

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

**MODELO MULTICRITÉRIO DE APOIO À TOMADA
DE DECISÃO NO PARCELAMENTO DE DÉBITOS**

Dissertação submetida à
Universidade Federal de Santa
Catarina para a obtenção do Grau
de Mestre em Engenharia de
Produção.

Francisco Estevam Martins de Oliveira
Orientador: Prof. Robert Wayne Samohyl, Phd
Florianópolis, agosto de 2001

Francisco Estevam Martins de Oliveira

**MODELO MULTICRITÉRIO DE APOIO À TOMADA
DE DECISÃO NO PARCELAMENTO DE DÉBITOS**

Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de "**Mestre em Engenharia**", Especialidade em Engenharia de Produção e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção.

Prof. Ricardo Miranda Barcia, Ph.D.
Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Prof. Robert Wayne Samohyl, Phd.
Orientador

Prof. Pedro Alberto Barbetta , Dr.
Membro

Prof. Willy Arno Sommer, Dr.
Membro

A Eliete Martins de Oliveira e
Estevam Moacir de Oliveira (*in memoriam*).
meus pais.
Com todo amor e admiração.

DEDICO

Agradecimentos

A Deus, pelo dom da vida.

À minha família, especialmente aos meus pais – Estevam Moacir de Oliveira (*in memorian*) e Eliete Martins de Oliveira, pelo amor, carinho e compreensão dedicados desde o princípio da minha vida.

Ao Prof. Dr. Robert Wayne Samohyl, não somente pela sua valiosa e indispensável orientação durante a execução deste trabalho, como também pela sua simplicidade e personalidade que me deram uma grande lição de vida.

Aos membros da banca examinadora, professores doutores Willy Arno Sommer e Pedro Alberto Barbeta, pelos comentários e valiosas sugestões em todas as etapas deste estudo.

À Universidade de Fortaleza – UNIFOR, em particular ao Centro de Ciências Administrativas, pela oportunidade concedida e por ter oferecido um ambiente de debate e troca de experiências.

À Universidade Federal de Santa Catarina pela oportunidade que me foi oferecida

A todos professores do Curso de Mestrado em Engenharia de Produção que sempre se dedicaram com muito zelo no mister de transmitir o saber.

Ao professor Paulo Regis de Oliveira Assumpção, pela amizade, estímulo e apoio sempre presente.

Ao estatístico da Federação do Comércio do Estado de São Paulo Flavio Ferreira Leite, pelas críticas e sugestões pertinentes em alguns pontos desse trabalho.

Aos colegas do curso, pela amizade e convivência.

A todas aquelas pessoas que, direta ou indiretamente, contribuíram de alguma forma para a realização deste trabalho, o nosso mais sincero agradecimento.

*O homem racional adapta-se ao mundo;
o irracional tenta adaptar o mundo a si.
Portanto, o progresso depende do homem irracional.*

*George Bernard Shaw
(1856-1950)*

Resumo

O aumento da complexidade do ambiente interno das empresas modernas e as crescentes dificuldades às quais são submetidas por diversos agentes que compõe seu macro ambiente, têm levado seus administradores a decisões cada vez mais difíceis de tomar, uma vez que seus resultados tendem a permanecer incertos e suas conseqüências cada vez mais importantes.

Como forma de tentar reduzir os riscos envolvidos na tomada dessas decisões e diminuir a tensão gerada naqueles que as assumem, os pesquisadores têm sistematicamente buscado a aplicação de novas técnicas de análise e o emprego de tecnologias mais recentemente disponíveis no processo decisório das empresas. Nesse contexto, merece destaque especial a necessidade de incrementar a eficiência das Organizações Públicas e otimizar os procedimentos executados por todos aqueles responsáveis pela sua administração, entre os quais pode-se destacar o processo de arrecadação de tributos estaduais.

Uma das principais dificuldades verificadas nesse processo se refere à viabilização do pagamento de impostos, concedido pelo Governo aos contribuintes que não possuem condições de pagar os valores dos tributos devidos em determinado período em uma única parcela, dentro do prazo definido.

Esse tipo de concessão de crédito tem sido afetado pelas dificuldades econômicas das empresas brasileiras que passam a não pagar de forma correta as parcelas devidas. Essa inadimplência torna mais árduo o processo de tomada de decisão dessas organizações, que se apresenta cada vez mais importante na definição da agilidade e do sucesso das empresas, especialmente no que se refere à identificação de quais parcelamentos devem ser concedidos.

Dessa forma, esta pesquisa buscou a determinação de um modelo discriminante capaz de identificar, com algum nível de precisão, quais os prováveis bons e maus pagadores entre aqueles que requerem esse tipo de parcelamento.

Entre os métodos e ferramentas capazes de auxiliar esse processo, merecem destaque os Sistemas de Apoio à Decisão e a Análise Discriminante, que tornaram possível os resultados obtidos através dessa pesquisa.

Abstract

The increasing complexity of modern companies internal environment and the increasing difficulties to which they are submitted by several agents that compose the macro environment has forced its administrators to make decisions that are more and more difficult at the sometime, results are more uncertain but consequences more and more important.

As a way to reduce the risks involved in this decision making process and to alleviate the pressure created on those that make them, researchers have looked systematically to applying new techniques of analysis and to using more recent technologies available to the companies decision making process. In this way, the need to increment the efficiency the Public Organizations as well as to optimize the procedures executed by everyone responsible for its administration, especially the process of state tax collection merits special attention.

One of the main difficulties found in this process refers to the viability of tax payments, concessions by the Government to contributors who cannot afford to pay the total tax bill in a specific time and in one portion, within a defined term. This type of credit concession has been affected by economic difficulties of Brazilian companies who have difficulties in paying taxes on time. This inability of payment makes the decision making process of these companies more arduous, which shows up as more and more important in defining the companies success, specially regarding the identification of a suitable payment plan.

In this way, this research is aimed at determining a discriminating model capable of identifying, with precision the probability of complexes to pay taxed that have been portioned out into the future.

Within the methods and tools capable of analysing this process, the Decision Making Support Systems and Discriminant Analysis deserve to be highlighted, as they make possible the results found on this research.

Sumário

Capítulo I – Introdução	1
I.1 – Considerações Iniciais	1
I.2 – O Problema	3
I.3 – Justificativa	4
I.4 – Objetivos	4
I.4.1 – Objetivo Geral.....	4
I.4.2 – Objetivos Específicos.....	4
I.5 – Resultados Esperados	4
I.6 – Limitações do Trabalho	5
I.7 – Estrutura do Trabalho	5
Capítulo II – Revisão de Literatura.....	6
II.1 – A Administração Pública e o ICMS	6
II.1.1 – Caracterização do ICMS	7
II.1.2 – O Parcelamento de Débitos.....	9
II.1.3 – Sistemas de Apoio à Decisão.....	10
Capítulo III – A Análise Discriminante e de Classificação.....	12
III.1 – Introdução	12
III.2 – Objetivos da função discriminante: análise e classificação	14
III.3 – Estimção: o método de Fisher para dois grupos	15
III.4 – Representação gráfica dos coeficientes da função discriminante	16
III.5 – Critério de classificação de Fisher para dois grupos	17
III.6 – Matriz de classificação	18
III.7 – Considerações Finais.....	19
Capítulo IV – Aplicação do Modelo	21
IV.1 – Delineamento da Amostra.....	21
IV.2 – A Determinação do Modelo Discriminante	21
IV.3 – A Classificação dos Parcelamentos	21
IV.4 – Análise dos Resultados	22
IV.4.1 – Faturamento Médio.....	23
IV.4.2 – Estoque de Documentos.....	24
IV.4.3 – Capacidade de Pagamento	26
IV.4.4 – Atividade Econômica	28
IV.4.5 – Porte	29
IV.4.6 – Extensão.....	30
IV.4.7 – Obrigações Acessórias	32
IV.4.8 – Número de Parcelamento	34
IV.4.9 – Núcleo Regional	35
IV.4.10 – Débitos Inscritos.....	37
IV.5 – A Função Discriminante Obtida	38
IV.6 – Caso Prático Utilizando a Função Discriminante Obtida	41
Capítulo V – Conclusões e Sugestões	43
V.1 – Conclusões	43
V.2 – Sugestões	44
Capítulo VI – Anexo	45

VI.1. Análise Estatística	45
VI.1.1 – Faturamento	45
VI.1.2 – Estoque de Documentos	45
VI.1.3 – Capacidade de Pagamento	46
VI.1.4 – Atividade Econômica	47
VI.1.5 – Porte	48
VI.1.6 – Extensão	48
VI.1.7 – Obrigações Acessórias	49
VI.1.8 – Número de Parcelamento	50
VI.1.9 – Núcleo Regional	51
VI.1.10 – Débitos Inscritos	52
VI.2 – Resultados do Modelo Multivariado	53
Capítulo VII – Fontes Bibliográficas	62
VII.1 – Referências Bibliográficas	62
VII.2 – Bibliografia	62

Lista de Quadros

Quadro III.1 – Matriz de Classificação.....	19
Quadro IV.1 – Faturamento	23
Quadro IV.2 – Estoque de Documentos.....	25
Quadro IV.3 – Capacidade de Pagamento	26
Quadro IV.4 – Atividade Econômica	28
Quadro IV.5 – Porte	29
Quadro IV.6 – Extensão.....	31
Quadro IV.7 – Obrigações Acessórias	32
Quadro IV.8 – Número de Parcelamento	34
Quadro IV.9 – Núcleo Regional.....	36
Quadro IV.10 – Débitos Inscritos.....	37
Quadro IV.11 – Coeficientes das Funções de Fischer	39
Quadro IV.12 – Enquadramento dos Bons Pagamentos	39
Quadro IV.13 – Enquadramento dos Maus Pagamentos.....	40
Quadro IV.14 – Perfil do Contribuinte Hipotético.....	41

Lista de Figuras

Figura III.1 – Classificação de Novos Indivíduos	13
Figura III.2 – Posição Relativa dos Grupos	16
Figura IV.1 – Faturamento dos Bons Pagadores	24
Figura IV.2 – Faturamento dos Maus Pagadores.....	24
Figura IV.3 – Estoque de Documentos dos Bons Pagadores	25
Figura IV.4 – Estoque de Documentos dos Maus Pagadores.....	26
Figura IV.5 – Capacidade de Pagamento dos Bons Pagadores.....	27
Figura IV.6 – Capacidade de Pagamento dos Maus Pagadores	27
Figura IV.7 – Atividade Econômica dos Bons Pagadores.....	28
Figura IV.8 – Atividade Econômica dos Maus Pagadores	29
Figura IV.9 – Porte dos Bons Pagadores.....	30
Figura IV.10 – Porte dos Maus Pagadores.....	30
Figura IV.11 – Extensão dos Bons Pagadores	31
Figura IV.12 – Extensão dos Maus Pagadores.....	31
Figura IV.13 – Extensão Média – Obrigações Acessórias dos Bons Pagadores.....	33
Figura IV.14 – Obrigações Acessórias dos Maus Pagadores	33
Figura IV.15 – Número de Parcelamento dos Bons Pagadores	35
Figura IV.16 – Número de Parcelamento dos Maus Pagadores.....	35
Figura IV.17 – Núcleo Regional dos Bons Pagadores	36
Figura IV.18 – Núcleo Regional dos Maus Pagadores.....	36
Figura IV.19 – Débitos Inscritos dos Bons Pagadores	38
Figura IV.20 – Débitos Inscritos dos Maus Pagadores.....	38
Figura IV.21 – Enquadramento dos Bons Pagamentos	40
Figura IV.22 – Enquadramento dos Maus Pagamentos	40

Capítulo I – Introdução

I.1 – Considerações Iniciais

Ao se fazer uma rápida apreciação das duas últimas décadas percebe-se um conjunto de transformações que modificaram sensivelmente a forma de organização das empresas, as relações de trabalho, as relações internacionais e comerciais entre países, aspectos de produção e reprodução da cultura, entre outros.

O referido processo tem gerado uma situação de extrema competitividade no mercado mundial e, ao mesmo tempo, provocado uma maior interdependência entre os países. Presencia-se um volume crescente no fluxo de mercadorias, serviços e idéias, que reflete o desenvolvimento contínuo da tecnologia e a sua expansão para o cenário político-econômico transnacional. Nesse sentido e diante das constantes inovações, a informação e a atenção à novidade técnica e não mais ao capital, transformou-se na melhor estratégia a quem objetiva o procedimento “ideal”. Desse modo, o controle e o acesso à informação ganharam destaque enquanto norteadores da ação organizacional.

Nesse cenário, nota-se que as modernas administrações, sejam públicas ou privadas, têm se esforçado para criar, desenvolver e aplicar novos modelos gerenciais, centrados na obtenção quantitativa e qualitativa de informações que otimizam a tomada de decisões. O sistema mais utilizado e que tem apresentado os melhores resultados na busca para se obter dados dessa natureza é o do gerenciamento de informação em intrínseca relação com recursos de informática.

Os recursos disponíveis na área de informática, através de *softwares* e *hardwares* atualmente disponíveis, podem auxiliar sobremaneira a tomada de decisões. Oliveira (1992) alerta que esses recursos devem ser vistos sempre como parte interagentes e interdependentes, o que exige grande cuidado sempre que for promovida alguma mudança capaz de influenciar os mesmos.

Especificamente e com a finalidade de assegurar um processo decisório nas organizações que minimize os erros, as inovações tecnológicas e sua concomitante instalação podem estar direcionadas para o incremento dos Sistemas de Apoio à Decisão (SAD). Já é possível encontrar literatura que recomende o uso desse tipo de sistemas. Binder (1994), por exemplo, defende o uso dos SAD afirmando que são sistemas mais complexos que permitem total acesso à base de dados corporativos, modelagem de problemas, simulações e possuem uma interface amigável. O objetivo desses sistemas é

criar uma situação favorável aos executivos (em todas as fases) diante do procedimento da tomada de decisão e, nesta perspectiva, elevar as expectativas de sucesso, devido a uma avaliação mais definida e criteriosa dos riscos implicados.

Importante acrescentar, que o uso e aplicação da tecnologia pode ocorrer não necessariamente de forma única, tendo em vista que as organizações possuem características incomuns e administram as técnicas de informática de forma diferenciada. Corroborando esse pensamento, Silva (1994, p.162) esclarece que “os modelos de administração da informática nas empresas podem variar, principalmente em razão da natureza da empresa e do grau de relevância estratégica da tecnologia para a realização dos negócios.”

No caso particular das Organizações Públicas voltadas para a arrecadação de tributos estaduais, é verificada a necessidade de reduzir as perdas atualmente impostas ao Estado por força de erros cometidos durante o processo decisório provocados pela inexistência de critérios suficientemente rígidos e rigorosos para a concessão de benefícios a seus contribuintes. Sobre o assunto, Bekman (1993, p.1) assim se expressa “frequentemente sentimo-nos mal ao tomar decisões dessa natureza e, após toma-las, passamos a aguardar angustiosamente seus resultados.” Assim, a aplicação de novos procedimentos de análise e tecnologias por parte dos administradores visa atenuar a insegurança e a tensão presentes no processo decisório.

Por se vincular à maior fonte de receita própria dos estados brasileiros, merece atenção especial a concessão de parcelamento de débitos aos contribuintes do Imposto Sobre Operações Relativas à Circulação de Mercadorias e Prestação de Serviços Interestaduais e Intermunicipais de Transportes e Comunicação – ICMS. Esse imposto possui uma legislação por demais complexa, exigindo bastante formalidade por parte daqueles que promovem a circulação de bens e serviços.

Partindo desse pressuposto, procurou-se propor uma metodologia para auxiliar as Secretarias de Fazenda a decidirem sobre a concessão ou a negação de um pedido de parcelamento de ICMS efetuado pelas empresas que solicitam o benefício. Ademais, constitui-se num conjunto de princípios orientadores para a criação de um SAD, voltado para essa finalidade específica.

Será dentro desse contexto que se pretende discutir um modelo de análise discriminante referente aos contribuintes do ICMS que optam pelo parcelamento de débitos junto ao Fisco Estadual, com o objetivo de gerar informações precisas relativas a

expectativa de cumprimento de obrigações a serem realizadas, criando, dessa forma, um critério de classificação que identifique os possíveis maus e bons pagadores.

I.2 – O Problema

Tem-se observado que o crescente número de pedidos para parcelamento de débitos traz, não apenas desconforto para os órgãos arrecadadores, mas produz uma situação de total desequilíbrio nas contas dos estados, comprometidas, invariavelmente, por problemas de fluxo de entrada de recursos financeiros nos cofres públicos.

