

1199000353



234

ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS DE SÃO PAULO  
DA  
FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS.

FRANCISCO JOSE ESPOSITO ARANHA FILHO

ANÁLISE DE CRÉDITO DIRETO AO CONSUMIDOR:  
O SISTEMA DE PONTUAÇÃO.

Dissertação apresentada ao  
Curso de Pós-Graduação da  
EAESP/FGV como requisito para  
obtenção do título de Mestre em  
Administração.

Orientador: Prof. Michael Paul  
Zeitlin.



Fundação Getúlio Vargas  
Escola de Administração  
de Empresas de São Paulo  
Biblioteca



353/90



1199000353

ARANHA FILHO, Francisco José Espósito. ANALISE DE CREDITO DIRETO AO CONSUMIDOR: O SISTEMA DE PONTUAÇÃO. São Paulo, EAESP/FGV, 1989. 194 pp. (Dissertação de Mestrado apresentada ao Curso de Pós-Graduação da EAESP/FGV).

RESUMO: Trata da utilização de modelos de tomada de decisão nos processos de análise de crédito. Enfoca particularmente o crédito direto ao consumidor, fazendo um estudo de caso e confrontando os resultados obtidos pelo emprego de um modelo misto, sequencial e ponderativo, com os resultados do método convencional de julgamento humano. Desenvolve a técnica de análise discriminante aplicada à avaliação de pedidos de financiamento, com a finalidade de prever inadimplência.

PALAVRAS-CHAVES: Análise de crédito - Análise Discriminante - Concessão de crédito - Crédito Direto ao Consumidor - Modelos Decisórios - Processo decisório - Teoria da decisão.

## Índice.

### Parte I: Introdução.

1. Apresentação do tema e da estrutura do trabalho, 1.
2. Justificação do tema, 1.
  - 2.1. Importância macroeconómica da concessão de crédito, 2.
  - 2.2. Crédito direto e instituições financeiras, 3.
  - 2.3. Importância microeconómica da concessão de crédito, 4.
  - 2.4. Crédito comercial e crédito ao consumidor, 6.
  - 2.5. Importância do crédito ao consumidor no comércio varejista, 6.
  - 2.6. Importância da análise de crédito, 7.
3. Formulação das bases teóricas do trabalho, 8.
  - 3.1. Subsistemas funcionais da concessão de crédito, 8.
    - 3.1.1. Subsistema estratégico-administrativo, 10.
    - 3.1.2. Subsistema operacional, 12.
  - 3.2. Teoria da decisão, 14.
    - 3.2.1. Fases do processo decisório, 14.
    - 3.2.2. Modelos de processo decisório, 17.
    - 3.2.3. Sistemas de decisão, 21.
    - 3.2.4. Sistemas de informação, 22.
4. Delimitação teórica do problema, 23.
  - 4.1. Abrangência do estudo, 23.
  - 4.2. Pressupostos adotados, 24.
5. Hipótese a ser testada e metodologia do trabalho, 24.

### Parte II: Análise Discriminante.

6. Introdução, 26.
  - 6.1. Conceito, 26.
  - 6.2. Etapas da Análise Discriminante, 27.
  - 6.3. Exemplos de aplicação de AD, 28.
  - 6.4. Razões para a utilização da AD, 34.
  - 6.5. AD no sentido amplo, 35.
  - 6.6. Direção da causalidade, 36.
  - 6.7. Grupos não discrimináveis, 37.
7. Significado e cálculo da função discriminante, 38.
  - 7.1. Definições preliminares, 38.
    - 7.1.1. Representação gráfica das variáveis discriminantes, 38.
    - 7.1.2. Medidas de tendência central e de dispersão, 41.
    - 7.1.3. População e grupo, 42.
    - 7.1.4. Variabilidade da população, variabilidade dentro dos grupos e variabilidade entre grupos, 43.  
2
    - 7.1.5.  $R^2$  e  $F_D$ , 46.

- 7.2. Análise unidimensional, 48.
  - 7.2.1. Um exemplo ideal, 48.
  - 7.2.2. Outro exemplo, 56.
  - 7.2.3. Um exemplo real, 62.
  - 7.2.4. Conclusões, 66.
- 7.3. Análise bidimensional, 68.
- 7.4. Análise n-dimensional, 76.
- 7.5. Cálculo da função discriminante, 78.
  - 7.5.1. Notação, 78.
  - 7.5.2. Função discriminante, 79.
  - 7.5.3. Variação entre grupos de scores, 79.
  - 7.5.4. Variação dentro dos grupos de scores, 81.
  - 7.5.5. PD dos grupos de scores, 82.
- 7.6. Ajustes para probabilidades a priori, 83.

### Parte III: Sistema de Pontuação - Um estudo de caso.

- 8. A empresa, 87.
- 9. O CDC: Crédito Direto ao Consumidor, 87.
- 10. Objeto do estudo, 88.
- 11. Finalidade do estudo, 89.
- 12. Levantamento inicial, 89.
- 13. Esboço do modelo, 92.
- 14. Escolha das variáveis e dos mecanismos de processamento, 93.
  - 14.1. Fase de eliminação sequencial conjuntiva, 93.
  - 14.2. Fase ponderativa, 96.
- 15. Coleta da amostra, 97.
  - 15.1. Amostragem versus recenseamento, 97.
  - 15.2. População amostrada, 98.
  - 15.3. Complementação da amostra básica, 100.
  - 15.4. Método de amostragem, 101.
    - 15.4.1. Créditos concedidos, 101.
    - 15.4.2. Operações não concretizadas, 102.
  - 15.5. Fracionamento das amostras, 102.
- 16. Crítica dos dados, 103.
  - 16.1. Desabono, 107.
  - 16.2. Idade, 107.
  - 16.3. Salário, 108.
  - 16.4. Loja, 109.
  - 16.5. Entrada, 109.
  - 16.6. Líquido, 110.
  - 16.7. Total de prestações, 110.
  - 16.8. Sexo, 111.
  - 16.9. CEP, 111.
  - 16.10. Telefone residencial, 111.
  - 16.11. Cargo, 112.



- 16.12. Tempo de trabalho, 112.
- 16.13. Telefone comercial, 113.
- 16.14. Aluguel, 113.
- 16.15. Imóvel próprio, 113.
- 16.16. Comportamento na liquidação, 114.
- 17. Seleção final das variáveis da fase ponderativa, 114.
- 18. Função discriminante, 115.
  - 18.1. Cálculo, 119.
  - 18.2. Verificação de pressupostos, 119.
- 19. O modelo final, 121.
- 20. Interpretação do modelo, 123.
- 21. Nota de corte, 125.
  - 21.1. Critérios, 125.
  - 21.2. Exemplo, 125.
  - 21.3. A nota de corte no âmbito deste trabalho, 127.

#### Parte IV: Confronto entre os sistemas de Julgamento e de Pontuação.

- 22. Sistema de Julgamento, 128.
- 23. Sistema de Pontuação, 129.
- 24. Comparação dos dois sistemas, 130.
- 25. Conclusões, 132.
  - 25.1. Eficiência, 132.
  - 25.2. Uso combinado, 132.
  - 25.3. Melhor avaliação do risco, 133.
  - 25.4. Facilidade de ajuste na política de crédito, 133.
- 26. Desdobramentos, 134.
  - 26.1. Reformulação das variáveis coletadas, 134.
  - 26.2. Criação de um Banco de Dados com informações completas sobre os clientes, 135.
  - 26.3. Programa de revisão automática, 135.
- 27. Bibliografia, 136.
  - 27.1. Bibliografia geral, 136.
  - 27.2. Bibliografia por assunto, 141.
- 28. Anexos, 147.

## AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Michael Paul Zeitlin, pela orientação exata, rigorosa, mas sempre generosa e amiga.

Ao Prof. Sérgio Luis G. Pereira, por ter aberto as portas que me deram acesso ao estudo do tema desta dissertação.

Aos professores Arthur Barrionuevo, Domingo Z. Ocio e Wilton O. Bussab e ao Dr. Joaquim Aranha, pelos comentários e sugestões sobre as versões preliminares deste trabalho.

Aos membros da Banca Examinadora, que muito me honraram com sua presença.

A todos os funcionários da Divisão de Crédito da empresa estudada, pela paciência e disposição com que me atenderam no decorrer da pesquisa.

## Parte I: Introdução.

### 1. Apresentação do tema e da estrutura do trabalho.

O tema desta dissertação é o estudo de sistemas de decisão para o processo de concessão de crédito de empresas aos seus clientes. Em especial, pretendemos examinar o sistema baseado na metodologia de Análise Discriminante e confrontá-lo com o sistema convencional, baseado no julgamento dos analistas e responsáveis pela política de crédito das empresas financiadoras. O trabalho terá um caráter teórico-empírico, isto é, procuraremos verificar a aplicabilidade de um modelo teórico a um caso real de crédito ao consumidor.

Na Parte I, apresentaremos o tema e ressaltaremos a sua importância, procurando delimitar a sua abrangência pelo esboço de suas fronteiras próximas. Na Parte II, faremos uma revisão teórica sobre a técnica de Análise Discriminante. Na Parte III, desenvolveremos o Sistema de Pontuação para um dos produtos de crédito da empresa estudada. Finalmente, na Parte IV, confrontaremos os resultados dos dois sistemas e apresentaremos nossas conclusões.

### 2. Justificação do tema.

Do ponto de vista da economia como um todo, a concessão de crédito faz parte de um conjunto de mecanismos financeiros que

canalizam os recursos disponíveis no sistema econômico para os consumidores e investidores finais. A alocação da poupança social seria menos eficiente caso estes mecanismos não existissem.

Para as empresas tomadas individualmente, a concessão de crédito representa um poderoso recurso mercadológico e competitivo, consistindo numa valiosa ferramenta para a geração de lucros. Sua utilização, no entanto, não se faz sem problemas; um deles é, justamente, a avaliação e seleção dos pedidos ou oportunidades de financiamento, quando a empresa não pode ou não quer atender a todos.

É neste contexto que se define a relevância dos sistemas de avaliação de crédito por pontuação, que vamos estudar.

## 2.1. Importância macroeconômica da concessão de crédito.

Numa economia contemporânea, dificilmente serão encontradas unidades econômicas em equilíbrio, isto é, há pouca probabilidade de que uma empresa ou uma família apresente um montante de consumo e investimento igual ao seu nível de renda corrente. O mais comum é que algumas unidades realizem gastos superiores aos seus rendimentos e outras acumulem um superávit de poupança.

O mercado financeiro, entendido no seu sentido amplo como o conjunto de todas as instituições e agentes que promovem o contato entre compradores e vendedores de instrumentos financeiros de qualquer espécie, tem por finalidade transferir a

poupança das unidades superavitárias para as deficitárias. Sem esta transferência, todas as unidades teriam forçosamente que se encontrar em equilíbrio no que diz respeito a poupança e investimento: as unidades com excesso de poupança acumulariam saldos monetários e as unidades com poupança insuficiente teriam que adiar ou abandonar seus planos de investimento. Nestas condições, haveria recursos ociosos na economia, cujo crescimento seria limitado ou até interrompido [Van Horne, 1972].

Assim, do ponto de vista macroeconômico, as transações entre emprestadores e tomadores de fundos, sejam elas realizadas diretamente ou através da intermediação de instituições especializadas, são indispensáveis à eficiente alocação dos recursos disponíveis no sistema econômico.

## 2.2. Crédito Direto e Instituições Financeiras.

As instituições financeiras apresentam uma série de características que imprimem maior eficiência ao funcionamento do mercado financeiro [Van Horne, 1972, 19-20]: usufruem de vantagens de escala, não acessíveis aos tomadores e aplicadores finais; em decorrência de sua operação contínua na captação e aplicação de recursos, podem obtê-los em diversas fontes, reunindo-os para uma grande aplicação, ou fracionar um grande volume em vários pequenos investimentos; diluem os riscos de suas atividades pela diversificação de suas carteiras; finalmente, são capazes de transformar convenientemente os prazos de

vencimento dos títulos que negociam.

A evolução destas instituições altamente especializadas e eficientes não diminuiu a importância do crédito comercial, ou seja, do crédito direto da empresa não financeira para o seu cliente. Esta modalidade de operação continua sendo uma das mais importantes formas de financiamento em uso no mercado. Em consequência, os problemas ligados aos sistemas de concessão de crédito não dizem respeito apenas aos intermediários financeiros, mas a grande maioria das firmas industriais, comerciais e de serviços, que, mais cedo ou mais tarde, devem enfrentar a decisão de quanto crédito conceder, a quem e em que condições.

### 2.3. Importância microeconômica da concessão de crédito direto.

Do ponto de vista das empresas individuais, a racionalidade da concessão de crédito não está ligada ao mecanismo macroeconômico de transferência de recursos dos poupadores para os aplicadores, mas a razões mais concretas, relacionadas a lucros, competitividade e estratégia mercadológica.

Em primeiro lugar, a decisão de financiar clientes está, ou deveria estar, vinculada a uma decisão de investimento de capital da mesma natureza que a compra de um equipamento ou que a expansão da capacidade produtiva. Norteia-se, portanto, pela busca de lucro (vide item 3.1.1.).

Além da produção de um retorno sobre o investimento, a que em

Última análise prendem-se todas as atividades da empresa, a concessão de crédito reveste-se da maior importância enquanto diferencial competitivo: em um mercado altamente concorrencial, em que as características de produto, preço e serviço dos diversos produtores são muito semelhantes entre si, as facilidades de pagamento pesam decisivamente na conquista de uma maior participação no mercado.

As demais implicações mercadológicas não são menos importantes.

A concessão de crédito direto amplia consideravelmente o mercado para um determinado produto, incorporando a ele famílias ou empresas que, por não disporem de renda corrente suficiente, adiariam ou desistiriam de sua aquisição. Não é exagero dizer que um número significativo de pequenas e médias empresas não apenas reduziriam suas atividades mas até seriam obrigadas a suspender seu funcionamento, se não pudessem mais dispor desta fonte de capital de giro. O vínculo criado entre as empresas e seus clientes pela via do financiamento resulta num importante fator de afreguesamento.

Facilidades de crédito também vêm sendo usadas com grande sucesso como parte do "mix" promocional das empresas e até como alternativa de emprego das habitualmente vultosas verbas de propaganda e publicidade [Kaplan, 1967]. Em síntese, além de representarem um investimento financeiro, as políticas de crédito podem ser utilizadas como instrumento de vendas.



#### 2.4. Crédito comercial e crédito ao consumidor.

Quando os clientes de uma empresa são outras empresas, chamamos de "crédito comercial" o crédito concedido diretamente a eles pelos seus fornecedores; quando os clientes são indivíduos ou famílias, portanto consumidores finais dos bens e serviços negociados, nós o chamamos de "crédito ao consumidor".

As considerações relativas à importância da concessão de financiamento aplicam-se tanto ao crédito comercial quanto ao crédito ao consumidor. Na verdade, dadas as grandes semelhanças estruturais deste dois tipos de operação financeira, quase tudo o que diremos neste trabalho aplica-se a ambas as categorias, diretamente ou com adaptações. O nosso enfoque, no entanto, será dirigido, daqui por diante, exclusivamente ao crédito ao consumidor.

#### 2.5. Importância do crédito ao consumidor no comércio varejista.

Nos últimos trinta anos, o crédito ao consumidor tornou-se um importante ingrediente na expansão das vendas do comércio varejista. Na verdade, a utilização do cartão de crédito, dos pagamentos a prestações e dos cheques pré-datados tornou-se um dos traços mais marcantes da nossa sociedade de consumo, assentada solidamente sobre o conceito de "comprar agora e pagar depois".



Conforme declaração de Jorge Simeira Jacob, presidente do grupo que controla a extensa rede de Lojas Arapuã e GG Presentes, com 360 casas espalhadas por todo o país [Revista Exame, Nov.88], em 1986 as vendas do comércio feitas a prazo representavam a impressionante proporção de 70% do total do movimento do varejo.

Dados da Caso Anglo-Brasileira ( Lojas Mappin ) indicam que, até 1988, 60% das vendas eram realizadas a crédito, e apenas 40% à vista [Folha de São Paulo, 20.02.89].

Este fenômeno não é nem localizado, nem recente. Dados de Boggess [1967], indicam que no final da década de 60, mais da metade dos quase 8,5 milhões de automóveis usados vendidos anualmente nos Estados Unidos eram comprados a crédito; uma proporção semelhante dos bens duráveis tais como refrigeradores e máquinas de lavar, também eram vendidos com algum tipo de financiamento.

## 2.6. Importância da Análise de Crédito.

A definição de políticas de crédito e a operação dos sistemas de financiamento dão origem a vários problemas que devem ser enfrentados pelas empresas.

Políticas de crédito muito restritivas, isto é, com um nível de exigências alto, trazem prejuízo em decorrência da sub-otimização das vendas e abrem um guarda-chuva para o crescimento dos concorrentes que mantiverem um comportamento mais agressivo. Por outro lado, políticas muito permissivas trazem enormes custos de

cobrança e grandes despesas com devedores duvidosos. A conhecida firma de consultoria Dun & Bradstreet produziu em 1967 um relatório em que concluiu que dificuldades com contas a receber ocupavam a primeira posição entre a causa de falência de empresas nos Estados Unidos [Welshans, 67].

Em consequência, as empresas, principalmente as de grande porte, empenham extensivamente o tempo de seus executivos na definição de suas políticas de crédito e investem recursos vultosos nos seus departamentos de Análise. O grande montante de recursos envolvido na operação destes departamentos por si só justifica a busca de sistemas de análise mais eficientes; nesta área, economias pequenas em termos relativos representam valores muito elevados em termos absolutos.

### 3. Formulação das bases teóricas do trabalho.

Como vimos no item anterior, a decisão de se conceder crédito aos clientes é da maior importância para as empresas. O complexo processo decisório envolvido nos sistemas de concessão de financiamento será o assunto abordado neste item terceiro.

#### 3.1. Subsistemas funcionais da concessão de crédito.

É interessante do ponto de vista da discussão do processo de tomada de decisões encarar a empresa como um sistema altamente complexo, estruturado em diversos subsistemas hierarquizados.

Nesta abordagem, devemos reconhecer que as alternativas consideradas nos processos decisórios desenvolvidos nos níveis organizacionais mais baixos são avaliadas em relação à sua capacidade de contribuir para a consecução de certos objetivos que, na verdade, são apenas meios para fins mais elevados, definidos em níveis mais abrangentes da organização.

Seguindo este raciocínio, podemos imaginar um exemplo em que o setor de análise de crédito de uma organização conduz suas operações de forma a classificar as solicitações de financiamento entre "boas" e "más", aprovando apenas as "boas". É evidente que aqui se faz necessário algum critério para esta classificação; voltaremos a este tema mais tarde, no item 16.16.. O que queremos destacar agora, no entanto, é que este critério está condicionado a objetivos mais amplos, correspondentes a subsistemas hierarquicamente superiores ao setor de análise de crédito, como os objetivos do departamento financeiro de minimizar o risco assumido pela empresa e de manter sob controle as perdas com incobráveis; e que estes, por sua vez, estão subordinados aos objetivos da alta administração de aumentar o valor da empresa para os acionistas. Mais que isso, o funcionamento do setor de análise de crédito depende da interação com outros setores a que não está necessariamente ligado por cadeias hierárquicas diretas e cujos objetivos não são necessariamente harmoniosos com os seus, como, por exemplo, o objetivo do departamento de marketing de maximizar as vendas.

Como se vê, a primeira providência para viabilizar o estudo de um

processo decisório específico de uma empresa é delimitar a sua abrangência. A maior ou menor amplitude adotada na análise condiciona o nível de abstração e complexidade que se fará necessário no tratamento do tema. Nosso enfoque consistirá em dividir o processo de decisão em dois subsistemas, o subsistema estratégico-administrativo e o subsistema operacional, cada um deles envolvendo decisões de natureza distinta em diversos aspectos.

### 3.1.1. Subsistema estratégico-administrativo.

Neste nível, a empresa define seus objetivos e estrutura seus recursos de forma a atingi-los. As decisões estratégico-administrativas geralmente são tomadas nos níveis hierárquicos mais elevados da organização, permanecem em vigor por períodos de tempo mais longos e não são rotineiras ou repetitivas.

Na área do nosso interesse, o adequado funcionamento do subsistema estratégico-administrativo permite à empresa perceber a necessidade de definir uma política de crédito, caso não tenha nenhuma, ou de alterar a política em vigor. As questões a serem respondidas neste nível dizem respeito à conveniência de se incluírem facilidades de pagamento no composto do produto ou serviço produzido pela empresa e, se for o caso, à definição tanto do montante de recursos a serem aplicados na concessão de crédito como das condições gerais de financiamento em termos de prazos, taxas, exigências, etc.

Acompanhando o rápido aumento dos volumes de vendas a prazo, diversos modelos de concessão de crédito foram desenvolvidos nas últimas duas ou três décadas. Os principais modelos relacionados a questões estratégico-administrativas dizem respeito aos aspectos de risco-retorno do emprego do capital circulante da empresa.

Copeland e Khoury [1980] consideram que o financiamento de clientes deve ser entendido como um investimento de capital e não como uma consequência passiva das vendas. Para determinar o tamanho da linha de crédito a ser oferecida a cada cliente, propõem um modelo que leva em consideração a margem de lucro praticada pela empresa, o montante esperado de recebimentos efetivos, os custos marginais de extensão das linhas e de cobrança e, finalmente, a variação conjunta do comportamento das contas a receber e do estado geral da economia.

Na mesma linha, Bierman e Hass [1973] enfatizam que as decisões de concessão de crédito deveriam ser vistas como decisões de inversão de capital e que, como tais, deveriam levar em consideração os fluxos de caixa marginais que proporcionam, submetidos a algum tipo de análise econômico-financeira. Sugere que os parâmetros que fundamentam a decisão de financiamento são o valor do dinheiro no tempo para a empresa, os lucros marginais gerados pelas vendas e o impacto do risco a ser tomado no portfólio global da firma.

Buckley [1975] oferece um modelo compatível com o de Copeland e Khoury e com o de Bierman e Hass, mas dá ao tema uma abordagem mais sistêmica e, a nosso ver, mais satisfatória. De acordo com Buckley, a solução para o problema da concessão de crédito envolve a consideração de pelo menos três modelos: um modelo mercadológico, que segmenta os clientes e os classifica em grupos de risco para os quais diferentes tratamentos são especificados; um modelo estatístico que proporciona dados sobre a população dos clientes em termos de sua distribuição entre estes grupos; e, finalmente, um modelo contábil-financeiro que estuda até que ponto é conveniente continuar concedendo crédito, tomando-se como parâmetro de julgamento os lucros a serem obtidos.

### 3.1.2. Subsistema operacional.

O subsistema operacional normalmente é o que absorve a maior parte da energia e do empenho das empresas. Neste nível, diretamente ligado aos quadros hierarquicamente menos elevados das organizações, são tomadas as decisões relativas à alocação dos recursos entre as diversas áreas funcionais e linhas de produto, o planejamento, execução e acompanhamento das operações e o controle da eficiência dos processos de conversão de insumos em produtos.

As decisões tomadas ao nível do subsistema operacional caracterizam-se por serem rotineiras e repetitivas, devendo ser renovadas cotidianamente, à medida que o desenvolvimento normal

das atividades vai avançando. No que diz respeito à concessão de crédito, as decisões operacionais estão direcionadas para atividades tais como a seleção de solicitações de financiamento, o acompanhamento das contas a receber e o cálculo de provisão para devedores duvidosos, entre outras.

Vários autores dedicaram-se a estes temas.

Beranek [1963] investigou a taxa de financiamento ótima que maximiza os lucros e utilizou análise discriminante para classificar os clientes em categorias de risco com base em sua liquidez e endividamento passados. Bogges [1967] usou análise discriminante para desenvolver um índice de confiabilidade para os solicitantes de crédito, com base em suas características pessoais. Kanitz [1978] e Altman [1980] utilizaram funções discriminantes para prever a falência de empresas a partir dos seus índices financeiros.

No acompanhamento das contas a receber, Levellen e Johnson [1973] sugeriram um esquema focado na rapidez de conversão em caixa das vendas a crédito, baseado na tabulação matricial das porcentagens dos valores ainda em aberto numa determinada data, tomadas em relação ao período em que se originaram. Stone [1980] propôs um modelo semelhante, enfatizando a importância do padrão de recebimento para a previsão e controle das entradas de caixa. Cyert, Davidson and Thompson [1962] propuseram o uso de um algoritmo matricial para estimar estes valores.



### 3.2. Teoria da decisão.

A análise científica dos processos de tomada de decisão tornou-se uma área importante na administração de empresas ao longo dos últimos 30 a 40 anos. Este desenvolvimento deve-se, por um lado, ao reconhecimento do fato de que todo administrador enfrenta diariamente a necessidade de tomar decisões numerosas e variadas, e de que, sejam elas decisões operacionais, administrativas ou estratégicas, o seu correto equacionamento é fator determinante do sucesso das empresas na busca de seus objetivos; por outro lado, o crescimento da importância deste campo do conhecimento é consequência do grande amadurecimento teórico por que passou neste período e da incorporação de uma abordagem multidisciplinar que ampliou o seu alcance prático.

Neste item vamos resumir alguns conceitos da teoria da decisão e aplicá-los à concessão de crédito, com a finalidade de explicitar a estrutura interna do processo.

#### 3.2.1. Fases do processo decisório.

Na etapa inicial de um processo decisório em qualquer área do conhecimento, o problema é percebido e formulado a partir das informações disponíveis; seus elementos relevantes são ressaltados; um modelo explicativo do fenômeno subjacente é adotado, de forma a que as avaliações das alternativas possam ser realizadas; finalmente, medidas quantitativas de custos e



benefícios adequadas à situação considerada são definidas.

A etapa seguinte tem sido mais privilegiada nos estudos sobre o assunto. Nesta fase, alternativas de ação capazes de fornecer resposta a uma dada situação considerada são formuladas e uma dentre todas as alternativas é escolhida, após sua avaliação em termos de sua capacidade de efetivamente contribuir para a consecução dos objetivos do tomador da decisão [Radford, 1981].

Estas etapas podem ser facilmente identificadas nos processos decisórios ligados à concessão de crédito, tanto na fase estratégico-administrativa, quanto na fase operacional. Vejamos dois exemplos.

Primeiro. Uma empresa identificou, com base em informações do departamento de marketing e do departamento de operações industriais, a necessidade de rever sua política de vender exclusivamente à vista: um volume significativo de negócios estão sendo perdidos para a concorrência, que oferece facilidades de pagamento; este fato está ampliando o nível de ociosidade da fábrica. A partir da identificação do problema, a empresa escolhe como parâmetros de decisão a receita adicional que teria caso aceitasse financiar os clientes, medida em cruzados, o seu custo de capital, em termos de taxa percentual, e o risco das operações de crédito, estimado como a correlação entre a taxa de lucro esperada e a taxa de crescimento mensal da economia. Adota o modelo teórico de Bierman e Hass citado no item 3.1.1.. Em

seguida, levanta as alternativas possíveis de serem adotadas, explicitando condições de montantes, prazos, taxas, exigências, etc. Avalia as alternativas em termos de sua capacidade de contribuir para a consecussão dos objetivos da empresa, utilizando o modelo teórico para prever seus resultados. Finalmente, seleciona a melhor das alternativas.

Segundo. Para uma empresa que oferece financiamento aos clientes, uma típica decisão operacional é aprovar ou não uma solicitação de crédito feita por um cliente que deseja, digamos, financiar uma geladeira. Identificada a necessidade de aceitar ou não a proposta considerada, a empresa define os parâmetros que levará em consideração em sua decisão: valor do financiamento pretendido, medido em BTN's, renda mensal do cliente, medida em Pisos Nacionais de Salário, e sua estabilidade no emprego, medida em anos. Adota como modelo teórico um Sistema de Pontuação que calcula a probabilidade do cliente tornar-se inadimplente. Com base nesta avaliação, verifica se o risco oferecido pelo cliente está de acordo com a política de crédito da empresa, definida a nível estratégico. Opta pela melhor alternativa, aceitando riscos compatíveis e rejeitando os incompatíveis.

A importância da identificação das etapas do processo de decisão nos problemas ligados à concessão de crédito está em permitir o diagnóstico de procedimentos imperfeitos, muito comuns: o responsável pela decisão frequentemente não resolveu questões iniciais como a clara formulação do problema e dos critérios a

serem empregados na análise das alternativas. Nestes casos, não é de se estranhar que o resultado do seu julgamento seja errático, inconsistente com decisões anteriores ou, o que é pior, incompatível com os objetivos que deveria promover.

### 3.2.2. Modelos de processos decisórios.

Como vimos no item anterior, uma vez formulada a situação de decisão e identificados os encaminhamentos possíveis, o responsável pela seleção da melhor alternativa passa por um processo em que manipula as informações disponíveis de forma a chegar a uma escolha final. Neste processo são confrontados os atributos de cada alternativa com os objetivos a serem atingidos. Dada a complexidade das circunstâncias em que a necessidade de decisões normalmente se manifesta, o mais comum é que o processo envolva a consideração concomitante de diversos atributos e diversos objetivos.

Muito esforço tem sido dedicado ao desenvolvimento de métodos para o tratamento destes problemas com múltiplos atributos e objetivos, e é sobre eles que vamos voltar agora nossa atenção.

De maneira geral, há duas abordagens para o tema: de um lado, muitos trabalhos seguem uma linha descritiva, procurando compreender e descrever o processo que efetivamente ocorre em situações específicas; de outro lado, os pesquisadores adotam uma postura prescritiva, procurando estabelecer a melhor maneira de proceder, dadas as condições particulares de cada problema

analisado.

MacCrimmon [1973] identificou e descreveu 19 destes métodos: com base no tipo de processamento de informações envolvido em cada um deles, sugere que sejam agrupados em quatro diferentes modelos genéricos, cujas principais características e pressupostos ressaltam, oferecendo uma base para a escolha e combinação dos que melhor se adaptem a casos concretos.

O MODELO PONDERATIVO engloba os métodos em que cada alternativa é caracterizada por certos atributos com valores numéricos; estes valores são passíveis de comparação intra-atributo por meio de uma escala de preferência, e de comparação inter-atributos por meio de coeficientes de ponderação. Os coeficientes também permitem a agregação inambígua das preferências num valor único, que servirá de padrão de decisão com base em uma regra de escolha do valor máximo ou mínimo, conforme o caso.

Um exemplo de aplicação deste modelo pode ser o processo de escolha de uma casa para ser comprada. O interessado resolve avaliar cada alternativa em função da localização, conforto, segurança e preço, atribuindo a cada um destes quesitos uma nota de zero a dez, de forma que uma nota mais elevada expressa uma preferência crescente do comprador. A nota para cada atributo recebe um peso, que expressa a sua importância e permite a agregação das notas para os diversos atributos num valor único. Digamos que tenham sido identificados os seguintes imóveis como

candidatos a serem adquiridos:

	Localização Peso 1	Conforto Peso 1	Segurança Peso 1	Preço Peso 3	Total
Casa 1	6	10	7	8	47
Casa 2	7	7	8	9	49
Casa 3	9	9	9	6	45

Com respeito à localização, a casa 3 é a melhor alternativa, a casa 2 é a segunda classificada e a casa 1, a última (comparação intra-atributo). Os coeficientes de ponderação (pesos) indicam que o preço é três vezes mais importante que as demais variáveis tomadas individualmente (comparação inter-atributos). A nota total (agregação dos atributos) é obtida pela soma ponderada das notas dos quesitos e o resultado maior (regra de máximo) indica a melhor alternativa, devendo esta ser a escolhida.

Uma das principais características do modelo ponderativo é que ele é compensatório: um desempenho fraco em um quesito pode ser compensado por um desempenho bom em outro. Existem ainda diversas particularidades quando se examinam os diferentes métodos abrangidos por este modelo, mas a análise delas foge ao objetivo do nosso trabalho. Zeitlin [1974] faz uma ampla revisão da literatura sobre o assunto, indicando diversos trabalhos de aplicação deste modelo e dos que apresentaremos a seguir.

O MODELO DE ELIMINAÇÃO SEQUENCIAL engloba os métodos que comparam as alternativas, entre si ou com um padrão, um atributo de cada vez. Não necessariamente todos os atributos são levados em

consideração, já que uma alternativa pode ser eliminada antes de ter todos os seus atributos examinados.

Um exemplo deste modelo pode ser o processo de pré-qualificação para participação em uma concorrência pública para a construção de, digamos, uma usina hidrelétrica. O edital pode estabelecer que as empresas devem apresentar um capital mínimo, obras anteriores no setor hidrelétrico e uma equipe de profissionais reconhecidamente competentes. Ao realizar a seleção, a licitante examina inicialmente se as empresas candidatas efetivamente dispõem do capital mínimo estipulado, eliminando as que não atendem esta exigência; em seguida, examina as obras já construídas pelas empresas que passaram pelo primeiro exame, eliminando as que não apresentam obras consideradas satisfatórias; finalmente verifica se a equipe das candidatas está qualificada para conduzir o projeto. Apenas as empresas que atenderam a todos os quesitos podem apresentar propostas.

O modelo de eliminação sequencial é não compensatório: um desempenho fraco em um atributo não pode ser compensado por um bom desempenho em outro. No nosso exemplo, uma equipe excelente, ainda que muito melhor que a de todas outras empresas candidatas não supera, por exemplo, a insuficiência de capital.

O MODELO DE PROGRAMAÇÃO MATEMÁTICA engloba os métodos em que um número muito grande ou infinito de alternativas pode ser inferido a partir de um conjunto de restrições sobre os atributos

e uma solução ótima deve ser encontrada com base em um algoritmo matemático. Um método típico deste modelo é o de programação linear, que pode ser aplicado, por exemplo, na definição de uma dieta balanceada composta por certos alimentos, que atenda a um padrão nutricional particular a um custo mínimo.

O MODELO DE PROXIMIDADE ESPACIAL engloba os métodos que fazem uso explícito de representações espaciais dos problemas analisados, reunindo técnicas na verdade muito diferentes entre si, como os mapas de indiferença e a superposição gráfica.

Um exemplo deste modelo pode ser a definição do traçado de uma rodovia por meio de superposição gráfica. Em folhas transparentes foram desenhados rotas alternativas para a rodovia que estava sendo projetada; cada uma delas atendia a um critério diferente: uma apresentava o projeto de custo mínimo, outra o que resultaria numa estrada com paisagens mais bonitas, outra a que interferiria menos com o meio ambiente, etc. As folhas foram superpostas e foi escolhido o percurso que mais se aproximava da intersecção das diversas alternativas.

### 3.2.3. Sistemas de decisão.

Quando os processos decisórios são estruturados de uma forma bem definida, estamos diante de sistemas de decisão. Estes são um tipo particular de sistema de conhecimento cuja característica é servirem para relacionar meios a fins. Segundo Churchman [1971], os sistemas projetados devem ser capazes de comunicar a outras



pessoas o processo mental desenvolvido pelo decisor, através do qual ele distingue e avalia padrões de comportamento com relação a um conjunto de metas. A comunicação deve ser conduzida de maneira a permitir a conversão do processo de pensamento em ações que de fato sirvam aos objetivos tal como se pretendia que o fizessem. Mais que isso, o sistema deve permitir que se evite repetir o processo de pensamento diante de uma situação similar à original, economizando recursos pela adoção de uma metodologia definida. O sistema deve também ser capaz de julgar quando um novo evento pertence ou não a uma categoria para a qual já está definido um procedimento padrão.

No exemplo do pedido de financiamento para compra da geladeira, iniciado no subitem anterior, a empresa adotou um sistema de decisão estruturado. Em vez de refletir, a cada nova solicitação de financiamento, quais variáveis levará em consideração, como as utilizará para avaliar as alternativas, quais os objetivos a serem atendidos, etc, a empresa adotou um procedimento padrão para financiamento de eletrodomésticos a assalariados, que prevê qual deve ser o comportamento do analista em cada uma das fases do processo decisório.

#### 3.2.4. Os sistemas de informação.

Normalmente, referências ao problema de coleta das informações sobre as quais se dão a definição do problema, o levantamento e a apreciação das alternativas recebem apenas uma ênfase secundária



nos estudos sobre os sistemas de decisão. Este tema, contudo, é de fundamental importância. "Na literatura sobre tomada de decisões, muita atenção tem sido dedicada à derivação e manipulação de afirmações hipotéticas e ao relativo nível de confiança com que podem ser aceitas. [...] Contudo, geralmente se assume que o presente é conhecido, consistindo o presente nos dados a partir dos quais se formam as expectativas. Este pressuposto não está naturalmente garantido; ele o está apenas na medida em que sistemas de informações estão projetados para evitar perda, omissão e distorção de informações" [Chambers, 1969:342].

No caso particular dos sistemas de concessão de crédito, a importância da qualidade das informações utilizadas não pode ser demasiadamente enfatizada. Embora sem pretender abordar este assunto extensivamente neste trabalho, apresentamos algumas considerações sobre ele no item 16..

#### 4. Delimitação teórica do problema.

##### 4.1. Abrangência do estudo.

Neste trabalho, vamos nos restringir ao problema operacional ligado à aceitação ou rejeição de uma proposta de financiamento. Isto equivale a dizer que não vamos examinar a questão estratégica, mas simplesmente aceitar a política de crédito em vigor.

#### 4.2. Pressupostos adotados.

Estamos partindo do pressuposto de que a empresa sabe diferenciar e classificar as categorias de risco apresentadas pelos clientes, e que sabe dividi-las em dois grandes grupos, o dos clientes a terem seus pedidos atendidos e o dos que os verão negados. Estamos supondo ainda que, ao adotar sua política de crédito, a empresa está efetivamente atendendo seus objetivos globais. Se estes pressupostos não se verificam, tudo o que se segue é supérfluo.

