	3,01
123	8450	0	17	3	1	1	0	1	2	2	-2,30	9,08
124	169	0	51	5	1	1	0	1	0	1	-4,21	1,46
125	3952	0	15	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
126	4951	0	13	3	0	1	0	1	0	1	-2,74	6,07
127	11077	1	4	1	9	2	3	3	0	1	2,01	88,16
128	12948	1	24	4	7	2	0	1	0	1	-2,06	11,25
129	12949	1	2	1	8	2	7	4	37	6	5,12	99,41
130	3877	1	26	4	9	2	10	4	96	7	3,35	96,63
131	8033	1	7	2	7	2	0	1	61	7	2,02	88,30
132	11975	1	2	1	9	2	8	4	20	5	4,68	99,09
133	9658	1	5	1	8	2	0	1	0	1	0,14	53,45
134	11650	0	15	3	7	2	0	1	6	4	-0,02	49,45
135	10414	0	6	2	9	2	0	1	0	1	-0,60	35,52
136	12912	0	12	3	6	2	0	1	5	3	-0,46	38,74
137	6354	0	19	3	7	2	0	1	0	1	-1,33	20,90
138	12540	0	2	1	9	2	0	1	0	1	0,14	53,45
139	5964	0	16	3	7	2	0	1	0	1	-1,33	20,90
140	7316	0	8	2	9	2	0	1	0	1	-0,60	35,52
141	8717	1	8	2	13	3	0	1	0	1	0,81	69,26
142	4121	1	38	4	18	3	4	3	80	7	3,83	97,88
143	8484	1	56	5	20	3	0	1	88	7	1,23	77,33
144	11555	1	2	1	17	3	0	1	11	4	2,85	94,56
145	13131	1	1	1	12	3	3	3	86	7	6,03	99,76
146	12198	1	2	1	17	3	1	2	52	7	5,10	99,39
147	5432	1	20	3	12	3	0	1	0	1	0,08	51,95
148	7188	0	9	2	12	3	0	1	32	6	2,99	95,23
149	11443	1	2	1	22	4	8	4	90	7	8,37	99,98
150	9283	1	5	1	32	4	1	2	30	5	5,63	99,64

Obs	Client	SIT_	ABER	FX	ABER	FX	ABER	FX	ABER	FX	Z	Prob Perda (%)
.	e	CLI	ID_E MPR	ID_E MPR	PRZ_ ATR	PRZ_ ATR	QT_P EFIN	QT_ PEFI N	QT_P ROT	QT_P ROT		
151	13138	1	7	2	28	4	0	1	4	3	3,09	95,66
152	11061	1	10	2	26	4	0	1	22	5	3,96	98,14
153	1144	1	1	1	32	4	4	3	215	7	7,44	99,94
154	11116	1	13	3	26	4	0	1	138	7	4,10	98,38
155	9252	1	5	1	21	4	0	1	0	1	2,95	95,05
156	11741	1	5	1	34	4	0	1	25	5	4,70	99,10

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)