Acrescente-se, ao fato das questões suscitadas por ocasião do parcelamento de débitos, a exposição constante a que está submetida as instituições públicas de responsabilidade fiscal aos maus pagadores, que costumeiramente recorrem ao referido mecanismo de parcelamento com a finalidade de restabelecer provisoriamente sua situação fiscal, tornando a cometer novas irregularidades, tão cedo seja concedido o pedido de parcelamento e efetuado a cobertura da primeira cota (pois a regulamentação da situação fiscal e o pagamento de cotas em dia, reabilita o beneficiário do parcelamento a participar de concorrências públicas). Tal procedimento resulta, portanto, em prejuízos à administração pública e causa concorrência desleal com as demais empresas.

A implementação de novos métodos, com vistas à realização de operações envolvendo crédito e refinanciamento, faz-se necessária e imprescindível, devendo ser esses capazes de provocar uma redução significativa nas ações que descaracterizam o fluxo natural de receitas. O equilíbrio do sistema deve ser alcançado mediante a definição de mecanismos razoáveis e rigorosamente experimentados, que possibilitem a distribuição descentralizada das atividades contidas e consideradas indispensáveis. Como salienta Kanitz (1976, p.3), “um modelo de administração descentralizada e mais aberta, além de valorizar os elementos humanos da organização, aumenta a proximidade da empresa com os problemas existentes e facilita a implementação de suas soluções.”

Portanto, faz-se mister que os Estados, que buscam eficiência nos serviços prestados e procuram exercer melhor o controle na concessão de crédito, reavaliem seus métodos de análise. As modificações devem ser realizadas de modo a tornar os métodos e técnicas simples, ágeis e confiáveis, como também atender as condições de segurança, rapidez e exatidão, fundamentais para se atingir os objetivos esperados. Desse modo, estudar o comportamento dos múltiplos aspectos que cercam o parcelamento de débitos, pode trazer conhecimentos importantes para auxiliar na reestruturação dos modelos de

análises, tornando-os menos complexos e burocratizados e minorando os riscos de interrupção ou irregularidade no processo.

I.3 – Justificativa

Apesar de alguns critérios terem sido desenvolvidos para a avaliação do parcelamento de débitos, ainda inexistem um modelo adequado para autorizar ou negar um pedido de parcelamento de débitos, originários do ICMS, tornando os julgamentos de caráter, quase sempre, subjetivos. Esses julgamentos, muitas vezes, fazem com que o Fisco estadual se exponha fortemente aos maus pagadores, que continuam a recorrer a esse benefício como forma de regularizar parcialmente sua situação fiscal, voltando a incorrer em novos atrasos em curto espaço de tempo, trazendo novamente problemas para o fluxo de caixa estadual.

I.4 – Objetivos

I.4.1 – Objetivo Geral

Determinar um modelo multivariado que discrimine os contribuintes do ICMS requerentes de parcelamento de débitos, identificando os prováveis grupos de bons e maus pagadores.

I.4.2 – Objetivos Específicos

Identificar o conjunto de variáveis que possam caracterizar os prováveis grupos de bons e maus pagadores.

Estudar os diversos meios de identificação dos prováveis grupos de bons e maus pagadores.

Determinar funções discriminantes que possam identificar os prováveis grupos de bons e maus pagadores.

I.5 – Resultados Esperados

Espera-se que o resultado desse trabalho possa contribuir para a simplificação dos procedimentos operacionais do Fisco Estadual, permitindo a gestão mais eficiente do

processo de arrecadação, através dos riscos de variação do fluxo financeiro esperado a partir do parcelamento de débitos de ICMS – provocada pelos contribuintes que se tornam inadimplentes quanto a esse recolhimento.

I.6 – Limitações do Trabalho

As principais limitações deste trabalho são as seguintes:

- ?? A metodologia foi aplicada com base em apenas valores de um único exercício fiscal.
- ?? Devido a limitação de tempo não foi possível utilizar uma segunda metodologia estatística para servir de base comparativa.

I.7 – Estrutura do Trabalho

O presente trabalho está estruturado da forma que se segue:

Capítulo I - apresenta as justificativas para realização do trabalho, a problemática a ser estudada, o objetivo geral e específicos a serem atingidos e as limitações na operacionalização do trabalho.

Capítulo II – traça um paralelo Administração Pública e o ICMS, caracteriza o ICMS e fala sobre os sistemas de apoio à decisão.

Capítulo III - expõe os conceitos da análise discriminante e de classificação que serve de referencial para o desenvolvimento do trabalho.

Capítulo IV - aplicação prática da metodologia escolhida, relatando passo a passo a sua aplicação.

Capítulo V - conclusões sobre a aplicação da metodologia, apresentando as considerações sobre o desenvolvimento e aplicação da mesma, incluindo-se ainda, recomendações com vistas a trabalhos futuros.

Capítulo VI – apresenta os resultados obtidos através do pacote estatístico SPSS - Statistical Package for the Social Scienses.

Capítulo VII – apresenta as referências bibliográficas e a bibliografia que deu suporte ao trabalho.

Capítulo II – Revisão de Literatura

II.1 – A Administração Pública e o ICMS

A melhoria da qualidade dos serviços prestados pelas administrações públicas aos cidadãos brasileiros como educação, saúde, habitação e saneamento básico é uma questão a ser enfrentada pelos governos e implica, em contrapartida, a melhoria no sistema de arrecadação de recursos financeiros.

Há que se dar ênfase, nesse processo, ao funcionamento dos respectivos órgãos governamentais incumbidos da coleta de tributos e do controle das despesas dos governos, especialmente aos modelos de gestão aí praticados, uma vez que compete a esses setores gerenciar de forma otimizada a soma dos recursos disponíveis.

A esse despeito, não obstante compor sistemática especialmente implementada para assegurar o recebimento de impostos, a autorização para recolhimento parcelado de débitos do ICMS (Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços) tem ocasionado, por vezes, dificuldades operacionais aos organismos responsáveis pela tarefa de recolher e fiscalizar os valores devidos pelo contribuinte. A quebra do fluxo de entrada de recursos nas contas do Tesouro Estadual, provocada por contribuintes que não cumprem com os prazos estipulados para o pagamento de parcelas vincendas do ICMS (acordadas junto à administração fiscal) ou por aqueles que simplesmente abandonam de vez as obrigações fiscais, gera, além de prejuízos nominais, um aumento de custos cominados ao Estado quando este tenta reaver tais receitas.

Nesse contexto, voltam-se as atenções para a compreensão da lógica que rege a burocracia fiscal, cuja finalidade é, por um lado, reduzir custos operacionais e, por outro, garantir a efetivação dos créditos tributários, adotando medidas de combate à inadimplência. Assim sendo, a necessidade de reduzir custos operacionais e assegurar a arrecadação dos tributos, pela redução da inadimplência dos contribuintes, revelou a necessidade de alterações nos mecanismos e técnicas de controle aplicados na análise de um pedido de concessão de parcelamento, bem como a alteração dos referentes procedimentos.

No conjunto das modernas ferramentas quantitativas multivariadas disponíveis, considera-se a análise discriminante como a que melhor se aplica ao problema em questão, pois, uma vez reorganizados os processos de controle de parcelamento, poderá contribuir para maximizar o sistema de arrecadação dos tributos devidos.

Para um entendimento mais adequado do termo “tributo”, observe-se a definição que lhe confere Borges (1995, p.17): “Tributo é toda prestação pecuniária compulsória, em moeda ou cujo valor nela se possa exprimir, que não constitua sanção de ato ilícito, instituída em lei e cobrada mediante atividade administrativa plenamente vinculada”.

É fato corrente, tanto na literatura acadêmica quanto no cotidiano do brasileiro, a situação de defasagem das organizações públicas em relação a diversas organizações privadas do país (discrepância ainda mais expressiva em referência a outros países). O sistema administrativo desses organismos encontra-se em processo de transição entre a chamada “era da qualidade”, iniciada em meados da década de setenta, e a “era da competitividade”, estabelecida a partir da última década. A administração pública em geral, especificamente a fiscal, experimenta novos mecanismos de gerenciamento, dos quais espera a viabilidade de ações eficientes e eficazes, objetivando gerar condições favoráveis a que o Estado desenvolva melhor sua função.

No sistema de arrecadação Estadual, o ICMS representa a maior parcela na soma dos valores arrecadados. Assim sendo, deve-se ressaltar as nuances implicadas no recolhimento desse imposto. O processo segue um fluxo variável, pois nem sempre os fatos que o geram comportam-se regularmente, como também nem sempre os contribuintes admitem condições de efetuar o pagamento em dia (ou simplesmente podem não desejar fazê-lo).

Há que se considerar, ainda, que a evolução dos modelos de controle das atividades da administração pública brasileira não se deu em velocidade compatível, apesar do advento da informatização e dos ajustes ocorridos nas décadas de 80 e 90, em que se deu desenvolvimento acelerado de métodos estatísticos e tecnológicos. Tal descompasso no sistema traz transtornos ao mecanismo interno do próprio sistema e, indo mais além, atinge o tecido social, oportunizando atos criminosos, de corrupção, mediante a utilização das estruturas física e institucional do Estado.

II.1.1 – Caracterização do ICMS

O filósofo e sociólogo alemão Jürgen Habermas (1984, p.12) caracteriza o Estado moderno como sendo “essencialmente um Estado de impostos - a administração financeira é o cerne de sua administração”. À exceção dos Estados Socialistas criados após a segunda grande Guerra Mundial que levaram ao extremo a apropriação privada de bens e serviços públicos, todos os outros Estados existentes garantem sua sobrevivência através da

cobrança de receitas à sociedade. Nas democracias cabe ao poder legislativo a atribuição de responsabilidades e de competências, relativas à taxaço de impostos e recolhimento dos mesmos, destinadas à União, Estados e Municípios.

Dessa forma, pode-se verificar que o ICMS (antigo ICM - Imposto sobre Circulaço de Mercadorias), conforme estabelecido no Art. 155, inciso I, alínea b, da constituio Federal do Brasil, é de competência exclusiva dos Estados e do Distrito Federal. Reza ele que: “Art. 155. Compete aos Estados e ao Distrito Federal instituir impostos sobre:

I – Operaçoes relativas à circulaço de mercadorias e sobre prestaçoes de serviços de transporte interestadual e intermunicipal e de comunicaço, ainda que as operaçoes e as prestaçoes se iniciem no exterior”.

Nessa perspectiva, a incidência de tributaço sobre a circulaço de mercadorias assume um caráter geral, uma vez que todos os objetos apresentam forte inclinaço para entrarem em relaçoes de troca capitalistas, podendo, então, produzir um montante considerável de receitas. Ademais, verifica-se que o ICMS por englobar o setor de serviços (segmento que mais cresce no sistema econômico atual) amplia consideravelmente sua base de atuaço, portanto, torna-se bem mais complexo que o seu antecessor ICM, inclusive, passando a tributar mercadorias nunca antes sujeitas à tributaço e, em alguns casos, assimilando impostos federais, tais como, o Imposto Único sobre a Circulaço de Minerais.

É de fundamental importância esclarecer de forma simplificada o mecanismo de cálculo da alíquota do ICMS. O mecanismo do ICMS consiste na aplicaço de uma alíquota sobre uma base de cálculo, como forma de se chegar ao valor destacado do imposto a ser recolhido pelo contribuinte de direito. A determinaço do percentual a ser aplicado, assim como a base de cálculo envolvida, tem vínculo direto com a operaço realizada. Sua variaço pode ser definida de acordo com o tipo de produto comercializado e o local de origem ou destino da mercadoria.

No âmbito da administraço pública, o ICMS desempenha um papel central, uma vez que representa a principal fonte de receita dos Estados da Federaço, conseqüentemente, o suporte maior do financiamento dos investimentos públicos e, mesmo, da própria administraço.

Faz-se oportuno à compreensáo do mecanismo tributário o esclarecimento de alguns conceitos como “contribuinte de direito”, “alíquota” e “base de cálculo”, uma vez

esses expressam normas legais que regem uma relação social e determinam um comportamento social específico.

Contribuinte de direito, para Borges (1984), diz respeito à pessoa física ou jurídica que tem o dever assinalado por lei de pagar o tributo, dada a sua relação pessoal e direta com o respectivo fato gerador. No caso do ICMS, compreende essa categoria de contribuinte o produtor ou industrial que elabora uma mercadoria/bem, o comerciante que põe objetos em circulação no mercado de trocas, bem como o prestador de serviços, sobre cuja atividade também incide o imposto. Ainda segundo esse autor, a “alíquota” designa a relação percentual entre o montante do tributo e a expressão pecuniária do objeto da tributação, enquanto a base de cálculo é a expressão pecuniária sobre a qual se aplicará a alíquota que determinará importância a ser recolhida aos cofres públicos pelo sujeito passivo da obrigação tributária.

II.1.2 – O Parcelamento de Débitos

Já foi mencionado que o Estado funciona através do artifício da cobrança de impostos à sociedade, resultando que, em princípio, todos os indivíduos são potencialmente devedores do mesmo. Convém lembrar neste momento um trecho de Thomas Bernhard (Apud Bourdieu; 1996) em *Maitrês anciens*, que apesar de utilizar uma retórica literária bastante particular, qual seja, a do excesso, da hipérbole e do anátema, apresenta uma idéia bastante interessante acerca do Estado. Sintetiza: “O Estado me fez entrar nele obrigatoriamente, como fez com todos os outros, e me tornou dócil com relação a ele, Estado, e fez de mim um homem estatizado, um homem regulamentado e registrado e vestido e diplomado e pervertido e deprimido, como todos os outros. Quando vemos homens, só vemos homens estatizados, servidores do Estado, que, durante toda sua vida, servem ao Estado e, assim, toda a sua vida servem à contra-natureza.” Sente-se nas palavras de Bernhard a força que representa o Estado em nossas vidas e o quanto estamos presos à seus regulamentos, prestando obediência às suas regras e àquilo que é estabelecido por ele. Sujeitamo-nos a prazos que devem ser cumpridos com rigor e correção.

Fez-se essa digressão, de acento sociológico, para mostrar que a existência do Estado impõe obrigações (mas também direitos), gerais e específicas, que se espera sejam atendidas por todos. Sob essa expectativa a administração pública procura receber os créditos que lhe são devidos, sendo que, não raras vezes, tem que encontrar uma forma de cobrança equalizada às condições do contribuinte. Dessa maneira, presencia-se a

pertinência com relação ao ICMS da forma parcelada de débitos. Em situação normal os valores devidos de ICMS são recolhidos mensalmente, devendo ocorrer impreterivelmente no mês subsequente aos fatos geradores e sempre se respeitando uma data máxima a ser fixada pelo serviço fiscal de cada Estado. Geralmente, mas não necessariamente, a data de pagamento está vinculada à característica da atividade desenvolvida pelo contribuinte (indústria, comércio, serviços etc.) e espera-se que o recolhimento conste de uma única parcela, expressão da totalidade do valor do imposto.

Excepcionalmente, quando existe uma obrigação fiscal de um contribuinte, fato que gera um montante vencido ou vincendo, e esse não dispõe de recursos financeiros suficientes para atender ao encargo contraído de uma única vez, abre-se a possibilidade para utilizar a prerrogativa do Parcelamento de Débitos, que consiste em uma autorização do sistema de arrecadação de impostos para o contribuinte efetivar o pagamento do valor devido em prestações mensais, que tem por finalidade proporcionar uma adequação às condições do devedor.

Ao oferecer a opção da forma parcelada de débitos o Sistema Fiscal expõe-se à irresponsabilidade dos indivíduos que não atendem aos prazos prescritos para liquidação de débitos, o que acarreta problemas nos compromissos acordados e metas previstas pelo Estado. Ademais, costumeiramente esse benefício tem sido utilizado como artifício dos mesmos para regularizar parcialmente a situação fiscal, presenciando-se, além disso, a ocorrência de atrasos novos e constantes em espaços curto de tempo. Portanto, de acordo com o exposto, constata-se que a burocracia financeira vem enfrentando dificuldades no controle e concessão de financiamentos de impostos. Assim, somente através de critérios consistentes, capazes de avaliar e emitir de forma segura um parecer favorável ou desfavorável a um pedido de Parcelamento de Débitos, pode-se diminuir as inconsistências existentes nessa área.

II.1.3 – Sistemas de Apoio à Decisão

Uma vez apresentada a metodologia, que se fundamenta na análise discriminante, pode-se recorrer aos Sistemas de Apoio à Decisão – SAD na aplicação automatizada dos procedimentos que objetivam a discriminação. Os SAD colaboram expressivamente no aperfeiçoamento e desenvolvimento de processos administrativos adotados nas organizações e, na concepção de Binder (1994), representam sistemas mais complexos que permitem total acesso à base de dados corporativos, portanto, auxiliando o executivo em

todas as fases da decisão. Nessa mesma perspectiva, Sprague (1991) refere-se aos SAD como sistemas computacionais que auxiliam os responsáveis pela tomada de decisão diante de problemas estruturais, por meio de interação com modelos de dados e análises.