#### 5. Hipótese a ser testada e metodologia do trabalho.

A literatura sobre o assunto estabeleceu que as decisões baseadas em modelos são mais fidedignas que as deixadas inteiramente a critérios pessoais. Dawes [1973] demonstrou que mesmo os modelos mais simples, que apenas reproduzem um dado processo humano de decisão, oferecem previsões mais eficientes do que as elaboradas pela pessoa do tomador de decisão.

No caso específico de processos de decisão em que se procura obter uma "saída codificável a partir de entradas codificáveis", como é o caso da decisão de concessão de crédito, Dawes [1973,10] vai mais além, afirmando categoricamente que, num processo deste tipo, não há função alguma para o juízo humano, "ou pelo menos, nenhuma função além da relativa à escolha das variáveis a serem incluídas no modelo".

Em resumo, existem indicações de que, no caso de nosso objeto de interesse, isto é, nos processos de decisão de concessão de crédito direto ao consumidor, os métodos quantitativos disponíveis, embora ainda pouco utilizados, apresentam um desempenho melhor do que aqueles que se baseiam exclusivamente em julgamento pessoal. Esta é a tese que procuraremos testar.

Para realizar esta tarefa, faremos um estudo de um caso concreto, para o qual desenvolveremos um modelo de processo de decisão, cujos resultados confrontaremos com o método de julgamento pessoal dos analistas de crédito. Como se verá na parte terceira desta dissertação, a técnica de Análise Discriminante terá um papel fundamental no modelo a ser desenvolvido. Por este motivo, antes de prosseguirmos com o modelo propriamente dito, faremos uma revisão desta técnica.

## Parte II: Análise Discriminante.

### 6. Introdução.

#### 6.1. Conceito.

Situações em que devemos formar um julgamento quanto à procedência de um indivíduo a partir de suas características são muito comuns em quase todas as áreas de conhecimento. Vejamos alguns exemplos: um arqueólogo deve decidir se uma ossada pertence a um cidadão grego ou romano a partir do formato do crânio e da mandíbula; um botânico precisa identificar a espécie de uma flor a partir das medidas das pétulas; um psiquiatra procura distinguir uma neurose de uma psicose a partir de uma bateria de testes e de suas impressões sobre o paciente; um clínico procura prever se seu paciente está potencialmente sujeito a sofrer um enfarte, com base na taxa de colesterol em seu sangue, sua idade e seus hábitos de vida; um mercadólogo procura identificar, a partir de características pessoais dos consumidores, se eles comprarão ou não o seu produto; uma empresa precisa decidir se um cliente pagará ou não um crédito que lhe seja concedido.

A primeira resposta quantitativa sistemática ao problema de se tentar (a) diferenciar duas ou mais classes de objetos a partir das características dos indivíduos pertencentes a cada classe e (b) atribuir a origem de um indivíduo de procedência desconhecida a uma destas classes foi oferecida pelo grande estatístico Ronald

A. Fisher em um artigo publicado em 1936. Neste artigo, Fisher estuda a possibilidade de discriminação entre as espécies de plantas IRIS SETOSA e IRIS VERSICOLOR com base nas medidas de comprimento e largura de suas flores e caules.

Ao longo dos mais de cinquenta anos decorridos desde então, diversos autores contribuíram cumulativamente para o desenvolvimento das idéias iniciais de Fisher em um conjunto de técnicas que ficou conhecido como Análise Discriminante (AD). Sicsu [1975, 1-12] traz um resumo histórico deste desenvolvimento.

## 6.2. Etapas da Análise Discriminante.

Uma aplicação completa das técnicas de AD envolve quatro etapas:

(a) Definição dos grupos. Esta etapa deve ser realizada antes de qualquer outra providência. As variáveis utilizadas para a caracterização dos grupos não podem ser posteriormente utilizadas na AD: se, por exemplo, estamos interessados em diferenciar os dias em que chove dos dias em que não chove, obviamente não podemos tomar a ocorrência de chuva como variável discriminante.

A pertinência a um dado grupo será representada por uma variável nominal. Os grupos definidos devem ser no mínimo dois, e todos mutuamente exclusivos.

Nesta dissertação vamos nos restringir apenas ao estudo da técnica para diferenciação de EXATAMENTE DOIS GRUPOS. Portanto, daqui por diante, por "análise discriminante" queremos dizer "análise discriminante entre dois grupos".

(b) Estudo das características dos membros de cada um dos grupos. Para isso deve-se retirar uma amostra de cada grupo e medir o valor das variáveis de nosso interesse para cada elemento da amostra. As variáveis discriminantes devem ser quantitativas.

(c) Pesquisa e identificação das características que melhor diferenciam os grupos. Esta é uma fase analítico-descritiva, ou, segundo Klecka [1978,8], interpretativa. Nesta fase, o pesquisador procura compreender os aspectos que mais distinguem os grupos, isto é, os atributos em que, no conjunto, eles divergem mais. Alguns pesquisadores encerram seus estudos nesta fase.

(d) Criação de uma regra de decisão, ou seja, de uma função discriminante, que permita alocar um indivíduo de origem desconhecida ao grupo de que procede. Esta é uma fase inferencial ou classificatória.

### 6.3. Exemplos de aplicação de AD.

6.3.1. Um geólogo está interessado em definir a existência de petróleo numa determinada área, sem ter que perfurar poços.

Estuda diversos casos em que os poços perfurados resultaram secos e outros em que o combustível foi encontrado. Como resultado desta pesquisa, define uma regra de previsão para ser utilizada futuramente, baseada nas medidas das características físico-químicas da área estudada.

6.3.2. Um médico procura uma metodologia para diagnosticar a necessidade de uma cirurgia abdominal que atualmente só pode ser definida com base em uma outra cirurgia, de caráter exploratório. Estuda diversos casos em que a cirurgia exploratória foi realizada e adota uma rotina de formação de diagnóstico baseada nos sintomas e resultados de exames apresentados pelo paciente.

6.3.3. Um meteorologista quer prever se haverá chuva no dia seguinte. Estudou as condições atmosféricas da véspera de dias em que choveu e de dias estáveis. Como resultado de suas pesquisas, desenvolveu uma regra de previsão que se baseia em medidas de umidade do ar, pressão atmosférica, temperatura e direção dos ventos.

6.3.4. Um banqueiro, antes de aprovar uma operação de financiamento proposta por uma empresa cliente, deseja saber se a empresa pertence ao grupo dos clientes que pagam seus compromissos em dia ou ao dos que se tornam inadimplentes. Estuda os dados dos últimos balanços anuais e o comportamento que a empresa apresentou em operações realizadas anteriormente e toma sua decisão com base em uma regra criada a partir de uma amostra

de empresas em situação semelhante, cujo desempenho já é conhecido.

6.3.5. Um gerente de marketing deseja saber quais as principais diferenças entre os consumidores de dois tipos de produto, para orientar-se na alocação de suas verbas publicitárias. Observa uma amostra de consumidores de cada um dos dois tipos e tira suas conclusões. Num lançamento futuro de um produto semelhante aos estudados, utiliza estes conhecimentos para dirigir os esforços promocionais aos clientes com alto potencial de compra do novo produto.

6.3.6. Um gerente de recursos humanos deseja saber quais as principais características que diferenciam os funcionários com desempenho excelente em uma determinada função daqueles com desempenho insatisfatório. Estuda diversos casos de admissão cujo resultado já é conhecido e procura uma regra de decisão para orientar-se nos próximos processos de recrutamento.



# EXEMPLOS DE EMPREGO DE ANALISE DISCRIMINANTE.

ITEM.	6.3.1.	6.3.2.
CAMPO DE CONHECIMENTO	Geologia.	Medicina.
POPULAÇÃO	Areas geográficas.	Pacientes passados, atuais e futuros.
GRUPO 1	Petrolíferas.	Necessitam de cirurgia.
GRUPO 2	Não Petrolíferas.	Não necessitam de cirurgia.
AMOSTRA	Areas perfuradas.	Pacientes já operados
VARIAVEIS DE INTERESSE	Características físico-químicas do solo.	Sintomas e resultados de exames.
INTERPRETAÇÃO	Características mais indicativas da existência de petróleo.	Sintomas e exames mais característicos da necessidade de operação.
CLASSIFICAÇÃO	Previsão da existência de reservas.	Diagnóstico da necessidade de operação.

# EXEMPLOS DE EMPREGO DE ANALISE DISCRIMINANTE.

ITEM.	6.3.3.	6.3.4.
CAMPO DE CONHECIMENTO	Meteorologia.	Finanças.
POPULAÇÃO	Todos os dias passados e futuros.	Todos as empresas que solicitaram e solicitarão crédito.
GRUPO 1	Choveu no dia seguinte.	Pagam em dia.
GRUPO 2	Não choveu no dia seguinte.	Tornam-se inadimplentes.
AMOSTRA	Dias para os quais há registro das condições atmosféricas da véspera.	Clientes cujo comportamento é conhecido.
VARIAVEIS DE INTERESSE	Condições atmosféricas.	Dados do balanço e comportamento em operações anteriores.
INTERPRETAÇÃO	Características mais indicativas da ocorrência de chuvas.	Sintomas mais indicativos de inadimplência.
CLASSIFICAÇÃO	Previsão de chuvas.	Previsão de inadimplência.

# EXEMPLOS DE EMPREGO DE ANALISE DISCRIMINANTE.

ITEM.	6.3.5.	6.3.6.
CAMPO DE CONHECIMENTO	Marketing.	Recursos Humanos.
POPULAÇÃO	Consumidores atuais e potenciais dos produtos.	Todos os funcionários que ocupam ou venham a ocupar a função.
GRUPO 1	Consumidores do produto A.	Bom desempenho.
GRUPO 2	Consumidores do produto B.	Desempenho insuficiente.
AMOSTRA	Consumidores atuais.	Funcionários cujo desempenho é conhecido.
VARIAVEIS DE INTERESSE	Características pessoais do consumidor.	Características pessoais do funcionário.
INTERPRETAÇÃO	Características mais indicativas do tipo de produto consumido.	Características mais indicativas de bom desempenho.
CLASSIFICAÇÃO	Previsão de consumo.	Previsão de bom desempenho.

#### 6.4. Razões para a utilização da AD.

A análise discriminante é geralmente utilizada em situações em que a diferenciação dos grupos é difícil ou em que a classificação de um indivíduo num dos grupos é problemática. Estas dificuldades originam-se em uma das seguintes situações [Kendall, 66]:

6.4.1. A informação desejada existiu mas se perdeu. Este é o caso da ossada encontrada pelo arqueólogo.

6.4.2. A informação existe mas é de difícil acesso. Este é o caso da classificação de uma planta em uma de duas espécies muito parecidas: a informação existe mas exige grande perícia do botânico. Também é o caso do geólogo em busca de petróleo e do médico que procura evitar fazer uma cirurgia exploratória para definir seu diagnóstico.

6.4.3. A informação desejada ainda não existe. É o caso do meteorologista que quer prever a ocorrência de chuvas, do banqueiro que deseja prever se o cliente pagará o empréstimo e do gerente de recursos humanos que quer antecipar o comportamento do funcionário. Aqui há um pequeno artifício: a informação indisponível (sobre o futuro) é substituída por outra, disponível no presente, de pertinência a um grupo: grupo dos dias em que chove, dos clientes que pagam e dos funcionários que atingem um bom desempenho.

#### 6.5. AD no sentido amplo.

O conceito e os exemplos que apresentamos até agora dizem respeito à AD no sentido restrito, isto é, enquanto conjunto de técnicas estatísticas. Neste sentido, seus procedimentos implicam uma clara definição dos grupos, a coleta criteriosa de amostras, o levantamento de medidas quantitativas e, conforme justificativa apresentada no item 7.3., a utilização de pelo menos duas variáveis discriminantes. No entanto, a estrutura básica da AD, isto é, a definição de grupos, o estudo das características de seus membros, a identificação das que melhor diferenciam os grupos, e a criação de uma regra de classificação, pode ser utilizada, e geralmente o é, de forma menos rigorosa e até intuitiva. Neste caso, estamos diante de uma AD no sentido amplo.

Vejamos um exemplo. O maître de um certo restaurante considera que seus clientes podem ser divididos em dois grupos: grupos dos que dão gorjetas elevadas e grupo dos que dão gorjetas reduzidas. Adotou, intuitivamente, uma política de escolha de mesas segundo a qual encaminha preferencialmente os membros do primeiro grupo para as melhores mesas e os do segundo para as mesas próximas a áreas de circulação de garçons e às entradas da cozinha e dos toaletes. Quando um novo cliente se apresenta à recepção, o maître o classifica em um dos dois grupos com base em sua aparência e o dirige à localização correspondente ao seu julgamento. A definição de grupos não é rigorosa, o maître não

fez um estudo objetivo das anotações, nem sequer definiu ou levantou os valores das variáveis (nível das roupas, idade, cortesia, etc). A regra de decisão não é clara, e, se perguntado, ele talvez tenha dificuldade em expressá-la. No entanto, todos os elementos da AD estão presentes no caso.

#### 6.6. Direção da causalidade.

A AD relaciona uma variável qualitativa que indica pertinência a um grupo a diversas variáveis quantitativas que representam características dos membros dos grupos. Nada se disse sobre a direção da causalidade que liga estas variáveis. Nem os grupos nem as variáveis discriminantes foram definidas como variáveis dependentes.

Se, num caso particular, as categorias grupais dependerem das variáveis discriminantes, a situação é análoga à aplicação de uma regressão múltipla, com a diferença de que a variável dependente é do tipo qualitativo. Se o inverso ocorrer, a análise discriminante torna-se uma extensão da Análise de Variância.

A identificação da direção da causalidade nem sempre é possível. No entanto, é conveniente o pesquisador ter uma teoria que relacione o comportamento das variáveis discriminantes com os diversos grupos, para poder avaliar criticamente os resultados obtidos na análise e verificar sua coerência lógica (no item 20, apresentamos a justificativa teórica para a utilização das variáveis discriminantes que integram nosso Sistema de

Pontuação).

#### 6.7. Grupos não discrimináveis.

Deve ficar claro que, para dois grupos serem discrimináveis, eles devem realmente ser diferentes entre si no que diz respeito às variáveis estudadas. Se os grupos forem muito semelhantes em relação a estas variáveis, pode não ser possível diferenciá-los satisfatoriamente. Em outras palavras, a AD identifica e quantifica a informação discriminante contida nas variáveis, mas não cria informação. Nenhuma função discriminante será melhor do que os dados em que se basear.



## 7. Significado e cálculo da função discriminante.

Neste item, vamos desenvolver e analisar, passo a passo, a metodologia da AD entre dois grupos, procurando explicar o seu fundamento lógico pela exploração do seu significado geométrico.

Optamos por uma abordagem que, embora procure ser tão acessível quanto possível, pressupõe um leitor familiarizado com os conhecimentos básicos de estatística, tal como podem ser encontrados nos amplamente conhecidos livros de Costa Neto [1977] e Bussab [1987 e 1986]. Sendo assim, não desenvolveremos a teoria de cálculo de probabilidades, construção de intervalos de confiança, testes de hipótese e Análise de Variância.

Em benefício do leitor leigo, no entanto, apresentaremos nos parágrafos seguintes o material minimamente necessário para a compreensão das linhas gerais da técnica de Análise Discriminante. Este material não esgota a teoria estatística necessária ao completo acompanhamento do raciocínio que desenvolveremos, devendo o leitor interessado consultar a bibliografia acima indicada.

### 7.1. Definições preliminares.

#### 7.1.1. Representação gráfica das variáveis discriminantes.

Quando desejamos estudar o comportamento de uma variável quantitativa qualquer, podemos utilizar uma representação gráfica

dos valores que a variável assume. Este tipo de representação oferece a vantagem de expor rápida e concisamente a variabilidade dos dados.

No nosso caso, como estamos interessados em variáveis contínuas ou que possam ser consideradas contínuas, a representação mais conveniente é a função densidade de probabilidade (fdp). Os valores que a variável pode assumir são representados no eixo das abscissas (eixo x) de um sistema cartesiano; a função é construída de tal forma que a probabilidade de ocorrência de um determinado intervalo é dada pela área sob a função naquele intervalo. Assim, a rigor, qualquer função não negativa que delimite uma área total medida desde o eixo x igual a 1 pode ser uma função densidade de probabilidade.

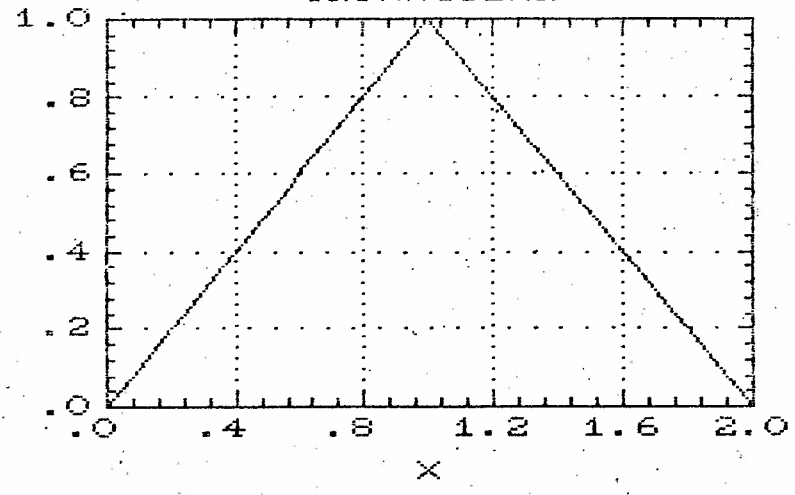
O eixo das ordenadas (eixo y), frequentemente não representado, fica definido em uma unidade de densidade, isto é, a probabilidade de ocorrência de x por unidade linear de x. Se representamos, por exemplo, a idade dos candidatos ao vestibular no eixo x, em anos, e a área sobre o intervalo entre os 18 e 20 anos indicar a probabilidade de ocorrência deste intervalo, em porcentagem (digamos 80%), o eixo y deve estar medido em %/ano, de tal forma que

$$\text{ano} \cdot \frac{\%}{\text{ano}} = \%$$

Vejamos a seguir, alguns exemplos de fdp.

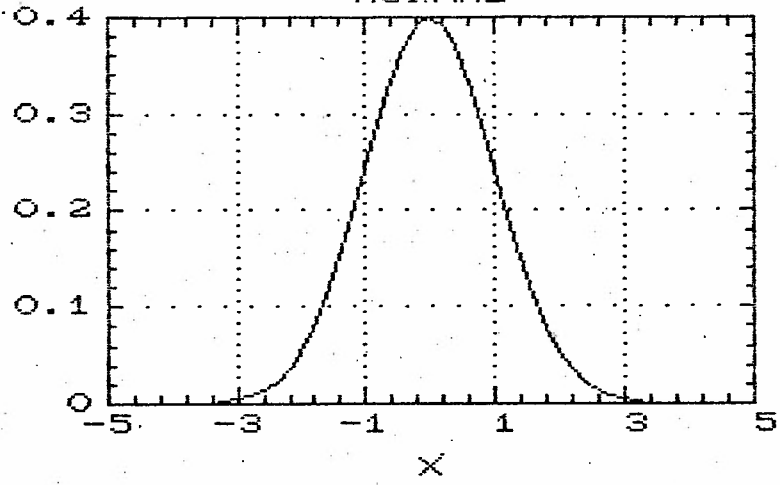
ARZ0-ADDA HZ X

FUNCAO DENSIDADE DE PROBABILIDADE  
TRIANGULAR



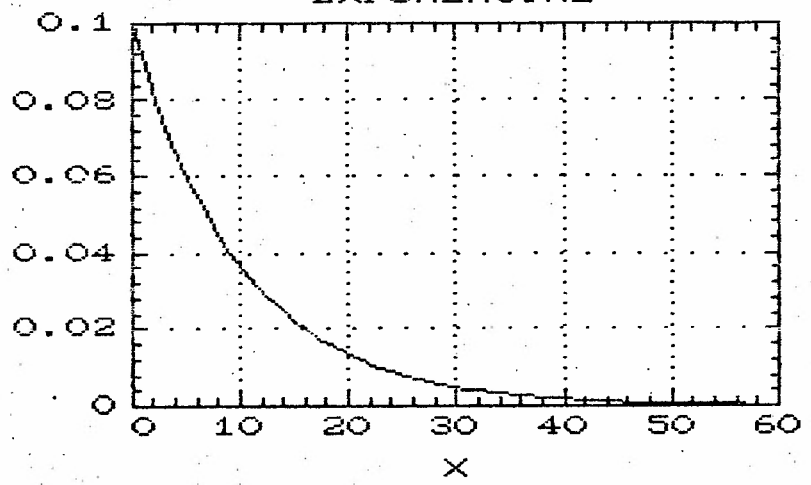
ARZ0-ADDA HZ X

FUNCAO DENSIDADE DE PROBABILIDADE  
NORMAL



ARZ0-ADDA HZ X

FUNCAO DENSIDADE DE PROBABILIDADE  
EXPONENCIAL



### 7.1.2. Medidas de tendência central e de dispersão.

Além da representação gráfica, utilizaremos três medidas da distribuição de frequência das variáveis de nosso interesse, para resumir suas características: uma medida de tendência central e duas medidas de dispersão.

#### 7.1.2.1. Média.

Para localizar a posição do centro da distribuição sobre o eixo de variação da variável em questão, utilizaremos a média aritmética. Sendo  $x_i$ ,  $i=1,2,\dots,n$ , o conjunto de dados, definimos a média por

$$\bar{x} = \frac{\sum x_i}{n}$$

#### 7.1.2.2. Soma de quadrados.

Para indicar o quanto os dados se afastam do centro da distribuição, isto é, o quanto eles estão dispersos ao redor da média, utilizamos a soma de quadrados (SQ), definida por:

$$SQ = \sum (x_i - \bar{x})^2$$

#### 7.1.2.3. Variância.

A soma de quadrados indica a variabilidade total bruta dos dados.

Em algumas circunstâncias, estamos interessados na dispersão média da distribuição, ou variância (var), definida por

$$\text{var} = \frac{SQ}{n-1}$$

A variância apresenta o inconveniente de ser uma medida quadrática, o que dificulta a sua representação gráfica. Portanto, quando estivermos interessados em representá-la linearmente, utilizaremos a sua raiz quadrada, chamada de desvio-padrão (DP).

$$DP = \sqrt{\text{var}}$$

Nos itens 7.2.1. e 7.2.2. apresentamos uma aplicação destes conceitos.

#### 7.1.3. População e grupo.

As palavras "população" e "grupo" podem ser usadas intercambiavelmente para significar um conjunto de pessoas ou objetos que apresentam uma característica comum. Neste trabalho vamos atribuir-lhes um sentido mais particular. Para nós, "grupo" terá sempre o significado de um subconjunto de uma "população", resultante de uma classificação.

Poderíamos, por exemplo, estudar a variável "nota de admissão no exame vestibular" da população de alunos da EAESP-FGV, classificando-a em dois grupos em função do sexo. Nas tabelas do item 6.3 apresentamos diversos exemplos de população e grupos.

#### 7.1.4. Variabilidade da população, variabilidade dentro dos grupos e variabilidade entre grupos.

Considere uma população  $X$  qualquer, classificada em dois grupos,  $X_1$  e  $X_2$ . Podemos calcular a medida de variabilidade SQ (Soma de Quadrados, definida em 7.1.2.2.) para a população como um todo e para cada um dos dois grupos individualmente.

A variabilidade da população como um todo chamaremos Soma de Quadrados Total (SQT). Esta é dada por

$$SQT = \sum (x_i - \bar{x})^2$$

onde  $\bar{x}$  é a média da população, definida em 7.1.2.1.. A soma da variabilidade dos dois grupos, tomados individualmente, chamaremos Soma De Quadrados Dentro Dos Grupos (SQD); esta medida é dada por

$$SQD = \sum (x_{1i} - \bar{x}_1)^2 + \sum (x_{2i} - \bar{x}_2)^2$$

onde  $\bar{x}_1$  é a média do grupo 1 e  $\bar{x}_2$  é a média do grupo 2.

A variabilidade decorrente do afastamento entre as médias  $\bar{x}_1$  e  $\bar{x}_2$  dos dois grupos chamaremos Soma De Quadrados Entre Grupos (SQE). Esta medida é dada por

$$SQE = n_1 (\bar{x}_1 - \bar{x})^2 + n_2 (\bar{x}_2 - \bar{x})^2$$

onde  $n$  é o número total de elementos na população,  $n_1$  é o número de elementos do grupo 1 e  $n_2$  é o número de elementos do grupo 2. As demais variáveis  $\bar{x}$ ,  $\bar{x}_1$  e  $\bar{x}_2$  têm o significado convencionado nos parágrafos imediatamente anteriores.

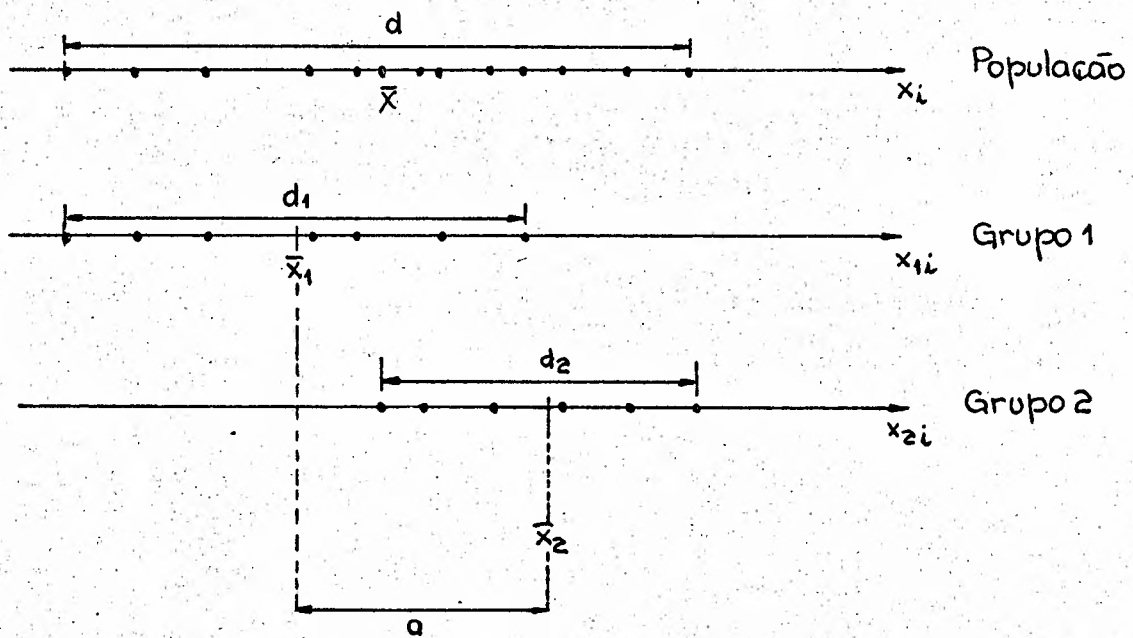
O sentido em definir estas medidas está em que a variabilidade total da população em relação a uma determinada característica pode ser quebrada em duas componentes, uma decorrente da variação intra-grupos e outra da variação inter-grupos, de tal forma que

$$SQT = SQD + SQE$$

Observe, a título de ilustração, a representação dos diversos elementos de uma população  $x$  arbitrária sobre um conjunto de eixos que representam os valores assumidos pela variável de nosso interesse, primeiramente como um único conjunto e em seguida decomposta nos dois grupos que a integram.



## Decomposição da Dispersão de Uma População



Note que a dispersão total ( $d$ ) em torno de  $\bar{x}$  é composta pela dispersão em torno das médias  $\bar{x}_1$  e  $\bar{x}_2$  de cada grupo ( $d_1$  e  $d_2$ ) combinada ao afastamento ( $a$ ) destas médias. Desta forma, se as médias dos grupos fossem se aproximando e se mantida a dispersão intra-grupal, a variabilidade total da população iria diminuir até o ponto em que  $\bar{x}_1$  fosse igual a  $\bar{x}_2$  e a SQT fosse igual a SQD, com SQE igual a 0.

#### 7.1.5. $R^2$ e PD.

A medida conhecida por  $R^2$  (r-quadrado) é definida pela proporção

$$\frac{SQE}{SQT} \quad (\text{em número absoluto}) \quad \text{ou} \quad \frac{SQE}{SQT} \times 100 \quad (\text{em porcentagem})$$

Ela indica o quanto da variabilidade total da população pode ser explicada pela influência do fator de classificação que define os dois grupos.

Definiremos "poder discriminante" de uma variável (PD) como

$$\frac{SQE}{SQT}$$

Se admitirmos que a variação dentro de cada grupo se dá aleatoriamente, ao calcularmos PD estamos comparando a variabilidade causada pela influência do fator de classificação

com a variabilidade aleatória. Se este quociente é muito pequeno, o poder discriminatório da variável é fraco, o que equivale a dizer que o afastamento das médias dos dois grupos poderia ser facilmente devido ao acaso. Se este quociente é elevado, podemos concluir que a diferença entre os grupos é significativa, isto é, que os grupos são bem distintos. Lembramos que uma maior diferença entre os grupos melhora nossa capacidade de discriminação.

## 7.2. Análise Unidimensional.

Uma organização varejista oferece financiamento de compras pelo tradicional sistema de pagamento em prestações mensais. As solicitações de financiamento são examinadas por um analista de crédito que deve decidir se serão atendidas, conforme julgue que o cliente pagará suas prestações adequadamente ou não. No primeiro caso, o cliente é chamado de "bom" pagador; no segundo, de "mau".

### 7.2.1. Um exemplo ideal.

Um analista da empresa, após a leitura do livro "Pinóquio", levantou a hipótese de que o comprimento do nariz do candidato a financiamento seria uma fonte de informações relevante para a decisão de concessão do crédito. Esta medida passou a ser coletada; a tabulação de uma amostra de 475 elementos ofereceu os resultados a seguir.

HIPÓTESES: Daqui por diante, vamos supor que todas as variáveis têm distribuição normal e que os grupos provenientes de uma mesma população apresentam variâncias iguais. Estas suposições nos permitem o cálculo de probabilidades e a realização de testes. No item 18.2. fazemos uma avaliação das consequências da violação destes pressupostos.

# COMPRIMENTO DO NARIZ (cm)

GRUPO	n	MEDIA	DESVIO-PADRAO
BOM	321	1,5	0,3
MAU	154	3,5	0,3
TOTAL	475	2,1	1,0

## ANALISE DE VARIANCIA

SOMA DE QUADRADOS	VALOR	G.L.	SQ MEDIA
ENTRE GRUPOS	420,844	1	420,844
INTRA GRUPOS	42,693	473	,090
TOTAL	463,537	474	,978

$$F = 4662,532 \quad P(>F) = 0,0000 \quad R^2 = 90,79\% \quad PD = 9,86$$

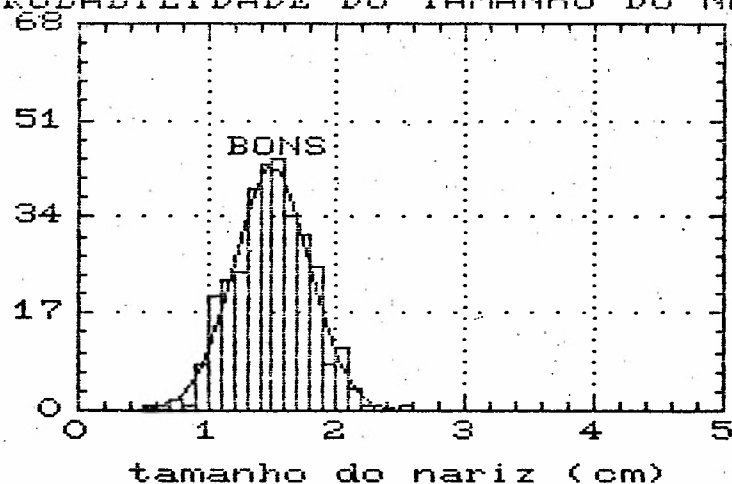


O valor da amplamente conhecida estatística F, definida como o quociente da divisão da SQ Média Entre Grupos pela SQ Média Intra-Grupos, permite o teste da hipótese de igualdade das médias dos dois grupos. Seu valor indica a probabilidade de se obterem as duas diferentes médias de tamanho de nariz observadas nas amostras de "bons" e "maus" pagadores, quando na verdade elas são iguais para os grupos dos quais as amostras foram extraídas. O valor observado indica a existência de menos de uma chance em dez mil de que a diferença observada deva-se ao acaso.

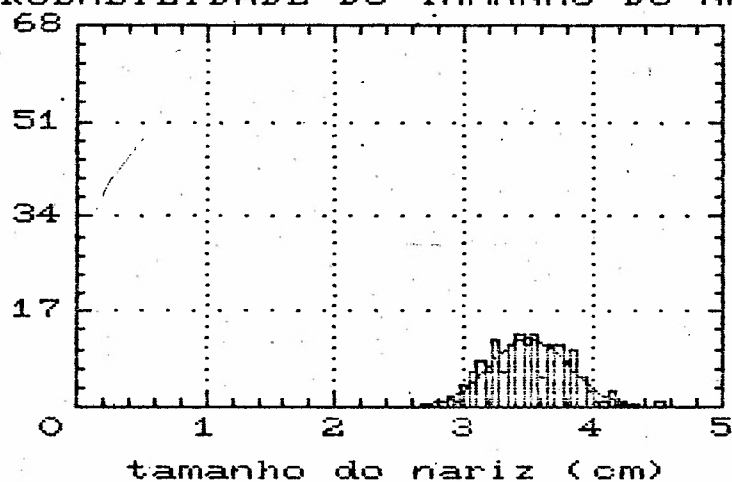
2  
R indica que aproximadamente 91% da variabilidade total dos dados decorre da influência do fator de classificação, isto é, ao fato dos clientes serem "bons" ou "maus" pagadores.

O FD de 9.86 indica que os grupos são bastante distintos, o que é coerente com um  $R^2$  elevado e pode ser confirmado visualmente por uma inspeção da função distribuição de probabilidade de cada um dos grupos, apresentada na página a seguir.

HISTOGRAMA E FUNCAO DISTRIBUICAO DE  
PROBABILIDADE DO TAMANHO DO NARIZ



HISTOGRAMA E FUNCAO DISTRIBUICAO DE  
PROBABILIDADE DO TAMANHO DO NARIZ





Admitindo-se que os parâmetros dos grupos são realmente os estimados na amostra e que um indivíduo qualquer tem a mesma chance a priori de pertencer a cada um dos grupos (no item 7.6., tratamos dos casos em que os grupos tem tamanhos diferentes), podemos calcular dois tipos de probabilidade:

(a) A probabilidade de ocorrência de um dado tamanho (T) de nariz, dada a pertinência a um determinado grupo (B ou M). Esta probabilidade será representada pela notação  $P(T|B)$  ou  $P(T|M)$ . Seu valor pode ser calculado pelo uso conveniente de uma tabela dos valores de t de Student ou aproximado pelo uso da tabela de distribuição normal, já que as amostras são grandes.

(b) A probabilidade de um indivíduo pertencer a um determinado grupo, dado um tamanho de nariz. Esta probabilidade será representada pela notação  $P(B|T)$  ou  $P(M|T)$ . Seu valor pode ser calculado pelas fórmulas

$$P(B|T) = \frac{P(T|B)}{P(T|B) + P(T|M)} \quad \text{ou}$$

$$P(M|T) = \frac{P(T|M)}{P(T|B) + P(T|M)}$$

conforme o caso. Vejamos as probabilidades de ocorrência de alguns intervalos de T, no exemplo que estamos examinando.

TABELA DE PROBABILIDADES DE OCORRÊNCIA  
DE TAMANHOS DE NARIZ

INTERVALO (cm)	P(TIB) (%)	P(TIM) (%)	P(BIT) (%)	P(MIT) (%)
T < 1,5	50,00	0,00	100,00	0,00
1,5 < T < 2,0	45,22	0,00	100,00	0,00
2,0 < T < 2,5	4,74	0,04	99,16	0,84
2,5 < T < 3,0	0,04	4,74	0,84	99,16
3,0 < T < 3,5	0,00	45,22	0,00	100,00
3,5 < T	0,00	50,00	0,00	100,00

Graças às características tão claramente distintas dos grupos dos "Bons" e "Maus" clientes no que diz respeito ao tamanho do nariz, o problema de análise de crédito desta empresa pode ser facilmente resolvido. A idéia é atribuir a cada cliente uma "nota" em função do tamanho do seu nariz. No caso de uma única variável, a nota pode ser o próprio valor que a variável assumir. O analista deve estipular uma "nota de corte", isto é, uma nota abaixo da qual as solicitações serão aceitas e acima da qual, rejeitadas ( ou vice-versa, conforme o caso ). No item 21. fazemos uma análise específica das notas de corte.

Digamos que o encarregado por esta decisão escolheu como nota de corte o valor de 2,5 cm. Ao realizar a classificação de novos pedidos utilizando este valor, existe a possibilidade de se estarem cometendo dois tipos de erros: o classificar um "Bom" cliente como "Mau" e o erro inverso classificar um "Mau" cliente como "Bom". Podemos montar a seguinte tabela de probabilidades:

Classificação Verificada Após  
A Concessão do Crédito (%)

		BOM	MAU
Previsão Com Base Na Nota de 2,5 cm	BOM	99,95	0,05
	MAU	0,05	99,95

As células ressaltadas indicam as probabilidades de possíveis erros. A nota de corte escolhida, de 2,5 cm, foi justamente aquela de que resulta uma probabilidade igual de se cometerem os

dois tipos de erro. Dependendo do caso, pode ser mais importante evitar um tipo de erro do que o outro. Suponha que classificar um "mau" cliente como "bom" custa, em média 80 unidades monetárias (a perda do valor do bem vendido, a preço de custo, mais os encargos incidentes sobre a venda) e que a classificação de um "bom" cliente como "mau" custa 20 unidades monetárias (margem de contribuição da venda que deixa de ser realizada). Se for assim, o analista pode preferir mudar a nota de corte, adotando um valor que torne sua política de concessão mais restritiva.