Devido a seu caráter demasiadamente técnico-teórico, os SAD não experimentaram inicialmente muita credibilidade. Hoje, porém, consagram-se esses sistemas como ferramenta de alta velocidade de resposta e baixa probabilidade de insucesso. É, sem dúvida, capaz de propiciar condições adequadas de trabalho aos inseridos na organização em seu aspecto global.

Binder relaciona como características dos SAD, a extrema capacidade para resolver problemas que se apresentam como mais complexos e menos estruturados que outros; fácil relação que se pode estabelecer entre modelos ou técnicas analíticas com as funções correntes de processamento de dados; o enorme poder interativo e o manuseio simplificado e, sobretudo, maior flexibilidade e ajuste às mudanças.

A apreensão da efetividade de qualquer ferramenta metodológica é, por natureza, difícil de constatar-se, uma vez que o conhecimento empreendido pela razão técnica, embora rigoroso, é falível, ou seja, não pode ser tomado como verdade última. Portanto, a respeito dos SAD, pode-se dizer que eles têm uma real importância porquanto contribuem significativamente para os resultados finais obtidos pelas empresas, além de oferecerem vantagens comparativas indiretas, podendo representar estas, melhor rendimento da produtividade individual ou da relação entre fornecedores, empregados e clientes (Oliveira, 1992).

A realidade é um constructo realizado pelo pesquisador e, por isso, não pode ser passível de objetivar-se por completo. Aproximamo-nos o máximo que podemos das suas relações práticas através dos procedimentos metodológicos. Todavia, mesmo quando utilizamos dados quantitativos fidedignos de um aspecto do real, nada mais fazemos que interpretá-los segundo uma visão de mundo que adquirimos pela experiência. Empregamos os princípios matemáticos com a finalidade de alcançarmos a realidade objetiva e não podemos agir de outro modo se quisermos fazer ciência. Entretanto, seguindo as concepções de Popper, diríamos que isso não implica um conhecimento infalível. Portanto, a título de advertência, afirmamos que toda e qualquer pesquisa, inclusive essa, reflete um conhecimento acerca do real, mas esse não é o real.

Capítulo III – A Análise Discriminante e de Classificação

III.1 – Introdução

A Análise Discriminante, técnica de análise multivariada, é empregada para descobrir as características que distinguem os membros de grupos, de modo que, conhecidas as características de um novo indivíduo, se possa prever a que grupo pertence.

Foi originalmente desenvolvida na botânica e a sua aplicação teve como objetivo fazer a distinção de grupos de plantas com base no tamanho e tipo de folhas, para que, posteriormente, fosse possível classificar as novas espécies encontradas (Fisher, 1950). Mas a aplicação da análise discriminante cedo se generalizou a outras ciências, sempre que foi possível encontrar grupos de indivíduos e conhecer quais as características que os distinguem uns dos outros.

Os aspectos técnicos desse tipo de análise podem também ser apresentados, muito resumidamente, do seguinte modo: a análise discriminante pode ser compreendida como um sistema de pontuações que, a cada indivíduo, faz corresponder uma pontuação resultante de uma média ponderada dos valores que, para ele, assumem as variações independentes. Uma vez determinada essa pontuação, ela pode ser transformada numa probabilidade *a posteriori* desse indivíduo pertencer a cada um dos grupos.

Se considerarmos as variáveis discriminantes como eixos definindo um espaço p -dimensional, cada caso poderá ser representado nesse espaço por um ponto cujas coordenadas são dadas pelos valores de p variáveis para esse mesmo indivíduo. Se os vários grupos em estudo apresentarem um comportamento diferenciado relativamente a essas variáveis, é possível imaginar cada grupo representado por uma aglomeração de pontos em contornos relativamente nítidos e separados dos grupos restantes. Embora os grupos possam ter alguns elementos sobrepostos, é possível identificar os seus territórios e posicioná-los a partir de uma medida da sua posição típica descritiva, o centróide de cada grupo. O centróide é um ponto desse mesmo espaço p -dimensional cujas coordenadas são médias aritméticas das variáveis discriminantes para os indivíduos pertencentes ao mesmo grupo.

A análise dos centróides já é um passo para o estudo da distinção entre os grupos. Mas essa análise terá que se basear no exame das variáveis discriminantes separadamente. Será, portanto, uma análise univariada, de conclusões difíceis se o número de dimensões for elevado. Como será vista em seguida, muitas vezes não são necessárias todas essas

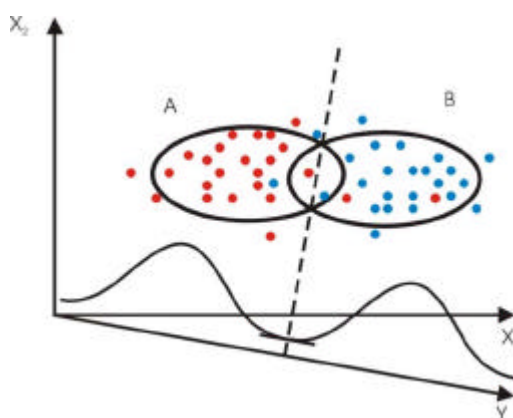
dimensões para representar as posições relativas dos centróides dos grupos. No máximo é necessário um grupo de dimensões igual ao número de grupos menos um ou, o que é o mesmo, ao número de centróides menos um.

Definida a dimensão do espaço de análise, existe ainda um número infinito de posições onde colocar os eixos. Uma posição conveniente para a origem, ponto onde todos os eixos têm valor zero, é chamado grande centróide. Em outras palavras, ele é o ponto onde se localiza a média dos valores das variáveis para todos os indivíduos em análise.

A partir da origem pode-se colocar os eixos segundo um número infinito de orientações. A melhor solução consiste em colocar o eixo segundo um ângulo que permita maximizar a separação dos centróides dos grupos. Se existem mais eixos (no caso de existirem mais de dois eixos), o segundo eixo deverá ser colocado de tal modo que a separação entre os grupos seja também maximizada, mas sujeita à restrição de não correlação com o primeiro eixo. Os eixos seguintes são posicionados de modos idênticos. Dessa forma, se define o critério para encontrar as funções discriminantes. Só é necessário encontrar agora uma transformação matemática do espaço p -dimensional (definido a partir das variáveis discriminantes) em um outro espaço de menor dimensão (q) definido pelas funções discriminantes.

Apresenta-se, na figura seguinte, um exemplo para o caso de dois grupos de indivíduos A e B caracterizados por duas variáveis independentes X_1 e X_2 . A função discriminante Y resulta de uma combinação linear destas variáveis, $Y = a'X$.

Figura III.1 – Classificação de Novos Indivíduos



As elipses em volta dos pontos contêm uma proporção pré-definida, por exemplo, 95% dos indivíduos pertencentes a cada grupo, isto é, as elipses definem regiões com determinado grau de confiança. A linha reta definida a partir dos pontos de encontro dessas duas elipses, uma vez projetada sobre o eixo Y , permite estabelecer um ponto de

demarcação que poderá ser utilizado para classificar novos indivíduos. Sobre o eixo Y foram projetadas ainda as probabilidades de pertencer a cada grupo.

III.2 – Objetivos da função discriminante: análise e classificação

A análise discriminante é levada a cabo através de uma ou mais combinações lineares das variáveis independentes utilizadas (X_i). Cada combinação linear (Y_i) constitui uma função discriminante:

$$Y = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + a_3X_3 + \dots + a_pX_p$$

em que os a_i são coeficientes de ponderação e os X_i são as variáveis discriminantes não normalizadas. Portanto, a situação ideal seria encontrar, para uma dada função discriminante, valores idênticos para todos os casos pertencentes a um mesmo grupo. Simultaneamente, as funções são determinadas de modo a maximizarem a separação entre diferentes grupos. Uma vez estimadas as funções discriminantes é possível concretizar os dois objetivos da análise discriminante: análise e classificação.

A análise é feita através de vários instrumentos de interpretação dos dados incluindo testes estatísticos para avaliar em que medida as variáveis utilizadas são bons indicadores para discriminar os grupos. Os coeficientes de ponderação a_i podem ser interpretados como os coeficientes de um modelo de regressão múltipla ou de análise fatorial e, como tal, serve para identificar as variáveis que mais contribuem para distinguir os grupos dentro de uma mesma função discriminante Y .

A utilização da análise discriminante como técnica de classificação pode ser feita depois de dado o passo inicial, isto é, depois de ter encontrado um conjunto de variáveis que permita a discriminação significativa dos grupos, para os quais se conhece a distribuição por grupos. É, então, possível estimar um conjunto de funções que permitirão a classificação de novos casos, cujo agrupamento seja inicialmente desconhecido. Para tanto, é necessário definir previamente um critério discriminatório. Entre os mais utilizados aponta-se o critério de máxima verossimilhança, o critério de Bayes, a função linear de Fisher (Mardia; 1982) e ainda a distância de Mahalanobis (Morrison; 1976).

Para testar a validade das funções discriminantes é possível classificar o conjunto de casos originais e comparar os agrupamentos conseguidos com os grupos pré-definidos e, assim, estimar a percentagem de casos corretamente classificados a partir das variáveis utilizadas.

III.3 – Estimação: o método de Fisher para dois grupos

Suponha uma população Ω constituída por dois grupos Ω_1 e Ω_2 , e caracterizada por um conjunto de p variáveis X . O objetivo é encontrar uma regra de classificação para X que permita classificar os indivíduos desta população em Ω_1 e Ω_2 . Para tal conhece-se informação sobre alguns dos indivíduos dos quais n_1 pertencem a Ω_1 e n_2 a Ω_2 .

O processo descrito a seguir para dois grupos foi sugerido por Fisher (Mardia; 1982). Sob os pressupostos de que as verdadeiras médias de Ω_j são μ_j , $j = 1, 2$ e de que se verifica a igualdade das matrizes de variância-covariância $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$, Fisher propôs que se encontrasse uma combinação linear de X de tal modo que se maximizasse o coeficiente entre a diferença de médias das combinações para os dois grupos relativamente à variância. Em outras palavras, se a combinação linear de X for $Y = a'X$, pretende-se encontrar a tal que o critério F , seja maximizado, onde:

$$F = \frac{\mu_1' a - \mu_2' a}{a' \Sigma a}$$

Demonstra-se que a maximização desse critério é verificada quando

$$a = \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2)$$

e que, nesse caso, o critério F é a distância de Mahalanobis (Morrison, 1976) entre os centróides dos dois grupos, isto é,

$$F = \frac{(\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2)}{2}$$

Porém, em quase todas aplicações não se conhecem os parâmetros μ_j e Σ . Nesse caso, utilizam-se estimadores para esses parâmetros, respectivamente, \bar{X}_j e S , sendo S a matriz amostral total de variância e covariância estimada a partir das matrizes dos grupos S_j . A função discriminante será estimada a partir dos estimadores amostrais, com

$$\hat{a} = S^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)$$

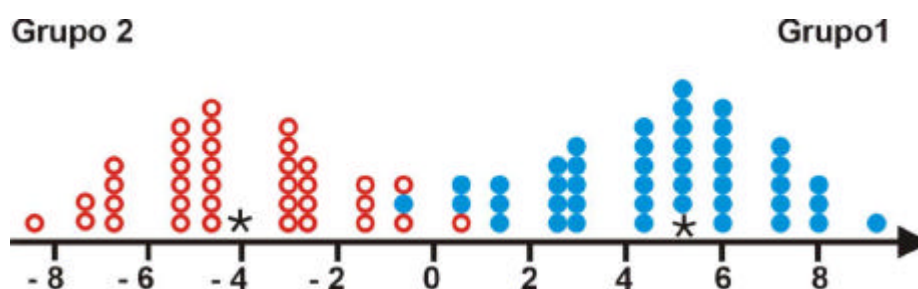
$$\hat{Y} = \hat{a}' X$$

No caso de dois grupos apenas, uma só função discriminante será suficiente para distinguir corretamente os grupos. No entanto, quando existem mais de dois grupos, uma só combinação linear das p variáveis poderá distinguir corretamente apenas alguns grupos. Poderão ser necessárias uma segunda e mesmo uma terceira combinação linear para assegurar uma boa separação entre os grupos para os quais a primeira função não assegura uma correta distinção.

III.4 – Representação gráfica dos coeficientes da função discriminante

A representação gráfica dos valores dados pelas funções discriminantes torna-se particularmente útil quando se pretende estudar a separação dos grupos e a sua posição relativa.

Figura III.2 – Posição Relativa dos Grupos



Outra vantagem desta representação gráfica consiste em permitir averiguar da existência de sobreposição entre os grupos, o que, a verificar-se, significa que as variáveis utilizadas não permitem uma discriminação perfeita. Se os grupos estiverem bem definidos e esperados, a representação gráfica poderá ainda ajudar a identificar casos extremos e *outliers*.

Se for tomado um grupo de casos e estimarmos a média dos seus valores dados por cada função discriminante obtém-se o centróide do grupo que será a localização mais provável e típica de cada caso e pertencente a esse mesmo grupo. A comparação da média dos grupos para cada função sinaliza ainda uma indicação do afastamento/proximidade dos grupos no que concerne à dimensão (função discriminante) em causa.

Quando se extrai apenas uma função discriminante, a representação gráfica dos indivíduos e dos centróides faz-se ao longo de um eixo. Esta representação gráfica pode ser feita através de um histograma comum para todos os grupos ou histogramas separados para cada grupo. Esta última hipótese não permite, no entanto, detectar os elementos de sobreposição entre os dois grupos.

Quando são extraídas duas ou mais funções discriminantes, a melhor opção consiste em representar graficamente tomando as funções duas a duas, em especial as duas primeiras que, como se sabe, são as mais importantes em termos de poder discriminatório. De fato à medida que o número de funções aumenta é cada vez mais difícil encontrar uma separação nítida entre indivíduos e centróides pertencentes a grupos diferentes.

Igualmente pouco nítidas se tornam as representações gráficas quando o número total de indivíduos é elevado. Nesta situação torna-se preferível representar apenas os centróides ou a cada grupo separadamente.

Nesses gráficos bidimensionais é também usual representarem-se as linhas de separação ou linhas fronteira entre os grupos cuja vantagem principal é dar uma indicação de quantos indivíduos foram incorretamente classificados à partida.

III.5 – Critério de classificação de Fisher para dois grupos

Embora a análise discriminante tenha sempre sido destacada pelo seu poder analítico, é uma técnica de classificação importante, entendida como um processo de identificação do grupo mais provável a que um indivíduo pertence, sendo conhecidas as suas características através das variáveis discriminantes.

Para a função discriminante de Fisher, a regra para classificar um indivíduo i em características X_i num grupo entre dois, é a seguinte: o indivíduo deverá ser classificado no grupo 1 se estiver mais próximo da média deste grupo do que da média do grupo 2, isto é, se a distância entre seu *score* discriminante e a média do grupo 1 for menor ou igual que a mesma distância relativamente ao grupo 2:

$$\left| \hat{a}' \begin{pmatrix} X_i \\ \bar{X}_1 \end{pmatrix} \right| \leq \left| \hat{a}' \begin{pmatrix} X_i \\ \bar{X}_2 \end{pmatrix} \right|$$

$$\text{com } \hat{a}' = S^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)$$

e no grupo 2 caso se verifique o contrário:

$$\left| \hat{a}' \begin{pmatrix} X_i \\ \bar{X}_1 \end{pmatrix} \right| > \left| \hat{a}' \begin{pmatrix} X_i \\ \bar{X}_2 \end{pmatrix} \right|$$

Uma versão equivalente da regra da classificação de Fisher utiliza o ponto médio, ou ponto crítico Y_c definido a partir das médias dos dois grupos:

$$Y_c = \frac{\bar{Y}_1 + \bar{Y}_2}{2} = \frac{\hat{a}' \bar{X}_1 + \hat{a}' \bar{X}_2}{2} = \frac{1}{2} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S^{-1} (\bar{X}_1 + \bar{X}_2)$$

E a regra de classificação consiste em:

classificar no grupo 1 se $Y_i \geq Y_c$

classificar no grupo 2 se $Y_i < Y_c$

sendo $Y_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^p \bar{X}_{ij} S^{-1} X_i$.

Para grupos com diferentes variâncias a regra de classificação deverá ser ponderada para que as probabilidades de classificação incorretas sejam iguais para ambos os grupos. O ponto crítico passa então a ser calculado ponderando os valores médios com as dimensões dos grupos.

$$Y_c^* = \frac{n_1 \bar{Y}_1 + n_2 \bar{Y}_2}{n_1 + n_2}$$

Quando se analisam dois grupos de uma população normal multivariada com parâmetros conhecidos, a função discriminante linear toma a forma

$$Y = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^p \bar{X}_{ij} S^{-1} X$$

e deverá ter também distribuição normal com parâmetros:

$$E Y_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^p \bar{X}_{ij} S^{-1} \mu_i \quad \text{com } i = 1, 2.$$

$$\text{Var} Y_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^p \bar{X}_{ij} S^{-1} \Sigma S^{-1} \bar{X}_{ij}^T.$$

Essa variância é conhecida como a distância de Mahalanobis entre os centróides de dois grupos de uma mesma população ou entre duas populações normais multivariadas. Para estes casos, a regra de classificação de Fisher é a seguinte:

Classificar o indivíduo X no grupo 1 se:

$$\frac{1}{n} \sum_{j=1}^p \bar{X}_{ij} S^{-1} X \geq \frac{1}{2} \left(\frac{1}{n_1} \sum_{j=1}^p \bar{X}_{1j} S^{-1} \bar{X}_{1j} + \frac{1}{n_2} \sum_{j=1}^p \bar{X}_{2j} S^{-1} \bar{X}_{2j} \right)$$

Classificar no grupo 2 em caso contrário.

III.6 – Matriz de classificação

Como comentado anteriormente, quando se aplica a análise discriminante a grupos retirados de populações normais multivariadas com parâmetros conhecidos, as probabilidades de classificação errada podem ser calculadas, e os algoritmos utilizados garantem que essas probabilidades sejam minimizadas. Mas o que acontece na prática, na

grande maioria dos casos, está longe desta situação teórica: embora se possa assumir a normalidade multivariada das observações, nada há a fazer quanto aos parâmetros a não ser utilizar os seus estimadores amostrais.

Existe, no entanto, um processo que permite avaliar a eficácia classificatória da análise discriminante e que não depende da forma das distribuições dos grupos em estudo: consiste na construção de uma matriz de classificações, que compara as classificações iniciais, pré-definidas (grupo original), com as classificações *a posteriori* (grupo previsto) e resultante da aplicação da análise discriminante. Podem ainda ser incluídos nesta matriz os resultados da classificação de indivíduos cujo grupo inicial era desconhecido. O termo geral desta matriz é n_{ij} , isto é, o número de indivíduos classificados inicialmente no grupo i e cujo grupo previsto é j .

Quadro III.1 – Matriz de Classificação

Grupo Original	#	Grupo Previsto	
		1	2
1	n_1	n_{11}	n_{12}
2	n_2	n_{21}	n_{22}

A partir desta matriz é possível calcular alguns indicadores interessantes, quais sejam:

a percentagem de casos corretamente classificados:

$$PCC = \frac{n_{11} + n_{22}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}} \cdot 100$$

a percentagem de casos incorretamente classificados:

$$PCI = 100 - PCC$$

III.7 – Considerações Finais

Nesse capítulo foram feitas algumas considerações sobre a metodologia que será adotada no desenvolvimento do modelo matemático formal baseado em estatística multivariada, capaz de identificar *a priori*, dentre os contribuintes do ICMS que solicitam Parcelamento de Débitos, aqueles que não possuem propensão a honrar os compromissos assumidos no ato da concessão do referido benefício.

No capítulo que se segue, serão utilizadas no início do estudo, todas as variáveis que em princípio se mostraram relevantes para classificar os contribuintes quanto à probabilidade de virem a cumprir seus compromissos. Algumas dessas variáveis se referem diretamente a dados cadastrais dos contribuintes enquanto outras se referem a situações de ordem fiscal e/ou operacional específicas de cada parcelamento concedido. É importante

notar que durante as simulações realizadas essas variáveis apresentaram maior ou menor poder discriminante, tornando-se mais ou menos importantes ao longo da investigação.

Capítulo IV – Aplicação do Modelo

IV.1 – Delineamento da Amostra

No período compreendido entre 1/1/99 e 31/12/00, identificou-se a concessão de 1.352 parcelamentos. Desse total, apenas 1.133 referiam-se a contribuintes de Regime de Recolhimento Normal. Desse subconjunto, consolidaram-se os parcelamentos relativos a um mesmo contribuinte em um único registro, resultando em 1.077 casos, a se complementarem nas rotinas subseqüentes.

Uma vez identificados esses 1.077 registros, passou-se a trabalhar a caracterização do universo e parcelamento de interesse através das variáveis: Faturamento Médio, Estoque de Documentos, Capacidade de Pagamento, Atividade Econômica, Porte, Extensão, Obrigações Acessórias, Número de Parcelamento, Núcleo Regional e Débitos Inscritos.

IV.2 – A Determinação do Modelo Discriminante

Uma vez definido o arquivo de dados, procedeu-se à determinação do modelo discriminante propriamente dito. Em uma primeira etapa avaliou-se efetivamente o poder discriminante das variáveis registradas, com base nos valores absolutos constantes do arquivo de dados original. Essa análise consistiu na avaliação da real capacidade de distinguir entre os bons e os maus pagadores indicada por cada variável.

IV.3 – A Classificação dos Parcelamentos

Os registros foram classificados em dois grupos devidamente codificados: um, o de valor “0”, contendo registros de bons pagadores, e outro, o de valor “1”, contendo registros de maus pagadores, assim convencionados pelo pesquisador.

Para compreensão de como o fisco determina o bom e o mau pagador, diversos aspectos foram analisados, enfatizando-se questões vinculadas a atrasos já resolvidos pelo contribuinte, como também a atrasos ainda insolúveis, conforme se apresenta a seguir.

Para o fisco, o “bom pagador” é aquele contribuinte que se inclui nos atrasos já resolvidos, quer pela quitação total do débito quer pelo recolhimento, até a data acordada para o pagamento, de todas as parcelas em atraso, readquirindo assim o hábito de recolher em dia os valores correspondentes a parcelamentos. Essa postura é reforçada pelo fato de o

contribuinte obrigar-se a pagar juros e multa para regularizar as parcelas, o que, do ponto de vista financeiro, aproxima-se da quitação à vista do débito correspondente ao imposto devido.

Já o contribuinte “mau pagador” se insere nos casos de atrasos ainda não resolvidos, com parcelamento registrando mais de uma parcela em atraso na data da verificação, o que caracteriza suspensão não autorizada do recolhimento do tributo, ainda que tenha quitado outros parcelamentos anteriores.

Considerando que os parcelamentos prontamente quitados e os ainda em aberto, com pagamentos em dia, correspondem à finalidade maior, de coletar os recursos financeiros devidos ao fisco estadual e de acordo com as convenções relacionadas acima e outras análises realizadas durante o projeto, chegou-se a uma definição objetiva do vem a ser um “bom” e um “mau pagador”:

?? Bom pagador: contribuinte cujos parcelamentos concedidos se encontrem quitados ou, em caso de ainda estarem em aberto, tenham no máximo uma parcela com até 30 dias de atraso.

?? Mau pagador: contribuinte que em dada momento do período observado tenha abandonado o pagamento de parcelas por dois ou mais meses consecutivos, sem promover posterior regularização do compromisso (incluindo o recolhimento de todos os encargos acrescidos por força do atraso verificado).

Essa definição serviu de base à classificação dos registros correspondentes a parcelamentos passados. A partir dela, foi possível determinar o modelo pretendido, com a identificação de 430 bons pagadores e 647 maus pagadores, no arquivo de dados, totalizando assim 1.077 registros observados.

IV.4 – Análise dos Resultados

No decorrer da investigação foram determinados os subconjuntos das variáveis estudadas que apresentaram maior e menor poder de diferenciação entre os bons e maus pagadores.

Representaram variáveis com baixo poder discriminante aquelas não selecionadas na definição da função discriminante pretendida, tendo sido excluídas desse processo por se mostrarem insatisfatórias ao modelo. Tais variáveis apresentam em comum uma diferença muito pequena entre o comportamento dos bons e dos maus pagadores, o que por

si só justifica a exclusão desses atributos entre os que podem estabelecer distinção entre os grupos da população. Já as variáveis com acentuado poder de discriminação correspondem às selecionadas na determinação da função discriminante, tendo sido incluídas no processo por reunirem as condições mínimas exigidas para integrar o modelo.

Mediante o total de ocorrências para cada faixa, constatou-se que essas variáveis apontam diferença significativa entre posturas apresentadas pelos bons e maus pagadores, justificando assim, a inclusão desses atributos entre aqueles que melhor podem caracterizar os distintos grupos da população.

Na apresentação dos resultados finais do produto dos dados obtidos ao longo da investigação, foram consideradas todas as possibilidades de depuração do modelo, para se chegar a sua versão definitiva e última. Acompanhando as variáveis, é possível verificar a descrição particular, a hipótese inicialmente formalizada, a análise realizada após a conclusão do estudo e um quadro sinótico das ocorrências para cada uma das faixas finais definidas. Como subsídio a essa verificação, foram anexados, aos quadros que contêm os resumos das ocorrências, os valores obtidos em respectivo exame χ^2 (*Qui-quadrado*), com nível de significância de 5%, seguidos, ainda, dos graus de liberdade e probabilidade, bem como das hipóteses examinadas e representações gráficas dos fatos analisados.

IV.4.1 – Faturamento Médio

Descrição: média do faturamento de cada contribuinte no período analisado.

Hipótese Inicial: contribuintes com menor faturamento tendem a honrar com maior frequência os parcelamentos assumidos, reproduzindo a prática dos pequenos devedores das instituições de crédito, que costumam pagar débitos na forma devida.

Quadro IV.1 – Faturamento

Faturamento Médio em R\$	Classificação		
	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
Ate 10.000	130	290	420
De 10.001 a 35.000	100	117	217
De 35.001 a 100.000	60	190	250
Acima de 100.000	140	50	190
Total	430	647	1.077

$$\chi^2 = 134,243$$

$$GL = 3$$

$$Prob. = 0,000$$

H_0 : a classificação do contribuinte não está sujeita ao Faturamento.

H_1 : a classificação do contribuinte está sujeita ao Faturamento.

Conclusão: H_0 recusada.

Figura IV.1 – Faturamento dos Bons Pagadores

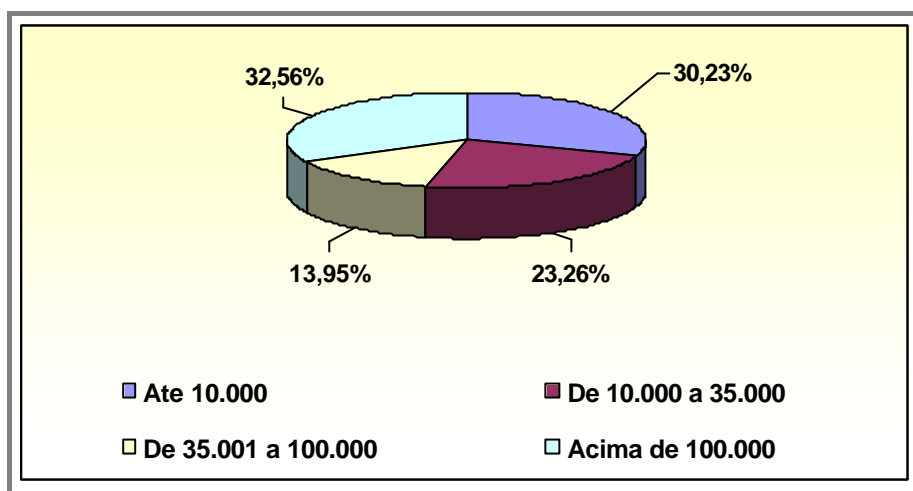
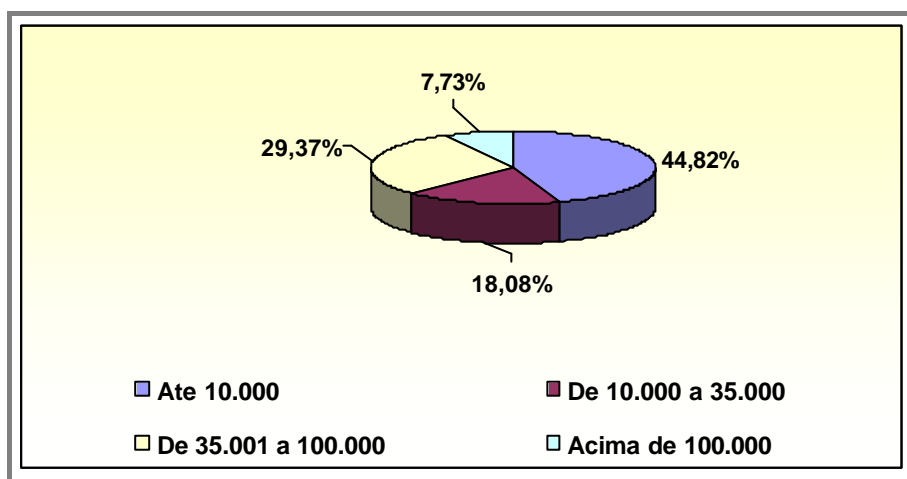


Figura IV.2 – Faturamento dos Maus Pagadores



Análise: o desempenho dessa variável apontou excelente poder de discriminação. A função do número de ocorrências analisadas revelou uma expressiva variação entre os grupos, confirmando-se, então, a hipótese inicialmente constituída, pela evidente verossimilhança entre o desempenho das empresas em relação ao Fisco Estadual e o circuito bancário. Pôde-se avaliar, ainda, a responsabilidade das pequenas e médias empresas perante o cumprimento das obrigações financeiras acordadas.

IV.4.2 – Estoque de Documentos

Descrição: esta variável indica o volume médio de Documentos Fiscais em domínio do contribuinte quando da ocorrência de um novo pedido de parcelamento.

Hipótese Inicial: contribuintes que possuem um pequeno volume de Documentos Fiscais, na data da solicitação do parcelamento são maus pagadores, tendo como objetivo imediato, somente adquirir permissão para imprimir Documentos Fiscais.

Quadro IV.2 – Estoque de Documentos

Estoque de Documentos	Classificação		
	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
Até 1.000	210	306	516
De 1.001 a 10.000	155	223	378
De 10.001 a 25.000	30	60	90
De 25.001 a 50.000	8	17	25
Acima de 50.001	27	41	68
Total	430	647	1.077

$$\chi^2 = 2,599$$

$$GL = 4$$

$$Prob. = 0,627$$

H_0 : a classificação do contribuinte não está sujeita ao Estoque de Documentos.

H_1 : a classificação do contribuinte está sujeita ao Estoque de Documentos.

Conclusão: H_0 aceita.

Figura IV.3 – Estoque de Documentos dos Bons Pagadores

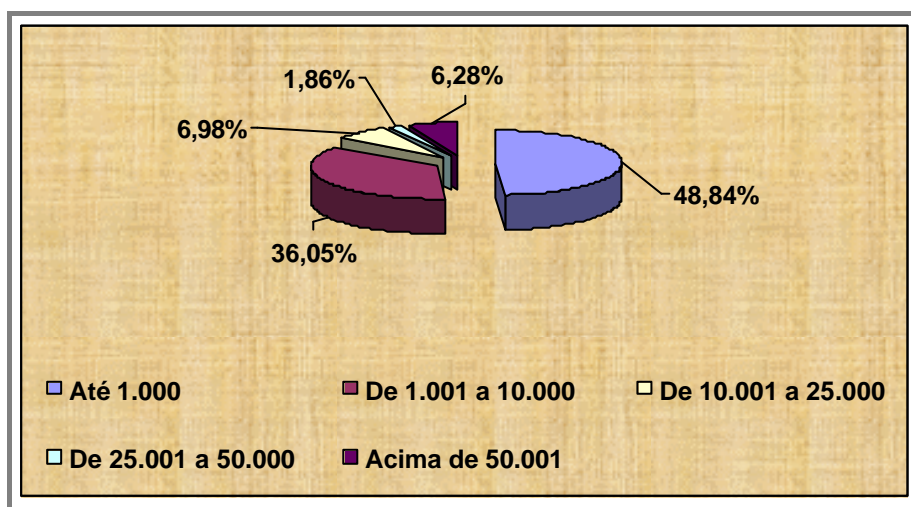
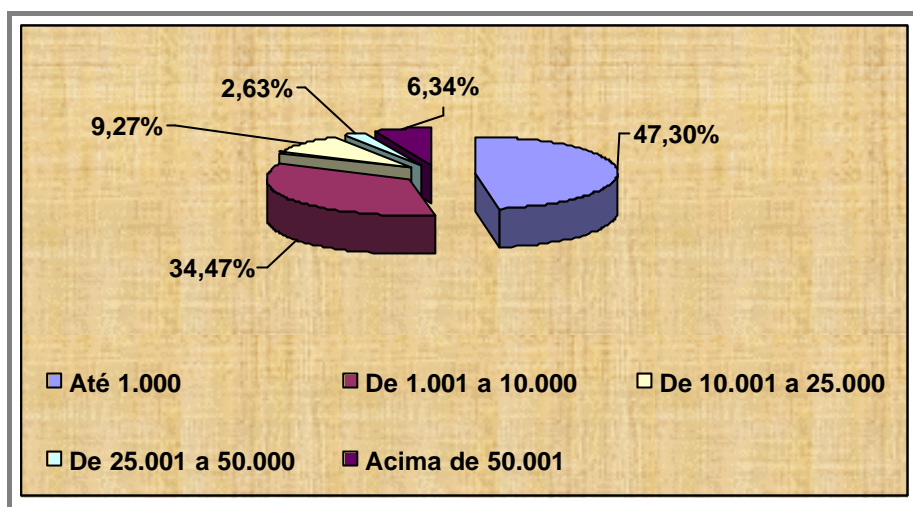


Figura IV.4 – Estoque de Documentos dos Maus Pagadores



Análise: o poder discriminante dessa variável mostrou-se insatisfatório porquanto a função do número de ocorrências não apontou variações expressivas entre os subconjuntos verificados. O desempenho observado para esta variável não correspondeu ao esperado em relação à expectativa gerada quando formulada a hipótese inicial. A justificativa que melhor se aplica a esse evento é a ausência de qualquer impedimento que apresente o benefício em adquirir autorização para impressão de Documentos Fiscais ao recolhimento de cotas devidas em períodos recentes.