Supondo que ele tenha adotado o novo valor de 2,0 cm, podemos calcular o seguinte quadro de probabilidades:

Classificação Verificada Após  
A Concessão do Crédito (%)

		BOM	MAU
Previsão Com Base Na Nota de 2,0 cm.	BOM	95,25	0,00
	MAU	4,75	100,00

Com o novo critério, a empresa não vai conceder crédito a praticamente nenhum "mau" cliente. Em compensação, vai perder quase 5% dos potencialmente bons negócios. Inevitavelmente, quando se diminui a chance de se cometer um tipo de erro, aumenta-se a chance de se cometer o erro inverso.

A escolha da nota de corte, isto é, do valor crítico que define a classificação de um cliente em um ou outro grupo, deve levar em consideração este "trade-off". Do ponto de vista do resultado monetário, a política de se eliminarem todos os maus pagadores é



irracional neste exemplo. Deixa-se de ter uma perda esperada com incobráveis de 40 unidades monetárias em cada 1.000 operações ( $1.000 \text{ operações} \times 0,05\% \times 80 \text{ u.m.}$ ), mas abandona-se uma receita de 940 u.m. relativas à margem de contribuição das vendas não realizadas ( $1.00 \text{ operações} \times 4,70\% \times 20 \text{ u.m.}$ ).

#### 7.2.2. Outro exemplo.

Imagine que a tabulação do comprimento do nariz tivesse fornecidos os resultados a seguir.

# COMPRIMENTO DO NARIZ (cm)

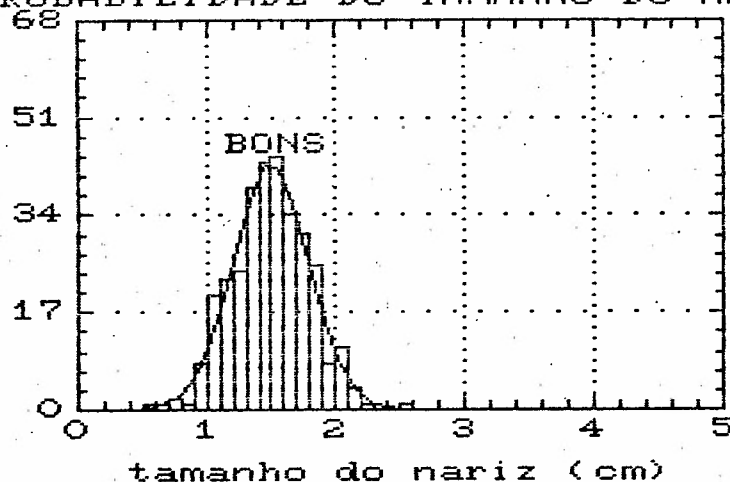
GRUPO	n	MEDIA	DESVID-PADRAO
BOM	321	1,5	0,3
MAU	154	2,5	0,3
TOTAL	475	1,8	0,6

## ANALISE DE VARIANCIA

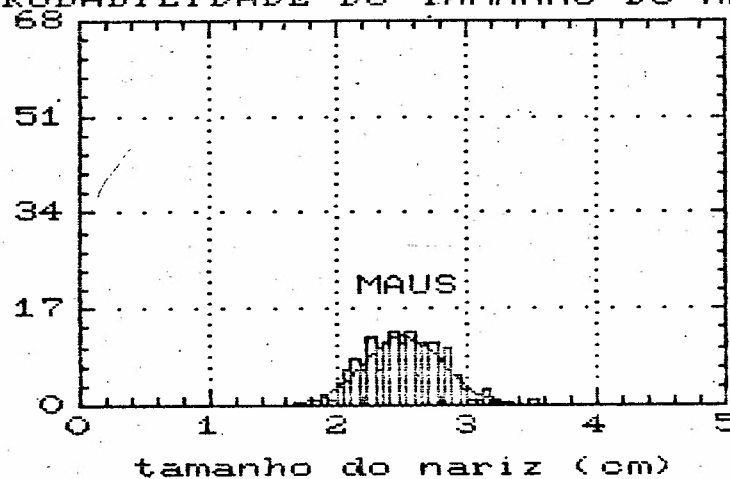
SOMA DE QUADRADOS	VALOR	G.L.	SQ MEDIA
ENTRE GRUPOS	106,357	1	106,357
INTRA GRUPOS	42,693	473	,090
TOTAL	149,050	474	,978

$F = 1178,326$      $P(>F) = 0,0000$      $R^2 = 71,36\%$      $PD = 2,49$

HISTOGRAMA E FUNCAO DISTRIBUICAO DE PROBABILIDADE DO TAMANHO DO NARIZ



HISTOGRAMA E FUNCAO DISTRIBUICAO DE PROBABILIDADE DO TAMANHO DO NARIZ





Note que a única diferença em relação ao exemplo do item anterior é que a distância entre as médias dos grupos foi reduzida em 1 cm; o padrão de dispersão continua o mesmo. Coerentemente com o raciocínio desenvolvido no item 7.1.4, a SQD não se alterou e a SQE diminuiu; em consequência, a SQT também diminuiu. O valor de  $F$ , embora ainda altamente significativo, diminuiu sensivelmente.  $R^2$  caiu de 91 para 71%; e o PD passou de 9,86 para 2,49.

Os dois grupos, apesar de ainda nitidamente distintos, apresentam agora uma área de superposição maior de suas fdp, o que faz aumentar o intervalo em que uma observação pode pertencer a qualquer um dos dois grupos com probabilidade elevada. Com isto a possibilidade de diferenciação entre os grupos diminui; este fato fica claramente indicado pela deterioração dos índices analisados no parágrafo anterior.

TABELA DE PROBABILIDADES DE OCORRENCIA  
DE TAMANHOS DE NARIZ.

INTERVALO (cm)	P(T B) (%)	P(T M) (%)	P(B T) (%)	P(M T) (%)
$T < 1,3$	25,25	0,00	100,00	0,00
$1,3 < T < 1,5$	24,75	0,04	99,84	0,16
$1,5 < T < 1,7$	24,75	0,34	98,64	1,36
$1,7 < T < 1,9$	16,13	1,89	89,51	10,49
$1,9 < T < 2,1$	6,85	6,85	50,00	50,00
$2,1 < T < 2,3$	1,89	16,13	10,49	89,51
$2,3 < T < 2,5$	0,34	24,75	1,36	98,64
$2,5 < T$	0,04	50,00	0,16	99,84

A aplicação dos critérios empregados no exemplo anterior para determinar as notas de corte resultam agora em maiores probabilidades de erros de classificação. Observe as tabelas abaixo.

Critério: Igual probabilidade para os dois tipos de erro (%).

Classificação Verificada Após  
A Concessão do Crédito

		BOM	MAU
Previsão Com Base Na Nota de 2,0.	BOM	95,22	4,78
	MAU	4,78	95,22

Critério: Eliminar os "maus" clientes classificados como bons (%).

Classificação Verificada Após  
A Concessão do Crédito

		BOM	MAU
Previsão Com Base Na Nota de 1,3.	BOM	25,25	0,00
	MAU	74,75	100,00

Note como a situação mudou drasticamente. O ponto que deixa igual probabilidade para os dois tipos de erro fez com que eles passassem de 0,05%, no exemplo anterior, para 4,75%, no caso presente. Para se eliminar a possibilidade de conceder crédito

para maus pagadores, no exemplo anterior perdia-se cerca de 5% dos bons negócios. Agora perdemos praticamente 75% deles: jogamos fora o bebê com a água do banho.

### 7.2.3. Um exemplo real.

Deixemos de lado o mundo imaginário dos exemplos anteriores para examinarmos dados reais. Suponha que a organização varejista citada no início do item 7.2.1 na verdade utiliza em sua análise apenas as seguintes três variáveis: número de prestações em que o cliente deseja parcelar a compra, sua idade e o número de anos de permanência no seu emprego atual. Vejamos a seguir, a tabulação e a avaliação destas três variáveis em termos de sua capacidade discriminante. Lembre-se que mantemos nossa suposição de distribuição normal dos dados e de igualdade da variância dos grupos originários de uma mesma população.



# TOTAL DE PRESTAÇÕES

GRUPO	n	MEDIA	DESVIO-PADRAO
BOM	321	5,8	1,9
MAU	154	9,6	6,7
TOTAL	475	7,0	4,5

## ANALISE DE VARIANCIA

SOMA DE QUADRADOS	VALOR	G.L.	SQ MEDIA
ENTRE GRUPOS	1444,942	1	1444,942
INTRA GRUPOS	8005,702	473	16,925
TOTAL	9450,644	474	19,938

$F = 83,371$      $P(>F) = 0,0000$      $R^2 = 15,29\%$      $PD = 0,18$

# TEMPO DE TRABALHO.

GRUPO	n	MEDIA	DESVIO-PADRAO
BOM	294	4,8	5,8
MAU	131	3,0	3,6
TOTAL	425	4,3	5,3

## ANALISE DE VARIANCIA

SOMA DE QUADRADOS	VALOR	G.L.	SQ MEDIA
ENTRE GRUPOS	293,416	1	293,416
INTRA GRUPOS	11729,374	423	27,729
TOTAL	12022,791	424	28,356

$$F = 10,582 \quad P(>F) = 0,0012 \quad R^2 = 2,44\% \quad PD = 0,03$$



# IDADE

GRUPO	n	MEDIA	DESVIO-PADRAO
BOM	318	36,1	10,7
MAU	152	31,8	10,7
TOTAL	470	34,8	10,9

## ANALISE DE VARIANCIA

SOMA DE QUADRADOS	VALOR	G.L.	SQ MEDIA
ENTRE GRUPOS	1918,268	1	1918,268
INTRA GRUPOS	53847,606	468	115,059
TOTAL	55765,874	469	118,904

$$F = 16,672 \quad P(>F) = 0,0001 \quad R^2 = 3,44\% \quad PD = 0,04$$



A análise destas tabulações nos indicam que todas as três variáveis influenciam significativamente o comportamento do cliente no pagamento de seu financiamento. Organizandolas por ordem decrescente de poder discriminatório, temos a seguinte classificação:

	<sup>2</sup> R	PD
Total de Prestações.	15,29	0,18
Idade.	3,44	0,04
Tempo de Trabalho.	2,44	0,03

O total de prestações influencia negativamente o padrão de pagamento dos clientes: quanto maior o número de prestações em que o financiamento é desdobrado, maior a possibilidade do cliente tornar-se inadimplente. A idade e o tempo de trabalho, por outro lado, representam uma influência favorável: os clientes mais idosos e mais estáveis no emprego apresentam um padrão de comportamento mais confiável. No item 13.5. voltamos a interpretar estas variáveis, com mais detalhe.

#### 7.2.4. Conclusões.

Na grande maioria dos casos reais, os atributos dos indivíduos das populações estudadas contém informações úteis para a discriminação dos grupos, mas geralmente não suficientemente claras. Em outras palavras, são comuns os casos em que é difícil

diferenciar os grupos a partir das características de seus elementos.

A metodologia que estamos desenvolvendo apóia-se em duas idéias básicas: a primeira é, justamente, a de encontrar variáveis com grande poder discriminante, que possam trabalhar para nós como eficientes detetives; a segunda, é encontrar uma forma de combinar o PD destas variáveis.

Nos exemplos que estudamos neste item, a variável real que ofereceu melhor discriminação foi o número de prestações em que o cliente pretende parcelar sua compra. No entanto, mesmo esta variável apresenta um desempenho sofrível quando comparada aos resultados obtidos nos exemplos imaginários.

Se nas análises unidimensionais a metodologia é simples, recaindo nas conhecidas técnicas de teste de hipótese e cálculo de probabilidades, por outro lado os resultados costumam ser menos conclusivos do que os que podem ser obtidos pela combinação das variáveis. Isto é o que veremos no próximo item.

### 7.3. Análise bidimensional.

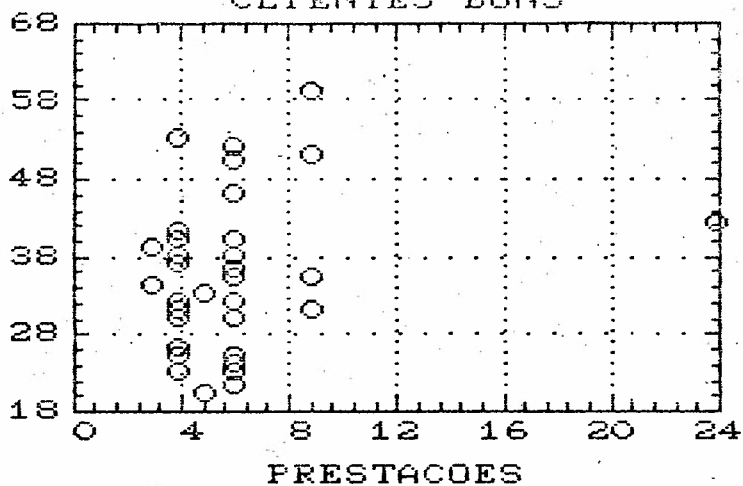
No item anterior, três atributos de uma situação de financiamento foram examinados. Um deles dizia respeito à operação em si: o total de prestações pretendido pelo proponente. Os outros dois diziam respeito a informações sobre o candidato: a sua idade e o tempo de serviço no emprego atual. Cada uma destas três variáveis foi investigada isoladamente e sua capacidade de discriminação foi quantificada.

Neste item, vamos combinar o poder discriminante de duas das variáveis estudadas. A idéia é utilizar conjuntamente as informações contidas nas variáveis individuais, melhorando a nossa capacidade de julgamento. A Análise Discriminante é a técnica que nos permitirá fazer esta combinação; como dissemos no item 6.5., ela pressupõe a utilização de pelo menos duas variáveis: isto ocorre justamente por se tratar da utilização conjunta de variáveis.

Tomemos os atributos que maior poder discriminante apresentaram, total de prestações e idade, e os representemos como um par de eixos ortogonais,  $x_1$  e  $x_2$ , respectivamente. Os valores destes atributos para cada indivíduo estudado formam um par ordenado  $(x_1, x_2)$  que o posicionam sobre a superfície  $\alpha$  definida pelos eixos. Nos diagramas a seguir figuram 50 clientes, representados por 0 quando "Bons" e por 1 quando "Maus". Como a superposição dos pontos dificulta a leitura, primeiro traçamos um diagrama para cada grupo em separado e depois os reunimos num conjunto único.

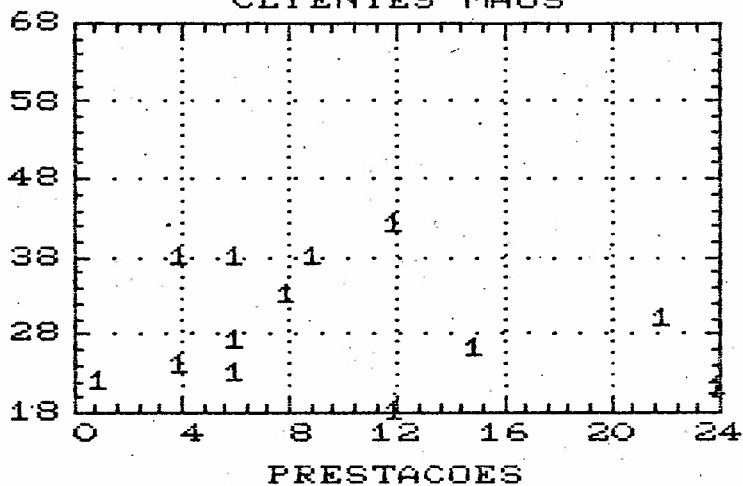
EDDDI

PRESTACOES VERSUS IDADE  
CLIENTES BONS



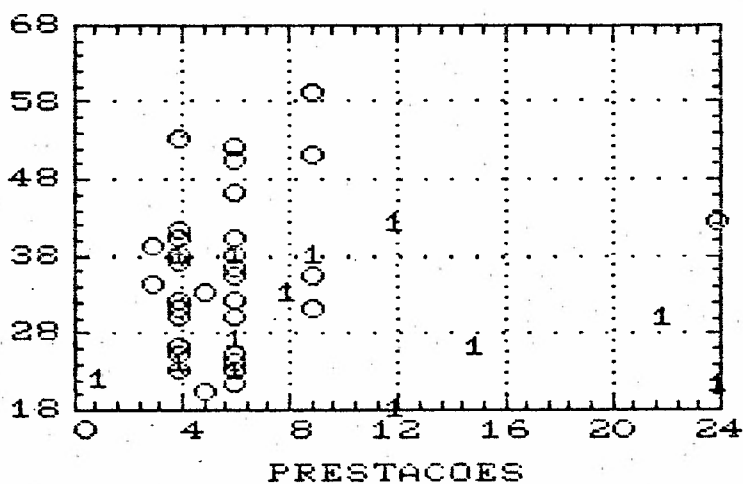
EDDDI

PRESTACOES VERSUS IDADE  
CLIENTES MAUS



EDDDI

PRESTACOES VERSUS IDADE



A qualquer reta  $r$  arbitrária (que chamaremos de eixo discriminante) contida em  $\alpha$  podemos associar uma função  $f$  que seja uma combinação linear de  $x_1$  e  $x_2$  do tipo

$$f = v_1 x_1 + v_2 x_2$$

de forma que o valor de  $f$  para um ponto  $P(x_1, x_2)$  qualquer de  $\alpha$  seja igual à sua projeção sobre  $r$ .

As projeções  $f_m$  sobre o eixo discriminante  $r$  dos pontos  $P_m(x_{1m}, x_{2m})$  que representam os clientes no espaço  $\alpha$  podem agora ser tratadas como uma variável unidimensional e submetidas a uma análise nos moldes da realizada no item 7.2.. Podemos, portanto, calcular  $R$  e  $PD$  para este conjunto  $\{f_m\}$ .

No gráfico a seguir, fizemos representar a reta associada à função discriminante

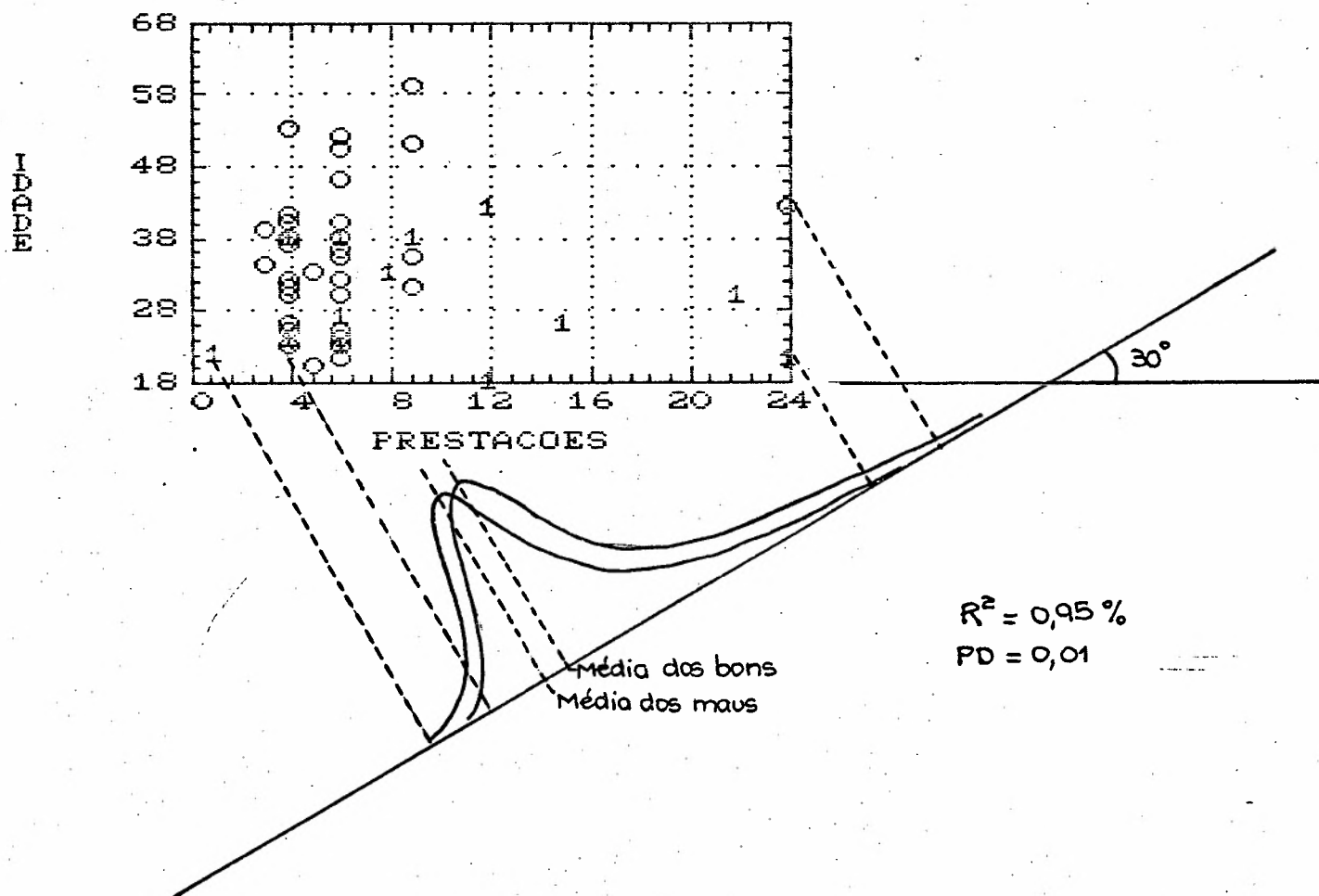
$$f = 0,50 X_1 + 0,87 X_2$$

que forma com o eixo das abscissas um ângulo de 30 graus. Sobre este eixo esboçamos a distribuição das projeções dos bons e maus clientes.

Função Discriminante  $0,50 x_1 + 0,87 x_2$

Legenda: 0 = bom  
1 = mau

# PRESTACOES VERSUS IDADE



Da utilização da função

$$f' = v_1' x_1 + v_2' x_2$$

associada a um outro eixo discriminante  $r'$ , não paralelo a  $r$ , resultaria uma mudança na posição relativa das projeções dos  $P_m (x_{1m}, x_{2m})$ . Os  $f'_m$  apresentariam, portanto, um  $R'^2$  e um  $PD'$  diferentes de  $R^2$  e  $PD$ .

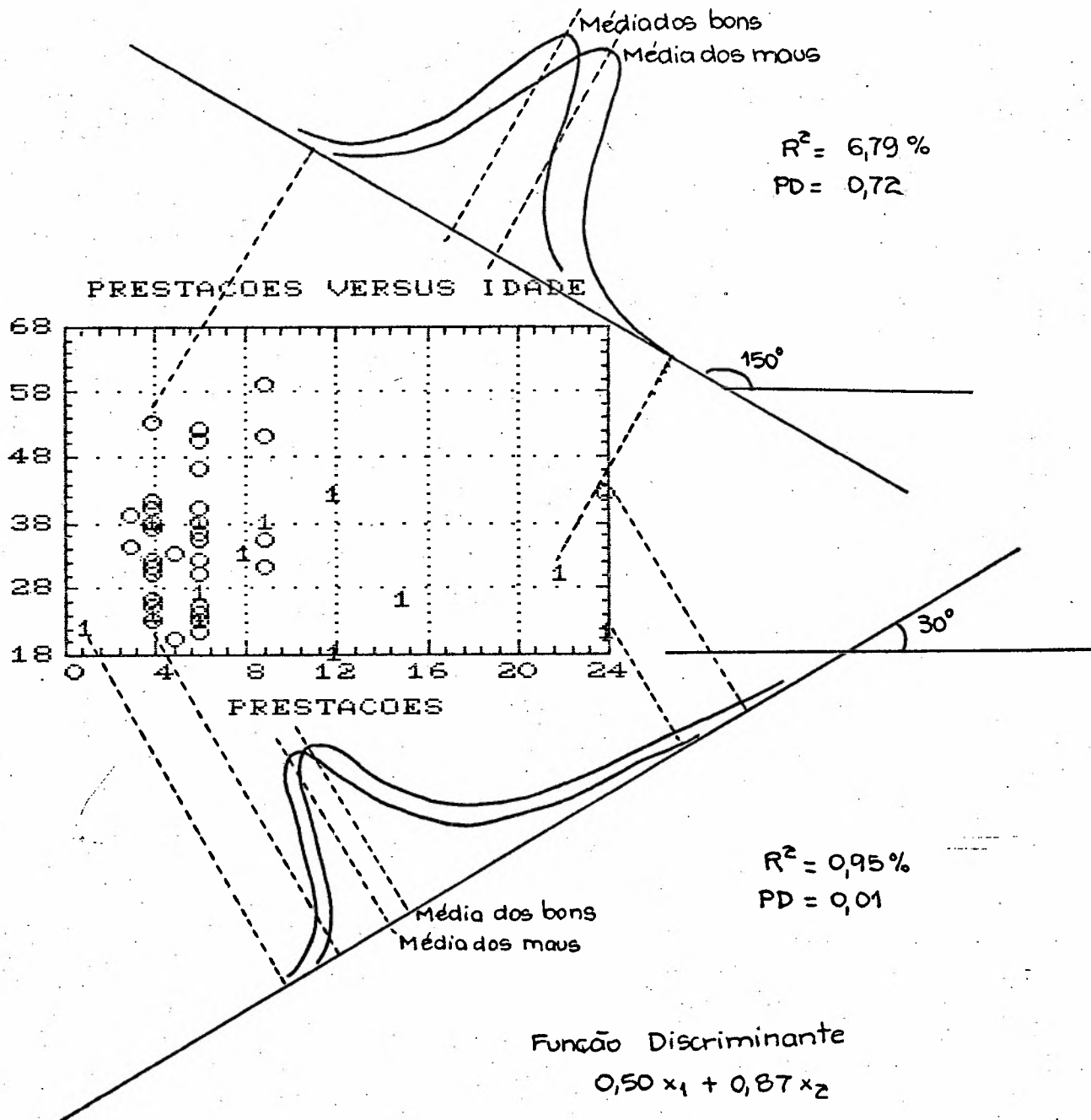
O gráfico seguinte reproduz o gráfico anterior, com a inclusão de um novo eixo discriminante associado à função

$$f' = 0,50 x_1 - 0,87 x_2$$

que forma com o eixo das abscissas um ângulo de 150 graus. Observe como os grupos de projeções resultaram mais distintos. Este fato pode ser facilmente visualizado pelo maior afastamento das médias dos grupos.



Função Discriminante  
 $0,50 x_1 - 0,87 x_2$



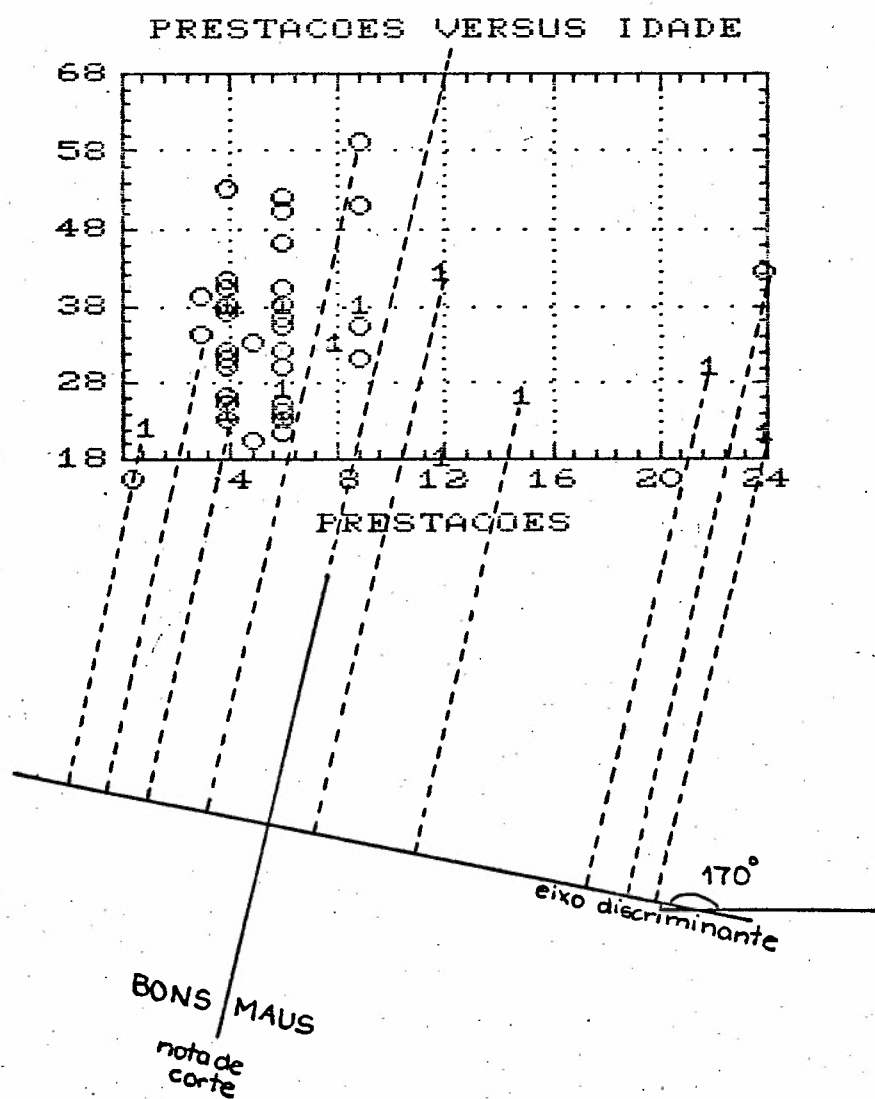
O nosso objetivo agora é encontrar um eixo discriminante  $r^*$  tal que a função  $f^*$  associada a ele ofereça a máxima capacidade discriminante possível, isto é, faça com que as projeções  $f_m$  dos pontos  $P_m$  apresentem o maior afastamento entre os grupos e a menor dispersão intragrupal, maximizando  $PD(f)$ .

A nota de corte, neste contexto, assume a forma de uma linha perpendicular ao eixo discriminante, dividindo o plano em duas regiões: uma região típica dos bons clientes e uma típica dos maus. Um cliente de origem desconhecida será classificado conforme a região em que cair.

Apresentamos, a seguir, o gráfico anterior com a inclusão do eixo discriminante e da linha de corte.

# Eixo Discriminante e Noto de Corte

FIGURA 1



#### 7.4. Análise n-dimensional.

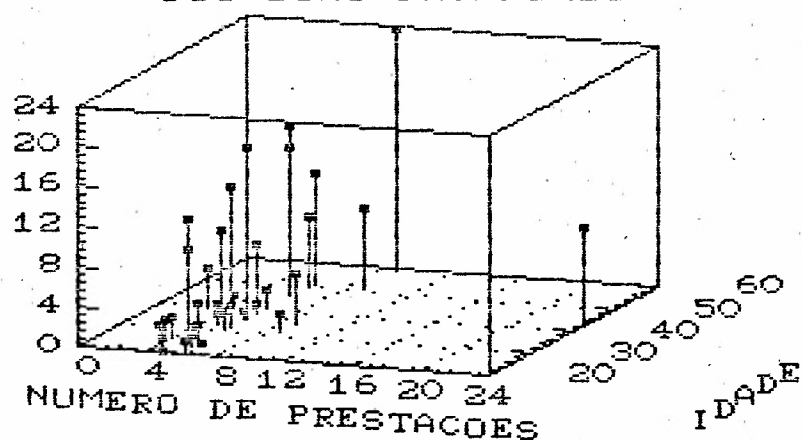
O raciocínio desenvolvido no item anterior pode ser estendido para um espaço n-dimensional, onde cada variável discriminante representa um eixo. O princípio continua o mesmo: posicionar neste espaço um eixo discriminante, definido como uma combinação linear das variáveis discriminantes, de tal forma que o PD seja máximo, isto é, que a distribuição dos elementos dos grupos sejam tão distintas quanto possível.

Encontrados os coeficientes da função discriminante, podemos calcular o valor de  $f$  para cada indivíduo, transformando as medidas do conjunto de variáveis estudadas num único valor, o score ou nota. Desta forma, passamos de um problema multidimensional para uma situação unidimensional.

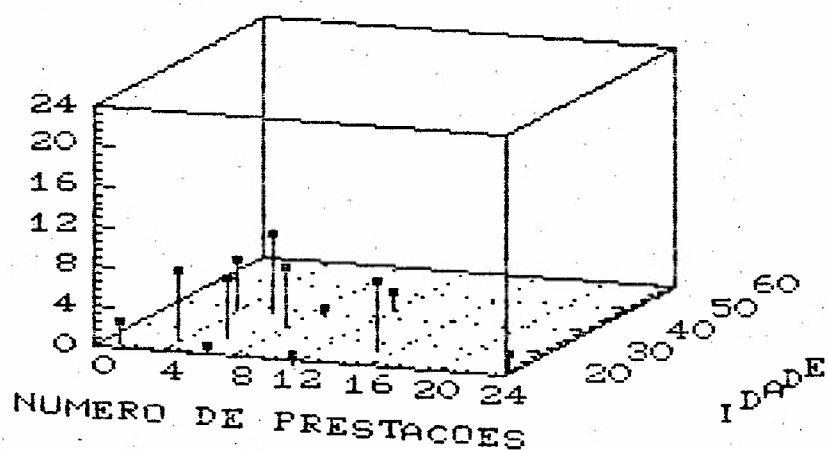
Os gráficos a seguir representam o grupo de bons e o de maus pagadores num espaço tridimensional definido pela utilização conjunta das três variáveis estudadas até agora. Note como os dois grupos apresentam um padrão de dispersão nitidamente diferente.

FEIÃO ZO ELENCO

### DISTRIBUICAO ESPACIAL DOS BONS PAGADORES



### DISTRIBUICAO ESPACIAL DOS MAUS PAGADORES



FEIÃO ZO ELENCO

## 7.5. Cálculo da Função Discriminante.

Neste item vamos examinar os princípios básicos da derivação da função discriminante ( $f$ ) cujo significado geométrico analisamos no item anterior. Uma abordagem extensa e detalhada do assunto, no entanto, está fora dos objetivos deste trabalho e pode ser encontrada em Sicsu [1975].

### 7.5.1. Notação.

Seja uma população  $\pi$  qualquer, composta por  $n$  indivíduos classificados em 2 grupos, respectivamente com  $n_1$  e  $n_2$  elementos, tal que  $n_1 + n_2 = n$ . Para cada indivíduo foram observados  $p$  atributos ou variáveis designadas por  $x_1, x_2, \dots, x_p$ .

Sejam os índices  $i, k$  e  $m$  indicativos da variável, do grupo e do indivíduo, respectivamente. Seja a barra horizontal sobre uma variável qualquer indicativa da média aritmética da variável.

Sejam, ainda,  $d_{ikm}$  o desvio do valor da variável  $x_i$  observado para o indivíduo  $m$  do grupo  $k$  em relação à média  $\bar{x}_{ik}$  do seu grupo e  $\delta_i$  a diferença entre as médias da variável  $x_i$  para os grupos 1 e 2.



### 7.5.2. Função discriminante.

A função discriminante, conforme vimos no item 7.3., é uma combinação linear das variáveis discriminantes, como segue

$$f_m = v_1 x_{1m} + v_2 x_{2m} + \dots + v_p x_{pm} = \sum_{i=1}^p v_i x_{im} \quad (1)$$

Esta função gera para cada indivíduo da população  $\pi$  uma nota, também chamada de pontuação ou "score", que tem a propriedade de oferecer a maior discriminação possível, nos termos do item 7.2., entre os grupos em que a população foi classificada.

### 7.5.3. Variação entre grupos de scores.

Como vimos em 7.1.4., a SQE de uma população  $f$  é dada por

$$SQE(f) = n_1 (\bar{f}_1 - \bar{f})^2 + n_2 (\bar{f}_2 - \bar{f})^2 \quad (2)$$

que pode ser rearranjada para

$$SQE(f) = \frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2} (\bar{f}_1 - \bar{f}_2)^2 \quad (3)$$

mas

$$\bar{f}_1 = \sum_{i=1}^p v_i \bar{x}_{i1} \quad (4)$$

e

$$\bar{f}_2 = \sum_{i=1}^p v_i \bar{x}_{i2} \quad (5)$$

Subtraindo-se (5) de (4) e resumindo vem

$$\bar{f}_1 - \bar{f}_2 = \sum_{i=1}^p v_i (\bar{x}_{i1} - \bar{x}_{i2}) = \sum_{i=1}^p v_i \delta_i \quad (6)$$

Substituindo-se (6) em (3) vem

$$SQE(f) = \frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2} \sum_{i=1}^p v_i^2 \delta_i^2 \quad (7)$$

Que pode ser rearranjada em

$$SQE(f) = \frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p v_i v_j \delta_i \delta_j \quad (8)$$

#### 7.5.4. Variação dentro dos grupos de scores.

A variação dentro dos grupos de scores é dada por

$$\begin{aligned} \text{SQD}(f) &= \sum_{m=1}^{n_1} (f_{1m} - \bar{f}_1)^2 + \sum_{m=1}^{n_2} (f_{2m} - \bar{f}_2)^2 = \\ &= \sum_{k=1}^2 \sum_{m=1}^{n_k} (f_{km} - \bar{f}_k)^2 \end{aligned} \quad (9)$$

Mas

$$\begin{aligned} f_{km} - \bar{f}_k &= \sum_{i=1}^p v_i x_{ikm} - \sum_{i=1}^p v_i \bar{x}_{ik} = \sum_{i=1}^p v_i (x_{ikm} - \bar{x}_{ik}) = \\ &= \sum_{i=1}^p v_i d_{ikm} \end{aligned} \quad (10)$$

Substituindo-se (10) em (9) vem

$$\text{SQD}(f) = \sum_{k=1}^2 \sum_{m=1}^{n_k} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p v_i d_{ikm} v_j d_{jkm} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \left[ v_i v_j \sum_{k=1}^2 \sum_{m=1}^{n_k} d_{ikm} d_{jkm} \right]$$

Chamando-se

$$\sum_{k=1}^2 \sum_{m=1}^{n_k} d_{ikm} d_{jkm} \text{ de } S_{ij}$$

vem

$$\text{SQD}(f) = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p v_i v_j S_{ij} \quad (11)$$

### 7.5.5. PD dos grupos de scores.

Como definimos em 7.1.5., o poder discriminante de uma população classificada em dois grupos é dada pela proporção

$$\frac{SQE}{SQD}$$

No caso dos grupos de scores, podemos escrever esta razão em função dos  $f_{km}$ . Mas como os  $f_{km}$  são, por sua vez, uma função dos valores observados das variáveis discriminantes, ponderadas pelos coeficientes da função discriminante, temos que

$$PD(f) = \frac{SQE(f)}{SQD(f)} = \frac{SQE(v_i, x_i)}{SQD(v_i, x_i)} = \frac{\frac{n_1}{n_1 + n_2} \sum_{i=1}^p v_i \delta_i}{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p v_i v_j' s_{ij}'} \quad (12)$$

No caso de uma amostra que está sendo estudada, todos os valores são conhecidos, com exceção dos  $v_i$ , o que significa que

$$PD(f) = g(v_i)$$

O nosso objetivo é encontrar o conjunto dos  $v_i$  que maximiza o poder discriminante de  $f$  e, portanto, maximiza  $g(v_i)$ .

Derivando-se parcialmente a função  $g$  em relação aos  $v_i$  e

desprezando-se os termos que representam apenas fatores de escala constantes para todas as equações, temos o seguinte sistema:

$$\sum_{i=1}^p v_i s_{1i} = \delta_1$$

$$\sum_{i=1}^p v_i s_{2i} = \delta_2$$

...

$$\sum_{i=p}^p v_i s_{pi} = \delta_p$$

cujas soluções fornece os coeficientes procurados.

#### 7.6. Ajustes para probabilidades a priori.

Nos itens 7.2.1. e 7.2.2, quando montamos as tabelas de probabilidades de ocorrência da nossa variável de interesse, assumimos a hipótese de que um indivíduo antes de ser efetivamente escolhido tem as mesmas chances de pertencer a cada um dos dois grupos. Este procedimento equivale a tratar os dois grupos igualmente. Na prática isto nem sempre é desejável. No nosso caso particular, de fato, não o é.

Antes de qualquer cálculo, nós sabemos, com base em nossa experiência anterior, que os clientes que vêm a se tornar inadimplentes representam cerca de apenas 5% do total. Assim, ao calcularmos as probabilidades de pertinência de um indivíduo a um dos dois grupos, devemos levar esta informação em consideração, utilizando as fórmulas a seguir, que nada mais são que a conclusão do Teorema de Bayes.



$$P(B|T) = \frac{P(B).P(T|B)}{P(B).P(T|B) + P(M).P(T|M)} =$$

$$P(M|T) = \frac{P(M).P(T|M)}{P(B).P(T|B) + P(M).P(T|M)}$$

As tabelas dos itens 7.2.1. e 7.2.2., consideradas as probabilidades a priori de pertinência ao grupo dos Bons (95%) e dos Maus (5%) pagadores, passam a ser as seguintes.



TABELA DE PROBABILIDADES DE OCORRENCIA

DE TAMANHOS DE NARIZ (ITEM 7.2.1.)

INTERVALO (cm)	P(T B) (%)	P(T M) (%)	P(B T) (%)	P(M T) (%)
$T < 1,5$	50,00	0,00	100,00	0,00
$1,5 < T < 2,0$	45,22	0,00	100,00	0,00
$2,0 < T < 2,5$	4,74	0,04	99,96	0,04
$2,5 < T < 3,0$	0,04	4,74	13,82	86,18
$3,0 < T < 3,5$	0,00	45,22	0,00	100,00
$3,5 < T$	0,00	50,00	0,00	100,00

TABELA DE PROBABILIDADES DE OCORRENCIA  
DE TAMANHOS DE NARIZ (ITEM 7.2.2.)

INTERVALO (cm)	P(TIB) (%)	P(TIM) (%)	P(BIT) (%)	P(MIT) (%)
$T < 1,3$	25,25	0,00	100,00	0,00
$1,3 < T < 1,5$	24,75	0,04	99,99	0,01
$1,5 < T < 1,7$	24,75	0,34	99,93	0,07
$1,7 < T < 1,9$	16,13	1,89	99,39	0,61
$1,9 < T < 2,1$	6,85	6,85	95,00	5,00
$2,1 < T < 2,3$	1,89	16,13	69,00	31,00
$2,3 < T < 2,5$	0,34	24,75	20,70	79,30
$2,5 < T$	0,04	50,00	1,50	98,50



### Parte III: Sistema de Pontuação - Um estudo de caso.

#### 8. A empresa.

No levantamento do caso real contamos com o apoio de um dos maiores grupos varejistas do Brasil, com cerca de 54.000 funcionários e responsável por um faturamento de aproximadamente US\$ 1.7 bilhão em 1987, montante equivalente a cerca de 21% do total da receita das 20 maiores empresas do ramo.

Este grupo oferece aos seus clientes um diversificado sistema de crédito para financiamento de compras de produtos não alimentícios. O gerenciamento do sistema está a cargo da Divisão de Crédito, que emprega cerca de mil funcionários, distribuídos em 108 pontos de vendas, cinco núcleos de atendimento e uma administração central.

#### 9. O CDC: Crédito Direto Ao Consumidor.

Dentre os diversos produtos de crédito oferecidos pela Divisão, escolhemos como objeto deste estudo a linha de financiamento conhecida na empresa por CDC.

O CDC é uma linha de crediário convencional, que se caracteriza pela emissão de um carnet de prestações mensais com valores definidos no momento em que a operação é concretizada, isto é, trata-se de uma operação com juros pré-fixados. O primeiro

vencimento se dá 30 dias após a data do fechamento da operação e o número máximo de parcelas depende da política de crédito da Divisão e da regulamentação legal, esta periodicamente alterada em função da política econômica do governo. Historicamente, o número máximo de prestações já variou de 4 parcelas em 1987 a até 36 parcelas em 1981/1982, sendo de 9 parcelas em junho de 1988, época em que foram coletados os dados desta pesquisa.

Em levantamento realizado em setembro de 1985, apurou-se que a Divisão de Crédito administrava cerca de 1,2 milhões de contas ativas de CDC, isto é, contas com saldo em aberto, correspondentes a financiamento ainda não totalmente liquidados, e que processava cerca de 120 mil novas solicitações de financiamento por mês.

#### 10. Objeto do estudo.

Embora o CDC seja operado a nível nacional, definimos como objeto do nosso estudo a população teórica de todos os clientes que já solicitaram ou que venham a solicitar crédito no CDC, no município de São Paulo. Esta decisão decorreu da necessidade de limitar a coleta de dados a uma área compatível com o volume de recursos disponíveis para a realização deste projeto e com o formato das informações sistematizadas pela empresa: o município de São Paulo foi escolhido por representar uma região de fácil acesso para o pesquisador, com grande volume de negócios e rotineiramente controlada em separado, isto é, com dados específicos periodicamente coletados e tabulados pela empresa.

Além disso, a escolha de uma região restrita deve-se à hipótese de que o tipo de modelo que pretendíamos desenvolver produziria melhores resultados se o seu universo de abrangência fosse razoavelmente homogêneo em termos sócio-econômicos; um modelo para regiões muito amplas, como um modelo geral para o Brasil, teria necessariamente que englobar áreas com características muito dispare, resultando num desempenho inferior ao de um modelo mais específico.

#### 11. Finalidade do estudo.

O objetivo deste levantamento de caso, conforme já afirmamos no item 5, é construir um modelo do processo de decisão envolvido na análise de crédito da organização estudada e, em seguida, avaliar sua capacidade de julgamento correto, comparativamente ao sistema de análise convencional.

#### 12. Levantamento inicial.

A primeira fase do trabalho de desenvolvimento do modelo teve por finalidade nos permitir visualizar o funcionamento geral da financeira e consistiu numa ampla série de entrevistas com a equipe de funcionários da Divisão de Crédito, em que foram ouvidos os gerentes de vendas, de cartão de crédito e de cobrança, um supervisor, dois inspetores, um encarregado, diversos analistas e diversos entrevistadores além do chefe de cobrança e diversos outros funcionários responsáveis por funções

de apoio.

Esta série inicial de encontros foi complementada por um estágio prático que compreendeu duas etapas: inicialmente fizemos o acompanhamento de todo o caminho do processamento de uma solicitação de crédito, desde o atendimento do cliente na área de vendas até a cobrança dos inadimplentes, passando pela análise do pedido de financiamento, pela abertura e pela administração da respectiva conta; em seguida, tivemos a oportunidade de trabalhar, por três dias, no setor de crediário de uma loja com um dos maiores volumes de vendas do grupo.

As entrevistas mais o estágio prático nos permitiram adquirir uma boa familiaridade com os procedimentos correntes no setor de análise de crédito e nos possibilitaram reunir a documentação existente na empresa sobre este assunto. Serviram também para nos familiarizar com os dados que são coletados sobre cada candidato a financiamento e utilizados pelo analista de crédito para fundamentar sua decisão de aprovar ou não a operação. Estes dados são registrados na ficha cadastral do cliente e abrangem os seguintes itens:

- número da loja
- número do contrato
- cic
- nome do cliente
- registro geral
- endereço
- naturalidade
- bairro
- cidade
- estado
- cep



- valor a vista
- valor da entrada
- valor financiado
- valor total
- custo financeiro
- financeira
- código
- número de prestações
- valor da prestação
- data de emissão
- vencimento da primeira prestação
- vencimento da última prestação
- data do nascimento
- telefone residencial
- telefone comercial
- ramal
- loja
- taxa mensal
- taxa anual
- IOF
- taxa de abertura de crédito
- nome do avalista
- localização da residência atual
- imóvel próprio (S/N)
- valor do aluguel ou ônus
- tempo de residência atual
- tempo de residência anterior
- sexo
- filiação - pai
- filiação - mãe
- estado civil
- número de dependentes
- firma atual
- endereço
- bairro
- cidade
- estado
- cep
- departamento
- seção/setor
- cargo
- data de admissão
- salário atual
- firma anterior
- tempo de serviço
- nome do cônjuge
- data de nascimento
- registro geral
- firma atual
- endereço
- bairro
- cidade
- estado
- cep
- telefone

- ramal
- departamento
- cargo
- data de admissão
- salário
- nome da referência 1
- endereço
- telefone
- nome da referência 2
- endereço
- telefone
- referência bancária (duas)
- cartões de crédito
- mercadorias adquiridas, número da requisição de mercadorias e anotações gerais
- resposta da consulta ao cadastro
- resposta da consulta a fontes externas.

### 13. Esboço do modelo.

O exame do material recolhido no levantamento inicial acima descrito nos levou a concluir que o processo de decisão do analista de crédito se dá em duas fases.

Inicialmente o candidato deve atender a um padrão mínimo de exigências relativas a sua idade, nível de renda e comportamento em financiamentos anteriores obtidos junto ao grupo ou a outras empresas. Estes atributos do cliente são examinados sequencialmente; se em qualquer destes quesitos o cliente apresenta um desempenho abaixo do padrão definido como sendo o mínimo aceitável, o financiamento é recusado. Como vimos no item 3.2.2., este tipo de sistema de decisão é chamado por MacCrimmon [1973] de método de eliminação sequencial. No caso, como o cliente deve obter uma avaliação positiva em todas as variáveis examinadas nesta fase, isto é, como ele deve ser aprovado no conjunto formado por todos os quesitos, sem exceção, o método é

dito conjuntivo.

Tendo sido aprovado na fase anterior, o candidato passa a uma nova etapa em que características suas e da operação de financiamento pretendida são ponderadas para formar uma avaliação global da solicitação. Ao contrário do que acontece na fase anterior, um fraco desempenho num quesito pode ser compensado por um excelente desempenho em outro. Se a avaliação geral obtida pelo candidato é superior a um certo mínimo, o crédito é aprovado. Estas características do processo de avaliação sugerem o uso de um modelo do tipo compensatório ou ponderativo, conforme vimos no item 3.2.2..

#### 14. Escolha das variáveis e do mecanismo de processamento das informações.

Com base neste esboço inicial, elaborado a partir das nossas observações sobre a forma como são atualmente avaliadas as solicitações de crédito, passamos a escolha das variáveis a serem utilizadas no modelo e da forma como as informações nelas contidas devem ser processadas.

##### 14.1. Fase de eliminação sequencial conjuntiva.

Como já mencionamos anteriormente, na fase sequencial conjuntiva verifica-se se são satisfeitas as exigências mínimas da empresa para conceder financiamentos. Do conjunto de normas em vigor na empresa estudada, selecionamos para incluir nesta fase de nosso

modelo as que acreditamos serem as mais relevantes e mais adequadas ao processo de eliminação sequencial, adaptando-as de maneira a enunciá-las com concisão e clareza e a obter maior eficiência no desempenho do modelo.

Em sua forma final, as exigências podem ser formuladas em três proposições: o cliente deve ser maior de idade; deve ter uma renda mensal não inferior a 7 OTNs, o que equivale a aproximadamente um Piso Nacional de Salários; e não deve ser responsável por fatos desabonadores em operações de financiamento ou em operações bancárias.

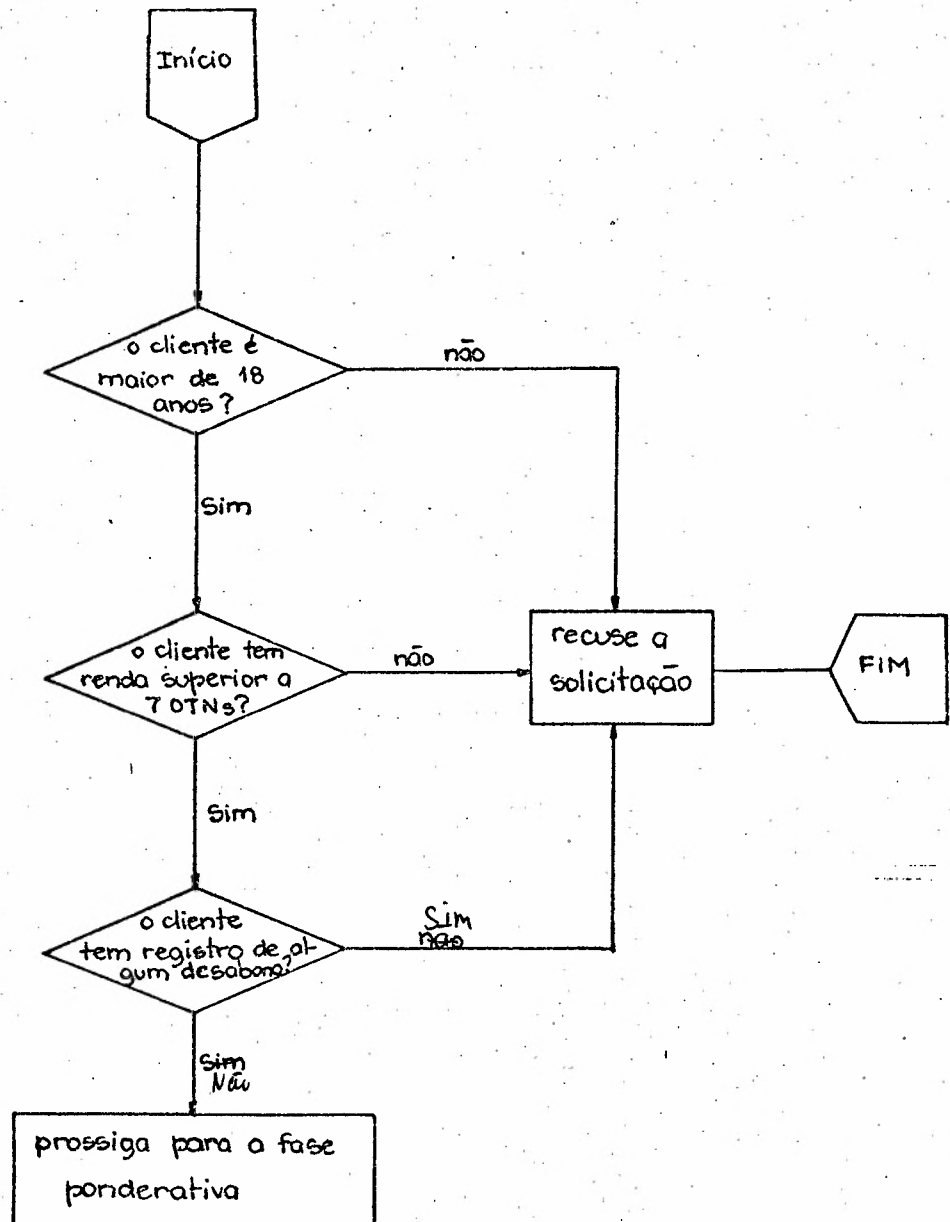
As variáveis escolhidas para serem usadas nesta etapa são as envolvidas nas proposições acima, isto é:

- idade do cliente (em anos),
- renda do cliente (em OTNs do mês do financiamento),
- resultado das consultas ao cadastro e a fontes de informações externas (existe registro de desabono? Sim ou Não).

Sobre estas variáveis serão realizados testes para verificar o atendimento das condições formuladas nos parágrafos anteriores conforme o diagrama lógico representado na página a seguir.

# Sistema de Análise de Crédito por Pontuação

## Fase Sequencial



#### 14.2. Fase ponderativa.

Para selecionar as variáveis a serem incluídas na fase ponderativa de nosso modelo, fizemos nova rodada de entrevistas com os gerentes e os analistas de crédito, pedindo que eles indicassem as mais importantes. Dentre as variáveis disponíveis, citadas no item 11.1., as escolhidas foram as seguintes:

##### I. Relativas ao financiamento:

- loja (código numérico da loja),
- entrada (valor do pagamento inicial em OTNs do mês do financiamento),
- valor líquido financiado (em OTNs do mês do financiamento),
- número de prestações

##### II. Relativas ao cliente:

- sexo,
- data do nascimento (convertida em idade, em anos).

##### III. Relativas ao local de residência:

- CEP,
- telefone residencial (tem ou não tem).

##### IV. Relativas à ocupação:

- cargo (nome do cargo ou função),
- data de admissão (convertida em tempo no emprego, em anos),
- fone comercial (tem ou não tem).

##### V. Relativas à situação financeira do cliente:

- salário (em OTNs do mês de financiamento),
- aluguel ou ônus de imóvel (em OTNs do mês de financiamento),
- imóvel próprio (sim ou não).

As informações contidas nestas variáveis devem ser ponderadas



e combinadas de forma a produzir uma avaliação global da solicitação de crédito que indique, tão acuradamente quanto possível, se o cliente vai se tornar inadimplente ou não. Como vimos na parte dois desta dissertação, a técnica de Análise Discriminante presta-se perfeitamente a esta finalidade. Portanto, nosso próximo passo deve ser o cálculo da Função Discriminante; mas, para isso, necessitamos de dados sobre clientes cujo comportamento na liquidação de seu financiamento é conhecido.

## 15. Coleta da amostra.

No item 6.2., em que estudamos as etapas da Análise Discriminante, mencionamos que esta técnica envolve o estudo das características de membros dos grupos que compõem a população de nosso interesse. Naquela oportunidade, referimo-nos à necessidade da coleta de uma amostra dos grupos para que se pudessem obter medidas das variáveis discriminantes.

Antes de prosseguirmos com a retirada de nossa amostra, vejamos a razão de termos citado o processo de amostragem e não o de recenseamento.

### 15.1. Amostragem versus recenseamento.

Quando a AD é utilizada com a finalidade de classificação, o emprego de uma amostra é um imperativo lógico: se estamos interessados em classificar indivíduos em grupos é porque não

sabemos de antemão a que grupo pertencem; se não sabemos quem são os indivíduos que pertencem a um determinado grupo, não podemos recensá-lo.

Quando a finalidade é interpretativa, isto é, quando estamos interessados em conhecer os aspectos em que os grupos mais se diferenciam, um estudo censitário pode ser viável se conhecermos toda a população e ela for acessível. Neste caso, os coeficientes da função discriminante apresentam a vantagem de serem parâmetros da população e não variáveis aleatórias inferidas a partir da amostra. Por outro lado, principalmente quando a população é grande, um recenseamento pode produzir resultados menos exatos que um processo amostral, em decorrência da complexidade operacional de um levantamento de dados de grandes proporções. No mais das vezes, no entanto, ainda que os grupos sejam conhecidos, eles não são integralmente acessíveis, seja em decorrência do alto custo de um estudo exaustivo seja em consequência de outras dificuldades práticas.

## 15.2. População amostrada.

A nossa população objeto, isto é, o conjunto de clientes que solicitaram ou que venham a solicitar crédito no CDC, no município de São Paulo, é apenas parcialmente atingível, por dois motivos: em primeiro lugar, trata-se de uma população teórica, pois não se pode saber quais clientes virão a solicitar financiamento; em segundo lugar, as informações sobre operações

liquidadas são mantidas por um período de tempo limitado. No primeiro caso as informações desejadas ainda não estão disponíveis; no segundo, elas não existem mais. Sendo assim, é preciso distinguir a população objeto da população amostrada, isto é, a população que pretendemos estudar e a que efetivamente estudamos.

Nossa amostra básica foi colhida a partir do arquivo utilizado para o processamento mensal rotineiro do movimento das contas do CDC. Deste arquivo constam todos os contratos atualmente em aberto, por ordem de número de contrato.

Se admitimos que não existem motivos para considerar que a população amostrada seja qualitativamente diferente da população objeto, isto é, se admitimos que os clientes atuais do CDC representam bem os clientes passados e futuros, podemos considerar os resultados obtidos com base na população amostrada como válidos para todo o conjunto. No entanto, no caso específico do crédito ao consumidor, esta suposição é tão menos justificável quanto mais o tempo passa: quanto maior o período decorrido entre a elaboração da pesquisa e o momento da utilização de suas conclusões, menos representativa é a amostra.

A causa desta deterioração está em que as características dos clientes e das operações de financiamento se alteram com o passar do tempo. Em consequência, é indispensável levar em consideração que o desempenho da Análise Discriminante na avaliação de crédito piora gradualmente, sendo absolutamente necessárias revisões

periódicas da função discriminante. Estas revisões devem ser tão mais frequentes quanto mais rapidamente se modifiquem o perfil dos clientes, as condições de financiamento e, em especial, o ambiente econômico do país.

### 15.3. Complementação da amostra básica.

Como no arquivo utilizado no processamento mensal não figuram as fichas de clientes cujas operações de financiamento não foram concretizadas, a amostra básica foi complementada com fichas canceladas no período de março a junho de 1988, especialmente centralizadas no Setor de Cobrança para possibilitar esta pesquisa. Fichas canceladas são todas as fichas cadastrais preenchidas total ou parcialmente, que não deram origem, por qualquer motivo, à respectiva operação de financiamento.

Esta providência é necessária porque o estudo apenas dos clientes cujas solicitações foram concretizadas traria um forte viés à amostra: é de se supor que pelo menos uma parte das solicitações não concretizadas não o foram pelo fato do candidato ter sido considerado um risco excessivo, isto é, por ele ter obtido uma avaliação ruim; portanto, se estes candidatos não forem tomados em consideração, o universo dos candidatos vai parecer, na média, melhor do que realmente é.

#### 15.4. Método de amostragem.

##### 15.4.1. Créditos concedidos.

A retirada da amostra a partir do Banco de Dados do CDC foi realizada em duas etapas, com o auxílio de um programa elaborado pelo Centro de Processamento de Dados do grupo. Houve inicialmente uma pré-seleção dos registros que atendiam os critérios de terem sido emitidos em lojas do município de São Paulo e de terem sido efetivados pelo menos dois meses antes da data da coleta. Desta forma, evitou-se a inclusão de operações originárias de lojas de fora do município ou tão recentes que não permitissem conhecer o comportamento dos clientes. Em seguida, dos registros separados no passo anterior foram colhidos aleatoriamente os dados relativos a 1500 bons pagadores e 1500 maus pagadores, estratificados de forma a reproduzir a participação de cada loja respectivamente no total de bons e de maus pagadores.

Este programa foi processado no dia 02.06.88, produzindo uma amostra com 2997 elementos. A diferença de 3 elementos verificada em relação aos 3000 elementos inicialmente pretendidos deveu-se ao critério de arredondamento empregado no cálculo da participação de cada loja.

#### 15.4.2. Operações não concretizadas.

Durante os meses de março a junho de 1988, as fichas canceladas nas lojas em estudo foram centralizadas no Setor de Cobrança. No final deste período haviam sido acumuladas 1580 fichas, que foram ordenadas por loja de origem, formando um arquivo do qual foi extraída uma amostra sistemática 316 fichas, o que corresponde a 20% das fichas disponíveis.

#### 15.5. Fracionamento das amostras.

Como o processo de amostragem envolvia a utilização do computador de grande porte do grupo, de operação dispendiosa e normalmente sobrecarregado de serviço, optamos pela seleção de uma amostra de 3000 elementos, ou seja, decidimos trabalhar com conjunto de dados que pode ser considerado excepcionalmente grande. Esta decisão representou um procedimento cautelar que visava a evitar a reutilização do computador central caso houvesse perdas substanciais de elementos escolhidos.

De fato, das 2997 fichas selecionadas para integrarem a amostra básica, 1099 não puderam ser localizadas por estarem armazenadas em um arquivo morto de difícil acesso. As restantes 1898 foram separadas e consultadas manualmente para a captura de parte dos dados não disponíveis no sistema informatizado. A amostra assim obtida foi fracionada em 4 lotes, dois com 475 elementos e dois com 474 elementos, numerados de 1 a 4.



Das 316 fichas canceladas selecionadas foram aproveitadas apenas 178, tendo sido abandonadas 135 fichas incompletas e 3 fichas inconsistentes.

#### TAMANHO LIQUIDO DAS AMOSTRAS

AMOSTRA	No.ELEMENTOS
---------	--------------

##### CREDITOS CONCEDIDOS

Amostra planejada.....	3.000
- Diferença de arredondamento	3
= Amostra sorteada.....	2.997
- Fichas não localizadas.....	1.099
= Amostra efetivamente coletada	1.898

##### FICHAS CANCELADAS

Amostra planejada.....	316
- Fichas incompletas.....	135
- Fichas inconsistentes.....	3
= Amostra efetivamente utilizada	178

#### 16. Critica dos dados.

Devemos estar sempre alerta para o importante mas frequentemente negligenciado fato de que os dados estatísticos comumente usados nos processos decisórios contém erros de magnitudes desconhecidas.

Se é verdade que as ciências físicas ou "exatas" desde suas origens aprenderam a avaliar e conviver com o erro, o mesmo não se deu com as ciências sociais. Nas áreas de administração e economia, notadamente, a teoria dos erros tem sido sistematicamente ignorada. Em consequência, praticamente todas as decisões tomadas nas empresas e no governo são baseadas em dados para os quais inexistem estimativas de erro, o que lança dúvidas sobre a sua correção.

Morgenstern [1963] indica as fontes de erro descritas a seguir como as mais comuns na coleta e manipulação de dados:

#### I. Falta de experimentos planejados.

Normalmente, nas áreas de administração e economia, a coleta de dados não é planejada e realizada como uma atividade em si, mas consiste no aproveitamento de informações que são subprodutos das atividades rotineiras das empresas.

#### II. Ocultamento de informações, mentiras.

Esta fonte de erro apresenta múltiplos aspectos. O observador, consciente ou inconscientemente, seleciona o quê e como observar. O observador oculta ou falsifica informações para corroborar sua tese ou finalidade. O observado mente para o entrevistador.

#### III. Treinamento insuficiente ou inadequado do observador.

#### IV. Erros de questionário.

Questionários frequentemente contem erros de elaboração que podem destruir uma pesquisa ou simplesmente distorcer os seus resultados.

#### V. Falta de definições ou classificações inadequadas.

E' surpreendentemente grande o número de casos de coleta de dados em que não se sabe ao certo qual a informação procurada. Desta falta de uma clara definição resulta,

por exemplo, em que cada observador registra um fenômeno diferente. A utilização de classificações incompletas ou inconsistentes cria problemas incontornáveis após a coleta das informações.

#### VI. Erros de instrumento ou de manipulação.

São os erros decorrentes de medidas incorretamente tomadas, de falhas de processamento, de digitação, etc.

#### VII. Fator tempo.

E' possível que no decorrer do estudo o fenômeno estudado se modifique.

No nosso julgamento, as informações atualmente empregadas na avaliação das solicitações de crédito ao CDC, no conjunto, sofrem de todos os problemas apontados acima. Dependendo do quesito, as fontes de erro citadas se manifestam de maneira mais ou menos pronunciada. A grande maioria destes quesitos certamente mereceria uma revisão das condições em que estão sendo coletados, uma estimativa dos erros envolvidos e uma séria correção metodológica.

Vejamos a situação das variáveis escolhidas como candidatas a inclusão em nosso modelo.

Critica das Variáveis Coletadas.

*-----*					
		T	F		
		I	A	QUALIDADE	Se não utilizada,
		P	S	DA	motivo da descon-
NO	VARIAVEL	O	E	INFORMACAO	sideração.
*-----*					
1	DESABONO	QUALIT	SEQ	MUITO BOA	
2	IDADE	QUANTI	SEQ	BOA	
		QUANTI	PON	BOA	
3	SALARIO	QUANTI	SEQ	BOA	
		QUANTI	PON	REGULAR	NAO DISCRIMINANTE
4	LOJA	QUALIT	PON	MUITO BOA	EXIGE MAIS PESQUISA
5	ENTRADA	QUALIT	PON	DISTORCIDA	NAO HA EVIDENCIA
		QUANTI	PON	DISTORCIDA	NAO DISCRIMINANTE
6	LIQUIDO	QUANTI	PON	MUITO BOA	NAO DISCRIMINANTE
7	NO. PRESTACOES	QUANTI	PON	DISTORCIDA	
8	SEXO	QUALIT	PON	BOA	
9	CEP	QUALIT	PON	BOA	EXIGE MAIS PESQUISA
10	FONE RES.	QUALIT	PON	MUITO BOA	
11	CARGO	QUALIT	PON	RUIM	QUALIDADE DA VARIAV
12	TEMPO TRAB.	QUANTI	PON	REGULAR	
13	FONE COM	QUALIT	PON	MUITO BOA	NAO HA EVIDENCIA
14	ALUGUEL	QUALIT	PON	RUIM	NAO HA EVIDENCIA
		QUANTI	PON	RUIM	NAO DISCRIMINANTE
15	IMOVEI. PROPR.	QUALIT	PON	RUIM	NAO HA EVIDENCIA
16	COMPORTAMENTO	QUALIT		MUITO BOA	
*-----*					

#### 16.1. Desabono.

O "desabono em financiamento anterior" indica a existência de fatos desabonadores ao cliente, observados por ocasião de outros financiamentos junto ao grupo ou a outras instituições. A variável pode assumir apenas os valores "sim" ou "não".

A qualidade da informação obtida neste quesito pode ser considerada muito boa: são muito raros os casos em que um cliente consta de arquivos de maus pagadores injustamente, até porque, nestes casos, o próprio cliente procura obter a reparação do erro.

#### 16.2. Idade.

A idade do cliente é aproximada porque não levamos em consideração o mês do nascimento, subtraindo apenas o ano do nascimento do ano em que a operação foi avaliada. Embora esta inexatidão possa gerar problemas com os casos limites, em que o cliente tenha 18 anos recém completos, este fato não causou grandes prejuízos ao desenvolvimento do modelo e pode ser facilmente corrigido no momento da implantação do Sistema de Pontuação.

Neste quesito, o erro mais comum consiste em preencher a data de nascimento como sendo do ano corrente, do que resulta idade 0. Nestes casos, como em todos os casos em que um erro foi constatado, a informação foi suprimida da amostra.

### 16.3. Salário.

O "salário", medido em OTNs foi obtido pela divisão do salário nominal constante da ficha cadastral pela OTN do mês do fechamento da operação. Esta variável apresenta vários problemas. De início, há um erro de definição: a ficha cadastral diz "salário" quando deveria dizer "rendimentos". Há muitos candidatos que não são assalariados; mesmo que o sejam, podem dispor de outros rendimentos, tais como aluguéis ou pensões. Além disso, em se tratando do salário propriamente dito, a orientação em vigor no grupo é no sentido de aceitar apenas o valor que o cliente possa comprovar pelo último recibo de salário. Isto tanto pode significar uma subestimativa (principalmente em épocas em que os salários mudam todos os meses) como também uma superestimativa (tive oportunidade de presenciar o caso de uma professora municipal que recebeu uma indenização trabalhista referente a um período de vários anos, apresentando naquele mês um rendimento bastante elevado, muitas vezes superior ao seu salário; o entrevistador zelosamente registrou aquele valor como rendimento mensal).

Da maneira em que se encontra, a informação fica mais prejudicada quando utilizada na fase ponderativa do que na fase de eliminação sequencial, em que o objetivo é simplesmente saber se o candidato pertence ao mercado formal de trabalho.



#### 16.4. Loja.

A "loja" é uma variável do tipo qualitativo ou nominal, que indica, com absoluta segurança, a loja em que a operação foi realizada. Como a localização geográfica de um determinado estabelecimento pode acarretar diferenças sócio-econômicas da clientela em relação a de outro ponto comercial, é de se imaginar que ela tenha um bom potencial discriminante. No entanto, a sua utilização implicaria pesquisas adicionais que permitissem o agrupamento das 39 lojas pesquisadas em um número pequeno de categorias, uma vez que foi inviável o tratamento estatístico de tantas classes.

#### 16.5. Entrada.

A variável "entrada" pode ser encarada de duas formas: enquanto variável nominal, pode assumir os valores "sim" (houve um pagamento inicial) ou "não" (o cliente fez um financiamento sem entrada); enquanto variável quantitativa, corresponde ao valor pago, medido em OTNs do mês de fechamento da operação. Seu montante, da mesma maneira que o valor líquido financiado e o total de prestações em que o pagamento foi parcelado, é muito exato: como estes três quesitos representam as informações mais importantes da operação, eles são conferidos várias vezes durante o seu processo de registro.

Apesar de conter poucos erros, este quesito sofre de um problema de definição: julgamos que a informação mais relevante seria o

valor desejado pelo cliente; mas nem sempre a entrada que acaba sendo paga corresponde ao valor inicialmente pretendido. Se o analista de crédito considerar que a prestação resultará muito elevada em relação à renda mensal do cliente, pode condicionar a concessão de crédito a um pagamento inicial mais elevado.

#### 16.6. Líquido.

O valor líquido do financiamento é uma das que apresentam maior exatidão: sua definição é clara, consistindo no preço da mercadoria a ser financiada menos o valor da entrada; e o seu registro é seguro, uma vez que, como já mencionamos, é conferido diversas vezes.

#### 16.7. Total de prestações.

O total de prestações em que o financiamento foi parcelado também é um valor exato, justamente por se tratar de outro elemento fundamental da operação. No entanto, da mesma forma que a variável "entrada", este quesito sofre um problema de definição: a informação mais importante seria o total de prestações desejado pelo cliente, mas o analista de crédito pode modificá-lo, exigindo a ampliação do prazo de pagamento. Além deste problema, é comum o número máximo de parcelas ser restringido pelo governo em épocas de contingenciamento do crédito. Se a faixa de valores que a variável pode assumir é reduzida, ela se torna menos informativa. Toda vez que o número máximo de parcelas é alterado,

o modelo deveria ser ajustado.

#### 16.8. Sexo.

A variável "sexo" não deveria oferecer dificuldades; no entanto, a decisão de utilizar este atributo do cliente em nossa análise aconteceu depois que a amostra havia sido colhida, sem incluí-lo. Para suprir esta lacuna, o sexo do cliente foi inferido a partir do seu nome. Em muitos casos não foi possível fazer a classificação por se tratar de nome ambíguo; nestes casos, a informação foi suprimida.

#### 16.9. CEP.

O CEP (código de endereçamento postal) da residência do cliente apresenta potencial discriminante em decorrência de possíveis diferenças sócio-econômicas associadas ao seu local de moradia. No entanto, da mesma forma que no caso da variável "loja", a sua utilização exigiria pesquisas complementares que fogem ao escopo desta dissertação.

#### 16.10. Telefone residencial.

O quesito "telefone residencial" assume os valores "sim" ou "não" conforme o cliente tenha ou não um telefone em sua residência; trata-se de uma informação bastante confiável, uma vez que pode ser facilmente confirmada por meio de um telefonema ou uma

consulta ao catálogo.

#### 16.11. Cargo.

O "cargo" é uma variável nominal que, já de saída, sofre de um sério problema de definição: acreditamos que a informação pertinente é a "ocupação" do cliente já que uma parcela nada desprezível dos candidatos a financiamento é formada por aposentados, donas-de-casa e profissionais autônomos que não têm cargo, mas têm ocupação. Além disso, a classificação empregada é tão vaga e confusa que se torna inútil. Isto é uma pena, pois há referência na literatura a esta variável como sendo de bom potencial discriminante.

#### 16.12. Tempo de trabalho.

O tempo de trabalho no emprego atual apresenta dois problemas fundamentais. Em primeiro lugar, há um erro de definição. O quesito da ficha cadastral diz "firma atual"; no entanto, uma parte significativa dos clientes que solicitam financiamento não apresentam vínculo empregatício com nenhuma empresa; são donas-de-casa, empregadas domésticas, aposentados, autônomos. Sendo assim, a "data de admissão" fica com seu significado prejudicado, e, em consequência é razoável supor que os entrevistadores estejam observando fenômenos diferentes. O segundo problema diz respeito à exatidão dos dados quando o candidato não tem carteira profissional atualizada. Nestes casos fica difícil comprovar a informação fornecida pelo candidato e, além disso,

alguns entrevistadores registram o tempo de trabalho em meses, outros em anos.