IV.4.3 – Capacidade de Pagamento

Descrição: esta variável determina a percentagem do faturamento que o contribuinte está afeito a dedicar à solvência de débitos.

Hipótese Inicial: considerando as informações fornecidas nos dos doze últimos meses, parcelamentos cujo valor excedam os 5% da média de faturamento de uma empresa, raras vezes são cobertos nos prazos contratados.

Quadro IV.3 – Capacidade de Pagamento

Capacidade de Pagamento	Classificação		
	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
Até 5%	274	31	305
Entre 6% e 10%	65	71	136
Entre 11% e 20%	41	66	107
Entre 20% e 30%	34	466	500
Acima de 30%	16	13	29
Total	430	647	1.077

$$\chi^2 = 551,952$$

$$GL = 4$$

$$Prob. = 0,000$$

H_0 : a classificação do contribuinte não está sujeita a Capacidade de Pagamento.

H_1 : a classificação do contribuinte está sujeita a Capacidade de Pagamento.

Conclusão: H_0 recusada.

Figura IV.5 – Capacidade de Pagamento dos Bons Pagadores

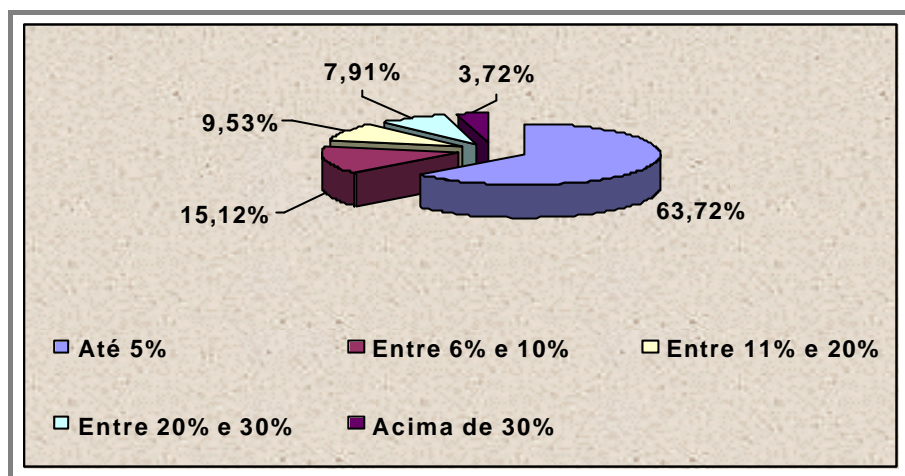
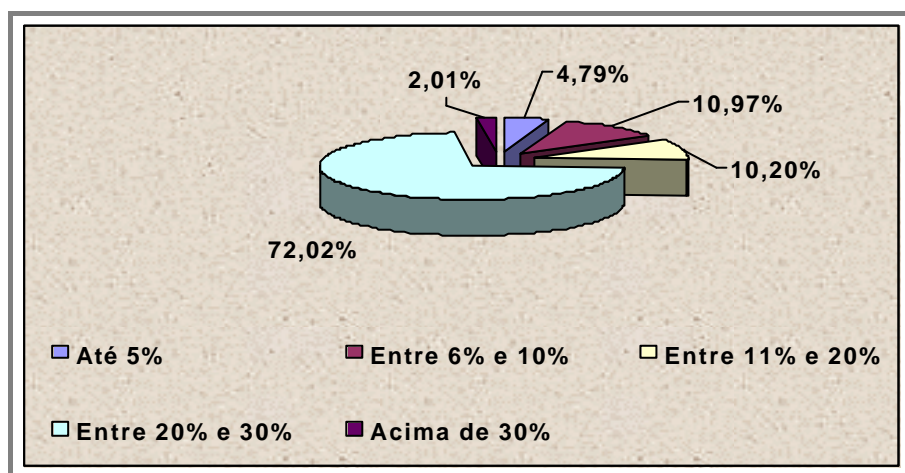


Figura IV.6 – Capacidade de Pagamento dos Maus Pagadores



Análise: os resultados obtidos na análise dessa variável evidenciaram elevado poder de discriminação, em função da expressiva variação verificada nos subgrupos de contribuintes examinados. Teve-se, portanto, a confirmação da hipótese inicial, uma vez que as empresas que aplicam até 5% de seu faturamento no pagamento de parcelamento são as mais responsáveis e comprometidas com suas obrigações. Assim, a capacidade de absorver os parcelamentos faz-se condição determinante para o efetivo recolhimento de débitos.

IV.4.4 – Atividade Econômica

Descrição: esta variável relaciona grupos de contribuintes pertencentes a uma mesma atividade econômica que possuem como característica comum o fato de não cumprirem com as obrigações assumidas.

Hipótese Inicial: existem determinados códigos de Atividade Econômica em que os contribuintes estão mais inclinados a se tornar inadimplentes.

Quadro IV.4 – Atividade Econômica

Atividade	Classificação		
	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
Comércio Varejista	187	306	493
Comércio Atacadista	171	223	394
Transporte/Comunicações	45	77	122
Outros Serviços	27	41	68
Total	430	647	1.077

$$\chi^2 = 3,273$$

$$GL = 3$$

$$Prob. = 0,351$$

H_0 : a classificação do contribuinte não está sujeita a Atividade Econômica.

H_1 : a classificação do contribuinte está sujeita a Atividade Econômica.

Conclusão: H_0 aceita.

Figura IV.7 – Atividade Econômica dos Bons Pagadores

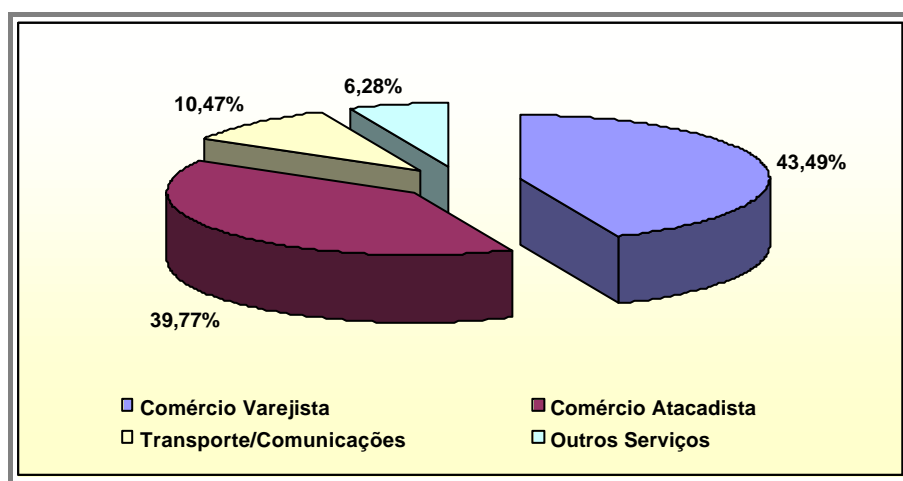
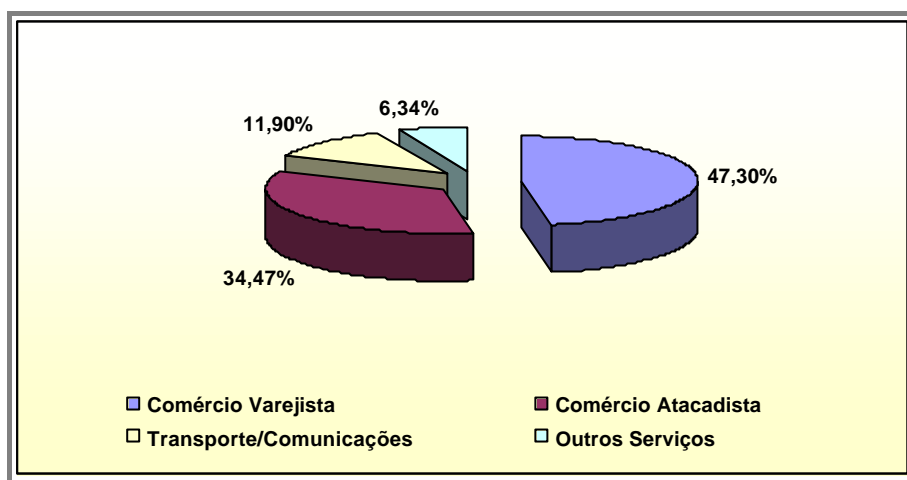


Figura IV.8 – Atividade Econômica dos Maus Pagadores



Análise: essa variável revelou insatisfatório poder de discriminação, dado que não foi capaz de detectar variações significativas em relação aos casos observados no subconjunto dos bons e maus pagadores. Mesmo assim, é interessante ressaltar que os empresários do comércio varejista são os que experimentam maiores riscos em relação à concessão de parcelamentos. Os contribuintes desse setor merecem, portanto, apreciação mais rigorosa quando do pedido de parcelamento.

IV.4.5 – Porte

Descrição: a função desta variável é diferenciar as micro e pequenas empresas das de médio e grande porte.

Hipótese Inicial: empresas de menor Porte são freqüentemente as que mais se empenham em cumprir com seus compromissos.

Quadro IV.5 – Porte

Porte da Empresa	Classificação		
	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
Pequena	250	425	680
Média	95	110	200
Grande	85	112	197
Total	430	647	1.077

$$\chi^2 = 6,719 \quad GL = 2 \quad Prob. = 0,035$$

H_0 : a classificação do contribuinte não está sujeita ao Porte.

H_1 : a classificação do contribuinte está sujeita ao Porte.

Conclusão: H_0 recusada.

Figura IV.9 – Porte dos Bons Pagadores

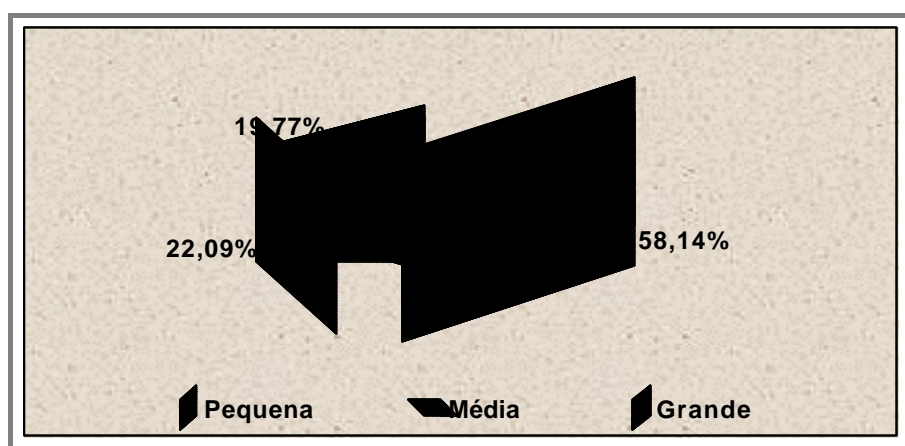
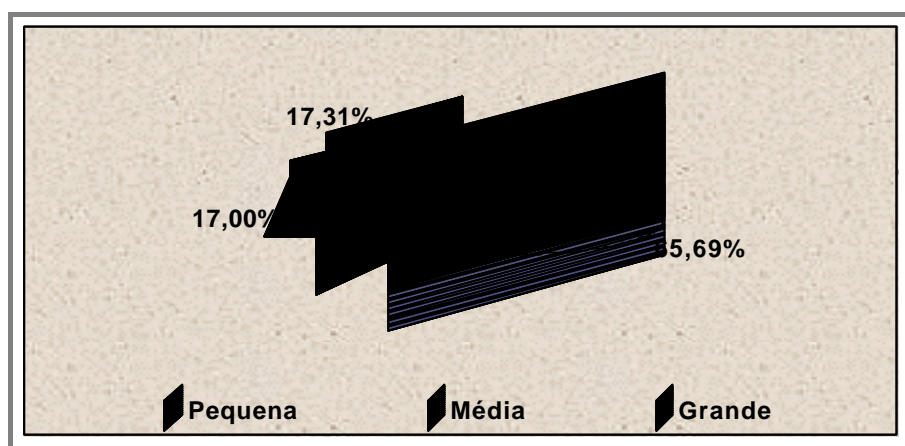


Figura IV.10 – Porte dos Maus Pagadores



Análise: confirmando a previsão inicial, essa variável mostrou relevante poder de discriminação, uma vez que o número de ocorrências para ambos subgrupos da população apresentou variações significativas. Especificamente no caso do parcelamento de ICMS, constatou-se, ainda, que os contribuintes de pequeno e grande porte têm comportamento diferenciado significativo, denotando, assim, um aspecto similar ao apresentado no circuito bancário, em que os primeiros costumam ser mais adimplentes que os segundos.

IV.4.6 – Extensão

Descrição: tempo médio requerido pelos contribuintes para solver as dívidas.

Hipótese Inicial: a solicitação de parcelamento, por parte dos contribuintes, para solvência de débitos por um longo período de tempo, assinala uma reduzida probabilidade dos mesmos para não honrar compromissos.

Quadro IV.6 – Extensão

Extensão Média	Classificação		
	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
Até 5 parcelas	250	174	424
Entre 6 e 10 parcelas	130	265	395
Acima de 10 parcelas	50	208	258
Total	430	647	1.077

$$\chi^2 = 117,572 \quad GL = 2 \quad Prob. = 0,000$$

H_0 : a classificação do contribuinte não está sujeita a Extensão dos Parcelamentos.

H_1 : a classificação do contribuinte está sujeita a Extensão dos Parcelamentos.

Conclusão: H_0 recusada.

Figura IV.11 – Extensão dos Bons Pagadores

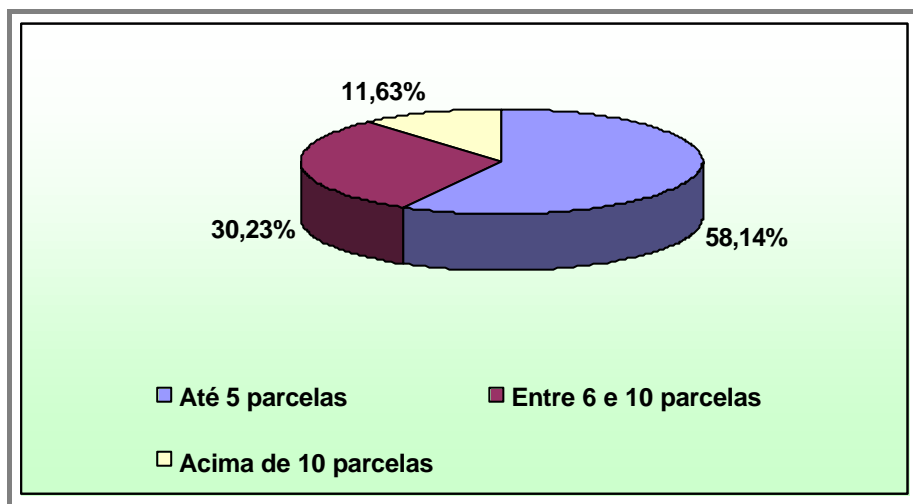
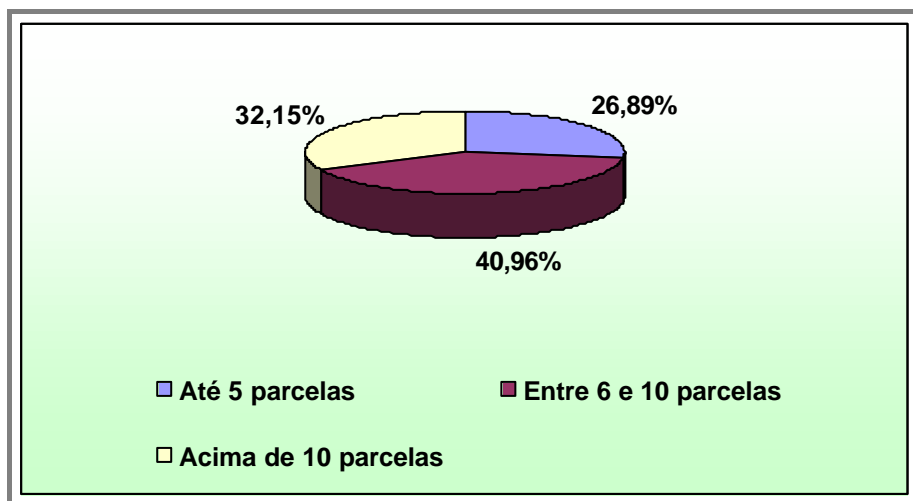


Figura IV.12 – Extensão dos Maus Pagadores



Análise: Pelos gráficos construídos, pode-se observar o grande potencial discriminante da variável extensão, corroborando o seu desempenho com a diferenciação de ocorrências em ambos subgrupos analisados. Verificou-se que se faz necessária, portanto, a redução do número de parcelas concedidas ao contribuinte, uma vez que o aumento da representatividade do valor da parcela inibe contribuintes que pretendam suspender o pagamento após o recolhimento da primeira prestação. Por outro lado, assegura ao fisco a entrada de percentual mais significativo do débito, porquanto o parcelamento se concretiza somente depois de efetuado o primeiro recolhimento.

IV.4.7 – Obrigações Acessórias

Descrição: relaciona o descumprimento de obrigações acessórias antevistas na legislação.

Hipótese Inicial: existe verossimilhança entre a inadimplência praticada por contribuintes com relação as obrigações acessórias, por um lado, e o mecanismo de cobertura parcelada, por outro.

Quadro IV.7 – Obrigações Acessórias

Obrigações Acessórias	Classificação		
	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
Obrigações em dia	120	23	143
Entre 1 e 5 atrasos	185	316	501
Entre 6 e 10 atrasos	35	173	208
Acima de 10 atrasos	90	135	225
Total	430	647	1.077

$$\chi^2 = 163,525 \quad GL = 3 \quad Prob. = 0,000$$

H_0 : a classificação do contribuinte não está sujeita as Obrigações Acessórias.

H_1 : a classificação do contribuinte está sujeita as Obrigações Acessórias.

Conclusão: H_0 recusada.

Figura IV.13 – Extensão Média – Obrigações Acessórias dos Bons Pagadores

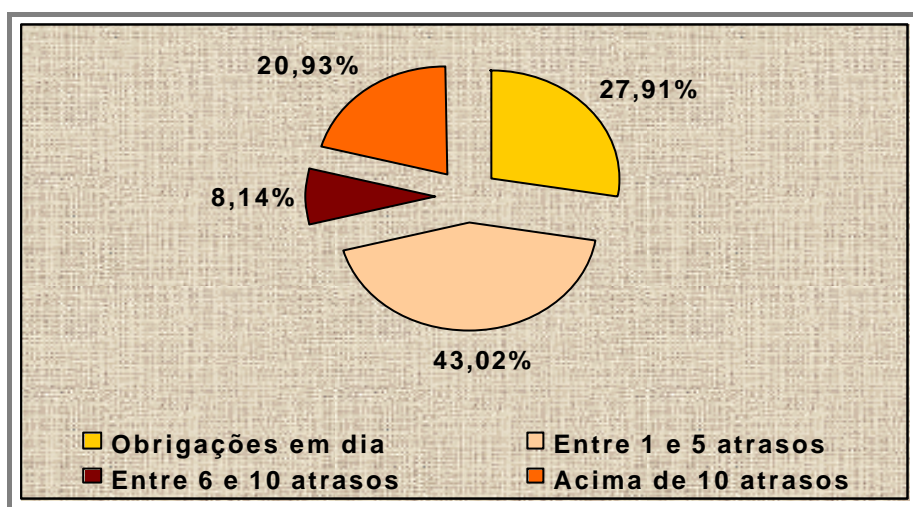
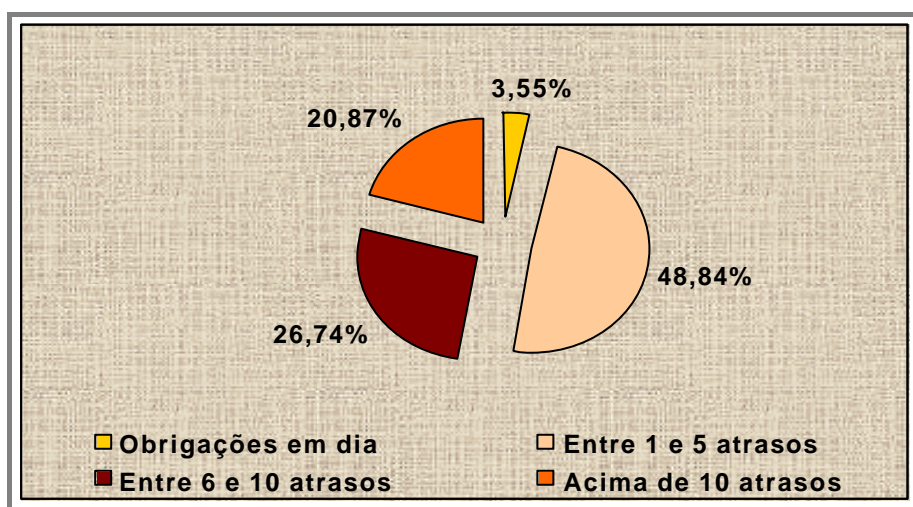


Figura IV.14 – Obrigações Acessórias dos Maus Pagadores



Análise: a variável obrigações acessórias, uma vez apreciada, revelou diferenciação altamente expressiva entre os subgrupos considerados, apresentando excelente capacidade de discriminação, figurando, assim, entre as variáveis constituintes do modelo apurado. Mensuradas as informações, teve-se confirmada a hipótese inicial, reforçando a idéia de que o padrão do contribuinte, em relação ao cumprimento de determinada obrigação, tende a se repetir no cumprimento dos demais compromissos vinculados ao fisco.

Essa constatação sugere maior rigor na observação do comportamento do contribuinte, especialmente no que concerne ao cumprimento de suas obrigações administrativas e fiscais.

IV.4.8 – Número de Parcelamento

Descrição: mensura a situação do solicitante em relação ao uso do benefício no período analisado.

Hipótese Inicial: o apelo constante por parte dos contribuintes ao mecanismo de parcelamento demonstra insuficiente capacidade para solver as parcelas dentro dos prazos acordados.

Quadro IV.8 – Número de Parcelamento

Número de Parcelamentos	Classificação		
	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
Um	180	113	293
Dois	25	291	316
Três	59	72	131
Quatro	61	56	117
Cinco	65	55	120
Seis	40	60	100
Total	430	647	1.077

$$\chi^2 = 210,388 \quad GL = 5 \quad Prob. = 0,000$$

H_0 : a classificação do contribuinte não está sujeita as Ocorrências.

H_1 : a classificação do contribuinte está sujeita as Ocorrências.

Conclusão: H_0 recusada.

Figura IV.15 – Número de Parcelamento dos Bons Pagadores

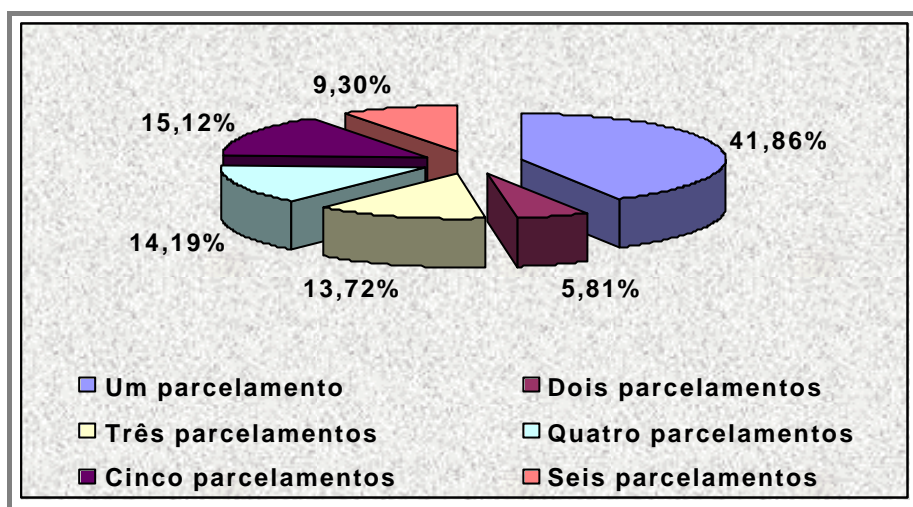
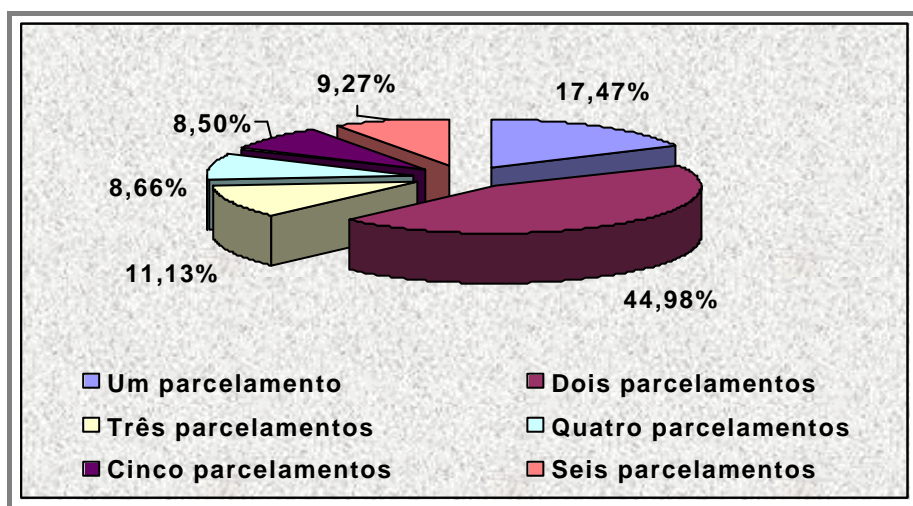


Figura IV.16 – Número de Parcelamento dos Maus Pagadores



Análise: observou-se nessa variável um alto poder de diferenciação, apesar de não haver apresentado um percentual de ocorrências distintas para os subgrupos estudados. Assim, a inclusão dessa variável no modelo representa um incremento na qualidade dos resultados obtidos a partir da análise conjunta das variáveis estudadas.

IV.4.9 – Núcleo Regional

Descrição: a variável diz respeito exclusivamente ao território fiscal onde se situa o contribuinte.

Hipótese Inicial: contribuintes fixados em núcleos regionais de menor poder econômico têm propensão para solver os parcelamentos na forma exata.

Quadro IV.9 – Núcleo Regional

Núcleo Regional	Classificação		
	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
Capital	256	291	547
Zona Metropolitana	48	199	247
Interior	126	157	283
Total	430	647	1.077

$$\chi^2 = 56,519 \quad GL = 2 \quad Prob. = 0,000$$

H_0 : a classificação do contribuinte não está sujeita ao Núcleo Regional.

H_1 : a classificação do contribuinte está sujeita ao Núcleo Regional.

Conclusão: H_0 recusada.

Figura IV.17 – Núcleo Regional dos Bons Pagadores

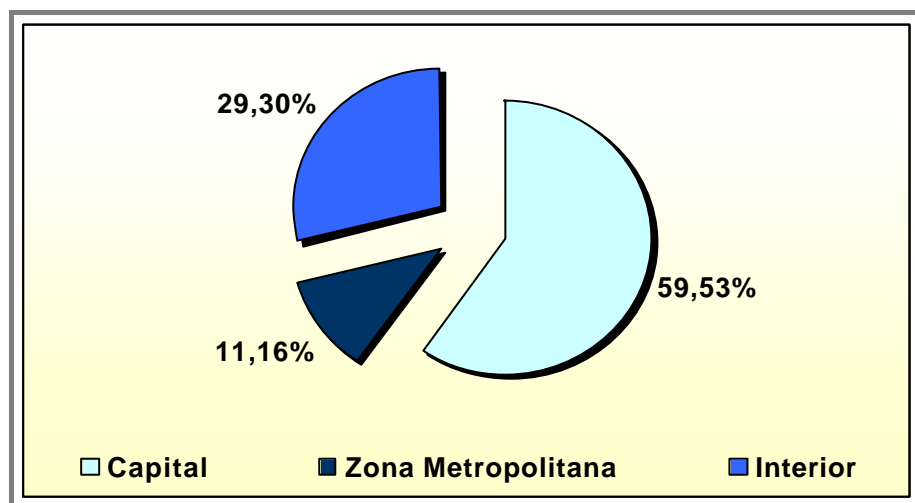
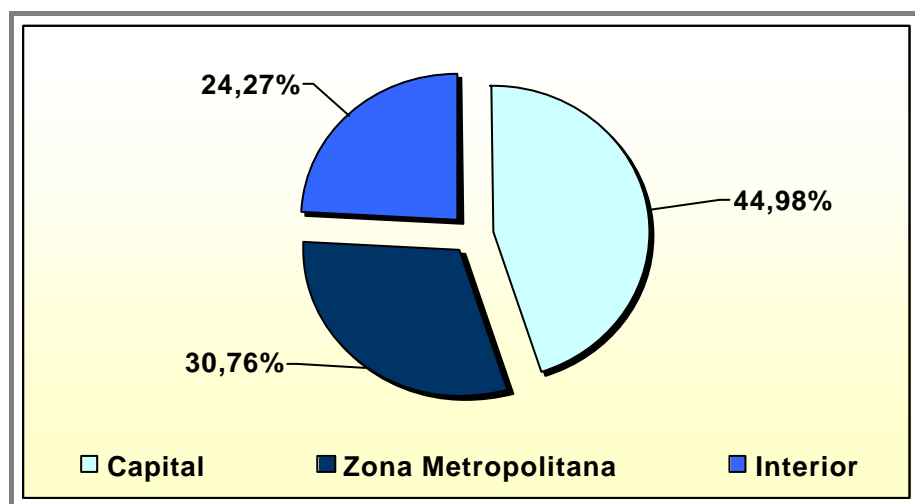


Figura IV.18 – Núcleo Regional dos Maus Pagadores



Análise: Verificou-se nessa variável elevado poder de discriminação, bem como variações expressivas no número de ocorrências para os subconjuntos de bons e maus pagadores. Contrariando a premissa inicial, constatou-se que os bons pagadores concentram-se na Capital (quando confrontados com os maus pagadores), o que impele a supor-se a necessidade de expansão das técnicas de controle para as diversas regiões do Estado.

IV.4.10 – Débitos Inscritos

Descrição: sinaliza a existência de débitos inscritos na Dívida Ativa Estadual por parte dos contribuintes.

Hipótese Inicial: contribuintes cuja situação fiscal apresentam débitos inscritos na Dívida Ativa tendem a ser insolventes com suas obrigações, sobretudo àqueles que não optaram de início pelo parcelamento da dívida ou não vêm respondendo positivamente aos seus compromissos.

Quadro IV.10 – Débitos Inscritos

Débitos Inscritos	Classificação		
	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
Possui débito	60	385	445
Não possui débito	370	262	632
Total	430	647	1.077

$$\chi^2 = 221,067 \quad GL = 1 \quad Prob. = 0,000$$

H_0 : a classificação do contribuinte não está sujeita aos Débitos Inscritos.

H_1 : classificação do contribuinte está sujeita aos Débitos Inscritos.

Conclusão: H_0 recusada.