#### 16.13. Telefone comercial.

Da mesma forma que o telefone residencial, o telefone comercial é de fácil comprovação, servindo também para a confirmação do vínculo empregatício do cliente.

#### 16.14. Aluguel.

O aluguel ou ônus relativo ao pagamento de imóvel é um valor difícil de ser comprovado, podendo simplesmente ser omitido pelo candidato. Além disso, a nosso ver, é uma variável mais ligada à renda familiar do que à renda individual, principalmente em estratos de renda mais baixa, como o atingido pelo CDC, em que os vários membros da família contribuem para o pagamento deste item de dispêndio.

#### 16.15. Imóvel Próprio.

Diferentemente das demais variáveis classificatórias, a que indica se o cliente mora em imóvel próprio encontra-se muito prejudicada. Em decorrência de má formulação do quesito, não está claro que informação ela está registrando. Vejamos dois exemplos: um cliente que reside com a família diz que mora em imóvel próprio porque a casa é de seu pai; uma empregada doméstica que

reside no emprego diz que mora em casa alugada porque o patrão paga aluguel. A nosso ver, a variável deveria indicar, inequivocamente, se o candidato é o proprietário do imóvel em que reside.

#### 16.16. Comportamento na liquidação.

Além das variáveis acima citadas, foi coletada uma variável adicional que é o comportamento do cliente na liquidação do seu financiamento. Como a finalidade do modelo é justamente prever esta variável, ela é necessária ao seu desenvolvimento.

Um cliente é classificado como "mau" pagador se liquidou alguma prestação com mais de 60 dias de atraso ou se apresenta alguma prestação vencida há mais de 60 dias; nos demais casos, é classificado em "bom" cliente. Este critério corresponde à nossa síntese da opinião dos diversos funcionários da financeira que entrevistamos.

#### 17. Seleção final das variáveis da fase ponderativa.

As variáveis quantitativas "salário", "~~entrada~~", "valor líquido financiado" e "aluguel", inicialmente consideradas, foram abandonadas porque não há evidência estatística, ao nível de significância de 5%, de que os grupos de bons e maus pagadores sejam diferentes entre si no que diz respeito a estes atributos.



As variáveis classificatórias "entrada", "fone comercial", "aluguel" e "imóvel próprio" foram desconsideradas porque não há evidência de que influenciem significativamente a pontuação obtida pela aplicação de uma função discriminante desenvolvida com as três variáveis quantitativas remanescentes, "total de prestações", "idade" e "tempo de trabalho no emprego atual".

A variável "cargo" foi abandonada porque sua qualidade é tão ruim que não permite sua utilização.

Os interessados encontrarão no anexo 1 os cálculos estatísticos necessários à avaliação da relevância das variáveis consideradas neste item.

#### Variáveis Aproveitadas na Fase Ponderativa

*--*--*--*--*--*--*--*--*			*--*--*--*--*--*--*--*--*		
				QUALIDADE	
				DA	
!NO!	VARIAVEL		TIPO	INFORMACAO	
*--*--*--*--*--*--*--*--*			*--*--*--*--*--*--*--*--*		
7!	NO.PRESTACOES		QUANTITAT.	DISTORCIDA	
2!	IDADE		QUANTITAT.	BOA	
12!	TEMPO TRAB.		QUANTITAT.	REGULAR	
8!	SEXO		QUALITAT.	BOA	
10!	FONE RES.		QUALITAT.	MUITO BOA	
*--*--*--*--*--*--*--*--*			*--*--*--*--*--*--*--*--*		

### 18. Função discriminante.

A função final foi obtida pela aplicação da técnica apresentada na Parte II desta dissertação "as variáveis "total de prestações" (totprest), "idade", "tempo de trabalho" (tempotrab), "sexo" e "fone residencial" (fres).

Como dissemos no item 6.2., as variáveis discriminantes devem ser quantitativas. Assim, inicialmente calculamos para a amostra como um todo uma função discriminante baseada apenas nas variáveis totprest, idade e tempotrab. Em seguida, verificamos se as variáveis sexo e fres influenciavam significativamente os scores obtidos pela aplicação desta função aos elementos da amostra. O resultado foi positivo e altamente significativo, conforme tabela a seguir.

#### ANALISE DE VARIANCIA

##### VARIAVEL DE RESPOSTA: SCORES

SOMA DE QUADRADOS	VALOR	G.L.	SQ MEDIA	F	P(>F)
EFEITO PRINCIPAL	41,56	2	20,78	18,63	.0000
SEXO	23,39	1	23,39	20,98	.0000
FRES	14,70	1	14,70	13,18	.0003
RESIDUAL	451,73	405	1,12		
TOTAL	493,29	407			

Diante destes resultados, decidimos levar em consideração em nossa análise as variáveis classificatórias sexo e fres. O uso combinado destas variáveis define quatro subpopulações: clientes do sexo feminino com telefone residencial, clientes do sexo feminino sem telefone residencial, clientes do sexo masculino com telefone residencial e clientes do sexo masculino sem telefone residencial.

Nossa estratégia consistiu em admitir que a média dos scores de cada subpopulação é diferente, mas que as variáveis discriminantes agem sobre eles da mesma forma. Isto equivale a dizer que para cada subpopulação existe uma função discriminante específica que difere das funções correspondentes às demais subpopulações apenas por apresentar uma constante diferente. A inclusão no conjunto de variáveis utilizadas na AD das duas variáveis nominais ou classificatórias, convenientemente codificadas em 0 e 1 ( 0 = masculino, 1 = feminino; 0 = sem telefone, 1 = com telefone ), equivale ao cálculo simultâneo destas quatro funções discriminantes.

Portanto, a função obtida

$$\begin{aligned} \text{PONTUAÇÃO} = & 0.0262 \text{ idade} + 0.0251 \text{ tempotrab} - 0.1819 \text{ prest} \\ & + 0.9069 \text{ sexo} + 0.3870 \text{ fres} - 0.4229 \end{aligned}$$

pode ser desdobrada em

## FUNÇÕES DISCRIMINANTES

### POPULAÇÃO MASCULINA SEM TELEFONE

$$\text{PONTUAÇÃO} = 0.0262 \text{ idade} + 0.0251 \text{ tempotrab} - 0.1819 \text{ prest} - 0.4230$$

### POPULAÇÃO MASCULINA COM TELEFONE

$$\text{PONTUAÇÃO} = 0.0262 \text{ idade} + 0.0251 \text{ tempotrab} - 0.1819 \text{ prest} - 0.0360$$

### POPULAÇÃO FEMININA SEM TELEFONE

$$\text{PONTUAÇÃO} = 0.0262 \text{ idade} + 0.0251 \text{ tempotrab} - 0.1819 \text{ prest} + 0.4840$$

### POPULAÇÃO FEMININA COM TELEFONE

$$\text{PONTUAÇÃO} = 0.0262 \text{ idade} + 0.0251 \text{ tempotrab} - 0.1819 \text{ prest} + 0.8710$$

### 18.1. Cálculo.

Os cálculos relativos ao desenvolvimento final do modelo encontram-se no anexo 2..

### 18.2. Verificação de pressupostos.

Ao longo de toda a dissertação, trabalhamos com dois pressupostos relativos aos dados utilizados como variáveis discriminantes: o de normalidade da distribuição das variáveis e o da igualdade da variância dos grupos provenientes da mesma população (homocedasticidade).

O pressuposto de distribuição normal dos dados é importante para a realização de testes de significância. Estes testes envolvem o cálculo de estatísticas cujo comportamento é conhecido quando a população de origem dos dados é normal. Quanto mais a população estudada se afasta da normalidade, menos sabemos sobre o comportamento da estatística calculada. A normalidade também é necessária para o cálculo das probabilidades de pertinência de um indivíduo a uma população, tal como fizemos no item 7.2.. A necessidade de exatidão nestes cálculos é crítica no caso de classificação de casos limites, em que a probabilidade de pertencer a cada um dos dois grupos é muito próxima.

Quando a hipótese de homocedasticidade não se verifica, há uma tendência ao aparecimento de distorções na função discriminante.

O cálculo da Soma de Quadrados Dentro dos Grupos, neste caso, é uma fonte de erros: deveria representar uma estimativa da variância comum dos grupos; se as variâncias não são iguais, ela ainda pode ser calculada, mas não satisfaz adequadamente a sua função.

Mesmo quando estes dois pressupostos não são atendidos, é possível calcular a função discriminante (já que as medidas de posição e dispersão que adotamos podem ser calculadas para qualquer massa de dados; em consequência, podemos também calcular o seu Poder Discriminante; se podemos calcular o PD, podemos buscar os coeficientes que o maximizam). O problema surge na utilização dos resultados. O que eles significam ? Quanta distorção contém as funções discriminantes ? Quanto erro contém as estimativas ? Quanto erro pode ser aceito ?

Diversos autores, em especial Lachenbruch [1975], demonstraram que a Análise Discriminante é um métodos bastante robusto, suportando bem algum desvio destes pressupostos e ainda assim apresentando resultados bastante satisfatórios.

Quando a distribuição dos dados é muito mal comportada, o problema não é, portanto, obter a função discriminante, mas sim avaliar o quanto ela é significativa, principalmente quando a amostra é pequena. Como já dissemos acima, os testes convencionais perdem sua eficiência. Se a nossa intenção é utilizar a função discriminante para classificar indivíduos, a solução está em calcular o percentual de erros de classificação,



como fizemos no item 7.2... Se esta taxa é baixa, a violação dos pressupostos não foi muito prejudicial.

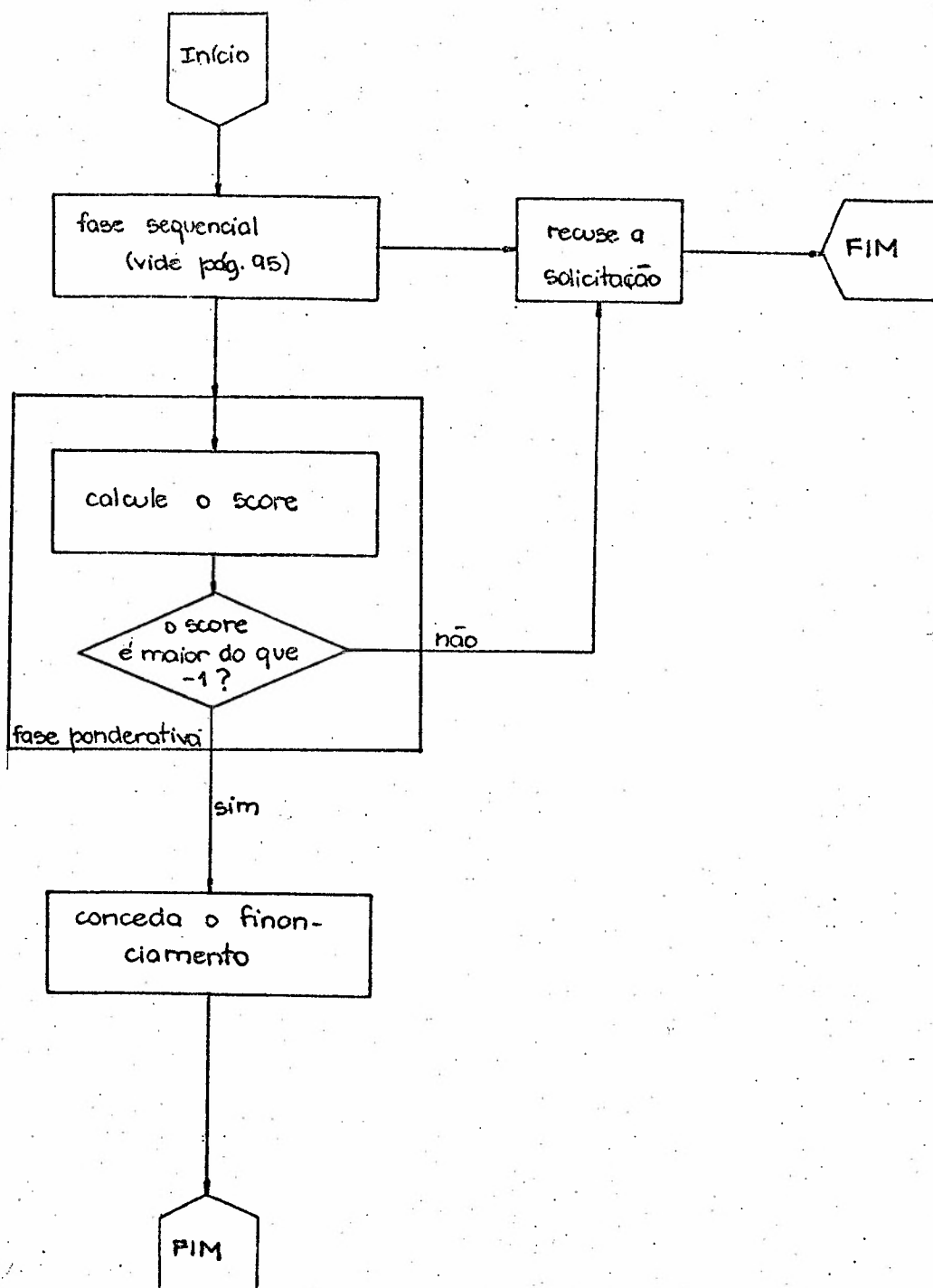
Nenhuma das três variáveis quantitativas utilizadas na fase ponderativa do nosso modelo atende ao pressuposto de normalidade e apenas a variável "idade" é homocedástica. Este foi um dos motivos que nos levaram a evitar os testes de significância no corpo deste trabalho. O outro foi a decisão de dirigi-lo a leitores não familiarizados com estatística.

Vejam no anexo 1 a distribuição das variáveis e o teste de hipótese de igualdade das variâncias.

#### 19. O modelo final.

O diagrama lógico da página seguinte descreve o funcionamento do modelo na sua forma final.

Sistema de Análise de Crédito por Pontuação  
Modelo Sequencial Conjuntivo Ponderativo



## 20. Interpretação do modelo.

Segundo Buckley [1975], o comportamento de um cliente na liquidação de seus compromissos financeiros pode ser entendido como resultado da interação de basicamente dois fatores: seu caráter e sua capacidade de pagamento.

O "caráter" do cliente representa a sua intenção de pagar prontamente, reflete a importância que o cliente atribui à pontualidade no cumprimento de suas obrigações; a capacidade de pagamento está ligada à efetiva disponibilidade de recursos financeiros que permitam a realização do desembolso. Estas duas variáveis são consideradas independentes entre si: há pessoas que não se qualificam para receber crédito porque, embora verdadeiramente bem intencionadas, não dispõem dos meios materiais para evitarem a inadimplência; por outro lado, existem pessoas com ampla capacidade de pagamento que não se qualificam por não terem vontade de pagar.

Como "caráter" e "capacidade" são conceitos complexos e de difícil mensuração, quando pretendemos quantificá-los somos obrigados a utilizar variáveis substitutas, mais acessíveis e de mensuração objetiva.

No modelo que desenvolvemos, as variáveis "desabono", "idade" e "tempo de trabalho" estão servindo como indicadores do caráter do cliente. Se ele é um inadimplente contumaz, nada nos sugere que

ele pretenda seriamente cumprir o contrato de financiamento que nos está solicitando; por outro lado, a idade e o tempo de permanência no emprego são indicadores de uma situação de estabilidade pessoal e profissional que sugerem uma maior propensão ao cumprimento dos termos do financiamento.

As variáveis "salário", "total de prestações" e "telefone residencial" estão medindo indiretamente a capacidade de pagamento. A primeira delas dispensa maiores comentários. Um número elevado de prestações sugere dificuldade para fazer desembolsos maiores, e, portanto, limitação de disponibilidade de renda. Além disso, um financiamento por prazo mais longo é um fator negativo porque deixa o cliente mais exposto a manifestações de circunstâncias adversas que podem prejudicar sua capacidade de pagamento. Finalmente, a disponibilidade de um telefone na residência é um indicador de estoque de riqueza, principalmente nos estratos de baixa renda, como o que estamos trabalhando: a renda é baixa, mas alta o suficiente para que a família tenha adquirido um telefone, ou seja, esta família tem capacidade de poupança.

Não vamos nos deter sobre a variável "sexo". Por uma questão ética, a rigor, esta variável deveria ser desconsiderada e eliminada do modelo. Nos Estados Unidos variáveis como raça, credo, sexo, etc, embora possam ser fortemente significativas nos modelos de análise de crédito, devem ser desconsideradas por razões legais.

## 21. Nota de corte.

A definição da nota de corte a ser empregada na análise de crédito é uma decisão estratégica da empresa, no sentido definido no item 3.1.1.. Encontra-se, portanto, fora do escopo desta dissertação. No entanto, julgamos conveniente enunciar os principais critérios utilizados na sua definição e reproduzir um exemplo clássico, com a finalidade de ilustrar simplificadaamente o tipo de raciocínio envolvido.

### 21.1. Critérios.

Dois critérios básicos são utilizados na definição da nota de corte: (a) um critério de frequência (a frequência absoluta de indivíduos em cada faixa de pontos, a probabilidade de pertinência a uma faixa de pontos, a probabilidade de pertinência a uma população ou a probabilidade de erro de classificação); (b) um critério de custo ou gravidade de incorrência em erros de classificação.

Apresentamos a seguir um exemplo de Bogges [1967].

### 21.2. Exemplo.

Numa certa empresa, cada bom cliente cuja solicitação de financiamento é recusada pelo departamento de análise de crédito representa uma perda líquida média de 100 dólares; cada mau

cliente recusado representa a economia de 50 dólares.

Uma amostra de clientes cujo comportamento é conhecido é submetida a uma função discriminante que atribui a cada um uma nota 0 a 100. Os clientes são ordenados por ordem ascendente de pontuação e uma curva de lucros e perdas é traçada, supondo a rejeição de solicitações com pontuação igual ou inferior a 0, 1, 2, ..., 100. Para cada situação é calculada a contribuição líquida em dólares obtida. O quadro a seguir apresenta os resultados obtidos para notas de 0 a 40.

NOTA DE CORTE	NUMERO DE CLIENTES COM NOTA $\leq$ NOTA DE CORTE		CONTRIBUIÇÃO AO LUCRO
	BONS	MAUS	
0	1	10	400
5	5	300	14500
10	25	600	27500
15	75	900	37500
20	125	1100	42500
25	200	1200	40000
30	400	1300	25000
35	800	1400	(10000)
40	1300	1450	(57500)

Quando a nota de corte é 0, só rejeitamos os pedidos que não conseguirem nenhum ponto. Neste caso, eliminamos 10 maus clientes, economizando 500 dólares; mas deixamos de ganhar 100 dólares relativos ao bom cliente cujo financiamento foi recusado. Assim, nosso resultado melhora 400 dólares líquidos em relação à situação em que todas as solicitações são aceitas. 'A medida em que vamos nos tornando mais exigentes, vamos eliminando mais



clientes maus; é inevitável, contudo, que neguemos crédito também a bons clientes.

Até a nota de corte de 20 pontos, as perdas de lucros pela rejeição de novos bons negócios é mais do que compensada pela maior economia de incobráveis. A partir daí, no entanto, a situação se inverte. Este é, portanto, o nível ótimo em que devemos operar. Por este motivo, a empresa adotou este valor.

### 21.3. A Nota de Corte no âmbito deste trabalho.

Como já dissemos, a escolha da nota de corte é um problema estratégico da empresa, que deve defini-la de forma a maximizar a realização dos seus objetivos. Este é um assunto que está fora dos limites deste trabalho. No entanto, para podermos proceder à comparação dos dois sistemas de análise de crédito, precisamos de algum valor para utilizar na separação dos clientes.

Optamos por escolher um valor que possibilitasse a melhor comparação dos dois sistemas. Definimos nossa Nota de Corte como o valor que mais aproxima os resultados obtidos pelo Sistema de Pontuação dos fornecidos pelo Sistema de Julgamento. No nosso caso particular, este valor resultou igual a -1.

Resolvido este problema, podemos passar à parte final desta dissertação.

#### Parte IV: Confronto entre os sistemas de Julgamento e Pontuação.

Na introdução deste trabalho, enunciamos a hipótese de que as decisões baseadas em modelos são mais fidedignas que as deixadas inteiramente a critérios pessoais. Nosso objetivo era testá-la no caso específico da concessão de crédito. Para isso, examinamos os diversos modelos teóricos existentes, estudamos a metodologia de Análise Discriminante, desenvolvemos um modelo conjuntivo-ponderativo para o nosso caso particular e o aplicamos a um caso real. Estamos agora em condições de confrontar os resultados obtidos pelo Sistema de Pontuação, que desenvolvemos, e o de Julgamento, em uso na empresa estudada.

#### 22. Sistema de Julgamento.

O sistema baseado exclusivamente no julgamento dos analistas da Divisão de Crédito apresentou os seguintes resultados para os dados da amostra reservada para a validação do nosso modelo e da amostra de fichas não aproveitadas:

##### COMPORTAMENTO OBSERVADO NO PAGAMENTO

		BOM	MAU	INDEFINIDO	TOTAL
CLASSIFICAÇÃO SEGUNDO O JULGAMENTO DO ANALISTA	BOM	264	141	0	405
	MAU	0	57	0	57
	IND	0	0	121	121
	TOT	264	198	121	583

Dos 583 casos analisados, 405 fichas foram aprovadas pelo Setor de Análise, o que equivale a dizer que os clientes foram

considerados "bons". Destes, 141 mostraram-se, na realidade, "maus" pagadores.

Os 178 casos remanescentes correspondem a financiamentos não concretizados. Destes, 57 foram rejeitados por existir registro de desabono ao cliente ou no Cadastro Central do Grupo ou em fontes externas. Consideramos esta classificação correta. À primeira vista, as demais 121 solicitações pareciam ter sido recusadas; uma análise mais detalhada das fichas cadastrais, no entanto, permitiu identificar muitas situações em que isto não aconteceu. Vejamos alguns exemplos: o cliente desistiu do financiamento por achar o custo financeiro muito elevado; o cliente desistiu do financiamento por achar o processo muito burocrático; o cliente não dispunha de todos os documentos na hora e não retornou para apresentá-los; o analista fez exigências complementares com que cliente não concordou. Sendo impossível saber com certeza o motivo da não concretização das operações, por insuficiência de informação, preferimos considerá-las todas como de classificação indefinida. Também não é possível saber se o cliente seria de fato um bom ou mau pagador, justamente porque o crédito não se concretizou.

### 23. Sistema de Pontuação.

A aplicação da Nota de Corte -1 à pontuação atribuída a cada cliente pelo modelo desenvolvido no item 13. resultou na seguinte classificação :

# COMPORTAMENTO OBSERVADO NO PAGAMENTO

		BOM	MAU	INDEFINIDOS	TOTAL
CLASSIFICAÇÃO SEGUNDO O MODELO DE PONTUAÇÃO	BOM	263	91	112	466
	MAU	1	107	9	117
	IND	0	0	0	0
	TOT	264	198	121	583

O Sistema de Pontuação atribui uma classificação inequívoca para cada candidato. Dos 466 clientes considerados como potenciais bons pagadores, 263 confirmaram a classificação produzida pelo modelo, 91 vieram a se tornar inadimplentes e 112 permaneceram em situação indefinida já que não concretizaram o financiamento.

Dos 117 clientes classificados como maus pagadores, 107 o foram de fato; apenas um cliente que é na verdade um bom pagador foi classificado incorretamente; 9 clientes permanecem com classificação indefinida.

## 24. Comparação dos dois sistemas.

Uma comparação global não é possível no momento, por uma questão lógica: existem clientes cujo comportamento efetivo não se pode avaliar porque não receberam financiamento. Esta dificuldade só poderia ser superada caso a empresa concordasse em realizar um experimento em que se definiria uma amostra e se concederia crédito a todos os clientes que a integrassem, mesmo que o sistema de julgamento indicasse que eles se tornariam inadimplentes. Posteriormente poderíamos avaliar qual dos dois

sistemas, o de Julgamento ou o de Pontuação, é mais eficiente na classificação.

Além desta dificuldade, que resulta na existência de clientes cuja classificação real é indefinida, temos um problema adicional, decorrente da impossibilidade de saber ao certo porque os 121 clientes com fichas canceladas não concretizaram a operação de financiamento. Este problema pode ser facilmente resolvido num próximo estudo, bastando para isso que se passe a coletar sistemática e corretamente esta informação.

Não obstante as dificuldades apresentadas acima, podemos tirar algumas conclusões. Observe a tabela abaixo em que estão representados apenas os 405 clientes que receberam crédito (264 clientes efetivamente bons e 141 efetivamente maus).

		JULGAMENTO			PONTUAÇÃO		
		BOM	MAU	TOT	BOM	MAU	TOT
COMPORTAMENTO EFETIVO	BOM	264	0	264	263	1	264
	MAU	141	0	141	91	50	141
	TOT	405	0	405	354	51	405

Considerando-se apenas os clientes que efetivamente receberam crédito, o Sistema de Pontuação apresenta uma eficiência maior do que a apresentada pelo Sistema de Julgamento, possibilitando a eliminação de 50 maus clientes ao custo de apenas um bom cliente

erroneamente classificado. A taxa de classificações corretas (número de casos classificados como bons dado que são bons mais número de casos classificados como maus, dado que são maus, sobre o total de casos classificados) passa de 65% para 77%. Estes resultados confirmam parcialmente a nossa hipótese inicial, de que um sistema de tomada de decisão baseado em um modelo é mais eficiente do que os baseados exclusivamente em julgamento pessoal. A confirmação é apenas parcial porque, como dissemos, não sabemos o que aconteceria com os muitos clientes que não receberam crédito e que seriam aprovados.

## 25. Conclusões.

### 25.1. Eficiência.

No sentido restrito, conforme afirmamos no item anterior, o Sistema de Pontuação apresenta uma taxa de classificações corretas de 77%, contra 65 do Sistema de Julgamento.

### 25.2. Uso combinado.

O Sistema de Pontuação não precisa ser considerado como uma alternativa ao Sistema de Julgamento. Os dois métodos poderiam ser usados em conjunto, com grandes vantagens.

Uma alternativa seria entrevistar todos os candidatos e definir uma função discriminante que levasse em consideração, além de dados objetivos sobre o cliente e a operação de financiamento, o



julgamento do analista de crédito.

Outra alternativa seria utilizar um Sistema de Pontuação como mecanismo de triagem inicial, de forma que apenas os aprovados neste primeiro escrutínio seriam considerados na fase seguinte, nos moldes convencionais. Observe na tabela a seguir que, se este procedimento fosse adotado, teríamos uma economia de cerca de 20% das entrevistas.

#### CLASSIFICAÇÃO SEGUNDO O MODELO DE JULGAMENTO

CLASSIFICAÇÃO		BOM	MAU	INDEFINIDOS	TOTAL
SEGUNDO O MODELO DE PONTUAÇÃO	BOM	354	0	112	466
	MAU	51	57	9	117
	IND	0	0	0	0
	TOT	405	57	121	583

#### 25.3. Melhor avaliação do risco.

O Sistema de Pontuação permite uma avaliação mais acurada do risco de uma operação de financiamento do que o Sistema de Julgamento. Com base nesta informação a administração pode reduzir a proporção de contratos não lucrativos num total fixo de contratos em aberto, ou aumentar o número de contratos sem aumentar as perdas com incobráveis.

#### 25.4. Facilidade de ajuste na política de crédito.

A administração pode controlar a qualidade da sua carteira de

financiamentos por meio da alteração da Nota de Corte. As alterações na política de crédito podem ser postas em prática rápida e consistentemente. A comunicação das modificações torna-se simples e objetiva.

## 26. Desdobramentos.

A implantação do Sistema de Pontuação na empresa estudada representará um processo de profundas mudanças organizacionais. Toda a sistemática de trabalho do Departamento de Análise de Crédito deverá ser remodelada, novos sistemas de coleta, registro e processamento de informações deverão ser desenvolvidos, cursos de treinamento de pessoal deverão ser providenciados.

Este momento será especialmente favorável para três tarefas que julgamos da maior importância para o sucesso do projeto: a reformulação das variáveis coletadas, a criação de um banco de dados completos sobre os clientes e as operações e o desenvolvimento de um programa de revisão automática da função discriminante.

### 26.1. Reformulação das variáveis coletadas.

Como vimos no item 16., em que fizemos a crítica dos dados disponíveis para o desenvolvimento do modelo, as informações coletadas sofrem de problemas de definição, classificação, medida, etc. Acreditamos que uma reformulação da ficha cadastral dos clientes, isto é, uma redefinição das informações coletadas,

seria altamente benéfica para a organização, mesmo que o sistema de pontuação não venha a ser implantado.

#### 26.2. Criação de um Banco de Dados com informações completas sobre os clientes.

A criação do modelo apresentado nesta dissertação e a realização de diversos outros tipos de estudos sobre o funcionamento e a eficiência da Divisão de Crédito só são possíveis se existirem dados razoavelmente completos sobre os clientes atendidos e as operações efetuadas. Se estes dados fossem coletados automaticamente, a medida em que as operações são processadas, e se fossem mantidos facilmente disponíveis, por exemplo, em meio magnético, grande parte das dificuldades na elaboração destas pesquisas seriam removidas.

Sabe-se que o custo de manter um Banco de Dados tão extenso seria altíssimo. O que se propõe, no entanto, não é a manutenção de dados completos sobre todas as operações e todos os clientes; o arquivo aqui sugerido poderia conter registros de apenas uma fração deles, digamos de 3% dos casos. Desta forma, corresponderia a uma amostra detalhada desta população.

#### 26.3. Programa de revisão automática.

Como mencionamos no item 15.2., o desempenho dos Sistemas de Pontuação deteriora rapidamente com o passar do tempo, em consequência das mudanças que ocorrem com as características dos

clientes e do ambiente sócio-econômico do país. Este fenômeno torna indispensável a realização periódica de revisões dos parâmetros do modelo.

Nossa sugestão é no sentido de que o próprio sistema operacional que dá suporte à concessão de crédito contenha um programa que vá substituindo os antigos dados utilizados no desenvolvimento do modelo por dados mais recentes, à medida em que as operações vão acontecendo; e que faça o recálculo da função discriminante, de tempos em tempos, automaticamente.

## 27. Bibliografia.

### 27.1 Bibliografia geral.

Altman, Edward I.

1980 "Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy". In Bringham, Eugene F. and Johson, Raimond E. ISSUES IN MANAGERIAL FINANCE, 2nd ed., Hinsdale, Ill, The Dryden Press, 1980, 445 pp.

✓ Bierman Jr., Harold and Hass, Jerome E.

1973 "Structuring Credit Granting Decisions". AN INTRODUCTION TO MANAGERIAL FINANCE, WW Norton & Company, New York, 1973, 294 pp.

Bogges, W.P.

1967 "Screen test your credit risks", HARVARD BUSINESS REVIEW, vol 45, no.6 (Nov. 1967). Also in Smith, Keith V. MANAGEMENT OF WORKING CAPITAL: A READER, St. Paul, West Publishing, 1975, 422 pp.

Bolsh, Ben W.

1974 MULTIVARIATE STATISTICAL METHODS FOR BUSINESS AND ECONOMICS, Englewood Cliffs, Prentice Hall, 1974.

- Bowling, Arlie L. and Hair Jr., Joseph F.  
1973 "Optimal decisions on multiple objectives through canonical analysis", in Cochrane, James L. and Zeleny, Milan (Eds). MULTIPLE CRITERIA DECISION MAKING, University of South Carolina Press, Columbia, South Carolina, 1973, pp. 729-731.
- Boyd, Harper W. and Westfall, Ralph.  
1987 PESQUISA MERCADOLÓGICA, 7a. ed., Rio de Janeiro, Editora da Fundação Getúlio Vargas, 1987, 803 pp.
- Bringham, Eugene F. and Johnson, Raimond E.  
1980 ISSUES IN MANAGERIAL FINANCE, 2nd ed., Hinsdale, Ill, The Dryden Press, 1980, 445 pp.
- Brown, T. M.  
"Habit persistence and lags in consumer behaviour".  
ECONOMETRICA, vol. 20, pp. 355-371.
- Bryan, J. G.  
1951 "The Generalized Discriminant Function, Mathematical Foundation and Computational Routine". HARVARD EDUCATIONAL REVIEW, vol XXI, #2, Spring 1951, pp 90-95.
- Buckley, John W.  
1969 CONTEMPORARY ACCOUNTING AND ITS ENVIRONMENT, Belmont, California, Dickenson, 1969, 445 pp.
- Buckley, John W.  
1975 "A systematic Credit Model". In Smith, Keith V. MANAGEMENT OF WORKING CAPITAL: A READER, St. Paul, West Publishing, 1975, 422 pp.
- Bussab, Wilton O.  
1986 ANALISE DE VARIANCIA E REGRESSAO, São Paulo, Atual, 1986, 147pp.
- Bussab, Wilton O. e Moretin, Pedro A.  
1987 ESTATISTICA BASICA, 4 ed, São Paulo, Atual, 1987, 321 pp.
- Campbell, Stephen K.  
1974 FLAWS AND FALLACIES IN STATISTICAL THINKING, Englewood Cliffs, Prentice Hall, 1974, 200pp.
- Chamber's, R.J.  
1969 "The role of information systems in decision making ". CONTEMPORARY ACCOUNTING AND ITS ENVIRONMENT, Belmont, California, Dickenson, 1969, pp. 341-355.
- Churchman, C. West.  
1971 THE DESIGN OF INQUIRING SYSTEMS: BASIC CONCEPTS OF SYSTEMS AND ORGANIZATIONS. New York, Basic Books, 1971, 288 pp.
- Cochran, William Gemmel.  
1964 "On the performance of the linear discriminant function". TECHNOMETRICS, vol. 6, May 1964, pp. 179-190.
- Cochran, William Gemmel.  
1965 TECNICAS DE AMOSTRAGEM, Rio de Janeiro, Fundo de Cultura, 1965, 555 pp.
- Cohen, Kalman J. and Hammer, Frederick S. (eds).  
1966 ANALYTICAL METHODS IN BANKING, Homewood, Ill, Irwin, 1966, pp. 118-134.

- Cooley, William W. and Lohnes, Paul R.  
1962 MULTIVARIATE PROCEDURES FOR THE BEHAVIOURAL SCIENCES,  
NY, John Wiley and Sons, 1962.
- Copeland, Thomas E. and Khoury, Nabil T.  
1980 "Analysis of Credit Extensions in a World with  
Uncertainty", in Smith, Keith V., MANAGEMENT OF WORKING  
CAPITAL: A READER, 2nd ed., St. Paul, West Publishing,  
1980, pp. 323-330.
- Costa Neto, Pedro Luis de Oliveira.  
1977 ESTATISTICA, São Paulo, Edgar Blucher,  
1977, 264 pp.
- Cyert, R. M.; Davidson, H.J. and Thompson, G.L.  
1962 "Estimation of the allowance for doubtful accounts by  
Markov Chains", MANAGEMENT SCIENCE, vol. 3 (April  
1962), pp. 287-303.
- Cyert, Richard Michael and March, James G.  
1963 A BEHAVIORAL THEORY OF THE FIRM, Englewood Cliffs, New  
Jersey, Prentice Hall, 1963, 332 pp.
- Daniel, Cuthbert et al.  
1971 FITTING EQUATIONS TO DATA, New York, John Wiley and  
Sons, 1971, 342 pp.
- Dawes, Robyn M.  
1971 "A case study of graduation admission: application of  
the principles of human decision making". AMERICAN  
PSYCHOLOGIST, 1971, 26, pp. 180-188.
- Dawes, Robyn M.  
1973 "Objective Optimization Under Multiple Subjective  
Functions". In Cochrane, James L. and Zeleny, Milan (Eds), MULTIPLE CRITERIA DECISION MAKING, University of  
South Carolina Press, Columbia, South Carolina, 1973,  
pp. 729-731.
- Denning, William E.  
1957 SOME THEORY OF SAMPLING, New York, John Wiley and Sons,  
1957.
- Dixon, Wilford Joseph and Massey, Frank J. Jr.  
1969 INTRODUCTION TO STATISTICAL ANALYSIS, 3rd ed., McGraw-  
Hill, NY, 1969.
- Drapper, Norman R. and Smith, H.  
1966 APPLIED REGRESSION ANALYSIS, New York, John Wiley and  
Sons, 1966.
- Durand, D. D.  
1941 RISK ELEMENTS IN CONSUMER INSTALLMENT FINANCING,  
Studies in Consumer Installments Financing, NY,  
National Bureau of Economic Research, 1941, pp. 105-42.
- Emery, James C.  
1969 "Economics of information", in Buckley, John W.  
CONTEMPORARY ACCOUNTING AND ITS ENVIRONMENT, Belmont,  
California, Dickenson, 1969, pp. 383-398.
- Fisher, Ronald Aylmer.  
1936 "The use of multiple measurements in taxonomic  
problems". ANNALS OF EUGENICS, September 1936, pp. 179-  
188.
- Fisher, Ronald Aylmer.  
1966 THE DESIGN OF EXPERIMENTS, 8th ed, Edinburgh, Oliver  
and Boyd, 1966, 248 pp.



- Fisher, Ronald Aylmer and Yates, Frank.  
1971 TABELAS ESTATISTICAS PARA PESQUISA EM BIOLOGIA, MEDICINA E AGRICULTURA, São Paulo, Polígono, 1971.
- Granger, C. W. J. and Newbold.  
"Some comments on the evaluation of economic forecasts". APPLIED ECONOMICS, pp. 35-47.
- Hayakawa, Samuel Ichiye.  
1964 A LINGUAGEM NO PENSAMENTO E NA AÇÃO, São Paulo, Pioneira, 1963, 273 pp.
- Hudson, William J.  
1978 BUSINESS WITHOUT ECONOMISTS, New York, AMACON, 1978, 178 pp.
- Huff, Darrel.  
1954 HOW TO LIE WITH STATISTICS, New York, Norton, 1954, 142 pp.
- Ijiri, Yuji.  
1967 THE FOUNDATIONS OF ACCOUNTING MEASUREMENT, Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1967.
- Intriligator, Michael D.  
1978 ECONOMETRIC MODELS, TECHNIQUES AND APPLICATIONS, Englewood Cliffs, N. Jersey, Prentice-Hall, 1978.
- Johnston, John.  
1971 METODOS ECONOMETRICOS, São Paulo, Atlas, 1971, ou ECONOMETRIC METHODS, New York, McGraw-Hill, 1963, 300 pp.
- Kanitz, Stephen Charles.  
1978 COMO PREVER FALENCIAS, São Paulo, McGraw-hill do Brasil, 1978, 174 pp.
- Karmel, P.  
1967 APPLIED STATISTICS FOR ECONOMISTS, London, Isaac Pitman, 1967.
- Kendall, M.G.  
1966 "Discrimination and Classification". In Krishnaiah, P.R. (ed). MULTIVARIATE ANALYSIS, New York, Academic Press, 1966, pp. 165-185.
- Kennedy, Peter.  
1985 A GUIDE TO ECONOMETRICS, 2nd ed., Oxford, Basil Blackwell Ltd., 1985, 238 pp.
- Kish, Leslie.  
1965 SURVEY SAMPLING, New York, John Wiley and Sons, 1965.
- Klecka, William R.  
1987 DISCRIMINANT ANALYSIS, Series "Quantitative Applications in the Social Sciences", 8th ed., Beverly Hills, Sage Publications, 1987.
- Kleinbaun, David G. and Kapper, Lawrence L.  
1978 APPLIED REGRESSION ANALYSIS AND OTHER MULTIVARIATE METHODS, North Scituate, Mass, Dunburry Press, 1978, 556 pp.
- Lachenbruch, P. A.  
1975 DISCRIMINANT ANALYSIS, New York, Hafner Press, 1975.
- Lewellen, W. G. and Johnson, R. W.  
1972 "Better ways to monitor accounts receivable". HARVARD BUSINESS REVIEW, May-June 1972, pp. 101-109.

- Lewellen, W. G. and Edminster, R. O.  
1973 "A general model for accounts receivable analysis".  
JOURNAL OF FINANCIAL AND QUANTITATIVE ANALYSIS, vol. 8,  
no.2, March 1973, pp. 195-206.
- Mac Crimmon, Kenneth R.  
1973 "An overview of multiple decision making". In Cochrane,  
James L. and Zeleny, Milan (Eds). MULTIPLE CRITERIA  
DECISION MAKING, University of South Carolina Press,  
Columbia, South Carolina, 1973, pp. 18-44.
- Makridakis, Spyros and Others.  
1978 FORECASTING: METHODS AND APPLICATIONS, New York, John  
Wiley and Sons, 1978.
- Mason, Robert D.  
1978 STATISTICAL TECHNIQUES IN BUSINESS AND ECONOMICS,  
Homewood, Ill, Irvin, 1978.
- McCollough, Celeste  
1963 STATISTICAL CONCEPTS: A PROGRAM FOR SELF-INSTRUCTION,  
NY, Mc Graw-Hill, 1963.
- Mehta, Dillep.  
1968 "The formulation fo credit policy models". MANAGEMENT  
SCIENCE, October 1968, pp. 30-50.
- Meyer, Paul L.  
1969 PROBABILIDADE - APLICACOES A ESTATISTICA, São Paulo, Ao  
Livro Tecnico, 1969.
- Morgenstern, Oskar.  
1963 ON THE ACCURACY OF ECONOMIC OBSERVATIONS, New  
Jersey, Princeton University Press, 1963.
- Myers, H. and Forgy, E. W.  
1963 "Development of numerical credit evaluation  
systems". JOURNAL OF AMERICAN STATISTICAL ASSOCIATION,  
vol. 50, September 1963, pp. 797-806.
- Piza, Afonso P.  
1961 TEORIA DO MINIMO "F" PARA DIMENSIONAMENTO DE UMA  
AMOSTRA ESTRATIFICADA, 1961.
- Radford, K. J.  
1981 MODERN MANAGERIAL DECISION MAKING, Reston, Reston  
Publishing Company, 1981, 258 pp.
- Rao, C. R.  
1952 ADVANCED STATISTICAL METHODS IN BIOMETRIC RESEARCH. NY,  
John Willey and Sons, 1952.
- Rosenberg, Morris.  
1976 A LOGICA DA ANALISE DE LEVANTAMENTOS DE DADOS, SP,  
Cultrix, 1976.
- Sicsu, Abraham Laredo.  
1975 ANALISE DISCRIMINANTE, São Paulo, Tese de Mestrado,  
IME-USP, 1975, 107 pp..
- Siegl, Sidney.  
1965 NONPARAMETRIC STATISTICS FOR THE BEHAVIORAL SCIENCES,  
McGraw-Hill, NY, 1965.
- Simon, Herbert Alexander.  
1947 ADMINISTRATIVE BEHAVIOR, New York, Macmillan, 1947, 259  
pp.
- Smith, Keith.  
1975 MANAGEMENT OF WORKING CAPITAL: A READER, St. Paul, West  
Publishing, 1975, 422 pp.

- Stone, Bernell K.  
1980 "The payments-pattern approach to the forecasting of accounts receivable", in Bringham, Eugene F. and Johnson, Raimond E. ISSUES IN MANAGERIAL FINANCE, 2nd ed., Hinsdale, Ill, The Dryden Press, 1980, 445 pp.
- Theil, Henri  
1971 PRINCIPLES OF ECONOMETRICS, New York, John Wiley and Sons, 1971.
- Van Horne, James C.  
1972 FUNÇÕES E ANÁLISE DAS TAXAS DE MERCADO DE CAPITAIS. São Paulo, Atlas, 1972, 224 pp.
- Walker, Helen M.  
1951 MATHEMATICS ESSENTIALS FOR ELEMENTARY STATISTICS: A SELF TEACHING MANUAL, 2nd ed, New York; Holt, Rinehart and Winston, 1951, 382 pp.
- Weiers, Ronald M.  
1984 MARKETING RESEARCH, Englewood Cliffs, New Jersey, Prentice Hall, 1984, 587 pp.
- Weingartner, H. M.  
1966 "Concepts and Utilization of Credit Scoring Techniques". BANKING, Feb. 1966, pp. 51-58.
- Wonnacott, Ronald J. and Wonnacott, Thomas H.  
1979 ECONOMETRICS, New York, John Wiley and Sons, 1979, 580 pp.
- Wrightsmann, D.  
1974 "Optimal Credit Terms for Accounts Receivables". In Smith, Keith V. MANAGEMENT OF WORKING CAPITAL, St. Paul, West Publishing, 1974, pp. 101-108.
- Zeitlin, Michael Paul.  
1974 THE DECISION PROCESS OF CORPORATE ACQUISITIONS, Stanford, California, Stanford University, 1974, 455 pp.

## 27.2. Bibliografia por assunto.

### 27.2.1. Teoria da Decisão.

- Bowling, Arlie L. and Hair Jr., Joseph F.  
1973 "Optimal decisions on multiple objectives through canonical analysis", in Cochrane, James L. and Zeleny, Milan (Eds). MULTIPLE CRITERIA DECISION MAKING, University of South Carolina Press, Columbia, South Carolina, 1973, pp. 729-731.

- Chambers, R. J.  
1969 "The role of information systems in decision making ".  
CONTEMPORARY ACCOUNTING AND ITS ENVIRONMENT, Belmont,  
California, Dickenson, 1969, pp. 341-355.
- Churchman, C. West.  
1971 THE DESIGN OF INQUIRING SYSTEMS: BASIC CONCEPTS OF  
SYSTEMS AND ORGANIZATIONS. New York, Basic Books, 1971,  
288 pp.
- Cyert, Richard Michael and March, James G.  
1963 A BEHAVIORAL THEORY OF THE FIRM, Englewood Cliffs, New  
Jersey, Prentice Hall, 1963, 332 pp.
- Dawes, Robyn M.  
1971 "A case study of graduation admission: application of  
the principles of human decision making". AMERICAN  
PSYCHOLOGIST, 1971, 26, pp. 180-188.
- Dawes, Robyn M.  
1973 "Objective. Optimization Under Multiple Subjective  
Functions". In Cochrane, James L. and Zeleny, Milan (Eds),  
MULTIPLE CRITERIA DECISION MAKING, University of  
South Carolina Press, Columbia, South Carolina, 1973,  
pp. 729-731.
- Mac Crimmon, Kenneth R.  
1973 "An overview of multiple decision making". In Cochrane,  
James L. and Zeleny, Milan. (Eds). MULTIPLE CRITERIA  
DECISION MAKING, University of South Carolina Press,  
Columbia, South Carolina, 1973, pp. 18-44.
- Radford, K. J.  
1981 MODERN MANAGERIAL DECISION MAKING, Reston, Reston  
Publishing Company, 1981, 258 pp.
- Simon, Herbert Alexander.  
1947 ADMINISTRATIVE BEHAVIOR, New York, Macmillan, 1947, 259  
pp.
- Zeitlin, Michael Paul.  
1974 THE DECISION PROCESS OF CORPORATE ACQUISITIONS,  
Stanford, California, Stanford University, 1974, 455  
pp.

#### 27.2.2. Finanças e Contabilidade.

- Bierman Jr., Harold and Hass, Jerome E.  
1973 " Structuring Credit Granting Decisions ". AN  
INTRODUCTION TO MANAGERIAL FINANCE, WW Norton &  
Company, New York, 1973, 294 pp.
- Brigham, Eugene F. and Johnson, Raimond E.  
1980 ISSUES IN MANAGERIAL FINANCE, 2nd ed., Hinsdale, Ill,  
The Dryden Press, 1980, 445 pp.
- Buckley, John W.  
1969 CONTEMPORARY ACCOUNTING AND ITS ENVIRONMENT, Belmont,  
California, Dickenson, 1969, 445 pp.

- Buckley, John W.  
1975 "A systematic Credit Model". In Smith, Keith V. MANAGEMENT OF WORKING CAPITAL: A READER, St. Paul, West Publishing, 1975, 422 pp.
- Copeland, Thomas E. and Khoury, Nabil T.  
1980 "Analysis of Credit Extensions in a World with Uncertainty", in Smith, Keith V., MANAGEMENT OF WORKING CAPITAL: A READER, 2nd ed., St. Paul, West Publishing, 1980, pp. 323-330.
- Cyert, R. M.; Davidson, H.J. and Thompson, G.L.  
1962 "Estimation of the allowance for doubtful accounts by Markov Chains", MANAGEMENT SCIENCE, vol. 3 (April 1962), pp. 287-303.
- Durand, D. D.  
1941 RISK ELEMENTS IN CONSUMER INSTALLMENT FINANCING, Studies in Consumer Installments Financing, NY, National Bureau of Economic Research, 1941, pp. 105-42.
- Emery, James C.  
1969 "Economics of information", in Buckley, John W. CONTEMPORARY ACCOUNTING AND ITS ENVIRONMENT, Belmont, California, Dickenson, 1969, 383-398.
- Ijiri, Yuji.  
1967 THE FOUNDATIONS OF ACCOUNTING MEASUREMENT, Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1967.
- Kanitz, Stephen Charles.  
1978 COMO PREVER FALENCIAS, São Paulo, McGraw-hill do Brasil, 1978, 174 pp.
- Lewellen, W. G. and Johnson, R. W.  
1972 "Better ways to monitor accounts receivable". HARVARD BUSINESS REVIEW, May-June 1972, pp. 101-109.
- Lewellen, W. G. and Edminster, R. O.  
1973 "A general model for accounts receivable analysis". JOURNAL OF FINANCIAL AND QUANTITATIVE ANALYSIS, vol. 8, no.2, March 1973, pp.195-206.
- Mehta, Dilip.  
1968 "The formulation of credit policy models". MANAGEMENT SCIENCE, October 1968, pp. 30-50.
- Smith, Keith.  
1975 MANAGEMENT OF WORKING CAPITAL: A READER, St. Paul, West Publishing, 1975, 422 pp.
- Stone, Bernell K.  
1980 "The payments-pattern approach to the forecasting of accounts receivable", in Bringham, Eugene F. and Johnson, Raimond E. ISSUES IN MANAGERIAL FINANCE, 2nd ed., Hinsdale, Ill, The Dryden Press, 1980, 445 pp.
- Van Horne, James C.  
1972 FUNÇÕES E ANALISE DAS TAXAS DE MERCADO DE CAPITAIS. São Paulo, Atlas, 1972, 224 pp.
- Wrightsmann, D.  
1974 "Optimal Credit Terms for Accounts Recivables". In Smith, Keith V. MANAGEMENT OF WORKING CAPITAL, St. Paul, West Publishing, 1974, pp. 101-108.



### 27.2.3. Estatística.

- Bussab, Wilton O.  
1986 ANALISE DE VARIANCIA E REGRESSAO, São Paulo, Atual, 1986, 147pp.
- Bussab, Wilton O. e Moretin, Pedro A.  
1987 ESTATISTICA BASICA, 4 ed., São Paulo, Atual, 1987, 321 pp.
- Campbell, Stephen K.  
1974 FLAWS AND FALLACIES IN STATISTICAL THINKING, Englewood Cliffs, Prentice Hall, 1974.
- Costa Neto, Pedro Luis de Oliveira.  
1977 ESTATISTICA, São Paulo, Edgar Blucher, 1977, 264 pp.
- Daniel, Cuthbert et al.  
1971 FITTING EQUATIONS TO DATA, New York, John Wiley and Sons, 1971, 342 pp.
- Dixon, Wilford Joseph and Massey, Frank J. Jr.  
1969 INTRODUCTION TO STATISTICAL ANALYSIS, 3rd ed., McGraw-Hill, NY, 1969.
- Draper, Norman R. and Smith, H.  
1966 APPLIED REGRESSION ANALYSIS, New York, John Wiley and Sons, 1966.
- Fisher, Ronald Aylmer.  
1966 THE DESIGN OF EXPERIMENTS, 8th ed., Edinburgh, Oliver and Boyd, 1966.
- Fisher, Ronald Aylmer and Yates, Frank.  
1971 TABELAS ESTATISTICAS PARA PESQUISA EM BIOLOGIA, MEDICINA E AGRICULTURA, São Paulo, Polígono, 1971.
- Huff, Darrel.  
1954 HOW TO LIE WITH STATISTICS, New York, Norton, 1954, 142 pp.
- McCollough, Celeste  
1963 STATISTICAL CONCEPTS: A PROGRAM FOR SELF-INSTRUCTION, NY, Mc Graw-Hill, 1963.
- Meyer, Paul L.  
1969 PROBABILIDADE - APLICACOES A ESTATISTICA, São Paulo, Ao Livro Técnico, 1969.
- Siegl, Sidney.  
1965 NONPARAMETRIC STATISTICS FOR THE BEHAVIORAL SCIENCES, New York, McGraw-Hill, 1965.
- Walker, Helen M.  
1951 MATHEMATICS ESSENTIALS FOR ELEMENTARY STATISTICS: A SELF TEACHING MANUAL, 2nd ed., New York; Holt, Rinehart and Winston, 1951, 382 pp.



#### 27.2.4. Técnicas de Amostragem.

- Boyd, Harper W. and Westfall, Ralph.  
1987 PESQUISA MERCADOLÓGICA. 7a. ed., Rio de Janeiro, Editora da Fundação Getúlio Vargas, 1987, 803 pp.
- Cochran, William Gemmel.  
1965 TÉCNICAS DE AMOSTRAGEM, Rio de Janeiro, Fundo de Cultura, 1965.
- Denning, William E.  
1957 SOME THEORY OF SAMPLING, New York, John Wiley and Sons, 1957.
- Kish, Leslie.  
1965 SURVEY SAMPLING, New York, John Wiley and Sons, 1965.
- Piza, Afonso P.  
1961 TEORIA DO MINIMO "F" PARA DIMENSIONAMENTO DE UMA AMOSTRA ESTRATIFICADA, 1961.
- Rosenberg, Morris.  
1976 A LÓGICA DA ANÁLISE DE LEVANTAMENTOS DE DADOS, SP, Cultrix, 1976.

#### 27.2.5. Econometria.

- Brown, T. M.  
"Habit persistence and lags in consumer behaviour".  
ECONOMETRICA, vol. 20, pp. 355-371.
- Granger, C. W. J. and Newbold.  
"Some comments on the evaluation of economic forecasts". APPLIED ECONOMICS, pp. 35-47.
- Intriligator, Michael D.  
1978 ECONOMETRIC MODELS, TECHNIQUES AND APPLICATIONS, Englewood Cliffs, N.Jersey, Prentice-Hall, 1978.
- Johnston, John.  
1971 METODOS ECONOMETRICOS, São Paulo, Atlas, 1971, ou ECONOMETRIC METHODS, NY, McGraw-Hill, 1963, 300 pp.
- Karmel, P.  
1967 APPLIED STATISTICS FOR ECONOMISTS, London, Isaac Pitman, 1967.
- Kennedy, Peter.  
1985 A GUIDE TO ECONOMETRICS, 2nd ed., Oxford, Basil Blackwell Ltd., 1985, 238 pp.
- Makridakis, Spyros and Others.  
1978 FORECASTING: METHODS AND APPLICATIONS, New York, John Wiley and Sons, 1978.
- Mason, Robert D.  
1978 STATISTICAL TECHNIQUES IN BUSINESS AND ECONOMICS, Homewood, Ill, Irvin, 1978.

- Theil, Henri  
1971 PRINCIPLES OF ECONOMETRICS, New York, John Wiley and Sons, 1971.
- Wonnacott, Ronald J. and Wonnacott, Thomas H.  
1979 ECONOMETRICS, New York, John Wiley and Sons, 1979, 580 pp.

#### 27.2.6. Análise Discriminante.

- Bolsh, Ben W.  
1974 MULTIVARIATE STATISTICAL METHODS FOR BUSINESS AND ECONOMICS, Englewood Cliffs, Prentice Hall, 1974.
- Bryan, J. G.  
1951 "The Generalized Discriminant Function, Mathematical Foundation and Computational Routine". HARVARD EDUCATIONAL REVIEW, vol XXI, #2, Spring 1951, pp 90-95.
- Cochran, William Gemmel.  
1964 "On the performance of the linear discriminant function". TECHNOMETRICS, vol. 6, May 1964, pp. 179-190.
- Cohen, Kalman J. and Hammer, Frederick S. (eds).  
1966 ANALYTICAL METHODS IN BANKING, Homewood, Ill, Irwin, 1966, pp. 118-134.
- Cooley, William W. and Lohnes, Paul R.  
1962 MULTIVARIATE PROCEDURES FOR THE BEHAVIOURAL SCIENCES, NY, John Wiley and Sons, 1962.
- Fisher, Ronald Aylmer.  
1963 "The use of multiple measurements in taxonomic problems". ANNALS OF EUGENICS, September 1936, pp. 179-188.
- Kendall, M.G.  
1966 "Discrimination and Classification". In Krishnaiah, P.R. (ed). MULTIVARIATE ANALYSIS, New York, Academic Press, 1966, pp. 165-185.
- Klecka, William R.  
1987 DISCRIMINANT ANALYSIS, Series "Quantitative Applications in the Social Sciences", 8th ed., Beverly Hills, Sage Publications, 1987.
- Kleinbaum, David G. and Kupper, Lawrence L.  
1978 APPLIED REGRESSION ANALYSIS AND OTHER MULTIVARIATE METHODS, North Scituate, Mass, Dunburry Press, 1978, 556 pp.
- Lachenbruch, P. A.  
1975 DISCRIMINANT ANALYSIS, New York, Hafner Press, 1975.
- Rao, C. R.  
1952 ADVANCED STATISTICAL METHODS IN BIOMETRIC RESEARCH. NY, John Wiley and Sons, 1952.
- Sicsu, Abraham Laredo.  
1975 ANALISE DISCRIMINANTE, São Paulo, Tese de Mestrado, IME-USP, 1975, 107 pp.

Weiers, Ronald M.  
1984     MARKETING RESEARCH, Englewood Cliffs, New Jersey,  
Prentice Hall, 1984, 587 pp.

27.2.7.   Aplicações de Análise Discriminante 'a Concessão de  
Crédito.

Altman, Edward I.  
1980     "Financial ratios, discriminant analysis, and the  
prediction of corporate bankruptcy". In Bringham,  
Eugene F. and Johnson, Raimond E. ISSUES IN MANAGERIAL  
FINANCE, 2nd ed., Hindsale, Ill, The Dryden Press, 1980,  
445 pp.

Bogges, W.P.  
1967     "Screen test your credit risks", HARVARD BUSINESS  
REVIEW, vol 45, no.6 (Nov. 1967). Also in Smith, Keith  
V. MANAGEMENT OF WORKING CAPITAL: A READER, St. Paul,  
West Publishing, 1975, 422 pp.

Myers, H. and Forgy, E. W.  
1963     "Development of numerical credit evaluation  
systems". JOURNAL OF AMERICAN STATISTICAL ASSOCIATION,  
vol. 50, September 1963, pp. 797-806.

Weingartner, H. M.  
1966     "Concepts and Utilization of Credit Scoring  
Techniques". BANKING, Feb. 1966, pp. 51-58.

27.2.8.   Outros Tópicos.

Hayakawa, Samuel Ichiye.  
1964     A LINGUAGEM NO PENSAMENTO E NA AÇÃO, São Paulo,  
Pioneira, 1963, 273 pp. 1964

Hudson, William J.  
1978     BUSINESS WITHOUT ECONOMISTS, New York, AMACON, 1978,  
178 pp.

Morgenstern, Oskar.  
1963     ON THE ACCURACY OF ECONOMIC OBSERVATIONS, New  
Jersey, Princeton University Press, 1963.

28. Anexos.

# Anexo 1. ANALISE ESTATISTICA DAS VARIÁVEIS.

\*\*\*\*\* S T A T G R A P H I C S \*\*\*\*\*

## IDADE

	Sample 1	Sample 2	Pooled
Sample Statistics: Number of Obs.	318	152	470
Average	36.1478	31.8289	34.7511
Variance	115.117	114.937	115.059
Std. Deviation	10.7293	10.7209	10.7266
Median	35	28	33.5

Conf. Interval For Diff. in Means: 95 Percent  
 (Equal Vars.) Sample 1 - Sample 2 2.23991 6.39779 468 D.F.  
 (Unequal Vars.) Sample 1 - Sample 2 2.23739 6.40031 297.7 D.F.

Conf. Interval for Ratio of Variances: 95 Percent  
 Sample 1 ÷ Sample 2 0.75568 1.30958 317 151 D.F.

Hypothesis Test for H0: Diff = 0 Computed T statistic = 4.08314  
 vs alt: NE Sig. Level = 5.22546E-5  
 at Alpha = 0.05 so reject H0.

\*\*\*\*\* S T A T G R A P H I C S \*\*\*\*\*

## SALARIOS

	Sample 1	Sample 2	Pooled
Sample Statistics: Number of Obs.	304	144	448
Average	26.3639	26.2401	26.3241
Variance	296.718	352.951	314.748
Std. Deviation	17.2255	18.787	17.7411
Median	20.645	19.57	20.205

Conf. Interval For Diff. in Means: 95 Percent  
 (Equal Vars.) Sample 1 - Sample 2 -3.40424 3.65173 446 D.F.  
 (Unequal Vars.) Sample 1 - Sample 2 -3.52239 3.76988 260.1 D.F.

Conf. Interval for Ratio of Variances: 95 Percent  
 Sample 1 ÷ Sample 2 0.629446 1.10667 303 143 D.F.

Hypothesis Test for H0: Diff = 0 Computed T statistic = 0.0689473  
 vs alt: NE Sig. Level = 0.945062  
 at Alpha = 0.05 so do not reject H0.

-----  
 RESPONSE VARIABLE: SCORES  
 -----

SOURCE OF VARIATION	SUM OF SQUARES	D.F.	MEAN SQUARE	F-RATIO	PROB(>F)
MAIN EFFECTS	4.3684010	1	4.3684010	3.4104757	.0655
ENTRADA	4.3684010	1	4.3684010	3.4104757	.0655
RESIDUAL	520.03620	406	1.2808773		
TOTAL (CORR.)	524.40460	407			

-----

\*\*\*\*\* S T A T G R A P H I C S \*\*\*\*\*  
 ENTRADA (medida em QTNs)

	Sample 1	Sample 2	Pooled
Sample Statistics: Number of Obs.	321	154	475
Average	2.60489	0.742013	2.00093
Variance	44.8608	10.9658	33.8969
Std. Deviation	6.69782	3.31146	5.8221
Median	0	0	0

Conf. Interval For Diff. in Means: 95 Percent  
 (Equal Vars.) Sample 1 - Sample 2 0.741194 2.98456 473 D.F.  
 (Unequal Vars.) Sample 1 - Sample 2 0.960149 2.76561 472.6 D.F.

Conf. Interval for Ratio of Variances: 95 Percent  
 Sample 1 ÷ Sample 2

Hypothesis Test for H0: Diff = 0      Computed T statistic = 3.26415  
    vs alt: NE      Sig. Level = 1.17748E-3  
    at Alpha = 0.05      so reject H0.

\*\*\*\*\* S T A T G R A P H I C S \*\*\*\*\*

VALOR LIQUIDO FINANCIADO (EM GTNs).

	Sample 1	Sample 2	Pooled
Sample Statistics: Number of Obs.	308	152	460
Average	20.0374	17.8688	19.3208
Variance	217.694	195.152	210.262
Std. Deviation	14.7545	13.9697	14.5004
Median	15.53	12.725	14.515

Conf. Interval For Diff. in Means: 95 Percent  
 (Equal Vars.) Sample 1 - Sample 2 -0.656588 4.99389 458 D.F.  
 (Unequal Vars.) Sample 1 - Sample 2 -0.607947 4.94525 315.9 D.F.

Conf. Interval for Ratio of Variances: 95 Percent  
 Sample 1 ÷ Sample 2

Hypothesis Test for H0: Diff = 0 Computed T statistic = 1.50879  
 vs alt: NE Sig. Level = 0.132043  
 at Alpha = 0.05 so do not reject H0.

\*\*\*\*\* S T A T G R A P H I C S \*\*\*\*\*

TOTAL DE PRESTACOES

	Sample 1	Sample 2	Pooled
Sample Statistics: Number of Obs.	321	154	475
Average	5.81931	9.54545	7.02737
Variance	3.55475	44.8901	16.9254
Std. Deviation	1.8854	6.70001	4.11405
Median	6	6	6

Conf. Interval For Diff. in Means: 95 Percent  
 (Equal Vars.) Sample 1 - Sample 2 -4.51975 -2.93353 473 D.F.  
 (Unequal Vars.) Sample 1 - Sample 2 -4.81246 -2.63982 164.7 D.F.

Conf. Interval for Ratio of Variances: 95 Percent  
 Sample 1 ÷ Sample 2 0.0598526 0.103382 320 153 D.F.

Hypothesis Test for H0: Diff = 0 Computed T statistic = -9.23966  
 vs alt: NE Sig. Level = 7.77574E-9  
 at Alpha = 0.05 so reject H0.



RESPONSE VARIABLE: SCORES

SOURCE OF VARIATION	SUM OF SQUARES	D.F.	MEAN SQUARE	F-RATIO	PROB(>F)
MAIN EFFECTS	177.51368	1	177.51368	207.76143	.0000
SEXU	177.51368	1	177.51368	207.76143	.0000
RESIDUAL	346.89092	406	.8544111		
TOTAL (CORR.)	524.40460	407			

RESPONSE VARIABLE: SCORES

SOURCE OF VARIATION	SUM OF SQUARES	D.F.	MEAN SQUARE	F-RATIO	PROB(>F)
MAIN EFFECTS	60.742902	1	60.742902	53.188819	.0000
FRES	60.742902	1	60.742902	53.188819	.0000
RESIDUAL	463.66170	406	1.1420239		
TOTAL (CORR.)	524.40460	407			

\*\*\*\*\* S T A T G R A P H I C S \*\*\*\*\*

TEMPO DE TRABALHO NO EMPREGO ATUAL

	Sample 1	Sample 2	Pooled
Sample Statistics: Number of Obs.	294	131	425
Average	4.82993	3.03053	4.27529
Variance	34.126	13.3068	27.729
Std. Deviation	5.84193	3.64784	5.26583
Median	2	2	2

Conf. Interval For Diff. in Means: 95 Percent  
 (Equal Vars.) Sample 1 - Sample 2 0.711869 2.88693 423 D.F.  
 (Unequal Vars.) Sample 1 - Sample 2 0.881855 2.71694 377.9 D.F.

Conf. Interval for Ratio of Variances: 95 Percent  
 Sample 1 ÷ Sample 2 1.89712 3.40963 293 130 D.F.

Hypothesis Test for  $H_0: \text{Diff} = 0$  Computed T statistic = 3.25293  
 vs alt: NE Sig. Level = 1.23379E-3  
 at Alpha = 0.05 so reject  $H_0$ .

-----  
 RESPONSE VARIABLE: SCORES  
 -----

SOURCE OF VARIATION	SUM OF SQUARES	D.F.	MEAN SQUARE	F-RATIO	PROB(>F)
MAIN EFFECTS	3.7745699	1	3.7745699	2.9435017	.0870
FCOM	3.7745699	1	3.7745699	2.9435017	.0870
RESIDUAL	520.63003	406	1.2823400		
TOTAL (CORR.)	524.40460	407			

-----

-----  
 RESPONSE VARIABLE: SCORES  
 -----

SOURCE OF VARIATION	SUM OF SQUARES	D.F.	MEAN SQUARE	F-RATIO	PROB(>F)
MAIN EFFECTS	4.7850166	1	4.7850166	3.7387289	.0539
ALUGUEL	4.7850166	1	4.7850166	3.7387289	.0539
RESIDUAL	519.61958	406	1.2798512		
TOTAL (CORR.)	524.40460	407			

-----

\*\*\*\*\* S T A T G R A P H I C S \*\*\*\*\*  
 ALUGUEL

	Sample 1	Sample 2	Pooled
Sample Statistics: Number of Obs.	321	154	475
Average	1.82798	1.60442	1.75549
Variance	18.188	18.8439	18.4001
Std. Deviation	4.26473	4.34096	4.28954
Median	0	0	0

Conf. Interval For Diff. in Means: 95 Percent  
 (Equal Vars.) Sample 1 - Sample 2 -0.602861 1.04998 473 D.F.  
 (Unequal Vars.) Sample 1 - Sample 2 -0.609301 1.05642 297.0 D.F.

Conf. Interval for Ratio of Variances: 95 Percent  
 Sample 1 ÷ Sample 2 0.72952 1.26008 320 153 D.F.

Hypothesis Test for H0: Diff = 0 Computed T statistic = 0.531678  
 vs alt: NE Sig. Level = 0.595199  
 at Alpha = 0.05 so do not reject H0.

-----  
 RESPONSE VARIABLE: SCORES  
 -----

SOURCE OF VARIATION	SUM OF SQUARES	D.F.	MEAN SQUARE	F-RATIO	PROB(>F)
MAIN EFFECTS	8.1696568	1	8.1696568	6.2452810	.0129
PMOVEL	8.1696568	1	8.1696568	6.2452810	.0129
RESIDUAL	504.93925	386	1.3081328		
TOTAL (CORR.)	513.10891	387			

-----

## ANEXO 2. Cálculo da Função Discriminante.

### MEDIAS

VARIAVEL	GRUPO BONS	GRUPO MAUS	POPULAÇÃO	$\delta$
TOTPREST	5.83039	9.592	6.98	-3.76
IDADE	35.3039	30.776	33.92	4.53
TEMPOTRAB	4.81272	3.128	4.30	1.68
SEXO	0.727915	0.44	0.64	0.29
TELEFONE	0.353357	0.192	0.30	0.16
NUMERO DE ELEMENTOS	283	125	408	

67 CASOS COM OBSERVAÇÕES INCOMPLETAS FORAM EXCLUIDOS.

### MATRIZ DA SOMA DE QUADRADOS E PRODUTOS CRUZADOS DENTRO DOS GRUPOS (S)

VARIAVEIS	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SEXO	TELEFONE
TOTPREST	6479.97	-774.741	-354.332	-81.8212	-72.4248
IDADE	-774.741	39456.4	7202.39	142.068	242.583
TEMPOTRAB	-354.332	7202.39	10959.9	51.6666	29.7289
SEXO	-81.8212	142.068	51.6666	87.0634	3.64839
TELEFONE	-72.4248	242.583	29.7289	3.65747	84.2632

$$\hat{v} = \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\delta}$$

$$\hat{v} = [-5.22266e-4 \quad 7.51167e-5 \quad 7.21771e-5 \quad 2.60404e-3 \quad 1.11156e-3]$$

Os coeficientes fornecidos pelo programa utilizado correspondem aos coeficientes acima multiplicados pela constante -348.28, que representa um simples fator de escala.

O termo constante introduzido na função discriminante serve apenas para posicionar o zero do eixo discriminante no centro da nuvem de dados utilizada. Corresponde ao inverso do score do ponto representado pela média da população em todas as variáveis.

Significância do modelo:

$$R^2 = .2257$$

$$F(5,402) = 23.4476 \quad P(>F) = .000000$$

ANEXO 3. Dados utilizados na dissertação.

(Convenção: -32768 = observação não disponível;

Sexo: 0 = masc., 1 = fem.; Fres: 0 = não tem, 1 = tem.)

Anexo 3.1. Dados utilizados no desenvolvimento do modelo.