Figura IV.19 – Débitos Inscritos dos Bons Pagadores

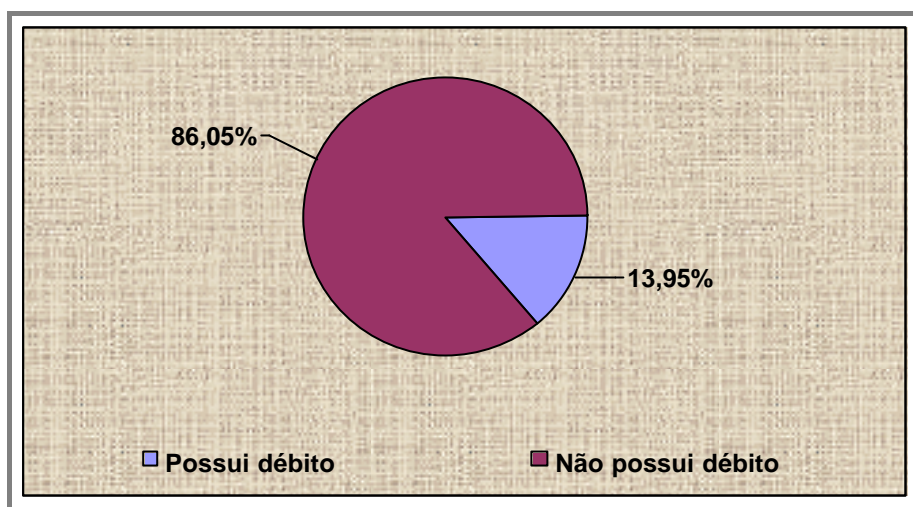
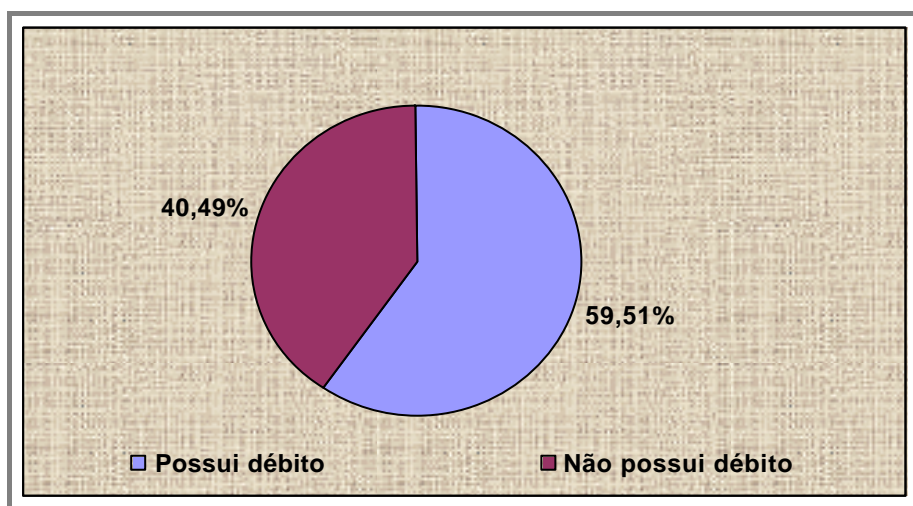


Figura IV.20 – Débitos Inscritos dos Maus Pagadores



Análise: Constatou-se na variável Débitos Inscritos alto potencial discriminante, o que lhe vem conferir poder individual de distinção dos contribuintes solicitantes de parcelamentos. Os resultados apurados reforçam a necessidade de se introduzir no processo de avaliação do contribuinte algumas variáveis que evidenciem seu comportamento, no que concerne a sua postura enquanto empresa – com obrigações e responsabilidades bem definidas.

IV.5 – A Função Discriminante Obtida

A partir das distribuições de frequências relacionadas anteriormente, é possível perceber a relevância das variáveis Faturamento Médio, Capacidade de Pagamento,

Débitos Inscritos na Dívida Ativa, Extensão Média, Número de Parcelamentos e Núcleo Regional, para a discriminação de contribuintes relacionados ao universo analisado.

Assim sendo, utilizando-se a Análise Discriminante foram determinadas as Funções Discriminantes de Fischer cujos coeficientes são os expostos no quadro a seguir.

Quadro IV.11 – Coeficientes das Funções de Fischer

Variável		Classificação	
Código	Descrição	Bom Pagador	Mau Pagador
X ₁	Faturamento Médio	0,435	-3,198
X ₂	Capacidade de Pagamento	1,237	3,577
X ₃	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	11,336	8,392
X ₄	Extensão Média	2,263	7,528
X ₅	Número de Parcelamentos	-0,293	-0,759
X ₆	Núcleo Regional	2,893	4,111
Constante		-16,626	-20,121

Em Resumo:

Função de Fischer para o Bom Pagador

$$Y_1 = -16,626 + 0,435X_1 + 1,237X_2 + 11,336X_3 + 2,263X_4 - 0,293X_5 + 2,893X_6$$

Função de Fischer para o Mau Pagador

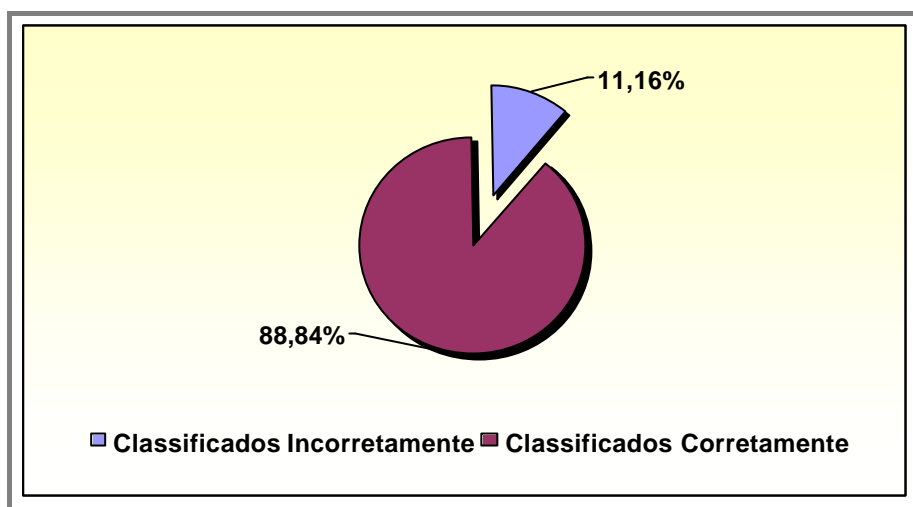
$$Y_2 = -20,121 - 3,198X_1 + 3,577X_2 + 8,392X_3 + 7,528X_4 - 0,759X_5 + 4,111X_6$$

Com base nas funções anteriormente referidas foi possível a obtenção dos percentuais de classificação abaixo relacionados:

Quadro IV.12 – Enquadramento dos Bons Pagamentos

Especificação	Classificação	
	Bom Pagador	(%) sobre o Total
Classificados Incorretamente	48	11,16%
Classificados Corretamente	382	88,84%
Total	430	100,00%

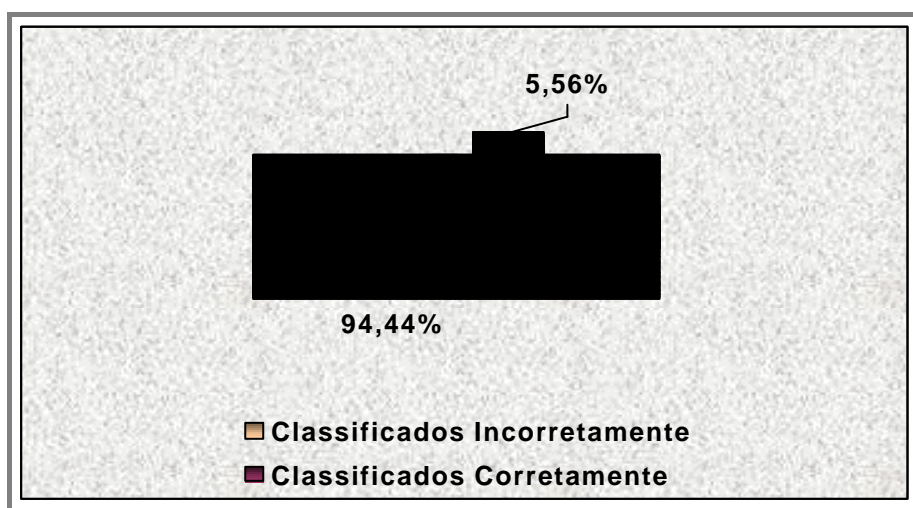
Figura IV.21 – Enquadramento dos Bons Pagamentos



Quadro IV.13 – Enquadramento dos Maus Pagamentos

Especificação	Classificação	
	Bom Pagador	(%) sobre o Total
Enquadrados Equivocadamente	36	5,56%
Enquadrados Corretamente	611	94,44%
Total	647	100,00%

Figura IV.22 – Enquadramento dos Maus Pagamentos



A leitura conjunta dos Quadros IV.12 e IV.13 permite visualizar o que é definido na análise discriminante por *matriz de confusão*, que apresenta em termos percentuais os níveis de acertos e erros cometidos quando da aplicação do modelo definido.

É importante ressaltar, fundamentando-se no modelo utilizado, que o índice de previsibilidade do comportamento de contribuintes encontra-se em torno de 92,2%, possibilita-nos atingir as taxas de erro adiante explicitadas.

Erro Tipo 1

O índice alcançado de 11,16% indica a percentagem média de prováveis contribuintes bons pagadores que poderiam vir a ser enquadrados como maus pagadores de forma correta pelo modelo.

Erro Tipo 2

Utilizando-se o modelo selecionado obteve-se uma taxa média de 5,56% para a classificação incorreta de contribuintes como maus pagadores.

Acerto Total

A taxa média de acertos em torno de 92,2% assinala o potencial do modelo desenvolvido para classificar o número global de contribuintes nos respectivos grupos de bons e maus pagadores.

Deve-se ressaltar que o índice médio de acerto de 92,2% constitui um resultado amplamente satisfatório, uma vez que o atual índice de maus pagadores, entre os contribuintes que recebem a concessão de parcelamentos de débitos, gira em torno de 60,10%.

IV.6 – Caso Prático Utilizando a Função Discriminante Obtida

Com o objetivo de tornar clara a utilização do modelo discriminante ajustado, tomemos um contribuinte hipotético, ora denominado de Contribuinte A. Suponha também que esse dado contribuinte apresentou quando do pedido de parcelamento de débitos, o perfil representado pelo conjunto de variáveis conforme quadro seguinte:

Quadro IV.14 – Perfil do Contribuinte Hipotético

Variável		Contribuinte A
Código	Descrição	
X ₁	Faturamento Médio	R\$12.000,00
X ₂	Capacidade de Pagamento	4,50%
X ₃	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	Não possui
X ₄	Extensão Média	4
X ₅	Número de Parcelamentos	6
X ₆	Núcleo Regional	Capital

Com base no perfil apresentado (vide Quadro IV.14), necessário se faz recodificar as variáveis X_i da maneira que se segue:

- ?? a variável assume $X_1 = 2$, pois o Faturamento Médio encontra-se na faixa 2, conforme Quadro IV.1;
- ?? a variável assume $X_2 = 1$, pois o valor Capacidade de Pagamento encontra-se na faixa 1, conforme Quadro IV.3;
- ?? a variável assume $X_3 = 2$, pois o valor Débitos Inscritos na Divida Ativa encontra-se na faixa 2, conforme Quadro IV.10;
- ?? a variável assume $X_4 = 1$, pois o valor Extensão Média encontra-se na faixa 1, conforme Quadro IV.6;
- ?? a variável assume $X_5 = 6$, pois o valor Número de Parcelamentos encontra-se na faixa 1, conforme Quadro IV.8;
- ?? a variável assume $X_6 = 3$, pois o valor Núcleo Regional encontra-se na faixa 3, conforme Quadro IV.9.

Aplicando os valores das variáveis codificadas nas funções de Fischer obtidas para o Bom e Mau pagador obtém-se:

Escore Médio para o Bom Pagador:

$$Y_1 = 16,626 + 0,435X_1 + 1,237X_2 + 11,336X_3 + 2,263X_4 + 0,293X_5 + 2,893X_6$$

$$Y_1 = 17,377$$

Escore Médio para o Mau Pagador:

$$Y_2 = 20,121 + 3,198X_1 + 3,577X_2 + 8,392X_3 + 7,528X_4 + 0,759X_5 + 4,111X_6$$

$$Y_2 = 9,151$$

Conclusão:

Como $Y_1 > Y_2$, conclui-se que esse contribuinte tem propensão a ser um Mau Pagador.

Capítulo V – Conclusões e Sugestões

V.1 – Conclusões

O mérito e a eficiência das instituições, sejam estas privadas ou públicas, dizem respeito à competência para sobressair-se diante da velocidade dos acontecimentos e da complexidade sistêmica. Assim, torna-se imprescindível às organizações públicas a criação ou redefinição de determinados mecanismos e técnicas de controle, particularmente no que se refere ao recolhimento de tributos.

A partir desta reflexão e buscando compreender o funcionamento das instituições públicas de regime fiscal, optou-se por investigar o parcelamento do ICMS, caso em que o contribuinte recebe autorização para pagar débitos fiscais em parcelas mensais e sucessivas (acrescidas dos valores previstos na Legislação).

Na definição do modelo, decidiu-se pela Análise Discriminante, como instrumento de apoio ao estudo do comportamento das diversas variáveis vinculadas aos contribuintes do ICMS submetidos ao regime de recolhimento vigente. A partir disso, foi possível desenvolver um modelo discriminante capaz de identificar contribuintes com propensão ao pagamento adequado das parcelas acordadas para o parcelamento de tributos devidos. Assim, chegou-se a um percentual de acerto próximo dos 92,20%.

Levando-se em conta que tanto instituições fiscais como contribuintes sofrem alterações, por diversos fatores, é importante reavaliar periodicamente o modelo definido, bem como suas variáveis. A partir dessa reavaliação e do avanço qualitativo e ampliado de informações sobre os contribuintes, certamente será possível melhorar o nível de acerto em relação ao obtido neste trabalho (92,20% de classificação correta), oportunizando, assim, eficiência crescente na avaliação do perfil dos contribuintes do ICMS.

Deve-se aqui ressaltar que os esforços das instituições fiscais precisam concentrar-se na redução dos casos em que contribuintes maus pagadores são classificados como bons pagadores, como também dos casos em que bons pagadores são enquadrados como maus pagadores. Isto certamente traria menos danos ao sistema fiscal.

Considerando-se a hipótese de uma instituição fiscal vir a implementar esse modelo, isso lhe permitiria determinar, num dado período, o conjunto dos contribuintes requerentes do parcelamento de débitos, sabendo-se previamente que o índice médio de acerto será de 92,20%. Assim, a aplicação do modelo aos dados referentes aos

parcelamentos solicitados e concedidos em dado período, resultaria num avanço bastante significativo, em comparação com outros mecanismos de avaliação disponíveis.

Deve-se ressaltar que, por ocasião deste estudo e aplicação do modelo, verificou-se um ganho, em termos absolutos, de aproximadamente R\$ 76.000.000 ao ano. Isto adotando como parâmetro o montante dos parcelamentos concedidos no exercício fiscal de 1999. Já na avaliação da eficácia do modelo, tomando por base os parcelamentos solicitados no período entre 1/1/99 e 31/12/00, observou-se o comportamento dos contribuintes submetidos ao modelo. Constatou-se então que o número de maus pagadores que solicitam e recebem autorização de parcelamentos é expressivamente maior que o de bons pagadores que também conseguem o benefício (647 e 430, nessa ordem), representando os percentuais de 60,10% e 39,90%, respectivamente.

V.2 – Sugestões

Recomenda-se para trabalhos futuros as seguintes ações:

- ?? Aplicar a metodologia em empresas do ramo financeiro tais como factorings e instituições bancárias.
- ?? Aplicar um modelo alternativo de análise estatística como a logística binária para servir de comparação com os resultados obtidos com a análise discriminante e de classificação aplicada no trabalho.

Capítulo VI – Anexo

VI.1. Análise Estatística

VI.1.1 – Faturamento

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Faturamento Médio * Classificação	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Faturamento Médio * Classificação Crosstabulation

Count		Classificação		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Faturamento	Ate 10.000	130	290	420
Médio	De 10.000 a 35.000	100	117	217
	De 35.001 a 100.000	60	190	250
	Acima de 100.000	140	50	190
Total		430	647	1077

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	134,243 ^a	3	,000
Likelihood Ratio	135,252	3	,000
Linear-by-Linear Association	47,726	1	,000
N of Valid Cases	1077		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5.
The minimum expected count is 75,86.

VI.1.2 – Estoque de Documentos

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Estoque de Documentos * Classificação	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Estoque de Documentos * Classificação Crosstabulation

Count

		Classificação		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Estoque de Documentos	Até 1.000	210	306	516
	De 1.001 a 10.000	155	223	378
	De 10.001 a 25.000	30	60	90
	De 25.001 a 50.000	8	17	25
	Acima de 50.001	27	41	68
Total		430	647	1077

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	2,599 ^a	4	,627
Likelihood Ratio	2,652	4	,618
Linear-by-Linear Association	,663	1	,416
N of Valid Cases	1077		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 9,98.

VI.1.3 – Capacidade de Pagamento

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Capacidade de Pagamento * Classificação	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Capacidade de Pagamento * Classificação Crosstabulation

Count

		Classificação		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Capacidade de Pagamento	Até 5%	274	31	305
	Entre 6% e 10%	65	71	136
	Entre 11% e 20%	41	66	107
	Entre 21% e 30%	34	466	500
	Acima de 30%	16	13	29
Total		430	647	1077

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	551,952 ^a	4	,000
Likelihood Ratio	629,492	4	,000
Linear-by-Linear Association	478,420	1	,000
N of Valid Cases	1077		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5.
The minimum expected count is 11,58.