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	27,44	9	51	8	13,38	2,87
0	10,11	3	34	10	30,15	13,4
0	13,38	4	40	12	20,1	2,18
0	17,59	6	23	1	17,32	4,71
0	5,09	6	38	1	16,25	5,74
0	28,48	4	38	5	48,68	0
0	11,56	6	23	0	10,13	0
4,88	-32768	4	32	2	18,34	0
1,91	20,88	6	25	0	10,89	0
0	21,01	6	40	2	94,23	14,13
0	14,7	4	41	1	17,21	0
0	4,51	3	39	4	56,77	0
0	8,38	6	35	1	16,71	11,47
9,56	24,83	4	24	7	34,53	0
1,68	14,87	9	59	24	10,05	0
0	20,1	6	24	2	11,47	0
0	16,46	9	35	5	15,1	0
0	39,72	5	20	0	20,75	0
0	7,61	4	53	-32768	25,83	0
0	61,13	6	46	15	27,03	0
0	20,86	5	20	2	20,93	0
0	8,39	4	23	2	45,41	0
0	17,26	6	38	7	22,09	0
0	6,02	6	52	11	25,95	6,47
0	7,46	4	37	0	19,12	0
0	11,06	12	42	2	16,66	0
0	10,19	12	18	1	21,76	7,64
0	3,04	22	30	-32768	8,39	0
1,91	10,5	4	25	2	10,04	3,82
0	13,32	6	38	8	-32768	0
0	13,19	15	26	7	52,1	0,71
0	26,47	1	22	2	35,06	0
0	4,02	6	27	6	22,58	0
9,56	-32768	6	21	1	29,11	0
0	16,19	6	50	7	27,19	0
0	6,41	4	30	8	26,8	4,44
12,38	34,29	5	33	2	11,73	0
0	10,9	4	26	2	33,24	0
0	11,5	4	38	8	28,68	3,63
7,65	29,35	6	36	17	47,8	0
9,56	7,89	9	31	2	10,99	0
0	9,21	6	30	2	22,94	0
7,65	9,72	4	31	0	21,57	0
0	13	6	46	17	33,5	0
0	29,06	4	32	-32768	71,18	2,87
0	23,69	6	32	2	59,68	6,7
0	9,65	24	21	2	28,15	0
0	8,68	24	42	10	34,61	3,77



ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	7,94	8	33	6	35,65	0
0	17,76	9	38	1	9,69	1,1
0	19,1	3	26	3	19,1	0
0	11,89	6	65	3	7,01	0
0	12,23	5	27	1	7,95	0
0	8,21	4	33	1	16,1	0
0	18,56	3	19	0	8,53	0
0	13,83	9	32	2	49,26	0
10,79	30,56	6	33	1	31,19	5,39
0	8,41	9	49	4	23,59	0
0,96	-32768	6	32	0	36,33	0
0	7,89	4	33	1	11,22	0,52
8,38	4,29	4	60	24	44,53	0
0	21,53	6	69	-32768	5,24	0
0	24,81	6	46	0	15,4	0,86
0	27,83	6	29	1	24,28	0
0	6,45	3	47	7	14,57	2,01
0	8,8	4	35	0	28,68	8,03
0	22,56	4	54	-32768	15,3	0
0	8,27	5	21	3	61,25	9,42
0	12,08	4	22	-32768	-32768	0
0	8,21	24	42	4	21	2,66
0	46,57	3	47	4	21,39	2,85
0	3,33	12	26	3	14,26	0
0	22,62	4	22	0	12,77	0
0	10,68	6	58	0	42,15	0
0	82,34	9	35	1	13,8	0
0	44,4	3	36	1	17,49	6,7
0	34,31	9	34	1	10,79	0
0	45,74	9	34	1	32,36	0
21,03	46,39	6	49	0	27,9	0
33,01	10,21	4	45	0	-32768	1,24
0	30,4	15	31	4	28,44	7,98
0	8,21	12	40	2	70,55	8,65
0	11,73	6	24	2	25,13	0
0	44,64	6	35	0	97,09	28,05
0	6,69	6	34	2	15,3	3,82
0	7,76	5	38	7	-32768	3,82
0	11,22	4	47	2	22,28	0
0	11,56	4	28	2	15,46	4,55
2,1	31,92	6	47	12	15,69	0
21,58	10,02	6	47	2	34,52	0
5,94	18,26	9	27	0	50,49	0
1,68	-32768	9	30	9	18,28	0
0	10,54	5	51	0	5,74	0
0	18,61	9	32	11	21,99	0
0	53,94	6	22	1	13,33	0
0	8,84	6	25	0	14,63	9,56
0	17,72	9	48	2	32,19	0
0	51,76	9	52	10	23,5	0
0	21,89	9	36	1	18,36	0
0,34	24,81	3	69	4	8,38	0
0	10,15	6	49	3	16,96	0
0	21,17	4	44	11	25,13	0

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	10,13	6	42	28	-32768	0
0	6,85	5	51	4	47,47	0
0	-32768	6	38	8	24,94	0
0	17,67	6	59	7	6,7	0
0	4,19	5	46	6	14,14	0
0	12,87	12	20	7	73,66	0
0	14,78	4	56	0	23,81	1,73
0	16,59	24	27	8	17,7	0
0	3,35	24	34	1	13,27	2,4
0	6,6	12	20	4	17,2	0
0	17,79	6	27	1	14,81	0
0	8,96	5	34	1	33,5	4,19
9,56	13,28	6	26	3	76,48	0
0	6,26	6	63	-32768	14,13	0
8,38	44,05	9	24	2	25,13	0
0	30,18	6	28	1	19,21	6,7
21,58	22,41	6	39	4	37,63	0
0	27,73	6	31	9	28,68	0
16,75	3,09	4	26	-32768	27,93	0
0	36,69	8	22	2	29,27	0
0	24,96	24	23	3	22,11	0
0	29,82	4	26	1	18,29	1,29
0	27,24	6	32	14	49,71	0
0	11,69	6	51	-32768	66,72	11,47
0	7,07	4	29	7	36,85	0
3,35	6,93	4	42	-32768	50,26	0
0	3,52	6	30	0	25,29	0,16
28,68	57,15	6	39	8	57,36	5,74
0	12,46	4	27	1	19,88	3,53
0	11,56	24	22	1	19,48	0
0	6,34	15	23	1	10,22	0
0	91,26	4	29	0	41,27	2,56
0	12,33	6	26	7	35,43	4,36
0	17,14	8	35	3	25,89	0
0	8,53	8	37	1	27,14	0
0	29,56	8	61	-32768	9,95	0
0	12,58	5	24	3	19,5	0
0	21,53	4	37	1	19,8	0
0	43,37	6	28	7	86,3	6,47
0	15,86	9	23	-32768	25,86	0
0	27,83	6	37	-32768	25,28	0
0	46,39	4	48	22	87,11	0
0	5,14	6	30	10	60,99	7,65
0	15,68	5	25	-32768	15,33	0
0	11,07	3	25	1	42,11	0
2,87	8,7	5	65	-32768	18,97	0
0	31,83	6	38	0	18,85	0
0	6,53	12	42	5	14,99	3,12
0	13,4	12	64	-32768	10,24	2,71
0	13,4	4	38	2	53,65	0
0	34,76	24	23	1	12,02	0
0	32,68	6	39	7	33,67	5,03
0	16,31	5	27	0	27,36	0
0	14,21	6	36	-32768	38,51	0

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	10,3	6	31	7	28,05	0
0	28,3	4	25	2	16,75	3,35
0	38,18	3	34	2	20,79	3,82
0	7,65	4	34	2	33,01	2,43
0	25,13	3	19	-32768	-32768	0
0	-32768	4	54	-32768	-32768	0
3,82	12,21	5	28	0	9,56	0
0	7,12	4	35	9	41,88	0
34,42	17,22	6	51	0	-32768	0
0	-32768	6	30	0	21,7	0
0	35,6	5	35	7	17,21	0
0	9,37	6	30	3	48,54	0
0	10,9	8	37	8	-32768	0
0	91,17	4	28	2	28,02	13,4
0	13,69	4	38	12	16,82	0
0	-32768	6	32	9	-32768	15,3
0	7,32	8	42	1	11,47	0
0	16,83	4	53	1	19,84	0
0	18,15	5	50	1	-32768	0
11,56	5,52	4	25	1	60,73	0
0	6,87	10	20	1	12,97	0
0	16,75	6	46	2	18,96	0
0	10,34	4	19	1	10,3	7,95
0	7,87	4	23	0	11,95	0
0	5,29	24	-32768	-32768	-32768	0
0	56,81	6	-32768	-32768	13,92	0
0	57,98	5	68	-32768	10,5	8,38
0	10,16	9	19	1	16,92	4,78
0	5,57	6	50	7	26,89	0
0	9,54	6	25	0	-32768	0
0	14,7	4	31	5	35,63	0
0	21,95	24	25	0	10,56	5,63
0	20,4	24	32	1	11,87	0
0	9,3	15	25	2	45,35	18,14
0	18,8	4	36	4	39,44	0
0	16,01	5	24	0	21,03	0
0	16,56	4	34	1	20	0
0	8	6	47	2	20,29	6,47
0	16,95	4	20	1	22,37	0
2,36	6,92	6	23	1	14,2	0
0	13,89	6	42	9	26,36	0
0	4,87	9	62	-32768	14,19	15,3
0	27,09	5	40	2	19,12	0
0	11,51	6	38	0	29,5	0
11,47	11,75	9	37	1	9,56	3,06
3,82	27,83	6	24	7	46,82	5,74
0	12,3	9	39	1	43,15	4,32
0	24,47	6	43	2	19,12	0
0	15,66	6	52	20	15,49	8,6
0	16,42	12	26	0	15,26	3,39
0	14,5	12	23	2	17,11	2,85
2,49	9,68	6	24	1	25,83	1,49
0	3,73	6	54	-32768	19,37	0
6,07	10,11	6	63	-32768	8,58	0

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	12,95	4	23	-32768	30,31	0
0	8,59	2	33	-32768	51,9	0
0	10,72	6	35	-32768	10,92	0
1,91	53,56	4	32	3	13,57	2,1
12,62	61,49	6	18	1	55,36	0
3,35	40,64	3	37	2	17,59	0
0	46,25	6	39	22	21,87	0
3,82	17,19	5	18	0	18,51	0
0	25,68	6	38	1	21,58	0
0	14,53	5	37	0	40,49	13,77
0	26,73	6	35	-32768	36,85	0
4,32	11,2	6	33	1	19,63	3,71
0	6,12	12	43	-32768	27,48	2,75
0	8,39	15	34	2	57,61	37,07
0	13,07	24	18	1	18,44	0
0	-32768	6	24	0	23,91	0
0	4,95	5	41	13	21,32	0
0	60,2	9	35	1	38,24	0
11,73	41,87	6	55	4	34,04	0
0	5,21	4	55	13	22,94	0
1,12	10,89	6	21	0	12,81	0
0	26,64	6	42	1	12,55	2,49
0	20,26	7	50	7	17,72	0
3,99	6,27	5	23	3	27,69	0
0	6,47	6	20	0	20,02	0
4,41	10,29	5	22	0	10,49	0
0	18,4	6	46	3	12,18	0
0	10,73	5	37	9	26,8	0
4,43	25,3	2	28	0	21,71	0
3,53	9,48	5	34	1	5,25	0
8,38	49,98	9	44	12	46,48	8,38
0	28,29	6	47	2	77,86	0
0	23,22	4	36	1	58,63	0
0	14,38	5	25	7	22,94	0
0	28,14	10	39	3	36,82	0
3,35	7,98	6	32	15	85,66	0
10,05	-32768	5	21	1	17,24	0
19,12	21,95	6	24	1	45,6	11,47
0	28,22	6	34	7	39,67	0
0	13,23	5	44	16	19,96	0
0	13,48	5	36	18	79,49	0
0	12,04	6	51	2	8,78	19,12
15,3	58,13	6	45	2	62,86	0
0	17,97	6	25	1	16,9	4,32
0	32,31	6	20	1	15,94	0
0	35,95	6	36	3	-32768	13,77
10,05	19,1	4	33	1	7,52	0
0	63,49	6	25	7	16,61	0
3,42	16,42	2	38	0	30,74	9,88
0	23,29	2	28	2	6,28	1,43
4,71	52,6	6	31	8	15,31	0
12,73	9,34	9	30	2	46,3	12,95
0	7,6	6	43	9	15,59	0
0	4,6	4	40	1	22,81	0

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	6,17	9	31	1	9,48	0
0	7,44	4	31	4	14,51	11,73
10,79	-32768	6	43	17	53,94	0
0	16,16	9	33	4	12,73	0
23,88	54,46	4	22	5	47,47	0
0	36,84	4	49	9	17,23	0
0	20,16	6	26	1	9,23	0
0	15,76	6	20	2	7,46	0
0	12,48	4	30	1	18,41	0
0	7,37	4	30	8	14,82	0
0	44,88	6	22	2	29,56	0
0	38,82	5	28	0	13,98	0
0	9,06	9	36	2	23,49	0
0	5,29	5	24	0	15,77	0
0	17,04	6	28	0	20,9	12,95
0	43,15	6	41	13	27,47	0
0	18,08	4	29	10	19,39	0
0	7,51	6	25	-32768	-32768	0
0	18,74	8	19	0	12,53	0
0	5,55	6	31	1	17,55	0
0	56,42	6	33	4	70,94	17,74
0	-32768	10	27	2	20,69	0
0	7,35	12	30	4	90,11	3,64
0	11,56	7	21	2	8,28	0
0	-32768	2	27	2	17,97	0
0	14,24	12	35	5	40,79	3,51
0	9,88	24	27	0	16,73	0
0	13,4	4	27	4	10,6	0
0	11,39	12	24	1	7,26	0
0	10,22	6	24	1	91,23	2,12
0	15,2	6	22	3	7,61	0
0	31,4	6	30	9	50,96	0
0	17,07	9	28	9	61,46	2,01
0	15,4	5	30	0	11,48	0
0	14,5	5	23	1	17,54	0
16,75	10,35	9	28	1	25,13	0
0	14,02	9	30	9	36,87	0
0	60	6	49	25	30,21	0
3,24	13,25	6	19	1	16,78	0
0	15,81	6	33	2	28,48	0
16,75	7,2	4	34	5	20,26	0
1,91	5,61	6	19	0	20,44	4,78
0	9,69	6	38	4	11,78	0
0	11,85	4	47	3	12,34	0
0	25,46	6	53	1	14,76	0
0	21,49	4	23	-32768	82,52	17,37
0	7,46	6	37	5	35,35	0
0	7,88	12	20	2	13,99	0
0	6,87	6	27	6	15,42	0
0	9,54	6	22	0	-32768	0
0	26,47	15	19	0	12,45	0
0	14,56	4	48	7	71,23	0
0	45,06	24	24	1	9,4	1,86
0	19,92	24	35	2	18,05	0

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	8,21	15	43	-32768	-32768	0
0	21,61	24	28	1	24,22	0
0	35,18	6	47	-32768	7,1	0
3,24	12,7	6	33	3	26,03	0
0	27,07	4	30	2	-32768	8,38
0	7,42	5	50	0	12,95	0
0	10,64	6	28	2	61,98	0
0	12,24	4	45	5	13,4	3,35
0	17,45	4	60	3	31,16	0
0	72,36	4	33	-32768	-32768	0
0	12,46	6	38	3	38,24	0
0	30,81	6	29	13	47,8	5,74
10,79	17,04	6	24	1	43,15	5,39
0	27,83	4	52	-32768	8,56	0
0	5,03	5	38	8	28,68	1,91
8,38	8,39	5	28	7	23,68	0
0	12,95	6	40	10	17,26	0
9,56	44,88	4	18	0	19,12	0
0	9,94	3	51	31	73,71	0
0	52,96	6	21	2	15,08	0
0	11,28	4	46	27	67,01	0
0	15,11	6	35	18	12,95	0
0	7,46	9	23	3	34,42	0
1,08	7,97	7	20	2	11,58	0
0	7,2	6	50	2	24,73	0
0	24,12	6	40	0	12,95	3,88
0	28,14	10	40	-32768	12,81	0
0	5,34	12	23	2	20,47	0
0	38,36	9	22	1	15,62	0
5,45	12,36	18	59	1	9,59	1,09
0	28,14	15	27	3	16,19	0
17,37	5,53	6	21	3	60,81	1,74
0	24,96	24	-32768	-32768	24,96	0
0	19,77	15	42	-32768	9,25	0
0	44	4	20	2	25,07	0
0	14,58	5	44	6	9,66	0
0	11,23	7	38	1	16,75	0,28
0	12,9	4	40	-32768	-32768	0
0	32,05	9	38	3	17,26	6,47
9,56	21,69	6	52	9	30,59	0
0	7,46	6	46	1	13,77	6,69
0	5,2	3	28	-32768	-32768	0
0	12,56	10	37	1	15,46	2,21
0	18,26	4	34	5	21,18	0



ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	8,21	15	43	-32768	-32768	0
0	21,61	24	28	1	24,22	0
0	35,18	6	47	-32768	7,1	0
3,24	12,7	6	33	3	26,03	0
0	27,07	4	30	2	-32768	8,38
0	7,42	5	50	0	12,95	0
0	10,64	6	28	2	61,98	0
0	12,24	4	45	5	13,4	3,35
0	17,45	4	60	3	31,16	0
0	72,36	4	33	-32768	-32768	0
0	12,46	6	38	3	38,24	0
0	30,81	6	29	13	47,8	5,74
10,79	17,04	6	24	1	43,15	5,39
0	27,83	4	52	-32768	8,56	0
0	5,03	5	38	8	28,68	1,91
8,38	8,39	5	28	7	23,68	0
0	12,95	6	40	10	17,26	0
9,56	44,88	4	18	0	19,12	0
0	9,94	3	51	31	73,71	0
0	52,96	6	21	2	15,08	0
0	11,28	4	46	27	67,01	0
0	15,11	6	35	18	12,95	0
0	7,46	9	23	3	34,42	0
1,08	7,97	7	20	2	11,58	0
0	7,2	6	50	2	24,73	0
0	24,12	6	40	0	12,95	3,88
0	28,14	10	40	-32768	12,81	0
0	5,34	12	23	2	20,47	0
0	38,36	9	22	1	15,62	0
5,45	12,36	18	59	1	9,59	1,09
0	28,14	15	27	3	16,19	0
17,37	5,53	6	21	3	60,81	1,74
0	24,96	24	-32768	-32768	24,96	0
0	19,77	15	42	-32768	9,25	0
0	44	4	20	2	25,07	0
0	14,58	5	44	6	9,66	0
0	11,23	7	38	1	16,75	0,28
0	12,9	4	40	-32768	-32768	0
0	32,05	9	38	3	17,26	6,47
9,56	21,69	6	52	9	30,59	0
0	7,46	6	46	1	13,77	6,69
0	5,2	3	28	-32768	-32768	0
0	12,56	10	37	1	15,46	2,21
0	18,26	4	34	5	21,18	0
0	23,76	6	54	6	28,68	0
0	21,37	6	44	1	31,64	5,74
3,35	9,36	9	38	1	14,57	0
3,82	32,27	6	42	23	53,84	0
0	8,06	6	34	5	27,31	0
0	11,82	6	40	5	17,26	0
0	16,18	3	29	1	20,94	0
0	19,61	6	-32768	2	12,43	0,77
3,82	27,78	6	31	0	18,58	8,6
0	9,62	6	31	5	15,84	0

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	10,11	6	55	4	66,92	0
0	16,04	3	-32768	30	28,25	0
0	11,47	9	43	10	11,73	0
3,58	6,41	5	27	0	7,65	4,21
0	21,61	24	55	3	8,32	0
0	12,29	2	32	22	75,52	3,24
0	11,7	5	39	2	12,6	3,47
0	3,31	6	34	9	28,07	0
0	24,29	8	40	12	57,19	15,46
15,1	41,81	5	34	7	20,34	4,32
0	8,8	6	32	4	17,17	0
15,3	12,38	5	37	3	17,56	0
0	9,49	6	28	3	71,83	0
0	12,51	6	48	1	10,79	0
0	15,31	5	35	1	14,91	3,82
0	10,57	4	40	10	16,75	5,03
0	46,39	6	26	1	12,77	0
0	12,73	9	31	1	17,76	0
0	11,09	6	21	2	15,75	5,03
2,51	4,76	4	32	2	8,04	0
10,05	7,25	4	30	1	8,48	6,7
22,94	24,67	9	38	16	38,24	0
0	28,31	24	24	2	19,77	0
0	21,61	4	48	7	-32768	0
0	9,21	12	28	2	18,05	0
0	6,35	4	36	3	19,76	3,29
0	23,29	6	27	1	9,89	0
3,82	10,34	6	30	6	47,8	0
4,19	12,18	6	28	0	18,44	0
3,82	5,65	5	23	1	12,73	0
0	9,37	5	27	2	9,99	0
3,82	26,56	9	33	-32768	20,54	2,87
25,13	28,68	3	35	6	39,03	0
0	12,43	4	22	-32768	25,93	0
0	8,21	6	27	2	11,89	0
0	21,44	6	21	1	12,27	0
0	44,73	5	29	10	21,12	0
0	3,03	6	25	0	30,4	0
0	48,43	6	42	8	17,65	38,24
0	-32768	9	57	3	9,31	0
8,38	8,46	4	25	1	17,67	0
10,79	23,71	6	66	11	19,08	0
1,68	18,9	4	36	4	13,23	0,84
73,18	14,67	6	21	2	22,21	0
8,38	21,97	6	35	2	17,08	0
13,4	74,38	6	37	4	20,1	3,35
0	12,43	6	25	0	13,21	0
0	9,35	4	37	1	26,32	0
0	24,96	4	53	-32768	29,36	0
0	19,94	18	50	-32768	5,65	0
0	21,62	12	29	1	47,88	0
0	40,04	4	21	0	38,11	0
0	11,73	6	22	0	32,59	0
9,56	30,38	5	18	1	19,12	0

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	-32768	6	39	-32768	8,63	0
0	26,2	9	31	1	15,45	0
0	23,51	9	44	11	23,72	0
0	12,58	3	49	5	19,64	0
3,82	51,24	9	27	6	28,68	0
11,78	10,51	6	41	5	32,37	0
0	23,73	6	41	2	18,97	0
0	22,95	9	57	-32768	29,6	10,79
0	30,21	4	37	22	-32768	0
0	16,15	9	22	3	27,82	10,79
0	16,14	6	21	3	15,66	0
0	65,91	6	40	3	28,68	0
0	16,53	5	27	8	32,08	0
0	9,13	4	30	2	28,48	0
18,43	24,62	6	34	1	14,48	0
0	29,99	9	42	-32768	-32768	0
0	5,15	3	34	-32768	-32768	7,54
0	12,3	6	29	10	31,72	0
0	20,49	9	34	1	55,06	0
0	52,4	6	35	3	-32768	0
0	38,56	6	19	1	7,65	0
0	10,14	4	25	1	15,31	0
0	17,91	6	37	6	18,26	0
15,45	38,41	6	43	1	94,23	0
1,68	24	4	45	16	24,36	0
0	6,39	4	39	1	13,38	5,74
0	20,08	6	24	3	25,89	0
0	33,46	9	27	1	13,57	0
7,87	13,96	4	33	6	15,89	0
0	17,51	6	29	2	20,1	0
0	15,39	5	26	6	17,15	5,03
0	8,6	6	46	1	18,8	0
9,56	8,93	5	43	2	26,77	0
0	8,32	4	43	2	-32768	0
0	18,26	4	39	1	16,23	0
0	9,21	6	34	11	33,03	0
10,79	13,17	6	43	12	25,89	0
0	10,39	15	29	12	28,05	2,73
0	12,91	15	49	3	29,86	0
0	12,24	20	22	2	18,29	0
0	11,56	4	34	0	76,73	0
0	18,6	12	31	3	13,8	0
0	6,53	4	40	1	20,15	0
3,62	28,14	15	27	3	36,84	0,99
0	7,63	15	20	1	17,58	1,95
0	19,52	12	56	-32768	19,2	0
0	14,79	6	31	6	14,86	0
0	20,96	6	44	20	27,95	0
0	34,63	6	56	8	39	0

Anexo 3.1. Dados utilizados no desenvolvimento do modelo (continuação).

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU	SCORES
1	0	1	0	0	-0,38225
1	0	0	0	0	-1,07915
1	0	1	0	0	-1,10450
1	0	1	0	0	-0,01944
1	0	1	0	0	-0,41187
0	0	1	1	1	0,030722
0	0	1	0	1	0,912633
1	0	1	1	0	-0,64382
1	1	1	1	0	-0,43365
0	0	1	0	0	0,417603
1	0	1	1	0	-0,85414
0	0	1	0	0	-0,15219
1	1	1	0	0	-0,72041
1	0	1	1	1	-0,56022
1	0	1	1	0	-0,99375
1	1	0	0	0	-0,45777
1	0	1	1	0	0,111751
1	1	1	0	0	-0,48474
0	1	0	1	0	-32768
1	0	1	-32768	0	-0,97309
1	1	0	1	0	-0,53502
0	1	0	1	0	0,111533
0	0	1	1	0	0,344238
1	0	1	0	0	-1,02951
1	1	0	1	0	-1,11139
1	1	1	1	1	0,162685
1	0	0	0	1	1,202743
1	0	0	1	1	-32768
0	0	0	0	0	0,446242
0	0	0	1	1	0,319100
0	0	1	0	1	2,295244
0	0	1	1	1	-0,02095
0	0	1	0	1	0,657158
0	0	1	1	0	0,939819
1	0	1	1	0	-0,87664
0	0	1	0	0	0,164605
1	0	1	1	0	-0,48809
1	1	1	0	0	-0,87388
1	0	1	0	0	-0,95162
1	0	1	1	0	-0,76175
1	1	0	1	0	-0,09521
1	0	1	0	0	-0,22771
0	0	1	1	0	0,339545
1	0	1	1	0	-1,02337
1	1	0	0	0	-32768
0	0	1	0	0	0,626899

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU	SCORES
0	0	1	1	1	4,188805
1	0	1	0	0	2,531364
1	1	0	0	1	-0,42999
1	0	0	0	1	0,133816
-32768	0	1	0	1	-32768
1	0	1	0	1	-1,16852
1	0	1	0	1	-0,30598
1	0	1	0	1	-0,64485
1	1	0	0	1	-0,82237
0	0	1	1	0	1,172586
0	0	1	0	0	0,625875
1	0	0	1	0	-0,22937
1	1	0	1	0	-0,61679
1	0	0	0	0	-0,64485
1	0	1	1	0	-1,92939
1	1	0	1	0	-32768
1	0	1	0	0	-0,59602
1	0	1	1	0	-0,17641
1	0	1	0	0	-1,34384
0	0	0	0	0	0,234897
1	1	0	1	0	-32768
0	0	1	0	1	0,707647
1	0	1	-32768	1	-32768
0	0	1	0	1	3,589127
0	0	0	0	1	-0,36149
1	0	1	1	1	0,943172
1	0	0	1	0	-0,33193
0	0	1	1	0	-0,00303
0	0	1	0	1	1,119238
1	0	1	0	0	-0,90523
1	0	0	1	0	0,238464
0	0	0	1	0	1,145400
1	1	0	1	0	-1,06154
0	0	1	0	1	-0,02672
1	0	0	0	1	1,332911
0	0	1	0	1	1,508978
0	0	1	0	0	0,836195
1	1	1	0	0	-0,69527
1	0	1	0	0	-0,33236
1	0	0	0	0	-0,74459
-32768	0	1	0	1	-32768
0	0	1	0	1	0,367756
0	0	1	1	1	-0,01690
0	0	1	1	0	0,234469
0	1	1	1	0	0,966639
1	0	1	1	0	0,142009
1	1	1	0	0	-1,29576
1	0	1	0	0	0,039410
1	0	1	1	0	0,006721
1	1	1	0	0	-0,43365
0	1	1	1	0	0,366962
0	1	1	0	0	0,061211
0	0	1	1	0	1,093076
0	1	0	1	0	-1,32409

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BONMAU	SCORES
1	1	1	1	0	-1,13696
1	0	1	1	0	-1,18401
1	0	1	1	0	-1,19524
0	0	1	1	0	-0,10234
0	1	0	1	0	-0,06793
1	1	1	1	0	-1,49913
1	1	0	1	0	-1,31578
0	1	0	1	1	1,519496
0	1	1	0	1	-0,70153
0	0	1	1	1	3,881006
1	0	1	0	1	2,966900
0	0	1	0	1	1,981942
0	0	1	1	1	0,782847
1	0	1	0	0	-0,48911
0	1	0	1	0	0,371701
1	1	0	1	0	-32768
1	0	1	1	0	0,474946
1	1	1	0	0	-0,53728
1	1	1	1	0	-0,90047
1	0	1	1	0	-0,42983
1	0	1	1	0	-32768
0	0	1	1	1	1,252311
0	0	1	1	1	4,111343
1	0	1	0	1	-0,46171
0	1	1	1	0	-0,06178
1	0	0	0	0	-32768
1	0	1	-32768	0	-0,69103
0	1	0	0	1	-32768
1	0	1	0	0	-0,17743
-32768	1	0	0	0	-32768
0	0	1	0	1	0,419055
0	0	1	1	1	4,187781
1	0	0	1	1	1,617621
0	0	1	0	1	0,391869
1	1	0	0	0	-0,63578
1	1	1	1	0	-0,40690
1	1	1	1	0	-0,40894
1	1	0	1	0	-32768
1	1	1	1	1	-0,66480
1	0	1	-32768	0	-0,74950
0	1	0	0	0	0,218825
0	0	0	-32768	0	-32768
1	0	1	-32768	0	-32768
1	1	0	1	0	-1,95220
0	1	0	0	0	0,091088
0	0	1	-32768	0	-32768
1	0	1	-32768	0	-0,61745
1	1	0	1	0	-32768
0	1	1	1	1	0,133170
1	0	1	0	1	0,474304
1	1	0	0	1	-32768
1	1	0	1	1	-1,18783
0	0	0	0	1	4,161619
1	1	0	0	1	-0,97589



SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU	SCORES
1	0	1	-32768	0	-0,28084
0	0	1	-32768	0	-32768
1	0	1	1	0	-0,37956
1	0	1	0	0	-0,46069
0	0	1	0	0	0,028888
1	1	0	0	1	-1,08318
0	0	1	-32768	1	-32768
1	0	1	-32768	0	-32768
1	1	0	0	0	-0,69404
1	0	1	1	1	-0,89827
0	1	0	1	0	-0,20693
1	1	1	1	0	-0,56446
1	1	0	1	0	-1,05314
-32768	0	1	1	0	-32768
1	1	1	0	0	-0,58491
1	0	1	0	0	-0,53918
1	0	0	1	0	-1,05217
-32768	1	0	0	0	-32768
1	0	1	0	0	-0,15272
-32768	1	0	0	0	-32768
-32768	0	0	1	0	-32768
0	1	1	1	0	0,084347
0	0	1	1	1	1,693564
1	0	1	1	0	-0,64630
1	1	0	0	1	-0,66561
-32768	0	1	1	1	-32768
0	0	0	-32768	1	-32768
1	0	1	0	0	-32768
1	1	0	0	0	-32768
-32768	0	1	0	0	-32768
0	1	0	0	0	-0,35673
1	0	1	0	0	-0,04662
1	0	1	0	0	-0,69307
0	0	0	0	1	4,134432
0	0	1	0	1	3,926161
0	0	1	0	1	2,447095
1	1	1	1	0	-1,18578
0	0	1	1	0	0,704575
1	1	1	1	0	-1,05804
0	0	1	0	0	0,234469
1	0	1	-32768	1	-0,30474
1	0	1	0	0	-0,01944
1	0	1	1	0	-0,71762
1	0	1	0	0	-32768
1	0	1	1	0	-0,67122
1	0	1	1	0	-0,38673
1	0	1	0	0	0,159978
0	0	1	0	0	0,710506
1	1	0	0	0	-0,27937
1	1	1	1	0	-0,95485
1	0	1	0	0	-1,25575
1	0	1	0	1	1,018585
1	0	1	0	1	1,046795
0	0	0	0	1	0,861333

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU	SCORES
0	1	0	-32768	1	-32768
1	0	1	1	1	-32768
0	0	1	1	1	-32768
1	0	0	-32768	1	-32768
1	0	1	1	1	-32768
1	0	1	0	0	-0,66896
1	1	1	1	0	-0,27566
1	0	1	1	0	-0,95653
1	1	1	1	1	-1,35295
1	0	1	1	0	-0,04538
0	0	1	1	0	0,495065
0	1	1	0	0	-0,02256
1	0	1	1	0	-32768
1	1	0	0	0	-0,66809
1	0	0	0	1	-32768
0	0	1	0	1	2,211637
1	0	1	1	1	3,385492
1	1	1	-32768	0	-0,40749
1	1	1	1	0	-1,36093
1	1	0	1	1	-0,17473
1	1	0	1	0	-1,31907
1	1	0	1	1	-1,90910
-32768	0	0	1	1	-32768
0	0	1	0	1	0,390417
1	0	1	1	0	-0,69474
1	1	1	1	0	-0,63864
1	1	1	1	0	-0,30284
-32768	0	1	1	0	-32768
1	1	0	1	0	-1,05847
1	1	1	-32768	0	-1,15573
1	1	1	1	1	-1,23972
1	0	0	1	0	-0,48911
0	1	1	0	0	0,220231
1	1	1	1	1	-1,05949
1	1	0	1	0	-1,11037
1	0	0	1	0	-0,40448
1	0	1	1	1	0,239274
0	0	1	1	0	0,300107
1	0	1	1	0	-0,14901
0	0	1	0	0	0,861333
1	0	0	1	0	-0,45804
1	0	1	-32768	0	-1,12780
1	1	1	1	0	-1,35581
1	1	1	0	0	-1,16414
-32768	0	1	1	0	-32768
1	0	1	0	0	-0,07176
1	0	1	1	0	0,059045
1	0	1	0	0	-0,40982
1	1	0	1	0	-1,03188
1	0	1	-32768	0	-0,22259
0	0	1	0	1	-0,20737
0	0	1	0	1	0,003964
0	0	1	0	1	0,502234
0	1	1	0	0	0,837878

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU	SCORES
1	1	0	1	0	-1,13081
1	0	1	1	0	-0,82798
1	0	0	-32768	0	0,316950
1	0	1	0	0	-0,66794
1	1	0	1	0	-1,33191
0	0	0	-32768	0	1,096149
0	0	1	1	0	0,449314
1	0	1	0	0	-1,26454
1	0	0	1	0	-0,09792
0	1	1	0	0	0,553810
1	0	1	0	0	-0,56636
0	0	1	1	0	0,164605
0	0	1	1	1	0,888519
0	0	1	1	0	0,599927
0	1	1	1	0	0,680906
1	0	1	1	0	-0,20236
1	0	1	0	0	-0,12511
1	0	1	1	0	-0,79201
1	1	1	1	0	-1,15347
1	0	1	-32768	1	-32768
0	0	0	0	1	1,381072
1	0	0	1	1	-0,22873
0	1	1	0	1	0,163429
0	1	1	0	1	1,098259
0	0	1	0	1	1,720322
1	0	1	0	1	0,189641
0	0	1	-32768	1	0,030126
1	0	0	0	1	0,657438
-32768	0	1	1	1	-32768
1	0	1	0	1	-0,56329
1	0	1	0	1	1,045771
0	0	1	0	1	0,861333
1	0	0	0	0	-0,04355
0	0	1	1	0	0,503258
0	1	0	0	0	0,714237
1	0	1	1	0	-0,35933
1	0	1	1	0	-0,20133
0	0	1	0	0	1,302372
1	0	1	1	0	0,142009
0	0	0	1	0	-0,39602
1	0	1	1	0	0,085207
0	0	1	1	0	0,600737
1	0	1	1	0	-0,77156
1	1	0	0	0	-0,27668
0	0	1	1	0	0,419651
1	0	1	1	0	-1,06139
0	0	1	1	0	0,102635
0	0	0	0	1	-32768
0	0	1	1	1	0,420676
0	0	1	1	1	2,032218
1	0	1	1	1	-0,24977
0	0	1	1	1	0,938795
0	0	1	0	1	2,654343
0	0	1	1	1	-0,28117

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU	SCORES
0	0	1	0	1	4,135457
1	0	1	1	1	2,915601
1	1	0	-32768	1	-32768
0	0	0	1	1	4,030809
1	0	0	1	0	-32768
1	1	0	1	0	-0,71836
0	1	0	0	0	-0,07160
1	1	0	1	0	-1,26960
0	0	1	1	0	0,731547
1	0	1	0	0	-1,05934
1	1	0	1	0	-1,78853
1	0	0	-32768	0	-32768
1	0	1	1	0	-0,46214
1	0	1	0	0	-0,47806
0	0	1	0	0	0,861333
1	1	0	1	0	-32768
1	0	1	0	0	-0,76973
1	0	1	1	0	-0,48297
1	1	0	1	0	-1,07746
1	0	1	0	0	-0,22728
0	0	0	0	0	-1,14486
0	0	1	1	0	0,914681
1	0	1	1	0	-1,63854
1	0	1	1	0	-0,76072
0	1	1	1	1	0,995874
1	0	1	1	0	0,215803
1	0	1	1	0	-0,75095
1	0	1	0	0	-0,43905
1	0	0	0	1	-32768
0	0	0	1	1	1,953732
0	0	1	1	1	1,459344
0	0	1	0	1	2,128412
1	0	1	0	1	1,462697
0	1	1	0	1	0,502511
0	0	0	1	1	-32768
1	0	0	1	1	-32768
1	0	1	1	0	-0,32988
1	1	0	1	0	-1,26346
0	0	1	0	0	0,676961
0	0	1	-32768	0	-32768
1	0	1	0	0	0,083540
1	0	1	1	0	-0,97924
1	0	0	0	0	-0,62116
1	0	1	-32768	1	-32768
-32768	1	1	0	1	-32768
1	0	1	1	1	-0,77156
1	0	0	1	0	-0,95615
0	0	0	0	0	0,338093
0	1	1	0	0	0,653720
1	1	0	1	0	-1,45658
1	0	1	0	0	-0,40777
1	1	0	1	0	-0,95177
1	1	0	0	0	-1,10913
1	0	1	0	0	-32768

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU	SCORES
0	0	0	0	0	0,703337
1	0	1	1	0	-0,32928
1	1	0	1	0	-1,31907
1	1	0	1	0	-32768
1	0	1	0	0	-0,22323
1	0	1	0	0	-0,28084
1	0	0	1	1	2,367223
0	0	1	0	1	-0,60344
1	0	1	0	1	-0,64506
1	0	1	0	1	-0,50832
1	0	1	-32768	1	-0,37691
1	0	0	0	0	-0,63994
1	0	1	1	0	-0,33031
0	1	0	1	0	-0,09797
1	0	1	1	0	-0,20052
0	1	0	0	0	-0,15358
1	0	1	0	0	-0,51528
1	0	0	0	0	-1,05422
1	0	1	1	0	-0,09792
1	0	1	1	0	0,316950
1	0	1	0	0	0,007745
1	0	0	1	0	-0,64382
1	0	1	0	0	-0,56636
1	1	0	1	0	-0,63028
0	0	0	1	1	4,110319
1	0	1	1	1	-1,18810
0	0	0	1	1	1,822922
1	1	0	0	1	-1,16064
1	0	1	1	1	-0,12408
0	1	1	1	0	0,191639
1	0	1	1	1	-0,12511
-32768	0	1	1	0	-32768
1	0	1	0	0	-0,33112
1	0	1	0	0	-32768
1	0	1	1	0	-1,00476
1	1	0	1	1	-32768
1	0	1	1	1	-0,14922
0	0	0	0	1	0,939819
0	0	1	1	0	0,322387
0	1	1	1	0	0,473276
1	1	0	0	0	-1,07951
1	1	0	1	0	-0,80056
1	0	1	1	0	-0,43555
1	1	1	1	0	-1,78281
1	0	1	0	0	-0,79875
0	0	1	1	0	0,914681
1	0	0	1	0	-0,35852
0	0	1	0	0	0,445813
1	0	1	-32768	0	-0,04662
0	0	0	0	1	0,157435
1	0	0	1	1	-32768
0	0	0	1	1	-32768
0	0	1	0	1	1,821897
0	0	0	1	1	0,601165

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU	SCORES
1	0	1	1	1	0,031859
0	1	0	0	1	0,449376
1	0	0	1	0	-32768
1	1	0	1	0	-0,07008
1	1	0	1	0	-0,66156
1	1	1	1	1	-1,73292
0	1	0	1	1	0,815812
1	0	1	1	0	-0,59090
0	0	0	1	0	0,391441
1	0	0	0	0	-32768
1	1	1	1	0	-1,66442
1	0	1	0	0	0,502132
0	0	1	1	0	0,889543
1	0	1	1	0	-0,51447
1	1	1	-32768	0	-0,86898
1	0	1	-32768	0	-0,59150
1	1	1	1	0	-0,69425
1	0	1	-32768	0	-32768
1	0	0	0	0	-32768
1	0	0	1	0	-0,40265
0	0	1	1	0	1,145400
0	0	1	1	0	0,523275
1	1	1	1	0	-0,30182
1	0	0	-32768	0	-0,43555
1	0	1	1	0	-0,51139
1	1	0	1	0	-0,92971
0	1	1	1	0	-0,81596
1	0	1	0	0	-0,80182
1	0	0	1	0	-0,09587
0	0	1	-32768	0	1,328534
1	1	1	1	0	-1,15757
1	1	1	1	0	-0,58858
1	0	1	0	0	-0,40551
1	0	1	1	0	-0,62116
1	1	0	-32768	0	-1,13674
1	0	0	1	0	-0,93161
1	1	1	0	0	-1,18885
1	0	1	1	0	-0,55860
1	1	0	1	0	-1,20622
1	0	0	0	1	1,184132
1	0	0	1	1	0,887133
0	0	1	1	1	3,435060
1	0	0	1	1	-0,64587
0	0	1	1	1	1,719298
1	0	1	1	1	-0,82798
0	0	1	0	1	2,369633
0	0	1	0	1	2,603043
1	0	0	1	1	-32768
0	0	0	1	1	0,552510
0	1	0	1	0	-0,52655
0	1	0	1	0	-0,53884



Anexo 3.2. Dados utilizados para validação do modelo.

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	6,26	7	22	1	13,47	0
0	5,93	4	43	2	32,77	5,03
0	13,23	4	32	5	94,23	0
0	30,16	9	35	2	16,18	0
0	23,99	6	35	3	16,36	0
0	16,17	5	22	0	12,37	0
0	8,86	4	40	10	30,15	0
0	14	6	39	0	22,94	0
0	6,5	4	54	2	40,48	0
0	14,23	9	41	1	11,85	0
0	22,87	6	40	3	58,25	0
19,12	24,67	4	28	9	24,47	0
0	33,36	4	28	2	164,47	0
0	10,74	6	20	0	13,13	0
4,32	42,07	9	52	-32768	69,46	0
5,74	25,26	5	40	0	49,71	0
0	27,83	6	20	0	21,03	0
4,32	28,24	6	23	2	31,72	2,37
0	31,66	6	41	1	22,87	0
0	12,77	9	56	-32768	14,13	0
0	2,2	4	28	3	18,42	0
0	12,06	4	20	4	7,12	0
0	8,92	4	20	0	19,96	0
0	12,43	4	47	10	152,97	2,87
0	0,06	18	36	14	39,87	0
0	0,01	12	25	2	38,2	3,14
0	13,34	3	67	-32768	0	0
0	0,01	3	19	3	13	0
0	6,32	4	26	0	12,51	0
0	0,03	15	33	2	14,18	0
0	0,02	24	22	1	9,88	1,46
0	0,01	12	19	1	11,82	0
19,12	9,37	4	38	6	9,56	2,1
0	6,46	4	50	7	66,92	0
0	9,69	6	25	1	8,63	0
0	16,08	6	65	10	15,3	0
0	15,71	6	36	0	47,2	10,52
0	3,33	3	28	1	8,26	0
0	16,27	4	29	0	19,12	0
0	13,36	6	48	1	10,79	0
0	9,91	6	29	3	15,3	0
3,35	7,54	9	21	2	10,05	0
2,49	9,56	9	32	10	21,79	0
0	17,79	9	30	6	58,63	0
2,87	13,51	6	23	2	20,75	0
0	17,22	5	42	1	28,68	0
0	0,01	5	22	2	11,05	1,96

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	0,02	12	26	3	18,81	0
2,19	3,2	2	19	3	46,24	0
0	0,02	24	43	-32768	0	0
0	0,02	12	65	3	6,59	0
0	18,05	6	30	1	68,94	7,47
0	0,01	6	27	1	24,09	0
0	9,03	3	35	1	14,56	3,73
4,32	10,31	6	32	9	15,1	0,73
0	20,02	6	35	-32768	0	0
0	8,21	3	67	2	49,26	2,01
0	3,48	4	33	2	11,05	1,01
3,35	7,37	9	30	-32768	0	0
0	4,29	6	26	2	17,77	3,24
0	7,63	6	37	5	114,72	0
0	9,22	8	35	-32768	3,78	0
0	18,25	6	47	6	127,38	13,38
0	8,97	6	46	6	13,65	2,29
0	28,31	6	41	12	21,17	0
0	22,9	6	54	7	16,4	0
0	0,02	12	22	1	19,96	0
3,73	12,06	4	22	1	0	0
0	0,02	10	29	1	20,8	0
0	0,02	12	33	2	10,47	0
0	5,55	4	63	-32768	7,65	0
0	22,79	6	25	0	29,23	0
0	8,21	4	28	0	15,39	0
0	16,81	5	24	1	54,06	0
13,19	38,24	6	35	7	47,8	0
0	20,94	5	65	-32768	5,18	0
0	17,92	4	40	9	83,76	31,83
3,82	3,33	5	47	0	16,34	1,91
0	0,01	2	24	1	102,92	0,09
0	0,03	15	31	4	40,11	7,98
0	14,02	5	21	3	19,14	0
0	19,4	9	40	5	19,42	12,95
0,19	5,55	6	31	1	14,19	0,96
0	6,37	7	31	4	9,96	4,19
0	5,64	6	45	-32768	0	0
0	0,01	8	38	1	14,1	1,61
0	3,17	4	28	2	15,46	4,55
0	25,68	9	58	10	31,07	5,61
0	21,53	6	52	9	22,85	8,63
0	5,43	4	33	6	46,91	0
0	11,56	9	64	20	8,3	0
9,56	45,7	5	45	1	17,4	0
0	28,03	6	35	1	13,9	0
0	15,41	4	29	1	26,3	0
0	4,26	4	24	0	26,41	0
0	27,02	5	24	5	45,32	8,38
0	5,68	9	52	10	23,5	0
0	14,49	3	63	16	100,51	0
0	58,14	7	57	32	35,38	0
0	8,86	6	56	5	10,57	0
0	18,98	3	36	13	35,35	0

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	9,81	6	51	6	10,79	0
23,56	63,6	6	40	3	24,13	0
17,26	34,5	6	58	25	10,79	7,45
0	30,21	4	29	5	70,99	7,65
0	6,25	4	46	10	28,68	0
0	56,73	12	20	7	72,73	0
0	0,03	24	57	-32768	0	0
0	0,03	24	27	8	13,76	0
0	0,02	10	24	0	8,67	0
0	9,81	4	23	1	64,55	6,59
0	4,52	6	27	1	18,29	0
0	3,42	6	27	4	26,77	1,35
4,32	10,79	6	26	5	16,57	0
0	13,17	6	25	3	11,52	0
0	19,68	6	31	6	12,06	0
0	8,04	3	46	3	21,78	0
0	17,04	9	19	1	18,79	0
1,91	32,12	6	33	0	13,92	6,69
21,58	47,25	6	42	10	52,75	17,26
10,63	0,06	9	24	2	35,51	0
0	0,02	12	27	3	13,97	0
1,68	4,77	3	34	4	27,93	8,38
0	9,92	6	41	2	62,57	0
0	51,57	6	31	5	38,84	0
15,3	30,57	6	46	7	26,34	9,56
5,74	18,74	5	35	10	21,71	0
0	7,69	4	54	2	15,08	1,17
0	2,39	4	39	2	6,57	0
0	0,01	12	36	2	9,94	0
0	65,37	8	23	5	40,43	0
0	0,02	20	23	0	13,49	4,73
0	0,01	10	37	2	9,06	1,89
4,32	15,1	6	3	4	19,77	4,53
0	13,18	4	48	-32768	39,01	0
0	58,04	6	25	-32768	64,69	0
0	28,68	5	47	4	19,62	7,65
0	17,97	6	50	3	38,24	0
0	10,55	5	29	-32768	17,08	0
0	11,56	6	74	-32768	8,03	4,19
0	27,83	6	50	0	16,31	0
0	3,81	5	49	7	23,21	0
0	1,89	6	31	-32768	0	0
38,24	64,04	5	21	1	39,81	0
3,82	8,99	6	36	4	11,53	0
19,12	32,31	6	37	4	17,21	0
0	0,02	15	23	1	10,95	0
0	11,74	4	25	1	22,59	0
16,75	33,84	2	75	-32768	22,65	0
0	0	12	23	2	9,42	0
0	8,39	6	38	2	58,4	0
0	0,04	24	35	3	38,89	0
9,71	25,89	6	53	3	28,44	0
0	15,11	5	63	16	57,36	0
0	8,21	5	34	-32768	41,88	13,4

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	13,1	9	36	2	15,1	0
0	16,6	8	33	6	16,25	8
0	0,01	10	42	3	15,74	3,04
0	0,01	6	26	1	12,35	0
0	0,02	15	25	2	33,23	0
0	17,57	5	47	14	27,75	3,35
0	8,54	3	35	2	39,39	0
2,68	11,3	6	24	0	22,94	17,21
0	33,34	9	61	10	25,88	0
0	4,44	9	30	1	9,94	0
0	15,11	5	26	0	10,4	0
0	49,52	9	43	2	60,63	0
1,91	13,68	6	21	0	13,05	0
0	8,21	6	37	2	8,38	0
0	23,21	8	58	36	34,37	0
9,56	51,44	6	59	3	39,9	0
0	33,79	6	41	7	36,11	0
0,84	6,68	5	67	-32768	16,25	0
0	13,08	6	39	13	6,88	0
0	9,71	5	45	10	12,36	0
0	0,01	18	23	5	29,27	9,15
0	12,85	6	31	5	14,52	0
0	0,01	7	27	2	7,52	0
0	0,02	8	47	0	12,73	6,22
0	51,59	6	39	7	19,3	0
0	53,35	4	40	4	50,46	6,88
0	11,22	6	29	3	13,26	0
0	21,81	9	32	18	17,26	0
0	38,82	6	43	1	18,4	0
0	12,31	4	25	0	37,33	0
0	41,57	6	33	4	74,68	0
0	0,02	12	31	6	40,85	5,57
7,32	0,02	24	28	1	17,78	0
0	15,55	6	68	9	26,36	0
0	7,55	6	52	12	9,56	0
0	13,59	5	46	0	11,08	0
0	6,37	3	36	4	10,05	5,03
0,23	9,56	5	21	0	18,16	0
4,32	12,08	6	28	2	13,59	0
0	11,12	6	37	2	47,8	0
0	15,11	6	32	2	9,56	0
0	10,54	4	21	3	35,86	0
14,06	50,26	6	23	2	31,83	23,45
0	7,5	9	43	5	8	2,49
0	6,12	6	60	-32768	55,45	0
3,44	5,12	6	23	1	16,68	0
0	8,41	5	39	3	45,06	0
0	4,19	3	36	1	7,8	0
0	6,16	2	23	-32768	26,93	0
0	0,02	12	26	0	12,83	2,85
0	0,01	6	21	1	16,07	0
0	11,75	6	49	-32768	0	0
0	0,01	15	40	20	10,31	0
2,51	11,38	3	29	6	8,85	2,51

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	0,03	16	25	1	14,32	3,48
0	0	3	45	-32768	7,37	0
0	10,73	4	33	-32768	0	0
0	21,53	6	28	2	97,09	12,95
5,74	31,03	6	19	2	24,86	0
9,71	36,68	6	32	5	42,29	0
0	9,37	9	19	3	25,9	0
0	16,47	6	64	-32768	329,79	0
0	2,1	7	34	-32768	7,75	0
0	10,68	8	30	1	55,41	0
0	14,36	6	31	6	0	0
0	12,81	7	38	8	16,25	0
0	0,01	12	34	3	26,29	0
0	0,02	18	22	4	10,59	0
0	1,93	9	42	-32768	0	0
4,88	28,68	6	18	1	12,91	0
10,79	49,6	6	22	2	55,63	0
34,72	82,03	4	27	4	100,51	0
5,03	34,34	9	29	2	32,27	0
0	11,95	3	36	-32768	0	0
0	0,01	7	21	0	11,46	0
0	5,07	4	42	1	6,35	2,65
0	6,87	6	22	0	10,92	0
0	11,85	5	30	2	17,23	4,78
0	30,38	8	20	1	53,54	0
0	25,88	8	46	8	44,69	0
0	18,56	6	43	1	8,85	0
0	0,07	3	45	3	543,12	51,29
1,91	7,11	4	43	1	21,57	0
0	5,58	4	24	2	12,43	0
6,47	25,68	6	44	10	140,24	0
0	3,86	6	42	1	10,79	0
0	23,52	6	40	3	58,64	0
0	6,53	3	31	10	11,73	0
0	4,54	6	30	2	17,43	0
0	46,39	6	56	4	17,42	1,62
0	20,06	6	45	4	51,3	0
0	22,26	6	26	2	28,02	0
0	11,56	6	22	5	17,96	0
19,12	36,14	6	24	1	20,27	0
8,63	12,73	6	19	1	43,15	3,24
0	7,66	4	20	0	24,25	0
0	14,17	6	29	11	66,78	6,12
0	20,76	5	58	14	83,76	0
0	20,65	5	23	3	11,46	0
5,03	23,45	9	21	5	30,99	0
0	7,86	6	32	11	109,51	0
0	24,96	6	44	6	25,47	0
4,21	0,01	2	26	0	9,05	2,71
2,64	0,01	3	24	2	26,15	0
0	14,34	5	31	-32768	35,07	0
32,36	19,2	6	19	2	11,11	10,36
0	13,38	8	75	2	13,23	0
8,38	19,94	6	26	1	20,13	5,86

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
25,13	13,23	4	39	1	23,45	3,48
0	11,28	4	19	1	24,85	0
0	17,97	5	38	2	14,95	0
0	20,44	8	40	3	8,54	0
7,75	43,15	6	39	-32768	52,98	0
0	38,36	8	40	4	32,08	0
23,56	31,66	6	25	8	23,56	0
9,37	19,12	6	20	1	23,82	3,82
0	25,46	6	33	0	22,56	4,32
0	13,37	6	40	6	70,67	4,71
17,26	29,32	6	39	2	9,06	0
0	15,68	5	48	8	24,81	3,82
0	6,43	9	39	2	8,43	0
0	3,73	9	58	-32768	9,63	0
5,86	9,05	6	32	3	12,08	0
0	25,48	6	40	15	58,53	0
0	29,93	9	33	2	34,52	1,08
0	4,19	2	49	4	70,36	6,7
0	0,01	12	20	1	12,78	0
0	0,03	24	29	3	16,6	0
0	43,57	4	33	4	64,73	16,18
0	0,01	12	23	1	10,6	0
0	0,01	3	28	4	14,78	1,94
0	11,46	4	57	2	11,78	0
0	22,18	6	30	1	15,63	0
0	0,04	15	24	3	13,97	4,3
0	14,91	3	32	6	3,85	8,38
0	0,03	12	32	5	20,67	0
0	8,07	3	26	-32768	0	0
0	0,01	10	50	25	29,27	7,68
5,03	7,86	3	27	2	14,39	0
0	4,19	6	32	0	10,52	0
0	5,58	4	28	8	21,2	8,24
11,87	26,56	6	22	1	25,68	0
0	2,08	6	55	2	23,45	0
0	8,05	6	41	2	9,11	0
0	10,8	6	32	6	27,45	1,91
0	16,64	5	20	1	51,91	7,65
0	19,85	6	58	6	10,59	0
0	16,25	6	26	34	11,47	6,69
0	17,89	6	57	-32768	5,7	0
0	8,86	5	23	3	10,52	0
0	7,92	5	26	1	34,81	1,91
0	9,53	3	30	3	13,51	3,35
0	4,52	3	34	14	27,48	3,82
0	0,02	23	32	5	16,17	0
0	0,06	24	51	2	35,42	4,05
0	0,02	12	40	0	12,7	0
0	0,01	10	25	-32768	10,74	0
0	0	6	19	0	10,48	0
0	16,18	6	19	1	18,46	0
0	0,01	15	23	0	11,1	0
0	0,01	24	24	1	10,4	2,05
0	8,51	3	25	1	21,46	1,57



ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	0	3	43	-32768	4,82	0
0,12	0	2	22	1	12	0
0	6,69	6	36	14	48,9	0
0	53,35	8	44	1	24,86	0
9,56	34,23	6	35	-32768	114,16	0
0	4,41	6	40	11	18,34	0
0	10,01	9	39	15	20,65	3,24
0	20,08	6	42	2	12,05	0
0	13	6	30	1	19,2	1,91
0	45,22	9	20	25	22,94	5,74
0	9,77	9	57	-32768	5,24	0
0	22,38	9	33	3	10,6	7,07
0	30,56	5	57	-32768	6,31	0
0	13,17	6	31	1	22,23	5,89
0	22,08	9	33	3	3,82	0
0	9,94	6	31	-32768	6,8	7,65
0	20,93	6	28	-32768	47,07	0
0	13	9	52	-32768	19,97	0
0	37,69	6	36	9	29,36	4,19
5,74	14,34	6	32	2	9,27	3,9
0	2,62	6	36	1	22,94	6,69
0	14,91	6	41	3	7,65	3,82
0	3,75	6	33	4	23,79	0
0	10,69	6	46	10	22,94	0
5,74	20,08	5	36	13	29,77	0
9,56	16,83	6	24	1	12,46	0
0	0,02	6	25	4	22,81	0
0	4,65	6	31	1	13,1	1,36
0	64,6	6	49	20	28,19	0
0	0,04	22	37	14	31,93	0
0	0,09	22	51	3	58,97	12,15
2,47	17,05	4	33	1	28,64	0
0	0,02	12	36	0	11,97	0
13,48	25,61	8	18	0	11,68	0
0	6,37	4	23	1	17,01	7,65
5,03	16,37	5	28	2	20,14	2,51
0	29,99	6	43	5	28,27	3,53
0,96	15,1	6	56	0	13,38	0
0	7,02	4	37	3	31,54	0
0	21,53	9	52	5	18,06	0
0	14,93	4	39	0	13,64	0
0	0,05	24	27	2	35,07	3,35
0	0,03	24	27	6	11,7	3,06
0	14,92	5	48	7	78,47	0
0	25,97	5	60	-32768	55,45	0
6,47	16,16	9	32	0	10,03	3,24
5,74	10,69	6	20	0	13,38	0
0	11,39	3	32	1	10,89	0
7,61	18,39	6	29	6	57,36	0
0	5,62	4	33	4	18,23	1,05
0	6,41	5	66	7	21,03	0
0	12,05	9	50	0	7,27	2,68
3,82	15,28	6	54	9	34,01	0
0	24,25	6	39	4	27,23	4,32

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
13,4	14,91	6	33	2	24,12	2,68
0	25,81	9	38	8	26,3	0
0	57,34	6	76	3	27,38	0
0	27,83	6	37	4	28,16	0
0	0,04	24	29	-32768	16,68	4,59
0	24,47	6	30	5	42,07	0
0	0,02	24	44	1	9,33	3,77
0	60,06	4	32	3	11,57	0
0	11,56	3	49	10	20,1	0
0	10,52	6	59	8	9,63	0
19,12	22,75	6	32	3	22,03	0
3,35	20,94	6	50	14	31,38	0
0	14,06	6	39	8	13,4	0
0	5,55	6	58	-32768	24,38	0
0	24,96	6	42	1	21,78	0
17,21	29,64	9	41	20	19,12	0
0	7,63	6	30	7	35,09	0
0	32,31	6	39	1	19,16	0
2,16	16,59	6	29	1	16,84	0
10,05	11,56	5	33	4	16,2	0
0	18,82	6	46	5	224,63	0
0	18,53	6	31	1	21,37	8,63
0	0,02	12	41	2	19,95	0
0	0,04	24	22	1	20,43	0
7,26	0,03	17	34	2	23,11	0
0	0,01	2	27	1	11,09	0
0	0,02	24	21	1	12,05	0
8,38	13,89	9	27	1	16,5	5,03
0	20,94	6	31	6	21,51	7,54
8,38	15,91	6	48	2	34,07	0,84
2,69	5,26	3	58	3	15,15	6,7
0	4,34	3	67	-32768	0	0
0	2,85	3	33	1	21,11	0
0	0,06	12	48	30	52,31	11,02
0	0	6	21	-32768	0	0
0	0,01	4	28	5	8,18	2,56
0	14,89	6	22	1	15,77	0
16,75	23,25	6	42	17	78,73	0
0	16,67	4	32	8	64,33	13,4
0	9,68	3	35	1	16,58	0
0	29,45	6	33	20	37,69	7,07
0	23,9	6	33	8	23,38	3,06
0	46,88	9	58	-32768	51,82	9,42
0	8,92	5	59	18	11,73	0
0	13,23	6	53	25	13,44	0
0	10,2	6	34	2	21,95	0
0	11,39	4	31	1	10,05	0
0	12,98	4	37	1	261,41	0
0	0,02	4	38	10	73,17	0
0	4,24	4	20	1	7,4	0
0	8,06	3	23	1	15,54	0
0	23,51	4	37	1	23,85	2,12
0	35,79	6	29	10	71,2	0
0	23,47	6	52	-32768	32,36	0

ENTRADA	LIQUIDO	TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SALARIO	ALUGUEL
0	46,39	9	38	4	37,71	17,26
1,91	12,98	5	31	7	14,63	0
0	12,62	6	62	-32768	23,8	0
0	0,01	24	21	1	6,48	0
0	0,01	5	26	1	14,86	0
0	39,54	9	49	1	15,12	0
0	13,12	9	25	1	22,08	0
0	11,56	5	45	9	21,44	0
0	15,9	6	43	15	77,06	5,03
0	8,54	3	53	13	8,43	0
0	6,95	9	64	-32768	11,69	0
0	16,76	8	34	4	19,42	0
0	9,15	6	36	1	28,68	0
0	45,7	9	42	4	30,73	0
0	6,99	5	38	-32768	27,26	0
0	8,19	4	21	1	18,33	0
5,03	21,44	9	34	11	27,44	10,05
0	33,27	6	27	7	29,74	3,82
0	15,11	6	33	0	43,92	0
25,13	45,23	6	29	6	75,61	0
0	18,61	9	37	-32768	16,91	0
1,91	10,71	4	38	2	19,12	0
0	70,36	6	28	2	67,91	0
0	8,29	9	32	0	13	0
0	9	5	62	-32768	34,87	8,38
0	1,47	6	61	0	14,53	0
0	19,96	6	38	1	18,12	0
0	67,84	6	24	5	28,94	0
0	8,98	6	60	-32768	9,18	0
1,68	5,86	3	38	18	18,28	0
0	18,66	9	27	8	49,71	0
19,12	24,67	9	33	2	21,03	0
0	11,75	6	32	4	15,58	0
0,96	6,73	4	30	1	25,62	0
0	18,25	9	36	1	32,51	0
0	20,08	9	21	0	19,12	2,87
0	18,26	6	60	5	11,61	0
0	19,1	4	30	11	29	0
0	27,83	9	34	1	15,49	0
0	4,31	4	29	4	29,87	0
0	0,04	15	32	6	28,54	2,93
0	66	9	38	2	10,45	0
0	6,02	4	28	1	41,94	2,36
2,85	0,02	20	46	28	17,11	3,56
0	0,05	15	35	1	16,23	0
0	2,7	2	43	-32768	0	0
0	0,04	12	40	-32768	14,14	0
0	0,03	6	21	2	76,85	0
0	97,09	8	30	1	57,66	0

Anexo 3.2. Dados utilizados para validação do modelo  
(continuação).

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU
1	0	1	0	0
1	1	1	0	0
0	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	0	0	1	1
1	0	1	1	1
0	1	0	1	0
1	0	1	1	0
-32768	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
0	0	1	0	1
0	0	1	1	0
1	1	0	-32768	0
1	0	1	1	0
1	1	0	1	0
0	0	1	0	0
0	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	0	0
1	0	1	-32768	0
1	1	0	0	0
1	1	0	1	1
0	0	0	0	1
1	0	1	-32768	1
0	0	1	0	1
0	0	1	1	1
1	0	1	1	1
1	0	0	0	1
0	1	0	1	1
1	0	1	0	0
1	1	0	1	0
1	0	1	0	0
1	0	1	0	1
1	1	1	1	0
1	1	1	0	1
1	0	1	0	0
1	1	0	0	0
1	1	0	0	0
0	1	1	1	0
0	1	0	1	0
0	0	1	0	1
1	1	1	0	1
1	0	1	0	1
0	1	1	1	1
0	0	1	0	1

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU
1	0	0	-32768	1
1	0	1	0	1
0	0	0	0	1
0	0	1	1	1
1	0	1	0	1
1	1	0	0	0
0	0	1	-32768	1
1	1	0	0	0
1	0	0	0	0
1	0	1	-32768	0
1	0	1	0	0
0	0	0	1	0
1	0	0	1	0
1	1	1	0	0
1	0	1	0	0
0	0	1	1	0
1	1	1	1	1
0	0	1	1	1
1	0	1	1	1
0	0	1	1	1
0	0	0	0	1
1	1	0	1	0
0	0	1	1	0
0	0	0	0	0
0	1	1	1	0
1	1	0	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	0	0
1	1	0	0	0
-32768	0	1	0	1
1	0	0	0	1
0	0	1	1	0
1	0	1	0	0
1	0	1	0	0
1	1	1	0	0
1	0	0	-32768	0
0	0	0	0	1
0	0	1	0	1
1	1	0	0	0
1	1	1	1	0
1	1	0	0	0
1	1	0	1	0
1	1	1	0	0
1	0	1	1	0
1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	0	0
0	1	1	0	0
1	1	0	1	0
1	1	1	1	0
1	0	0	1	0
0	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	1	1	1	0
1	0	0	1	0
0	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	1	0	1	0

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU
1	0	0	0	0
0	0	1	0	0
1	1	1	1	0
0	1	0	1	1
1	0	0	-32768	1
0	0	1	1	1
0	0	1	0	1
0	1	0	0	1
0	0	1	1	1
1	1	0	0	1
0	0	1	0	0
1	0	1	1	0
1	0	1	0	0
-32768	1	0	1	0
1	1	1	0	0
1	1	0	0	0
0	0	1	0	0
0	1	1	1	1
0	0	1	-32768	1
1	0	1	0	0
1	1	1	1	0
1	0	1	1	0
-32768	1	1	0	0
1	0	0	1	0
1	1	0	0	0
1	0	1	0	1
1	0	0	1	1
0	0	1	1	1
0	0	0	0	1
1	0	1	0	1
1	0	1	0	0
0	0	1	-32768	1
1	1	0	-32768	0
1	1	1	0	0
1	0	1	1	0
0	0	1	-32768	1
1	1	0	0	0
1	1	0	1	0
1	1	0	1	0
0	1	0	1	0
1	0	1	-32768	1
0	1	0	1	0
1	0	0	1	0
1	0	1	-32768	0
1	0	1	1	1
0	0	0	-32768	1
0	0	0	-32768	1
1	0	1	-32768	1
1	1	0	1	1
0	0	0	0	1
0	1	0	-32768	0
0	0	0	1	0
1	1	0	0	0
1	1	1	-32768	0
1	0	1	-32768	0



SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU
0	0	1	0	1
-32768	0	0	1	1
0	0	1	-32768	1
1	0	1	0	0
1	1	1	1	0
1	1	0	0	0
1	1	0	1	0
1	1	1	1	0
1	1	0	1	0
1	0	0	1	1
1	1	0	0	0
1	0	1	0	0
1	1	0	1	1
0	0	1	1	0
1	0	0	1	0
1	1	0	1	0
1	1	1	0	0
1	0	1	1	0
1	0	0	0	1
0	0	0	1	1
1	0	1	0	1
1	0	0	0	1
1	0	1	1	1
0	0	0	0	0
1	0	1	0	0
1	0	1	1	0
0	0	1	1	0
1	0	1	-32768	0
0	1	1	1	1
0	0	1	0	1
0	0	0	1	1
1	1	0	1	0
-32768	0	1	1	0
1	0	1	-32768	0
1	0	1	0	0
0	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	1	1	1	0
1	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	0	0
1	0	1	0	0
1	0	0	1	0
1	0	1	1	0
0	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	-32768	1
-32768	0	1	0	1
1	0	1	1	1
0	0	1	1	1
1	0	1	1	1
1	0	0	0	1
1	0	0	1	1
1	0	0	-32768	1

SEXO	FRES	FCDM	IMOVEL	BOMMAU
1	0	0	-32768	1
1	1	0	0	0
0	1	1	1	0
1	0	1	1	0
0	0	1	1	1
1	1	0	1	0
1	1	0	1	0
0	0	1	0	0
1	0	1	1	0
1	0	1	-32768	1
1	0	1	-32768	1
-32768	0	1	-32768	1
0	0	0	-32768	0
1	0	1	-32768	0
0	1	1	1	0
0	1	1	0	0
1	1	1	1	1
0	0	1	-32768	1
-32768	0	0	1	1
0	0	1	0	1
0	0	1	1	0
1	1	1	0	0
1	0	1	0	0
1	0	1	1	1
1	0	1	1	0
-32768	1	0	0	1
1	0	1	1	1
1	0	1	0	0
1	1	1	1	0
1	0	1	0	0
1	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	1	1	0	1
1	1	0	0	0
0	1	0	1	0
0	0	1	1	1
1	0	1	1	0
0	0	1	1	0
1	0	1	0	0
0	1	1	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	1	0	1	0
1	0	0	-32768	0
0	0	1	0	1
1	0	0	1	1
0	0	1	1	0
0	0	1	0	0
-32768	1	0	0	0
1	0	1	0	0
1	0	0	0	0
1	0	1	1	0

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU
1	0	1	0	0
1	1	0	1	0
1	0	1	1	0
0	0	0	1	1
1	0	0	1	0
0	0	1	0	0
1	0	1	0	0
1	1	0	0	0
1	0	1	1	0
1	0	1	0	0
1	0	1	1	0
1	0	0	1	0
1	0	1	1	0
1	1	1	1	0
1	1	1	0	0
1	0	0	1	1
0	0	1	0	1
0	0	1	1	1
0	1	1	0	1
0	0	1	0	1
0	0	1	0	1
1	1	0	1	1
0	0	1	1	1
1	0	0	0	1
1	0	1	0	0
1	0	1	1	1
0	0	1	-32768	1
0	0	0	0	1
1	0	0	1	0
1	0	1	1	0
0	0	1	0	1
1	0	0	1	0
1	0	0	1	0
1	0	1	0	0
1	0	0	1	0
1	0	1	0	0
1	1	0	1	1
0	0	1	-32768	0
1	0	1	0	0
1	0	1	0	0
1	0	1	1	1
1	0	0	0	1
1	0	1	1	1
1	0	0	1	1
0	0	1	0	1
1	0	1	0	1
0	0	0	1	1
0	0	1	0	1
1	0	1	0	1
1	0	0	1	1
0	0	0	1	1

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU
0	1	0	1	0
1	0	1	1	1
0	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	0	0
1	0	1	1	0
1	1	0	0	0
1	0	1	0	0
1	1	0	0	0
1	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	1	0
1	1	0	0	0
1	1	0	0	0
1	1	0	0	0
1	0	0	1	1
1	1	0	1	0
0	1	0	0	0
1	0	1	0	0
1	0	0	0	0
1	1	0	0	0
1	1	0	1	0
1	0	1	1	0
1	0	0	1	0
1	0	1	1	0
-32768	0	0	0	1
1	1	1	0	1
1	1	1	1	1
0	0	0	1	1
0	0	1	0	1
0	0	0	1	1
0	0	0	1	1
1	0	1	0	1
1	0	1	0	1
1	0	1	0	0
0	0	0	0	0
1	0	1	0	0
1	1	1	0	0
0	0	0	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	0	1
1	0	0	0	1
0	0	1	0	1
0	0	1	1	1
1	0	0	1	0
1	0	1	0	0
0	1	0	1	0
1	0	0	1	0
1	1	1	1	1
1	0	0	0	0
1	1	0	0	0
1	0	0	0	0
1	0	0	0	0
1	0	0	1	1
1	0	0	0	0
1	0	1	0	0
1	1	0	1	0

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU
1	1	0	1	0
0	0	1	0	1
0	0	1	0	1
1	0	0	1	1
1	0	1	0	1
1	1	1	1	1
1	0	0	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	0	0
0	0	1	1	1
0	0	1	-32768	1
0	0	1	1	1
0	0	0	1	1
0	0	0	1	1
1	0	0	0	0
1	0	1	0	0
0	0	1	0	0
1	0	0	0	0
1	0	1	1	0
1	0	1	0	1
0	0	0	-32768	1
1	0	1	0	1
1	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	1	0	0	0
1	0	1	1	0
1	1	0	0	0
0	0	1	1	1
1	1	0	0	0
1	1	1	1	0
1	0	1	0	0
1	0	1	0	0
1	0	0	1	0
0	0	0	0	1
0	1	0	1	1
1	0	1	1	1
0	0	1	-32768	1
0	0	1	0	1
0	0	1	1	0
1	1	0	1	1
1	0	1	0	0
1	0	1	1	0

SEXO	FRES	FCOM	IMOVEL	BOMMAU
0	0	0	1	0
0	0	1	1	1
0	1	1	0	1
1	0	1	1	0
0	1	0	1	0
0	1	1	1	0
1	0	1	0	0
1	0	0	1	0
1	0	0	1	0
1	0	0	1	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	1
1	0	1	-32768	0
1	0	1	1	0
1	0	1	0	0
0	1	1	0	0
0	0	1	1	0
1	0	1	-32768	0
1	0	1	-32768	0
1	0	1	-32768	0
0	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	0	0	0	0
0	0	0	1	0
1	0	1	1	0
0	1	1	1	0
1	1	0	1	0
1	1	0	1	0
1	0	0	0	0
1	0	1	1	0
1	0	1	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	1	0
1	0	0	0	1
1	0	1	-32768	0
1	0	1	0	1
1	0	1	1	1
0	0	0	1	1
0	0	1	0	1
1	0	1	1	1
0	0	1	0	1
1	0	0	0	1
-32768	0	1	1	1
1	0	1	-32768	1
1	1	0	-32768	1
0	0	0	1	1
0	1	1	1	0



Anexo 3.3. Dados de solicitações não concretizadas.

TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SEXO	FRES	SCORES
6	26	1	1	0	0,097924
2	22	3	1	0	0,771136
9	33	4	1	0	-0,18921
3	48	15	1	0	1,571106
6	19	1	1	1	0,301823
2	20	0	1	0	0,643399
1	22	3	1	0	0,953032
2	31	0	1	0	0,931181
2	39	0	1	0	1,140477
2	46	8	1	0	1,524713
6	28	1	1	0	0,150248
3	29	3	1	0	0,772374
3	24	2	1	0	0,616426
3	46	4	1	1	1,629299
6	44	1	1	0	0,568840
9	31	1	1	0	-0,31695
3	40	1	1	0	1,009880
4	36	8	1	0	0,899301
2	21	1	1	0	0,694698
4	19	1	1	0	0,278582
3	32	1	1	0	0,800584
3	38	11	1	1	1,595967
6	29	0	1	0	0,151273
3	30	0	1	0	0,723123
2	41	0	1	0	1,192801
3	30	6	1	0	0,873949
6	26	12	1	0	0,374440
9	25	1	1	1	-0,08689
8	43	0	1	0	0,153749
6	36	1	1	0	0,359544
3	29	1	1	0	0,722098
5	26	3	1	1	0,717129
2	20	5	1	0	0,769088
1	27	4	1	0	1,108980
2	35	14	1	0	1,387758
6	26	2	1	0	0,123062
1	39	2	1	0	1,372648
6	21	1	1	0	-0,03288
2	43	6	1	0	1,395951
6	25	1	1	1	0,458795
6	45	2	1	0	0,620140
3	30	4	1	0	0,823674
6	20	0	1	0	-0,08418
9	40	3	0	0	-0,93815
2	26	1	0	0	-0,08142
5	25	2	0	0	-0,62813

TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SEXO	FRES	SCORES
9	29	3	0	0	-1,22593
6	47	8	0	0	-0,08364
4	20	1	0	1	-0,21515
6	21	1	0	0	-0,93982
6	38	1	0	0	-0,49506
6	23	1	0	0	-0,88749
6	49	3	0	0	-0,15700
6	30	1	0	0	-0,70436
4	34	9	0	1	0,352212
2	25	0	0	0	-0,13272
9	25	0	0	0	-1,40599
2	33	1	0	0	0,101706
3	31	5	0	0	-0,03196
6	44	3	0	0	-0,28781
2	33	10	0	0	0,327947
2	23	0	0	0	-0,18505
6	23	0	0	0	-0,91263
2	18	1	0	0	-0,29072
2	25	2	0	0	-0,08245
2	36	0	0	0	0,155055
2	35	16	0	0	0,531097
6	40	6	0	0	-0,31705
2	40	1	0	0	0,284840
4	20	1	0	0	-0,60219
2	22	2	0	0	-0,16093
7	47	0	0	0	-0,46664
4	25	1	0	0	-0,47138
3	27	0	0	0	-0,26229
3	23	1	0	0	-0,34180
3	27	0	0	0	-0,26229
9	22	2	0	1	-1,04717
9	26	1	0	0	-1,35469
6	31	1	0	1	-0,29116
2	20	1	0	0	-0,23839
9	26	1	0	0	-1,35469
5	24	0	0	0	-0,70457
9	37	2	0	0	-1,04177
2	31	0	0	0	0,024245
2	26	0	0	0	-0,10656
6	19	1	0	0	-0,99214
3	37	1	0	0	0,024458
2	38	5	0	0	0,333068
2	30	1	0	0	0,023220
3	28	1	0	0	-0,21099
6	22	3	0	0	-0,86338
8	28	3	0	0	-1,07020
4	28	0	0	0	-0,41803
3	21	1	0	0	-0,39413
5	38	0	0	0	-0,33830
2	19	0	0	0	-0,28969
6	19	1	0	0	-0,99214
9	0	1	0	1	-1,64787
2	33	0	0	0	0,076569
5	0	0	0	0	-1,33246

TOTPREST	IDADE	TEMPOTRAB	SEXO	FRES	SCORES
6	25	1	0	1	-0,44814
3	27	7	0	0	-0,08633
3	21	1	0	0	-0,39413
4	23	2	0	0	-0,49856
5	22	0	0	0	-0,75690
4	33	0	0	0	-0,28722
2	31	3	0	0	0,099658
3	29	0	0	0	-0,20997
6	27	3	0	0	-0,73257
2	19	0	0	0	-0,28969
3	33	1	0	0	-0,08018
8	45	0	0	0	-0,70086
4	39	4	0	0	-0,02969
2	26	2	0	1	0,330743
2	27	0	0	0	-0,08040
4	20	2	0	0	-0,57705
6	36	0	0	1	-0,18549
6	32	3	0	0	-0,60176
6	20	1	0	0	-0,96598
3	18	2	0	1	-0,06044
3	32	1	0	0	-0,10635