VI.1.4 – Atividade Econômica

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Atividade * Classificação	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Atividade * Classificação Crosstabulation

Count

		Classificação		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Atividade	Comércio Varejista	187	306	493
	Comércio Atacadista	171	223	394
	Transporte/Comunicações	45	77	122
	Outros Serviços	27	41	68
Total		430	647	1077

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	3,273 ^a	3	,351
Likelihood Ratio	3,265	3	,353
Linear-by-Linear Association	,169	1	,681
N of Valid Cases	1077		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5.
The minimum expected count is 27,15.

VI.1.5 – Porte

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Porte * Classificação	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Porte * Classificação Crosstabulation

Count

		Classificação		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Porte	Pequeno	250	425	675
	Médio	95	110	205
	Grande	85	112	197
Total		430	647	1077

VI.1.6 – Extensão

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Extensão Média * Classificação	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	6,719 ^a	2	,035
Likelihood Ratio	6,680	2	,035
Linear-by-Linear Association	4,217	1	,040
N of Valid Cases	1077		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 78,65.

Extensão Média * Classificação Crosstabulation

Count

		Classificação		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Extensão Média	Até 5 parcelas	250	174	424
	Entre 6 e 10 parcelas	130	265	395
	Acima de 10 parcelas	50	208	258
Total		430	647	1077

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	117,572 ^a	2	,000
Likelihood Ratio	120,711	2	,000
Linear-by-Linear Association	113,473	1	,000
N of Valid Cases	1077		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5.
The minimum expected count is 103,01.

VI.1.7 – Obrigações Acessórias**Case Processing Summary**

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Obrigações Acessórias * Classificação	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Obrigações Acessórias * Classificação Crosstabulation

Count

		Classificação		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Obrigações Acessórias	Obrigações em dia	120	23	143
	Entre 1 e 5 atrasos	185	316	501
	Entre 6 e 10 atrasos	35	173	208
	Acima de 10 atrasos	90	135	225
Total		430	647	1077

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	163,525 ^a	3	,000
Likelihood Ratio	171,637	3	,000
Linear-by-Linear Association	50,728	1	,000
N of Valid Cases	1077		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5.
The minimum expected count is 57,09.

VI.1.8 – Número de Parcelamento

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Número de Parcelamentos * Classificação	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Número de Parcelamentos * Classificação Crosstabulation

Count

		Classificação		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Número de Parcelamentos	Um Parcelamento	180	113	293
	Dois Parcelamentos	25	291	316
	Três Parcelamentos	59	72	131
	Quatro Parcelamentos	61	56	117
	Cinco Parcelamentos	65	55	120
	Seis Parcelamentos	40	60	100
Total		430	647	1077

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	210,388 ^a	5	,000
Likelihood Ratio	241,059	5	,000
Linear-by-Linear Association	,807	1	,369
N of Valid Cases	1077		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5.
The minimum expected count is 39,93.

VI.1.9 – Núcleo Regional

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Núcleo Regional * Classificação	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Núcleo Regional * Classificação Crosstabulation

Count

		Classificação		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Núcleo Regional	Capital	256	291	547
	Zona Metropolitana	48	199	247
	Interior	126	157	283
Total		430	647	1077

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	56,519 ^a	2	,000
Likelihood Ratio	60,768	2	,000
Linear-by-Linear Association	3,293	1	,070
N of Valid Cases	1077		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5.
The minimum expected count is 98,62.

VI.1.10 – Débitos Inscritos

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Débitos Inscritos na Dívida Ativa * Classificação	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Débitos Inscritos na Dívida Ativa * Classificação Crosstabulation

Count

		Classificação		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Débitos Inscritos na Dívida Ativa	Possui débito	60	385	445
	Não possui débito	370	262	632
Total		430	647	1077

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Pearson Chi-Square	221,067 ^b	1	,000		
Continuity Correction ^a	219,193	1	,000		
Likelihood Ratio	239,457	1	,000		
Fisher's Exact Test				,000	,000
Linear-by-Linear Association	220,862	1	,000		
N of Valid Cases	1077				

a. Computed only for a 2x2 table

b. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 177,67.

VI.2 – Resultados do Modelo Multivariado

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		1077	100,0
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0	,0
	At least one missing discriminating variable	0	,0
	Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	0	,0
	Total	0	,0
Total		1077	100,0

Group Statistics

Classificação		Valid N (listwise)	
		Unweighted	Weighted
Bom Pagador	Faturamento Médio	430	430,000
	Capacidade de Pagamento	430	430,000
	Porte	430	430,000
	Extensão Média	430	430,000
	Obrigações Acessórias	430	430,000
	Número de Parcelamentos	430	430,000
	Núcleo Regional	430	430,000
	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	430	430,000
	Mau Pagador	Faturamento Médio	647
Capacidade de Pagamento		647	647,000
Porte		647	647,000
Extensão Média		647	647,000
Obrigações Acessórias		647	647,000
Número de Parcelamentos		647	647,000
Núcleo Regional		647	647,000
Débitos Inscritos na Dívida Ativa		647	647,000
Total		Faturamento Médio	1077
	Capacidade de Pagamento	1077	1077,000
	Porte	1077	1077,000
	Extensão Média	1077	1077,000
	Obrigações Acessórias	1077	1077,000
	Número de Parcelamentos	1077	1077,000
	Núcleo Regional	1077	1077,000
	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	1077	1077,000

Variables Entered/Removed^{a,b,c,d}

Step	Entered	Wilks' Lambda							
		Statistic	df1	df2	df3	Exact F			
						Statistic	df1	df2	Sig.
1	Capacidade de Pagamento	,555	1	1	1075,000	860,641	1	1075,000	,000
2	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	,451	2	1	1075,000	654,260	2	1074,000	,000
3	Faturamento Médio	,428	3	1	1075,000	478,132	3	1073,000	,000
4	Extensão Média	,299	4	1	1075,000	629,767	4	1072,000	,000
5	Núcleo Regional	,292	5	1	1075,000	518,343	5	1071,000	,000
6	Número de Parcelamentos	,288	6	1	1075,000	440,268	6	1070,000	,000
7	Obrigações Acessórias	,286	7	1	1075,000	381,714	7	1069,000	,000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

- Maximum number of steps is 16.
- Minimum partial F to enter is 5.
- Maximum partial F to remove is 3.
- F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

Variables in the Analysis

Step		Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
1	Capacidade de Pagamento	1,000	860,641	
2	Capacidade de Pagamento	,979	819,478	,795
	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	,979	249,184	,555
3	Capacidade de Pagamento	,978	773,595	,736
	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	,944	284,273	,541
	Faturamento Médio	,965	57,292	,451
4	Capacidade de Pagamento	,969	574,318	,458
	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	,941	152,959	,341
	Faturamento Médio	,304	491,445	,435
	Extensão Média	,303	464,741	,428
5	Capacidade de Pagamento	,967	572,303	,449
	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	,913	121,613	,326
	Faturamento Médio	,235	479,463	,423
	Extensão Média	,303	465,882	,420
	Núcleo Regional	,519	22,388	,299
6	Capacidade de Pagamento	,940	594,303	,448
	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	,908	125,856	,322
	Faturamento Médio	,214	341,546	,380
	Extensão Média	,297	483,580	,419
	Núcleo Regional	,434	34,991	,298
	Número de Parcelamentos	,345	15,297	,292
7	Capacidade de Pagamento	,750	523,912	,426
	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	,908	126,624	,320
	Faturamento Médio	,206	288,096	,363
	Extensão Média	,294	493,170	,418
	Núcleo Regional	,417	41,017	,297
	Número de Parcelamentos	,340	17,828	,291
	Obrigações Acessórias	,584	9,472	,288

Variables Not in the Analysis

Step		Tolerance	Min. Tolerance	F to Enter	Wilks' Lambda
0	Faturamento Médio	1,000	1,000	49,894	,956
	Capacidade de Pagamento	1,000	1,000	860,641	,555
	Porte	1,000	1,000	4,229	,996
	Extensão Média	1,000	1,000	126,732	,895
	Obrigações Acessórias	1,000	1,000	53,189	,953
	Número de Parcelamentos	1,000	1,000	,807	,999
	Núcleo Regional	1,000	1,000	3,300	,997
	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	1,000	1,000	277,647	,795
1	Faturamento Médio	1,000	1,000	27,904	,541
	Porte	,992	,992	,226	,555
	Extensão Média	,997	,997	93,038	,511
	Obrigações Acessórias	,867	,867	7,489	,552
	Número de Parcelamentos	,995	,995	4,883	,553
	Núcleo Regional	,998	,998	5,611	,552
	Débitos Inscritos na Dívida Ativa	,979	,979	249,184	,451
2	Faturamento Médio	,965	,944	57,292	,428
	Porte	,983	,970	,839	,450
	Extensão Média	,963	,945	37,986	,435
	Obrigações Acessórias	,848	,835	20,974	,442
	Número de Parcelamentos	,942	,926	29,480	,439
	Núcleo Regional	,934	,916	2,253	,450
3	Porte	,548	,537	28,901	,417
	Extensão Média	,303	,303	464,741	,299
	Obrigações Acessórias	,612	,612	,447	,428
	Número de Parcelamentos	,417	,417	,104	,428
	Núcleo Regional	,521	,521	21,287	,420
4	Porte	,480	,266	3,833	,297
	Obrigações Acessórias	,609	,280	3,376	,298
	Número de Parcelamentos	,412	,235	2,901	,298
	Núcleo Regional	,519	,235	22,388	,292
5	Porte	,433	,208	,249	,292
	Obrigações Acessórias	,592	,228	6,953	,291
	Número de Parcelamentos	,345	,214	15,297	,288
6	Porte	,414	,182	1,815	,288
	Obrigações Acessórias	,584	,206	9,472	,286
7	Porte	,392	,168	4,390	,285

Wilks' Lambda

Step	Number of Variables	Lambda	df1	df2	df3	Exact F			
						Statistic	df1	df2	Sig.
1	1	,555	1	1	1075	860,641	1	1075,000	1,405E-22
2	2	,451	2	1	1075	654,260	2	1074,000	,000
3	3	,428	3	1	1075	478,132	3	1073,000	,000
4	4	,299	4	1	1075	629,767	4	1072,000	,000
5	5	,292	5	1	1075	518,343	5	1071,000	,000
6	6	,288	6	1	1075	440,268	6	1070,000	,000
7	7	,286	7	1	1075	381,714	7	1069,000	,000

Pairwise Group Comparisons^{a,b,c,d,e,f,g}

Step	Classificação		Bom Pagador	Mau Pagador
1	Bom Pagador	F Sig.		860,641 ,000
	Mau Pagador	F Sig.	860,641 ,000	
2	Bom Pagador	F Sig.		654,260 ,000
	Mau Pagador	F Sig.	654,260 ,000	
3	Bom Pagador	F Sig.		478,132 ,000
	Mau Pagador	F Sig.	478,132 ,000	
4	Bom Pagador	F Sig.		629,767 ,000
	Mau Pagador	F Sig.	629,767 ,000	
5	Bom Pagador	F Sig.		518,343 ,000
	Mau Pagador	F Sig.	518,343 ,000	
6	Bom Pagador	F Sig.		440,268 ,000
	Mau Pagador	F Sig.	440,268 ,000	
7	Bom Pagador	F Sig.		381,714 ,000
	Mau Pagador	F Sig.	381,714 ,000	

- a. 1, 1075 degrees of freedom for step 1.
 b. 2, 1074 degrees of freedom for step 2.
 c. 3, 1073 degrees of freedom for step 3.
 d. 4, 1072 degrees of freedom for step 4.
 e. 5, 1071 degrees of freedom for step 5.
 f. 6, 1070 degrees of freedom for step 6.
 g. 7, 1069 degrees of freedom for step 7.

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	2,500 ^a	100,0	100,0	,845

- a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,286	1342,192	7	,000

Classification Function Coefficients

	Classificação	
	Bom Pagador	Mau Pagador
Faturamento Médio	,435	-3,198
Capacidade de Pagamento	1,237	3,577
Extensão Média	2,263	7,528
Número de Parcelamentos	-,293	-,759
Núcleo Regional	2,893	4,111
Débitos Inscritos na Dívida Ativa	11,336	8,392
(Constant)	-16,626	-20,121

Fisher's linear discriminant functions

Classification Results^a

			Predicted Group Membership		Total
			Bom Pagador	Mau Pagador	
Original	Count	Classificação	Bom Pagador	Mau Pagador	Total
		Bom Pagador	382	48	
	Mau Pagador	36	611	647	
	%	Bom Pagador	88,8	11,2	100,0
Mau Pagador	5,6	94,4	100,0		

a. 92,2% of original grouped cases correctly classified.

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Classificação * Predicted Group for Analysis 1	1077	100,0%	0	,0%	1077	100,0%

Classificação * Predicted Group for Analysis 1 Crosstabulation

Count

		Predicted Group for Analysis 1		Total
		Bom Pagador	Mau Pagador	
Classificação	Bom Pagador	382	48	430
	Mau Pagador	36	611	647
Total		418	659	1077

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Pearson Chi-Square	754,286 ^b	1	,000		
Continuity Correction ^a	750,783	1	,000		
Likelihood Ratio	859,778	1	,000		
Fisher's Exact Test				,000	,000
Linear-by-Linear Association	753,585	1	,000		
N of Valid Cases	1077				

a. Computed only for a 2x2 table

b. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 166,89.

Capítulo VII – Fontes Bibliográficas

VII.1 – Referências Bibliográficas

- BECKMAN, O. R. *Análise Estatística da Decisão*. São Paulo : Edgard Blücher, 1993.
- BINDER, F. V., *Sistemas de Apoio à Decisão*. São Paulo : Érica, 1994.
- BORGES, J. C., *Obrigações Tributárias – Uma Introdução Metodológica*. São Paulo: Saraiva, 1984.
- BORGES, J. S. M., *O ICMS ao Alcance de Todos*. Rio de Janeiro : Forense, 1995.
- BOURDIEU, Pierre. *Razões Práticas*. Campinas, São Paulo : Papyrus, 1996.
- CONSTITUIÇÃO. *República Federativa do Brasil*. Fortaleza : Banco do Nordeste do Brasil, 1998.
- EHRlich, Pierre J. *Modelagem Quantitativa em Administração: Problemas de Decisão*. São Paulo : EAESP/FGV, 1995.
- FISHER, R.A. *Contributions to Mathematical Statistics*. Wiley, 1950.
- HABERMAS, Jürgen. *Mudança Estrutural da Esfera Pública*. Rio de Janeiro: Tempo Brasileiro, 1984.
- KANITZ, S. C. *Controladoria – Teoria e Estudo de Casos*. São Paulo: Livraria Pioneira Editora, 1976.
- KIM, J.O. et al. *Factor Analysis, SPSS – Statistical Package for the Social Sciences*. McGraw Hill, 1975.
- MARDIA, M. V. et al. *Multivariate Analysis*. Academic Press, 1982.
- MORRISON, D.F. *Multivariate Statistical Methods*. McGraw Hill, 1976.
- OLIVEIRA, D.P.R. *Sistemas de Informações Gerenciais – Estratégicas, Táticas, Operacionais*. São Paulo : Atlas,1992.
- SPRAGUE, Jr. R. H. *Sistema de Apoio à Decisão – Colocando a Teoria em Prática*. Rio de Janeiro, Campus, 1991.
- SILVA, L. G. *Repensando as Organizações de Informática*. São Paulo : Érica, 1994.

VII.2 – Bibliografia

- ANSOFF, I. *A Nova Estratégia Empresarial*. São Paulo : Atlas, 1990.
- BECKMAN, O. R. *Análise Estatística da Decisão*. São Paulo : Edgard Blücher,1993.

- BONDER, F. V. *Sistemas de Apoio à Decisão*. São Paulo : Érica, 1994.
- FLORESTAN, Fernandes. *A Revolução Burguesa no Brasil*. Rio de Janeiro: Zahar Editores, 1975.
- HAMMER, M. e CHAMPY, J. *Reengenharia*. Rio de Janeiro : Campus, 1993.
- HOLANDA, N. *Planejamento e Projetos*. São Paulo : Estrela, 1987.
- MARCO, T. de. *Análise Estruturada e Especificação de Sistema*. Rio de Janeiro : Campus, 1989.
- MELLENDEZ FILHO, R. *Prototipação de Sistemas de Informações*. São Paulo : L.T.C, 1990.
- POPPER, Karl. *A Lógica da Pesquisa Científica*. São Paulo: Editora Cultrix, 1993.
- PRUSAK, L. *Gerenciamento Estratégico da Informação*. Rio de Janeiro : Campus, 1989.
- SANTOS, S.A. *Criação de Empresas de Alta Tecnologia*. São Paulo : Pioneira, 1987.
- SICSU, A. L. *Análise Discriminante*. São Paulo : FGV, 1983.
- SIMON, H. *Comportamento Administrativo: Estudo dos Processos Decisórios nas Organizações Administrativas*. Rio de Janeiro : FGV, 1979.